



Sanoat korxonalarida elektr energiyasi iste'molini monitoring qilish va boshqarishning intellektual tizimlari: sun'iy intellekt va raqamli texnologiyalarni qo'llash

Ikromjon U. Raxmonov

DSc, prof., Toshkent davlat texnika universiteti, Toshkent, 100095, O'zbekiston; ilider1987@yandex.com
<https://orcid.org/0000-0003-2076-5919>

Dolzarbli: uzluksiz va energiya talab qiluvchi ishlab chiqarishga ega sanoat korxonalarida elektr energiyasi iste'moli texnologik rejim bilan chambarchas bog'liq; shu sababli monitoring va boshqaruv o'lchanadigan ma'lumotlarga tayanishi hamda texnologik jarayon cheklovlarini hisobga olishi zarur. Raqamli texnologiyalar – aqlli hisoblagichlar, IoT datchiklari, SCADA, EMS, MES, ERP va raqamli egizaklar – buning texnik asosini yaratadi, sun'iy intellekt usullari esa to'plangan ma'lumotlar asosida prognozlash va boshqaruv qarorlarini shakllantiradi.

Maqsad: maqolada elektr energiyasi iste'molini monitoring qilish, yuklamani prognozlash, samaradorlikni baholash va rejimlarni boshqarishda qo'llaniladigan sun'iy intellekt usullari hamda raqamli texnologiyalar ko'rib chiqiladi, ularning qo'llanish shartlari, erishiladigan samara, cheklovlari va integratsiya muammolari aniqlanadi.

Usullari: taqrizdan o'tgan ilmiy nashrlarning (asosan 2016–2026-yillar) tahliliy sharhi bajarildi; bibliografik yozuvlar Crossref va OpenAlex bazalari bo'yicha, standartlar va qonunchilik hujjatlari esa ISO, IEC va lex.uz rasmiy sahifalari bo'yicha tekshirildi. Usullar monitoring konturidagi vazifasiga ko'ra tasniflandi hamda kirish ma'lumotlari, hal etiladigan masalalar, afzalliklari, cheklovlari, real vaqt rejimida ishlashi va korxona tizimlari bilan integratsiyasi bo'yicha taqqoslanadi.

Natijalar: raqamli monitoringning to'rt qatlamli arxitekturasini va sun'iy intellekt usullarining funksional xaritasi taklif etildi; unda usullar guruhlarini (neyron tarmoqlar, daraxtlar ansambllari, klasterlash, mustahkamlovchi o'qitish, noravshan mantiq, gibrid va fizik qonuniyatlarga asoslangan modellar) ma'lumotlarni qayta ishlash, prognozlash, samaradorlikni baholash va boshqaruv masalalariga moslashtirilgan. Joriy etishdagi asosiy to'siq modellarining o'zi emas, balki birlamchi ma'lumotlarning sifati, o'lchovlarning to'liqligi va yuklamaga ta'sir ko'rsatishning yo'l qo'yiladigan chuqurligi ekanligi ko'rsatildi.

Kalit so'zlar: intellektual monitoring tizimlari, sanoat korxonalarining elektr energiyasi iste'moli, sun'iy intellekt, yuklamani prognozlash, raqamli egizak, energiya menejmenti, elektr energiyasi sifati, kiberxavfsizlik.

For citation: Rakhmonov I.U.

Intelligent Systems for Monitoring and Controlling Electricity Consumption in Industrial Enterprises: Application of Artificial Intelligence and Digital Technologies. Scientific and technical journal of Problems of Energy and Sources Saving, 2026, no. 3, pp. 15-36.

<https://doi.org/10.5281/zenodo.23266031>

Received: 11.01.2026

Revised: 28.01.2026

Accepted: 15.02.2026

Published: 25.09.2026

Copyright: © Ikromjon U. Rakhmonov, 2026. Submitted to Problems of Energy and Sources Saving for possible open access publication under the terms and conditions of the Creative Commons Attribution (CC BY) license (<https://creativecommons.org/licenses/by/4.0/>).

Интеллектуальные системы мониторинга и управления электропотреблением промышленных предприятий: применение искусственного интеллекта и цифровых технологий

Икромжон У. Рахмонов

DSc, проф., Ташкентский государственный технический университет, Ташкент, 100095, Узбекистан; ilider1987@yandex.com <https://orcid.org/0000-0003-2076-5919>

Актуальность: на промышленных предприятиях с непрерывным и энергоёмким производством электропотребление тесно связано с технологическим режимом; поэтому мониторинг и управление должны опираться на измеряемые данные и учитывать технологические ограничения. Цифровые технологии – интеллектуальные счётчики, IoT-датчики, SCADA, EMS, MES, ERP и цифровые двойники – создают техническую основу, а методы искусственного интеллекта формируют прогнозные и управляющие решения на основе накопленных данных.

Цель: рассмотреть методы искусственного интеллекта и цифровые технологии, применяемые для мониторинга электропотребления, прогнозирования нагрузки, оценки эффективности и управления режимами, а также определить условия их применимости, достигаемый эффект, ограничения и проблемы интеграции.

Методы: выполнен аналитический обзор рецензируемых публикаций (преимущественно 2016–2026 гг.); библиографические записи проверены по базам Crossref и OpenAlex, стандарты и законодательные акты – по официальным страницам ISO, IEC и lex.uz. Методы классифицированы по их функции в контуре мониторинга и сопоставлены по входным данным, решаемым задачам, преимуществам, ограничениям, работе в реальном времени и интеграции с системами предприятия.

Результаты: предложены четырёхуровневая архитектура цифрового мониторинга и функциональная карта методов искусственного интеллекта, в которой группы методов (нейронные сети, ансамбли деревьев, кластеризация, обучение с подкреплением, нечёткая логика, гибридные и физически информированные модели) соотнесены с задачами обработки данных, прогнозирования, оценки эффективности и



управления. Показано, что узким местом внедрения являются не столько модели, сколько качество первичных данных, полнота измерений и допустимая глубина воздействия на нагрузку.

Ключевые слова: интеллектуальные системы мониторинга, электропотребление промышленных предприятий, искусственный интеллект, прогнозирование нагрузки, цифровой двойник, энергетический менеджмент, качество электроэнергии, кибербезопасность.

Intelligent Systems for Monitoring and Controlling Electricity Consumption in Industrial Enterprises: Application of Artificial Intelligence and Digital Technologies

Ikromjon U. Rakhmonov

DSc, prof., Tashkent State Technical University, Tashkent, 100095, Uzbekistan; ilider1987@yandex.com
<https://orcid.org/0000-0003-2076-5919>

Relevance: In industrial enterprises with continuous and energy-intensive production, electricity consumption is tightly coupled to the technological regime; therefore, monitoring and management must rely on measurable data and respect process constraints. Digital technologies-smart meters, IoT sensors, SCADA, EMS, MES, ERP and digital twins-provide the technical basis, while artificial intelligence methods derive forecasting and control decisions from accumulated data.

Aim: The paper examines artificial intelligence methods and digital technologies used for consumption monitoring, load forecasting, efficiency assessment and regime control, and identifies the conditions of their applicability, the achievable effect, their limitations and integration problems.

Methods: An analytical review of peer-reviewed publications (mainly 2016–2026) was performed; bibliographic records were verified against Crossref and OpenAlex, standards and legislation against the official ISO, IEC and lex.uz pages. The methods are classified by their function within the monitoring loop and compared by input data, tasks solved, strengths, limitations, real-time operation and integration with enterprise systems.

Results: A four-layer architecture of digital monitoring and a functional map of artificial intelligence methods are proposed, in which method families (neural networks, tree ensembles, clustering, reinforcement learning, fuzzy logic, hybrid and physics-informed models) are matched to data processing, forecasting, efficiency assessment and control tasks. It is shown that the bottleneck of implementation is not so much the models as the quality of primary data, the completeness of measurements and the admissible depth of load impact.

Keywords: intelligent monitoring systems, industrial electricity consumption, artificial intelligence, load forecasting, digital twin, energy management, power quality, cyber security.

1. Введение (Introduction)

Проблема управления электропотреблением промышленного предприятия состоит не в отсутствии данных как таковых, а в разрыве между тремя контурами, которые на большинстве действующих заводов существуют независимо. Первый контур - коммерческий и технический учёт, отвечающий на вопрос «сколько израсходовано». Второй - технологический (АСУ ТП, SCADA, контроль состояния оборудования), отвечающий на вопрос «в каком режиме работает агрегат». Третий - экономический (MES, ERP, система энергетического менеджмента), отвечающий на вопрос «сколько это стоит и сколько должно стоить». Методы искусственного интеллекта не могут работать через этот разрыв: прогноз, построенный только на коммерческом учёте, не знает причин изменения режима, а оптимизация режима, построенная только на технологических данных, не знает структуры тарифа [1, 2].

Для предприятий с непрерывным характером производства проблема усложняется тем, что потребление электроэнергии не является свободной переменной. Metallургические, химические, нефтегазоперерабатывающие и цементные производства работают круглосуточно, а основное оборудование - печи, электролизёры, компрессоры, насосные и вентиляторные агрегаты - допускает лишь ограниченное изменение мощности без потери продукции или нарушения регламента [3, 4]. Поэтому задача снижения затрат на электроэнергию решается внутри области допустимых режимов, границы которой задаются технологией, а не энергетикой.

Научная актуальность определяется фрагментированностью литературы: обзоры управления спросом [5, 6], прогнозирования электропотребления [2, 7, 8, 9], модельно-прогнозирующего управления [10] и обучения с подкреплением [11, 12] рассматривают методы со стороны алгоритма и точности, тогда как для внедрения определяющими являются состав и частота измерений, способ интеграции с SCADA, EMS, MES и ERP, учитываемые в явном виде технологические ограничения и допустимая глубина автоматического воздействия на нагрузку. Обзор, построенный вокруг этих характеристик, пока отсутствует.



Практическая актуальность связана с неравномерностью развития цифровой инфраструктуры: средства коммерческого учёта установлены широко, тогда как технический учёт на уровне агрегатов, архивы с высокой частотой дискретизации, анализаторы качества электроэнергии и связь измерительных данных с производственным расписанием имеются далеко не везде. Кроме того, воздействие на активную нагрузку изменяет электрический режим - уровни напряжения, реактивную мощность, несимметрию, потери - и влияет на работу оборудования, что делает качество электроэнергии составной частью задачи управления [13, 14, 15].

Цель работы - систематически рассмотреть методы и технологии искусственного интеллекта, применяемые для мониторинга электропотребления, прогнозирования нагрузки, оценки эффективности и управления режимами, и определить условия их применимости, достигаемую эффективность, ограничения и проблемы интеграции.

Задачи работы: (1) описать задачи и цифровую архитектуру мониторинга электропотребления с учётом требований к данным; (2) классифицировать методы искусственного интеллекта и машинного обучения по функциям в контуре мониторинга; (3) систематизировать оптимизационные и управляющие методы; (4) сопоставить технологии по работе в реальном времени и интеграции с системами предприятия; (5) выявить проблемы внедрения в непрерывном производстве; (6) сформулировать условия и план внедрения для промышленности Узбекистана; (7) определить научные пробелы и направления дальнейших исследований.

Научный вклад носит аналитический характер и состоит в построении функциональной классификации методов искусственного интеллекта, привязанной к требованиям мониторинга (частота, полнота, задержка, наличие физической модели процесса), в систематизации ограничений внедрения как производных от свойств первичных данных и технологического процесса, а не от свойств алгоритмов, и в формулировании научных пробелов и этапов внедрения для условий Узбекистана. Новые методы не разрабатываются, эксперименты не проводятся; все числовые сведения заимствованы из цитируемых источников, а обобщения являются аналитическим синтезом автора.

2. Методы и материалы (Methods and materials)

Работа представляет собой аналитический обзор литературы и не является систематическим обзором в смысле протоколов PRISMA. Полный протокол поиска не составлялся, количественный учёт найденных и включённых публикаций не велся, и числа, характеризующие результат поиска, не приводятся именно потому, что не были зафиксированы процедурно. Цель работы - сопоставить методы по условиям применимости, а не оценить объём публикационного потока.

Источники поиска: библиографические базы Crossref и OpenAlex (метаданные и идентификаторы DOI), официальные страницы издательств и стандартов ISO и IEC, портал законодательства Республики Узбекистан lex.uz. Поиск выполнялся по сочетаниям терминов, сгруппированным по направлениям: (1) мониторинг и учёт - industrial energy monitoring, smart metering, power quality measurement, industrial IoT sensors; (2) прогнозирование - industrial load forecasting, short-term load forecasting, machine learning load forecasting, probabilistic load forecasting; (3) управление и оптимизация - industrial demand response, model predictive control industrial energy, reinforcement learning industrial control, energy-aware scheduling; (4) цифровые технологии - digital twin industrial energy, edge computing industrial IoT, ISO 50001 energy management, MES ERP energy integration, cyber security SCADA; (5) качество электроэнергии - voltage unbalance induction motor, reactive power forecasting industrial, electric arc furnace voltage flicker, harmonic distortion control.

Критерии включения: рецензируемые журнальные статьи и научные обзоры, монографии, официальные нормативные и стандартизационные документы; тематическое соответствие хотя бы одному направлению; наличие проверяемого идентификатора DOI либо официального адреса; период публикации преимущественно 2016–2026 гг. Классические работы, определившие методологический аппарат, включены как теоретическая основа независимо от года публикации [16, 17, 18].

Критерии исключения: публикации без проверяемого идентификатора или официального адреса; материалы рекламного характера без описания метода; работы, где задача решается только для бытового или коммерческого сектора без переносимых на промышленность выводов; публикации без сведений о требованиях к данным, ограничениях или качестве электроэнергии; источники, данные которых не удалось подтвердить. Описания всех включённых источников проверены по записям Crossref (или OpenAlex) с контролем названия, авторов, журнала, года, тома и страниц.

Отбор выполнялся с приоритетом работ, в которых явно указан хотя бы один элемент: состав и частота измерений; технологическое ограничение (допустимая мощность, скорость изменения нагрузки, допустимость остановки агрегата); способ учёта надёжности или показате-



лей качества; способ интеграции с системами предприятия. Это позволило сопоставлять методы не по декларируемой точности, а по условиям применимости в непрерывном производстве.

Классификация и сопоставление проводились по единой схеме: функция метода в контуре мониторинга; горизонт; регулируемая величина; состав входных данных; учитываемые технологические ограничения; способ учёта качества электроэнергии и надёжности; работа в реальном времени; интеграция с SCADA, EMS, MES и ERP; преимущества; ограничения и риски; пригодность для непрерывного производства; условия внедрения. Результаты сведены в таблицы 1–3 и на рисунки 1–4.

Отраслевые примеры (металлургия, химия и нефтегазопереработка, цементное производство) приводятся только там, где соответствующие технологические особенности подтверждаются цитируемыми источниками. Вопросы, по которым подтверждённых первичных данных найти не удалось (национальная статистика электропотребления, удельные нормы расхода, экономические показатели проектов цифровизации, количественные результаты поиска), не рассматриваются как установленные факты и вынесены в раздел научных пробелов.

3. Результаты и обсуждение (Results and discussion)

Задачи и цифровая архитектура мониторинга электропотребления

Постановка задач мониторинга

Мониторинг электропотребления не сводится к измерению расхода электроэнергии. Анализ литературы позволяет выделить шесть классов задач, которые должны решаться совместно и на согласованных данных: измерение и первичная обработка; расчёт и нормирование показателей; прогнозирование; оценка эффективности и выявление аномалий; выбор и оптимизация режимов; формирование управляющих воздействий и контроль результата. Каждая задача имеет собственный горизонт времени и требования к данным, и именно несовпадение горизонтов является одной из главных причин того, что результаты прогнозирования не доходят до уровня управления [2, 10].

Первая задача - измерение - определяет всё остальное. Различие между коммерческим и техническим учётом принципиально: коммерческий учёт ведётся на границе балансовой принадлежности с интервалом, достаточным для расчётов, тогда как для прогнозирования и управления требуются измерения внутри предприятия. Неинтрузивное разложение нагрузки (non-intrusive load monitoring) позволяет оценивать вклад отдельных электроприёмников по измерениям на вводе, в том числе при низкой частоте опроса счётчиков [19]. Это важно для действующих производств, где установка счётчиков на каждый агрегат затруднена или неоправдана. Ограничение: точность разложения зависит от частоты дискретизации, однородности парка оборудования и полноты обучающей выборки, поэтому такие оценки пригодны для аналитики и выявления аномалий, но не как основание для прецизионного нормирования без проверки на объекте [19].

Измерительный уровень: счётчики, датчики, анализаторы

Измерительный уровень образуют умные и многотарифные счётчики с интерфейсами связи, датчики тока и напряжения на присоединениях, датчики интернета вещей (температура, вибрация, давление, расход), анализаторы качества электроэнергии и штатные средства АСУ ТП. Методы измерения показателей качества установлены стандартом IEC 61000-4-30 [20], а уровни совместимости по низкочастотным кондуктивным помехам в промышленных распределительных системах - стандартом IEC 61000-2-4 [21]. Сопоставления по несимметрии, гармоникам и колебаниям напряжения должны опираться на измерения соответствующего класса; конкретные числовые нормы здесь не приводятся, поскольку устанавливаются действующими редакциями стандартов.

Уровень сбора и обработки: edge, сеть, облако

Второй уровень архитектуры - передача, хранение и предварительная обработка данных. Обзор [22] показывает, что перенос части вычислений на периферию (edge intelligence) сокращает объём передаваемых данных, уменьшает задержку и повышает устойчивость системы при перерывах связи, обеспечивая работу локальных моделей на объекте. Для предприятия это означает, что фильтрация, агрегация, первичная валидация и простейшие модели (например, обнаружение выхода параметра за допустимые границы) должны выполняться на уровне цеха или агрегата.

Центральный уровень (сервер предприятия или облако) решает задачи, недоступные на периферии: обучение моделей на длинных архивах, сопоставление данных разных цехов, ведение цифрового двойника, расчёт балансов, интеграция с MES и ERP. Разделение функций между периферийным и центральным уровнями - проектное решение, определяющее свойства всей системы [22]; хотя источник относится к вычислительной архитектуре в целом, этот принцип применим и к системам мониторинга электропотребления. Для непрерывных производств ре-

жим «только облако» создаёт зависимость критических функций от внешних каналов связи, поэтому функции управления дублируются локально, а облако используется для планирования и обучения моделей.

Прикладной уровень: EMS, MES, ERP и цифровой двойник

Третий уровень - прикладные системы. Система энергетического менеджмента (EMS) аккумулирует режимные данные, балансы, показатели энергетической эффективности и базовые линии; требования к ней и к оценке результативности установлены стандартами ISO 50001 [23] и ISO 50006 [24]. Обзор [25] показывает, что применение такой системы связано с организационными изменениями и не сводится к установке приборов учёта; это существенно для проектов цифровизации, где техническая часть выполняется, а регламенты работы с данными - нет.

MES и ERP дают то, чего обычно не хватает энергетическим моделям: производственную программу, размер партии, номенклатуру продукции, длительность операций, простои. Без этих данных невозможно корректное нормирование удельных расходов и построение прогноза, объяснимого для технолога: изменение потребления из-за смены номенклатуры будет ошибочно отнесено моделью к «изменению режима» [26]. Цифровой двойник замыкает цепочку: он позволяет проверить управляющее решение на модели процесса до реализации на объекте - подход, применяемый в задачах технического обслуживания и производства [27], энергетической оптимизации установок [28] и динамического перепланирования производства [29].

Качество электроэнергии и особенности энергоёмких нагрузок

Мониторинг качества электроэнергии не является дополнением к мониторингу потребления: между ними существует двусторонняя связь. Несимметрия питающего напряжения вызывает вибрацию асинхронных двигателей и является фактором ускоренного износа, что подтверждено экспериментально [13]; для двигательных систем с частотным регулированием установлена необходимость снижения допустимой нагрузки при несимметрии источника [14]. Реактивная мощность промышленного потребителя прогнозируема на краткосрочном горизонте [30], а средства её компенсации влияют на устойчивость напряжения, поэтому компенсацию следует рассматривать совместно с управлением активной нагрузкой [15]. Возможность одновременного учёта нескольких показателей качества показана в [31].

Особое место занимают электросталеплавильные производства. Дуговая печь является источником колебаний напряжения и искажений, распространяющихся в питающую сеть: моделирование трёхфазной печи применяется для оценки фликера [32], а идентификация параметров модели печи методами машинного обучения позволяет воспроизводить эти процессы [33]. Энергетические характеристики плавки связаны с электрическим режимом и оптимизируются при заданном уровне мощности [34]; энергетическая эффективность процесса поддается моделированию [3]. Переменность нагрузки печи создаёт возможности для кратковременного регулирования, но усложняет прогнозирование по сравнению с установившимся режимом и ухудшает условия работы средств измерений.

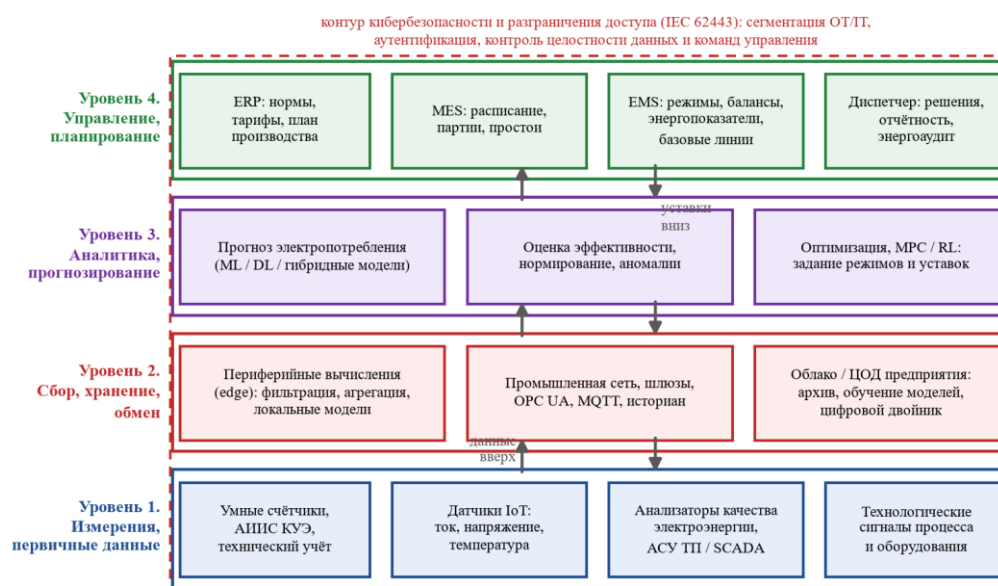


Рис. 1. Четырёхуровневая цифровая архитектура мониторинга электропотребления промышленного предприятия: измерения, сбор и обработка данных, аналитика и прогнозирование, управление и планирование (составлено автором)

Fig. 1. Four-layer digital architecture of industrial electricity consumption monitoring: measurements, data acquisition and processing, analytics and forecasting, management and planning (compiled by the

author)

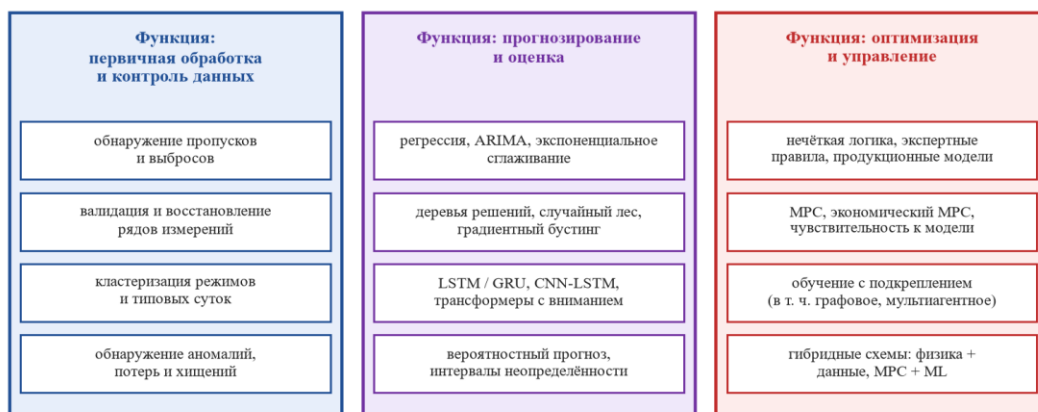
Организационная рамка

Наконец, архитектура мониторинга включает организационный контур: распределение ответственности за данные между службами КИПиА, АСУ ТП, энергетики и ИТ, регламенты поверки, порядок ведения базовых линий, процедуры реагирования на аномалии. Проекты, ограничившиеся технической частью, не дают устойчивого эффекта: без регламентов данные деградируют (меняются конфигурации, теряются исторические ряды, меняются форматы), а модели на устаревших данных дают систематические ошибки [1, 25]. На рисунке 1 представлена итоговая четырёхуровневая архитектура мониторинга; состав задач мониторинга и соответствующие им данные и системы приведены далее в таблицах 2 и 3.

Методы искусственного интеллекта для анализа и прогнозирования электропотребления

Классификация методов по функциям, а не по алгоритмам

Значительная часть публикаций организована по принципу «алгоритм - результат»: рассматривается конкретная модель и достигнутая на некотором наборе данных точность. Для практики это малоинформативно, поскольку одинаковые алгоритмы применяются к разным задачам, а разные алгоритмы конкурируют в одной задаче. Поэтому ниже методы классифицируются по функции в контуре мониторинга: первичная обработка и контроль данных; прогнозирование и оценка; оптимизация и управление. Карта методов приведена на рисунке 2, сопоставление семейств - в таблице 1.



все семейства методов используют один и тот же поток данных измерений, но предъявляют разные требования к его частоте, полноте, задержке и к наличию физической модели процесса

Рис. 2. Функциональная карта методов искусственного интеллекта в контуре мониторинга и управления электропотреблением: первичная обработка данных, прогнозирование и оценка, оптимизация и управление (составлено автором)

Fig. 2. Functional map of artificial intelligence methods within the electricity consumption monitoring and control loop: primary data processing, forecasting and assessment, optimisation and control (compiled by the author)

Первичная обработка данных: восстановление рядов, кластеризация, аномалии

Первая функция - подготовка данных. Реальные архивы промышленных измерений содержат пропуски, выбросы, сдвиги времени, дубликаты и участки, где счётчик работал, но связь отсутствовала. Прежде чем применять модель прогнозирования, необходимо восстановить ряды, обработать выбросы и разметить технологические события. Для этого применяются регрессия и интерполяция, авторегрессионные модели для коротких пропусков и кластеризация профилей нагрузки.

Кластеризация решает задачу, недоступную прогнозным моделям: выделение однородных режимов работы. Разделение архива на кластеры (по форме суточного профиля, уровню загрузки, сочетанию признаков) позволяет строить отдельные прогнозные модели для каждого режима и корректно формировать базовые линии энергетической результативности. Вторая задача связана с требованиями ISO 50006 [24], где оценка результативности предполагает сопоставление с базовой линией при нормализации по значимым переменным.

Обнаружение аномалий имеет два приложения: контроль достоверности данных (резкое изменение характера ряда может означать неисправность счётчика или трансформатора тока) и выявление потерь и несанкционированного потребления. Классические работы показывают применимость деревьев решений, метода опорных векторов и их комбинаций к обнаружению хищений по данным учёта [35], современные исследования развивают направление в сторону гибридных глубоких моделей [36]. Ограничение существенно: модели, обученные на бытовых



данных, не переносятся на промышленный объект, где «аномальным» может оказаться допустимый технологический режим. Такие модели требуют настройки на конкретный объект и участия технолога в интерпретации.

Прогнозирование: от статистических моделей к глубокому обучению

Прогнозирование электропотребления - центральная задача: от него зависят нормирование, планирование режимов и участие в управлении спросом. Обзор [2] показывает, что для принятия решений важна не только точечная оценка, но и распределение вероятностей, поскольку ошибка прогноза определяет требуемый резерв мощности. Следствие: прогноз без оценки неопределённости не может корректно использоваться в оптимизационной задаче, где ограничение по надёжности задаётся вероятностно.

Статистические и регрессионные методы. Классические исследования сравнивают одномерные методы прогнозирования суточного профиля нагрузки - экспоненциальное сглаживание, авторегрессионные модели с сезонными компонентами - и показывают, что без сложных дополнительных признаков они обеспечивают приемлемую точность на коротких горизонтах и обладают важным преимуществом: прозрачностью и малой потребностью в данных [37]. Модели класса ARIMA применялись и к промышленному электропотреблению: в [38] показана применимость модели проинтегрированного скользящего среднего. Сильная сторона семейства - интерпретируемость и устойчивость на коротких рядах, слабая - неспособность учитывать разнородные внешние факторы (программа, состояние оборудования, погода) без расширения модели.

Ансамбли деревьев и регрессионные модели машинного обучения. Деревья решений (случайный лес, градиентный бустинг) широко применяются в прогнозировании энергопотребления: они допускают включение разнородных признаков - технологических, календарных, метеорологических - и выявляют нелинейные зависимости. Обзоры методов, основанных на данных, показывают, что основной практический эффект даёт сочетание регрессионных и ансамблевых моделей с корректным набором признаков [7, 9]. Ограничения связаны с чувствительностью к разметке признаков и необходимостью переобучения при изменении режима или номенклатуры продукции.

Нейронные сети и глубокое обучение. Рекуррентные архитектуры (LSTM, GRU) и их свёрточно-рекуррентные комбинации стали стандартом краткосрочного прогнозирования нагрузки благодаря способности удерживать длинную временную зависимость. Исследование [39] подтверждает работоспособность глубокого обучения для краткосрочного прогнозирования нагрузки в промышленной постановке, а не только на данных энергосистем. Архитектуры с механизмом внимания, в частности Temporal Fusion Transformer, обеспечивают прогнозирование на нескольких горизонтах и атрибуцию признаков, что важно для объяснения прогноза персоналу [40].

Существенная оговорка: сравнение глубоких моделей с классическими по опубликованным значениям точности некорректно - результаты получены на разных наборах данных, при разных горизонтах и наборах признаков. Единый промышленный бенчмарк отсутствует, поэтому выбрать модель по публикациям невозможно. Именно поэтому числовые показатели точности моделей в настоящей работе не сопоставляются.

Гибридные и физически информированные модели. Наиболее перспективное направление для непрерывных производств - включение физических закономерностей в структуру модели или функцию потерь. Работа [18] показала, что нейронная сеть, обучаемая с учётом дифференциальных уравнений процесса, решает прямые и обратные задачи; в энергетике это позволяет строить модели, не противоречащие законам сохранения и лучше экстраполирующие за пределы обучающей выборки. Исследование [41] демонстрирует применение нейронной сети, направляемой законом сохранения, для оптимизации энергетической эффективности промышленных процессов.

Объяснимость моделей. Для промышленного применения существенно не только качество прогноза, но и возможность объяснить его персоналу. В исследовании [42] методы интерпретации (на основе аддитивных объяснений Шепли) применены к модели, прогнозирующей расход электроэнергии дуговой печью, и показано, что объяснения могут быть проверены на соответствие металлургическому опыту. Это принципиальный результат: объяснимость достигается не только выбором простой модели, но и применением инструментов интерпретации к сложной; архитектуры с механизмом внимания дают встроенный канал объяснения [40].

Прогнозирование реактивной мощности и качества электроэнергии

Промышленное электропотребление нельзя адекватно описать только активной мощностью. Краткосрочное прогнозирование реактивной мощности промышленного потребителя реализуемо и необходимо для планирования режимов и компенсации [30]. Следовательно, прогнозный контур должен включать две взаимосвязанные модели - активной и реактивной мощности, - поскольку компенсация изменяет режим напряжения и влияет на потери [15]. Для ду-



говых печей характерны колебания мощности, вызывающие фликер, а моделирование печи и идентификация её параметров позволяют воспроизводить эти процессы [32, 33]. Для электро-стале-плавильных производств прогноз нагрузки принципиально вероятностен, поэтому точечный прогноз для управления ограничен.

Ограничения методов прогнозирования применительно к непрерывному производству

Анализ литературы позволяет сформулировать четыре ограничения, не зависящие от архитектуры модели.

Первое: прогноз не может быть лучше данных. Если интервал измерений превышает характерное время изменения режима либо отсутствует разметка технологических событий, модель будет систематически ошибаться на участках пусков, остановок и переходных процессов, которые для непрерывного производства наиболее энергоёмки.

Второе: изменение режима работы предприятия (новая номенклатура, состав агрегатов, экономия сырья) приводит к сдвигу распределения данных и требует переобучения модели. Периодическое переобучение и контроль ошибки на скользящем окне - обязательный элемент.

Третье: большинство моделей прогнозируют потребление как таковое, тогда как для нормирования и управления требуется прогноз при заданной производственной программе. Модели без производственных переменных не разделяют вклад «сколько нужно по технологии» и «сколько потеряно из-за неэффективности».

Четвёртое: прогнозирование без оценки неопределённости не может использоваться в ограничениях по надёжности. Вероятностный прогноз [2] - не «продвинутый вариант» точечного, а другой по назначению инструмент.

Методы оптимизации и управления на основе данных мониторинга

Иерархия контуров управления

Управление электропотреблением реализуется иерархией контуров, различающихся горизонтом и допустимой глубиной воздействия. Нижний уровень образуют быстродействующие контуры регулирования агрегатов (приводы, регуляторы температуры, стабилизация электрического режима печей): они не относятся к энергоменеджменту, но определяют, какие уставки достижимы. Средний уровень - оптимизация режима (распределение нагрузки, выбор состава оборудования, компенсация реактивной мощности) с горизонтом от десятков минут до суток. Верхний уровень - планирование и нормирование с горизонтом от суток до года, где решения принимаются не в реальном времени. Методы искусственного интеллекта имеют разную зрелость на этих уровнях: для нормирования и прогнозирования они применяются широко, для оптимизации режима - ограниченно, для прямого управления - экспериментально. Это следствие требований к гарантиям выполнения ограничений, которые в непрерывном производстве выше, чем в большинстве других применений.

Правила, нечёткая логика и экспертные системы

Наиболее распространённый класс методов - производственные правила вида «если событие, то действие»: отключение неответственных потребителей при превышении лимита мощности, переключение насосных агрегатов по уровню в резервуаре, изменение уставок при тарифном переходе. Их сила - предсказуемость и простота верификации: каждое действие может быть проверено технологом, а поведение системы объяснимо. Слабость - отсутствие оптимизации: правила воспроизводят заранее выбранный режим, а не находят наилучший.

Нечёткая логика занимает промежуточное положение: она позволяет описывать решения в терминах, близких к экспертным («нагрузка высокая», «риск нарушения режима умеренный»), и формально обрабатывать неопределённость границ. Такие системы применяются там, где границы допустимых режимов не имеют точного числового выражения либо определяются опытом. Нечёткие и экспертные методы не конкурируют с оптимизационными и обучающимися, а дополняют их, обеспечивая допустимое поведение там, где формальная модель отсутствует. Существенное ограничение - сложность верификации при росте числа правил: система из десятков взаимосвязанных правил становится не менее непрозрачной, чем нейронная сеть.

Модельно-прогнозирующее управление

Модельно-прогнозирующее управление (МРС) - основной подход, позволяющий учитывать технологические ограничения в явном виде. Обзор [10] систематизирует теорию и практику МРС для энергетических систем и рассматривает построение модели, выбор горизонта, учёт возмущений и вычислительную реализуемость; эти положения переносимы на промышленные объекты, поскольку структура задачи совпадает: минимизировать затраты на горизонте прогноза при ограничениях на переменные состояния и управления. Применение экономического МРС к энергоёмкому процессу показано в [43], где улучшение достигается за счёт прогноза цен и ограничений процесса, а иерархическая схема МРС для крупного промышленного процесса предложена в [44].

Ключевое преимущество МРС состоит в том, что ограничения (минимальная и максималь-

ная мощность, скорость изменения нагрузки, требования к параметрам продукции, резерв мощности) входят в постановку задачи, а не проверяются после решения. Ограничения метода также принципиальны: качество управления определяется качеством модели; вычислительная нагрузка растёт с числом переменных и длиной горизонта; при неопределённости модели необходимы робастные постановки; MPC требует прогноза нагрузки и цен, то есть зависит от качества прогнозного контура.

Обучение с подкреплением

Обучение с подкреплением (RL) не требует явной модели объекта: агент обучается стратегии, взаимодействуя со средой. Обзор [11] систематизирует алгоритмы и способы моделирования среды применительно к управлению спросом, а работа [12] формулирует возможности и проблемы RL, среди которых центральное место занимают безопасность обучения и перенос стратегии между объектами. Обучение «на реальном объекте» в непрерывном производстве неприемлемо: исследовательский режим может привести к нарушению регламента или повреждению оборудования. Обходной путь - обучение на цифровом двойнике с верификацией; применимость двойника подтверждается исследованиями по энергетической оптимизации установок [28] и динамическому перепланированию производства [29]. Развитие метода показано в [45], где графовое обучение с подкреплением применяется к гибкому планированию производства в условиях управления спросом.

Аналитическая оценка: RL обладает наибольшим потенциалом там, где модель процесса неизвестна или слишком сложна, но одновременно несёт наибольшие риски. Для непрерывного производства реалистичный сценарий - не прямое управление нагрузкой, а формирование рекомендаций диспетчеру и оптимизация уставок в пределах, проверенных на модели.

Оптимизационные задачи с ограничениями и учётом нескольких критериев

Наиболее применимый на практике класс методов - задачи математической оптимизации с ограничениями: распределение нагрузки между агрегатами, выбор состава оборудования, планирование потребления с учётом тарифов и расписания. Исследование [46] показывает, что задача энергосберегающего планирования имеет два конфликтующих критерия - стоимость электроэнергии и планово-предупредительное обслуживание, обеспечивающее непрерывность производства. Работа [26] представляет модель минимизации расходов электроэнергии предприятиями с непрерывным производством. Учёт накопителей (например, аккумуляторов пара) в связанной электроэнергетической и тепловой системе расширяет допустимую область режимов, но не снимает ограничений по скорости изменения нагрузки [4]. Смещение нагрузки на основе собственной генерации улучшает энергетические, экономические и экологические показатели предприятия, однако требует дополнительного оборудования, то есть является инвестиционным решением [47].

Существенное методологическое замечание: у задач этого класса, как правило, нет единственного оптимума, а есть множество недоминируемых решений. Для непрерывного производства выбор между экономией затрат и снижением риска для оборудования не может быть сделан алгоритмом автоматически; роль методов оптимизации - предъявить этот выбор в явном виде лицу, принимающему решение.

Связка прогнозирования и управления

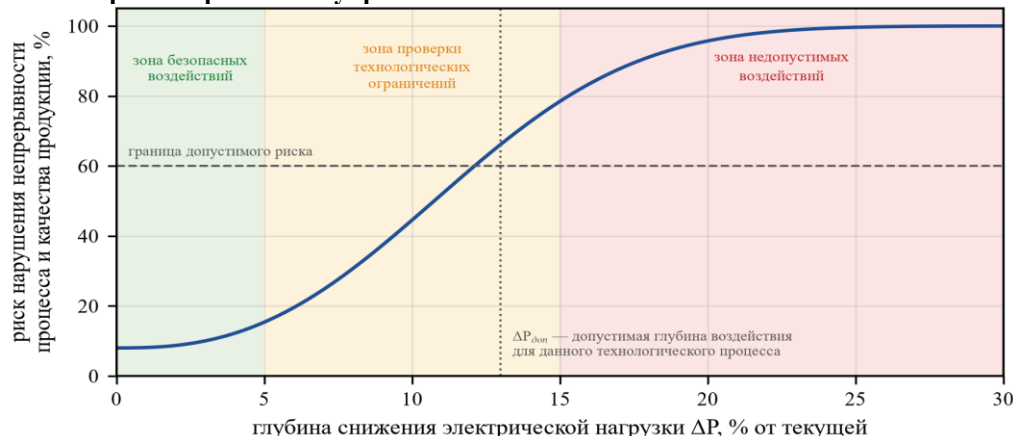


Рис. 3. Качественная схема допустимой глубины управляющего воздействия на электрическую нагрузку непрерывного производства (составлено автором; числовые значения не приводятся)

Fig. 3. Qualitative scheme of the admissible depth of control action on the electric load of continuous production (compiled by the author; no numerical values are given)

Сравнение применяемых технологий

Критерии и логика сопоставления

Сопоставление выполнено по единой схеме: входные данные, решаемые задачи, сильные



стороны, ограничения и риски, работа в реальном времени, интеграция с системами предприятия и пригодность для непрерывного производства. Такой набор критериев определяет решение о внедрении.

В таблице 1 сопоставлены семейства методов искусственного интеллекта, в таблице 2 - цифровые технологии и системы, в таблице 3 - работа в реальном времени и пригодность для непрерывного производства.

Сопоставление семейств методов искусственного интеллекта

Таблица 1. Сопоставление семейств методов искусственного интеллекта и машинного обучения, применяемых для анализа и прогнозирования электропотребления

Table 1. Comparison of artificial intelligence and machine learning method families used for analysing and forecasting electricity consumption

Семейство методов	Входные данные	Решаемые задачи	Сильные стороны	Ограничения и риски
Кластеризация (к-средних, иерархическая, плотностная)	архив профилей нагрузок, технологические признаки	выделение типовых режимов и суток, базовые линии, предобработка	не требует целевой переменной, устойчива к шуму при нормировке	число кластеров задаётся субъективно; прогноз за не даёт
Регрессия и авторегрессионные модели (ARIMA, сглаживание)	одномерный ряд с фиксированным шагом	краткосрочный прогноз активной и реактивной мощности, нормирование	интерпретируемость, малая потребность в данных, быстрая настройка	слабо учитывают внешние факторы и смену режима; чувствительны к пропускам
Ансамбли деревьев (случайный лес, бустинг)	ряд измерений и разнородные признаки	прогнозирование, классификация режимов, обнаружение аномалий	работа с разнородными признаками, нелинейности, устойчивость к выбросам	требуют разметки признаков и переобучения при смене режима
Нейронные сети и глубокое обучение (LSTM, GRU)	длинные многомерные ряды с фиксированным шагом	краткосрочное и среднесрочное прогнозирование нагрузок	удержание длинных зависимостей, многомерные входы	нужны большие архивы; непрозрачны; чувствительны к сдвигу распределения
Архитектуры с вниманием (трансформеры)	многомерные ряды и экзогенные признаки	прогноз на нескольких горизонтах, атрибуция признаков	многоуровневый прогноз, встроенная объяснимость	высокая вычислительная стоимость, требовательность к данным
Вероятностные и интервальные модели	ряды измерений, статистика ошибок	прогноз с оценкой неопределённости для резервирования	позволяют формально учитывать риск и резерв	сложнее в настройке; требуют содержательной валидации
Нечёткая логика и экспертные системы	экспертные правила, границы режимов, измерения	поддержка решений при неполной модели	близость к опыту эксплуатации, допустимое поведение без модели	сложность верификации при росте числа правил; нет оптимизации
Обучение с подкреплением	среда или цифровой двойник, функция вознаграждения	поиск стратегии управления, оптимизация уставок	не требует явной модели объекта, учитывает длительные последствия	риск при обучении на объекте; нет гарантий выполнения ограничений
Гибридные и физически информированные модели	измерения плюс уравнения и законы сохранения	прогнозирование и оптимизация с физическими ограничениями	лучшая экстраполяция, согласованность с физикой процесса	нужна формализация модели процесса; сложнее в сопровождении

Таблица 2. Сопоставление цифровых технологий и систем мониторинга и управления электропотреблением: назначение, сильные стороны, ограничения и интеграция

Table 2. Comparison of digital technologies and systems for electricity consumption monitoring and control: purpose, strengths, limitations and integration

Технология или система	Назначение	Сильные стороны	Ограничения	Интеграция
Умные счётчики и АИИС КУЭ	коммерческий и технический учёт, профили мощности	массовость, стандартные интерфейсы, основа аналитики	ограниченная частота, нет привязки к событиям	база учёта, EMS, ERP
Датчики интернета вещей	контроль режимов и состояния оборудования	высокая частота, установка на действующем оборудовании	нужны питание, связь, обслуживание, синхронизация времени	шлюзы, историк, SCADA
Анализаторы качества электроэнергии	несимметрия, гармоники, колебания напряжения (IEC 61000-4-30)	корректная оценка качества, связь режима и качества	стоимость, аттестованные методики и поверка	отчёты, EMS
SCADA и АСУ ТП	оперативное управление, телеметрия, сигнализация	реальное время, регламенты, надёжность	слабая аналитика, ограниченная история	источник данных для EMS, приём уставок
EMS (ISO 50001, ISO 50006)	показатели эффективности, базовые линии, балансы	связывает технические данные с управленческими решениями	зависит от полноты измерений и дисциплины	узел обмена с учётом, MES, ERP
MES	расписание, партии, простои, объёмы выпуска	даёт моделям технологический контекст	не хранит электрические параметры	источник значимых переменных



Технология или система	Назначение	Сильные стороны	Ограничения	Интеграция
ERP	нормы, тарифы, затраты, план производства	экономическая рамка решений	низкая частота данных, инерционность	верхний уровень планирования
Периферийные вычисления (edge)	фильтрация, агрегация, локальные модели	малая задержка, меньше трафика, автономность	ограниченные ресурсы, нуждаются в сопровождении	слой перед центральной аналитикой
Облако и сервер предприятия	обучение моделей, архив, цифровой двойник	масштабируемость, централизованное сопровождение	зависимость от каналов связи, защита данных	сервисный слой для EMS, MES, ERP
Цифровой двойник	проверка решений и оценка последствий	безопасная проверка решений до реализации	стоимость построения и актуализации модели	связывает модель, измерения и управление
Средства кибербезопасности	защита данных и команд управления	достоверность данных, недопущение внешнего управления	организационные издержки	сквозной контур всех уровней

Работа в реальном времени и пригодность для непрерывного производства

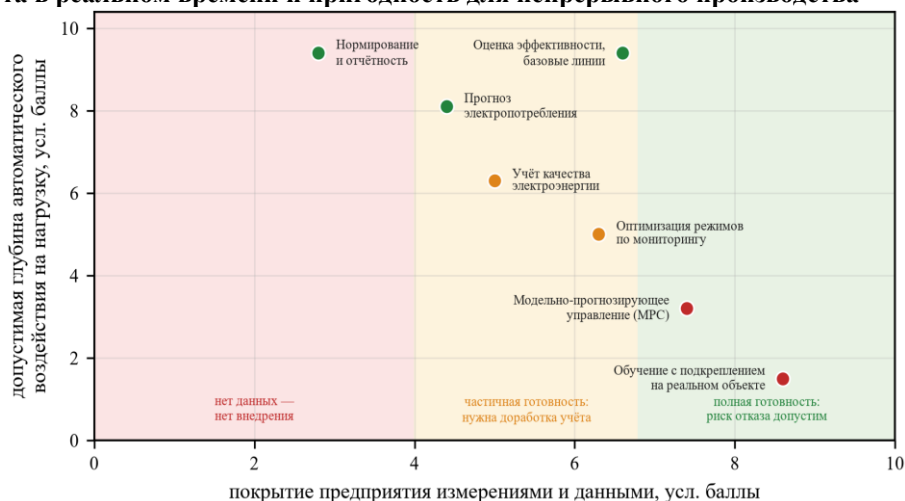


Рис. 4. Качественная матрица готовности технологий мониторинга и управления электропотреблением: покрытие предприятия измерениями и данными и допустимая глубина автоматического воздействия на нагрузку (составлено автором; оценки условные)

Fig. 4. Qualitative readiness matrix of electricity consumption monitoring and control technologies: measurement and data coverage versus admissible depth of automatic load impact (compiled by the author; scores are conventional)

Таблица 3. Работа в реальном времени, требования к данным и пригодность технологий для непрерывного и энергоёмкого производства

Table 3. Real-time operation, data requirements and suitability of technologies for continuous and energy-intensive production

Технология или метод	Время реакции	Минимально необходимые данные	Допустимая глубина автоматического воздействия и пригодность
Учёт и отчётность (АИИС КУЭ, ERP)	сутки и более	профили мощности, объёмы выпуска	не воздействует; применимо везде
Нормирование и оценка эффективности	месяц, год	показатели эффективности и значимые переменные	не воздействует; нужна нормализация по технологии
Краткосрочное прогнозирование нагрузки	часы - сутки	ряды с фиксированным шагом и программа	не воздействует; качество ограничено данными
Прогнозирование реактивной мощности	часы - сутки	активная и реактивная мощность, напряжение	не воздействует; нужны измерения реактивной мощности
Оптимизация режима с ограничениями	минуты - часы	модель процесса, ограничения и тарифы	средняя, в пределах регламента
Модельно-прогнозирующее управление	секунды - минуты	модель процесса, прогноз нагрузки и цен	ограниченная; требуется верификация модели
Адаптивное управление оборудованием	секунды	обратные связи, состояние агрегатов	ограниченная регламентом; в основном для вспомогательного оборудования
Обучение с подкреплением	зависит от обучения	среда или цифровой двойник, вознаграждение	ограниченно; обучение на объекте недопустимо

Примечание. Обобщение и оценки принадлежат автору и носят качественный характер; они



не являются результатом измерений или экспериментов и должны уточняться при проектировании конкретной системы.

Проблемы внедрения в непрерывном и энергоёмком производстве

Качество данных и полнота измерений

Практический вывод: инвестиции в качество измерений и ведение метаданных (паспорта точек учёта, схемы, журналы изменений) дают больший прирост качества решений, чем переход к более сложной модели на тех же данных. Это принцип приоритета данных: если измерения не отражают режим с необходимой частотой и полнотой, никакая модель не компенсирует недостаток.

Приборы, датчики и метрологическая надёжность

Вторая группа проблем связана с измерительным оборудованием. Умные счётчики и датчики интернета вещей работают в тяжёлых условиях (высокая температура, вибрация, помехи, агрессивная среда), и их показания подвержены дрейфу. Показатели качества электроэнергии должны измеряться методами, соответствующими целям анализа [20], а уровни совместимости для промышленных объектов установлены стандартом IEC 61000-2-4 [21]; применение упрощённых средств там, где результат влияет на решения о режимах, методологически несостоятельно. Отдельная проблема - метрологическое обеспечение: без регламента поверки, контроля коэффициентов трансформации и сверки балансов данные теряют сопоставимость.

Надёжность и устойчивость моделей

Третья группа проблем относится к самим моделям. Модель, обученная на исторических данных, отражает распределение режимов периода обучения; существенное изменение - новая номенклатура, реконструкция агрегата, изменение схемы электроснабжения, сезонный фактор - приводит к сдвигу распределения и деградации качества. Исследования подчеркивают значение вероятностной постановки [2] и корректной валидации; обзоры показывают, что устойчивость результата определяется качеством признаков и процедурой валидации, а не типом алгоритма [7, 9]. Практически это означает постоянный контроль ошибки на скользящем окне, регулярное переобучение, проверку на «свежих» данных и реестр версий моделей. Для непрерывного производства дополнительно требуется правило отката: при недостоверности данных система возвращается к регламентному управлению.

Отдельно следует отметить ограничение переноса моделей. Модель, успешно работающая на одном предприятии или агрегате, не может быть автоматически перенесена на другой: различия в оборудовании, схеме электроснабжения, регламенте и структуре производства делают перенос нетривиальной задачей, требующей адаптации или дообучения. В литературе это ограничение признаётся, но универсальных методов переноса для промышленной энергетики пока не предложено.

Объяснимость и доверие технологического персонала

Четвёртая группа проблем имеет организационно-психологический характер, но её последствия материальны: решение, принятое моделью, влияет на технологический процесс, и персонал должен понимать его основания. Нейронные сети и ансамблевые модели непрозрачны; методы интерпретации частично снимают проблему: в [42] объяснения на основе аддитивных объяснений Шепли для модели энергопотребления дуговой печи проверены на соответствие технологическому опыту, а архитектуры с механизмом внимания дают встроенный канал атрибуции признаков [40]. Однако общая теория интерпретации развита для классификации и регрессии общего вида [48], и её перенос на задачи управления требует осторожности: объяснение «какой признак повлиял» не равно объяснению «почему воздействие безопасно».

Аналитический вывод: для непрерывного производства приемлемость модели определяется не только её точностью, но и возможностью проверить её решение до реализации. Отсюда практическое требование - обязательная верификация управляющих решений на модели (цифровом двойнике) и сохранение «человека в контуре» на всех этапах, пока не накоплена статистика безопасной работы.

Кибербезопасность и целостность данных

Пятая группа проблем связана с защитой информации. Интеграция систем мониторинга с технологическими и информационными системами расширяет поверхность атаки: искажение данных или изменение уставок способны привести к последствиям, сопоставимым с аварией. Исследование [49] показывает, что надёжность электроснабжения должна оцениваться с учётом целенаправленных воздействий на SCADA-системы, то есть кибербезопасность входит в показатели надёжности. Работа [50] предлагает аутентификацию данных измерений без явной модели системы, что существенно для объектов с изменяющейся конфигурацией; в [51] предложена защищённая интеллектуальная система управления энергопотреблением для промышленных IoT-приложений. Отсюда следует требование сегментации сетей оперативного и информационного уровней, разграничения доступа, контроля целостности данных и команд и протоколирования управляющих воздействий.



Кадры и организация работ

Шестая группа проблем - кадровая. Применение методов искусственного интеллекта в энергетике требует совмещения компетенций: знание технологии, понимание электроэнергетических процессов, владение анализом данных. На практике они распределены между разными специалистами, и проект цифровизации без организационной рамки распадается на изолированные работы. Обзоры показывают, что эффект достигается при изменении регламентов и распределения ответственности, а не только при установке оборудования [25]. Дополнительная сложность - сопровождение аналитических систем требует регулярных усилий, тогда как развитие обычно финансируется как проект с конечным сроком.

Экономический эффект и его измерение

Седьмая группа проблем - оценка эффекта. В литературе рассматриваются различные механизмы выгоды: снижение затрат за счёт участия в управлении спросом и переноса нагрузки [5, 47], оптимизация энергопотребления процесса [43, 44], сокращение потерь [1]. Однако зависимость от внешних условий существенна: экономическая эффективность промышленного управления спросом определяется тарифами на передачу и правилами рынка, то есть условиями, на которые предприятие не влияет [52]. Последствия отказов также поддаются стоимостной оценке, но требуют детальных данных: [53] показывает возможность сопоставления затрат на обслуживание и последствий отказов на примере крупного промышленного объекта, а [54] - что детализация данных о стоимости недоотпущенной электроэнергии существенно влияет на решения. Корректная оценка эффекта требует не только данных предприятия, но и внешних условий, которые в настоящей работе не проверялись.

Технологические ограничения процесса

Наконец, восьмая группа - технологические ограничения, определяющие допустимую глубину воздействия. Для непрерывных производств характерны недопустимость произвольной остановки основного оборудования; ограничения по скорости изменения мощности (тепловой режим футеровки, кинетика реакций, устойчивость горения); требования к качеству продукции, зависящие от режима; ограниченная ёмкость буферов; жёсткая последовательность операций. Способы учёта этих ограничений различаются принципиально: в оптимизационных постановках они входят как ограничения [4, 26], в MPC - как ограничения горизонта прогноза [10, 44], в управлении спросом - как условие допустимости участия [5, 55], а в обучении с подкреплением гарантии их выполнения отсутствуют [12]. Поэтому перенос методов из других секторов в непрерывное производство требует самостоятельной проверки на конкретном объекте.

Возможности для промышленности Узбекистана и практический план внедрения

Условия применимости и рамка обсуждения

Нормативную рамку образуют Закон Республики Узбекистан «Об электроэнергетике» [56] и Закон Республики Узбекистан «Об экономии энергии, её рациональном использовании и повышении энергоэффективности» [57]. Они задают правовые основания для организации учёта и повышения энергетической эффективности; их конкретные требования должны анализироваться по официальным текстам. Далее рассматриваются условия применимости и последовательность действий, вытекающие из технического анализа предыдущих разделов, без привязки к количественным показателям.

Условия применимости методов

Из проведённого анализа следуют четыре условия устойчивого эффекта методов искусственного интеллекта в непрерывном производстве.

Первое условие - наличие технического учёта на уровне цехов и основных агрегатов с фиксированным шагом измерений и сохранением истории. Без этого уровня применение методов прогнозирования и оптимизации ограничивается задачами отчётности, а более сложные методы не дают преимущества перед регламентным управлением.

Второе условие - наличие связи измерительных данных с производственными (объёмы выпуска, номенклатура, простои, режимы). Это условие определяет возможность корректного нормирования и построения объяснимого прогноза [24, 26].

Третье условие - формализованность технологических ограничений хотя бы в объёме, достаточном для проверки решений: допустимая мощность, максимальная скорость изменения нагрузки, допустимость и глубина кратковременного снижения потребления. Без этого условия автоматическое управление не может быть допущено к объекту, каким бы качественным ни был прогноз.

Четвёртое условие - организационная готовность: регламенты работы с данными, ответственность за качество измерений, порядок сопровождения моделей, процедуры реагирования на аномалии и на отказы аналитических подсистем. Опыт применения систем энергетического менеджмента показывает, что пренебрежение этим условием обесценивает техническую часть проекта [23, 25].



Последовательность внедрения

Предлагаемая последовательность состоит из пяти этапов, каждый из которых имеет собственный результат и критерий перехода к следующему; она является аналитическим обобщением автора, а не описанием конкретного проекта.

Этап 1. Инвентаризация измерений и данных. Результат: перечень точек учёта с указанием частоты, точности, полноты данных и наличия привязки к технологическим событиям; карта дефицитов. Критерий перехода: известно, какие задачи мониторинга обеспечены данными, а какие нет.

Этап 2. Обеспечение качества данных. Результат: процедуры восполнения пропусков, отбраковки выбросов, синхронизации времени, разметки технологических событий, ведения метаданных; регламент поверки и сверки балансов. Критерий перехода: доля достоверных данных достаточна для обучения моделей и для расчёта показателей.

Этап 3. Аналитика и прогнозирование без воздействия на процесс. Результат: расчёт показателей энергетической эффективности и базовых линий, кластеризация режимов, прогноз активной и реактивной мощности с оценкой неопределённости, обнаружение аномалий и потерь. Характерная особенность этапа - отсутствие риска для производства: решения носят информационный характер, ошибки модели не влияют на технологию.

Этап 4. Оптимизация режимов с участием человека. Результат: рекомендации по составу оборудования, распределению нагрузки и компенсации реактивной мощности; проверка рекомендаций на цифровом двойнике; накопление статистики совпадения рекомендаций с принятыми решениями. Критерий перехода: рекомендации устойчиво подтверждаются и не приводят к нарушениям регламента.

Этап 5. Автоматическое управление в ограниченном контуре. Результат: МРС или адаптивное управление для агрегатов и режимов, где допустимая глубина воздействия формализована, модель верифицирована и предусмотрено автоматическое возвращение к регламентному управлению при недостоверности данных. Для основного оборудования непрерывного производства этот этап остаётся областью пилотных применений [6, 10, 12].

Участие в управлении спросом и системные эффекты

Отдельного рассмотрения заслуживает участие предприятий в управлении спросом. Обзор [5] показывает, что наибольший эффект достигается там, где процесс допускает смещение нагрузки во времени или кратковременное снижение мощности; обзор [6] связывает интеллектуальное управление спросом с гибкостью и надёжностью энергосистемы и подчёркивает зависимость результата от наличия измерений и готовности предприятия изменять режим. Энергоёмкая нагрузка может использоваться для балансирования локальной системы лишь при согласованном управлении, учитывающем ограничения процесса [55], а накопители расширяют допустимую область режимов [4]. Аналитический вывод: участие в управлении спросом - не самостоятельная задача, а надстройка над системой мониторинга и нормирования; предприятие без достоверного технического учёта и формализованных ограничений не может участвовать в таких программах без риска.

Научные пробелы и направления дальнейших исследований

Проведённый анализ позволяет выделить совокупность научных пробелов, каждый из которых сформулирован как исследовательский вопрос с обоснованием. Общим для всех вопросов является то, что они находятся на стыке методов анализа данных и технологических ограничений непрерывного производства: именно этот стык, а не совершенствование алгоритмов как таковых, определяет возможность практического применения искусственного интеллекта в рассматриваемой области.

Первый пробел - отсутствие интегральной метрики готовности предприятия к внедрению методов искусственного интеллекта. Существующие работы оценивают методы со стороны алгоритма, тогда как решение о внедрении зависит от свойств данных: частоты, полноты, задержки, разметки событий, связи с производственными данными. Вопрос: как построить метрику, объединяющую характеристики измерительного контура, качество данных и формализованность ограничений? Обоснование: без неё выбор метода остаётся экспертным и плохо воспроизводимым.

Второй пробел - выбор минимально достаточного состава измерений. Рост частоты и полноты измерений повышает качество моделей, но обоснованного правила «сколько и где измерять» в литературе не предложено. Вопрос: как определить минимально достаточный состав и частоту измерений для заданного набора задач мониторинга при ограниченных затратах на приборное оснащение? Обоснование: неинтрузивные методы частично восстанавливают информацию об электроприёмниках по измерениям на вводе [19], но условия допустимости такой замены в промышленности не формализованы.

Третий пробел - перенос моделей между объектами и дообучение на малых выборках. Промышленные архивы измерений короче и менее разнообразны, чем архивы энергосистем или



зданий, а разметка технологических событий требует ручного труда технологов. Вопрос: какие методы переноса и дообучения дают работоспособные модели на предприятии с коротким архивом и как контролировать риск систематической ошибки? Обоснование: универсальных подходов для промышленной энергетики не предложено, а применение моделей, обученных на бытовых данных, методологически не обосновано [35, 36].

Четвёртый пробел - совместный учёт технологических и электроэнергетических ограничений в обучаемых моделях. Обучение с подкреплением и гибридные модели позволяют искать стратегии управления, но не гарантируют выполнения жёстких ограничений. Вопрос: как включить технологические ограничения и показатели качества электроэнергии (несимметрия, гармоники, колебания напряжения, реактивная мощность) в обучение так, чтобы выполнение ограничений было гарантировано? Обоснование: физически информированные модели соблюдают законы сохранения [18, 41], но расширение подхода на весь набор технологических ограничений не выполнено, а связь режима с качеством подтверждена экспериментально [13, 14].

Пятый пробел - объяснимость применительно к задачам управления. Методы интерпретации развиты для прогнозирования и классификации [40, 42, 48], но в управлении персоналу необходимо понимать не только вклад признаков, но и основания безопасности воздействия. Вопрос: какие формы объяснения (атрибуция признаков, контрфактические объяснения, объяснения на основе модели процесса) достаточны, чтобы технолог принимал решения модели? Обоснование: отсутствие доверия персонала - одна из причин невостребованности аналитических систем [25, 42].

Шестой пробел - количественная оценка киберфизической устойчивости систем мониторинга и управления. Кибербезопасность входит в показатели надёжности [49], а методы аутентификации данных и защищённые системы энергоменеджмента предложены [50, 51]. Вопрос: как количественно оценить влияние нарушений целостности данных и команд на надёжность электроснабжения и технологический процесс, чтобы включить оценку в экономическое обоснование системы мониторинга? Обоснование: без неё затраты на защиту воспринимаются как накладные, а риск - как неопределённый.

Седьмой пробел - совместное нормирование и прогнозирование. Нормирование удельных расходов и прогнозирование нагрузки решаются разными службами и на разных данных, хотя обе задачи зависят от производственной программы и режима. Вопрос: как построить единую модель, дающую норму удельного расхода и прогноз потребления при заданной программе, с разделением вклада технологии и вклада неэффективности? Обоснование: существующие модели не разделяют эти вклады, что затрудняет постановку реалистичных целей [24, 26].

Восьмой пробел - выбор решений в многокритериальных задачах с участием человека. Задачи энергоменеджмента имеют несколько конфликтующих критериев (стоимость электроэнергии, износ оборудования, непрерывность производства, качество продукции) [46], а набор недоминируемых решений требует выбора лицом, принимающим решение. Вопрос: как представлять этот набор персоналу в форме, позволяющей принять обоснованное решение в ограниченное время, и как учитывать неопределённость прогноза? Обоснование: вопросы представления результата многоцелевой оптимизации в оперативной практике непрерывного производства исследованы недостаточно.

Дополнительно следует указать методические пробелы. Отсутствует открытый воспроизводимый набор данных по электропотреблению энергоёмких непрерывных производств с синхронными электрическими и технологическими измерениями, что делает невозможным корректное сравнение методов между группами. Отсутствуют согласованные протоколы оценки качества моделей в промышленных условиях, а также сопоставительные исследования, в которых один метод оценивался бы на нескольких предприятиях одной отрасли.

4. Заключение (Conclusion)

Проведённый аналитический обзор позволяет сформулировать выводы, имеющие научное и практическое значение.

Во-первых, цифровые технологии и методы искусственного интеллекта следует рассматривать не как набор независимых инструментов, а как слоистую систему, где результат определяется согласованностью уровней: измерений, сбора и обработки данных, аналитики и прогнозирования, управления и планирования. Разрыв между коммерческим учётом, технологическими данными и экономическими системами (MES, ERP, энергоменеджмент) - главное препятствие, и он не устраняется установкой дополнительных приборов или применением более сложной модели.

Во-вторых, классификация методов по функциям в контуре мониторинга (первичная обработка и контроль данных; прогнозирование и оценка; оптимизация и управление) позволяет сопоставить каждое семейство с требованиями к данным, которые предприятие

способно выполнить. Это практически важнее сопоставления по опубликованным показателям точности, полученным на несопоставимых наборах данных.

В-четвёртых, узким местом внедрения являются не алгоритмы, а свойства первичных данных и формализованность ограничений. Качество данных, полнота измерений, синхронизация времени, разметка технологических событий, метрологическая надёжность средств измерений и связь электрических данных с производственными определяют верхнюю границу достижимого эффекта. Приоритет проектов цифровизации - не приобретение аналитических платформ, а построение и поддержание достоверного измерительного контура и регламентов работы с данными.

В-пятых, качество электроэнергии, реактивная мощность, несимметрия напряжений и переменность нагрузки энергоёмких агрегатов (в том числе дуговых печей) - не внешние условия, а составная часть задачи управления: они влияют на допустимые режимы, потери, работу оборудования и достоверность измерений. Игнорирование этой связи приводит к решениям, выгодным «на бумаге» и убыточным в эксплуатации.

В-шестых, кибербезопасность и объяснимость - условия допустимости систем мониторинга и управления, а не дополнительные функции. Система, данные и команды которой могут быть искажены, и система, решения которой непонятны персоналу, не могут быть допущены к непрерывному производству независимо от достигаемой экономии.

ЛИТЕРАТУРА

1. I. U. Rakhmonov, V. Ya. Ushakov, F. A. Khoshimov, N. N. Niyozov, N. N. Kurbonov, and A. V. Mytnikov, *Electric Consumption by Industrial Enterprises: Modeling, Rationing and Forecasting*, ser. Power Systems. Cham, Switzerland: Springer, 2024, 174 p., doi: 10.1007/978-3-031-62676-0.
2. T. Hong and S. Fan, "Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review," *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 914–938, 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.
3. J. D. Hernández, L. Onofri, and S. Engell, "Modeling and energy efficiency analysis of the steelmaking process in an electric arc furnace," *Metallurgical and Materials Transactions B*, vol. 53, no. 6, pp. 3413–3441, 2022, doi: 10.1007/s11663-022-02576-5.
4. W. Zhuang, S. Zhou, J. Chen, and W. Gu, "Operation optimization of electricity-steam coupled industrial energy system considering steam accumulator," *Energy*, vol. 289, art. 129903, 2024, doi: 10.1016/j.energy.2023.129903.
5. M. H. Shoreh, P. Siano, M. Shafie-khah, V. Loia, and J. P. S. Catalão, "A survey of industrial applications of Demand Response," *Electric Power Systems Research*, vol. 141, pp. 31–49, 2016, doi: 10.1016/j.epsr.2016.07.008.
6. M. DeHaan, B. Billings, J. Sieving, and K. M. Powell, "Intelligent industrial demand response to increase grid flexibility and reliability: A review," *Energy Reports*, vol. 15, art. 108962, 2026, doi: 10.1016/j.egy.2025.108962.
7. K. Amasyali and N. M. El-Gohary, "A review of data-driven building energy consumption prediction studies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 1192–1205, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.04.095.
8. M. Bourdeau, X. Zhai, E. Nefzaoui, X. Guo, and P. Chatellier, "Modeling and forecasting building energy consumption: A review of data-driven techniques," *Sustainable Cities and Society*, vol. 48, art. 101533, 2019, doi: 10.1016/j.scs.2019.101533.
9. Y. Wei, X. Zhang, Y. Shi, L. Xia, S. Pan, J. Wu, M. Han, and X. Zhao, "A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, pp. 1027–1047, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.09.108.
10. J. Drgoňa, J. Arroyo, I. Cupeiro Figueroa, D. Blum, K. Arendt, D. Kim, E. Perarnau Ollé, J. Oravec, M. Wetter, D. L. Vrabie, and L. Helsen, "All you need to know about model predictive control for buildings," *Annual Reviews in Control*, vol. 50, pp. 190–232, 2020, doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.09.001.
11. J. R. Vázquez-Canteli and Z. Nagy, "Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques," *Applied Energy*, vol. 235, pp. 1072–1089, 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.11.002.
12. Z. Wang and T. Hong, "Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges," *Applied Energy*, vol. 269, art. 115036, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115036.
13. M. Campbell and G. Arce, "Effect of motor voltage unbalance on motor vibration: Test and evaluation," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 54, no. 1, pp. 905–911, 2018, doi: 10.1109/TIA.2017.2759085.
14. E. B. Agamloh, S. Peele, and J. Grappe, "Operation of variable-frequency drive motor systems with source voltage unbalance," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 53, no. 6, pp. 6038–6046, 2017, doi: 10.1109/TIA.2017.2747144.

15. I. Amiel, S. Rajput, and M. Averbukh, "Capacitive reactive power compensation to prevent voltage instabilities in distribution lines," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 131, art. 107043, 2021, doi: 10.1016/j.ijepes.2021.107043.
16. P. Palensky and D. Dietrich, "Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 381–388, 2011, doi: 10.1109/TII.2011.2158841.
17. P. Siano, "Demand response and smart grids-A survey," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 30, pp. 461–478, 2014, doi: 10.1016/j.rser.2013.10.022.
18. M. Raissi, P. Perdikaris, and G. E. Karniadakis, "Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations," *Journal of Computational Physics*, vol. 378, pp. 686–707, 2019, doi: 10.1016/j.jcp.2018.10.045.
19. B. Zhao, M. Ye, L. Stankovic, and V. Stankovic, "Non-intrusive load disaggregation solutions for very low-rate smart meter data," *Applied Energy*, vol. 268, art. 114949, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114949.
20. IEC 61000-4-30:2025, Electromagnetic compatibility (EMC) - Part 4-30: Testing and measurement techniques - Power quality measurement methods. Geneva, Switzerland: IEC, 2025. [Online]. Available: <https://webstore.iec.ch/en/publication/71611>
21. IEC 61000-2-4:2024, Electromagnetic compatibility (EMC) - Part 2-4: Environment - Compatibility levels in power distribution systems in industrial locations for low-frequency conducted disturbances. Geneva, Switzerland: IEC, 2024. [Online]. Available: <https://webstore.iec.ch/en/publication/98734>
22. Z. Zhou, X. Chen, E. Li, L. Zeng, K. Luo, and J. Zhang, "Edge intelligence: Paving the last mile of artificial intelligence with edge computing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 107, no. 8, pp. 1738–1762, 2019, doi: 10.1109/JPROC.2019.2918951.
23. ISO 50001:2018, Energy management systems - Requirements with guidance for use. Geneva, Switzerland: ISO, 2018. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/69426.html>
24. ISO 50006:2023, Energy management systems - Evaluating energy performance using energy performance indicators and energy baselines. Geneva, Switzerland: ISO, 2023. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/79367.html>
25. V. A. da Silva Gonçalves and F. J. Mil-Homens dos Santos, "Energy management system ISO 50001:2011 and energy management for sustainable development," *Energy Policy*, vol. 133, art. 110868, 2019, doi: 10.1016/j.enpol.2019.07.004.
26. И. У. Рахмонов, В. Я. Ушаков, А. М. Нажимова, К. К. Обидов, С. Р. Сулейманов, «Математическое моделирование минимизации расходов электроэнергии промышленными предприятиями с непрерывным характером производства» (Mathematical modeling of minimisation of electricity consumption by industrial enterprises with continuous production), *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов*, т. 335, № 4, с. 43–51, 2024, doi: 10.18799/24131830/2024/4/4423.
27. C. Franciosi, S. Miranda, C. R. Veneroso, and S. Riemma, "Improving industrial sustainability by the use of digital twin models in maintenance and production activities," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, no. 19, pp. 37–42, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.215.
28. Z. F. Huang, K. Y. Soh, M. R. Islam, and K. J. Chua, "Digital twin driven life-cycle operation optimization for combined cooling heating and power-cold energy recovery (CCHP-CER) system," *Applied Energy*, vol. 324, art. 119774, 2022, doi: 10.1016/j.apenergy.2022.119774.
29. W. Zhang, M. Kong, C. Zuo, W. Tan, H. Zhang, and A. M. Fathollahi-Fard, "Digital twin-enabled dynamic energy-efficient rescheduling: balancing service responsiveness, energy consumption, and system flexibility," *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 52, art. 101131, 2026, doi: 10.1016/j.jii.2026.101131.
30. A. Bracale, G. Carpinelli, P. De Falco, and T. Hong, "Short-term industrial reactive power forecasting," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 107, pp. 177–185, 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.11.022.
31. H. Yu, Q. Jia, H. Sun, and H. Dong, "Data-driven partition control strategy for harmonic distortion and voltage unbalance," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, no. 9, pp. 2038–2045, 2018, doi: 10.1049/iet-gtd.2017.1297.
32. A. T. Teklic, B. Filipovic-Grcic, and I. Pavic, "Modelling of three-phase electric arc furnace for estimation of voltage flicker in power transmission network," *Electric Power Systems Research*, vol. 146, pp. 218–227, 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.01.037.
33. J. Marulanda-Durango, A. Escobar-Mejia, A. Alzate-Gomez, and M. Alvarez-Lopez, "A support vector machine-based method for parameter estimation of an electric arc furnace model," *Electric Power Systems Research*, vol. 196, art. 107228, 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2021.107228.

34. J. D. Hernández, L. Onofri, and S. Engell, "Energy optimization of the electric arc furnace for operations at a fixed electrical power level," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, no. 21, pp. 144–149, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.258.
35. A. Jindal, A. Dua, K. Kaur, M. Singh, N. Kumar, and S. Mishra, "Decision tree and SVM-based data analytics for theft detection in smart grid," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 1005–1016, 2016, doi: 10.1109/TII.2016.2543145.
36. S. Kaur, P. Chowhan, and A. Sharma, "A novel hybrid deep learning-based framework for intelligent anomaly detection in smart meters," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 107022–107034, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3581257.
37. J. W. Taylor, L. M. de Menezes, and P. E. McSharry, "A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead," *International Journal of Forecasting*, vol. 22, no. 1, pp. 1–16, 2006, doi: 10.1016/j.ijforecast.2005.06.006.
38. И. У. Рахмонов, Н. Н. Курбонов, «Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий с помощью модели авторегрессии проинтегрированного скользящего среднего» (Forecasting the electricity consumption at industrial enterprises using an autoregressive integrated moving average model), *Вестник МЭИ*, № 6, с. 11–19, 2021, doi: 10.24160/1993-6982-2021-6-11-19.
39. S. Ungureanu, V. Topa, and A. C. Czikar, "Deep learning for short-term load forecasting-Industrial consumer case study," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 21, art. 10126, 2021, doi: 10.3390/app112110126.
40. B. Lim, S. Ö. Arik, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting," *International Journal of Forecasting*, vol. 37, no. 4, pp. 1748–1764, 2021, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.03.012.
41. S. Bardeeniz, C. Panjapornpon, and M. Lee, "Law of conservation-guided neural network with gradient aggregation for improved energy efficiency optimization in industrial processes," *Energy and AI*, vol. 20, art. 100475, 2025, doi: 10.1016/j.egyai.2025.100475.
42. L. S. Carlsson, P. B. Samuelsson, and P. G. Jönsson, "Interpretable machine learning-Tools to interpret the predictions of a machine learning model predicting the electrical energy consumption of an electric arc furnace," *Steel Research International*, vol. 91, no. 11, art. 2000053, 2020, doi: 10.1002/srin.202000053.
43. L. L. T. Chan and J. Chen, "Improving the energy cost of an absorber-stripper CO₂ capture process through economic model predictive control," *International Journal of Greenhouse Gas Control*, vol. 76, pp. 158–166, 2018, doi: 10.1016/j.ijggc.2018.05.018.
44. C. Li, J. Ren, A. Seth, Y. Zhang, J. Huang, C. Li, and Y. Cao, "Hierarchical model predictive control for energy consumption regulation of industrial-scale circulation counter-flow paddy drying process," *Energy*, vol. 321, art. 135431, 2025, doi: 10.1016/j.energy.2025.135431.
45. Z. Rui, X. Zhang, M. Liu, L. Ling, X. Wang, C. Liu, and M. Sun, "Graph reinforcement learning for flexible job shop scheduling under industrial demand response: A production and energy nexus perspective," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 193, art. 110325, 2024, doi: 10.1016/j.cie.2024.110325.
46. I. H. Sin and B. D. Chung, "Bi-objective optimization approach for energy aware scheduling considering electricity cost and preventive maintenance using genetic algorithm," *Journal of Cleaner Production*, vol. 244, art. 118869, 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.118869.
47. L. Silvestri and M. De Santis, "Renewable-based load shifting system for demand response to enhance energy-economic-environmental performance of industrial enterprises," *Applied Energy*, vol. 358, art. 122562, 2024, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.122562.
48. A. Barredo Arrieta, N. Díaz-Rodríguez, J. Del Ser, A. Bannetot, S. Tabik, A. Barbado, S. Garcia, S. Gil-Lopez, D. Molina, R. Benjamins, R. Chatila, and F. Herrera, "Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI," *Information Fusion*, vol. 58, pp. 82–115, 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.
49. Y. Zhang, L. Wang, and Y. Xiang, "Power system reliability analysis with intrusion tolerance in SCADA systems," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 2, pp. 669–683, 2016, doi: 10.1109/TSG.2015.2439693.
50. S. Liu, S. You, H. Yin, Z. Lin, Y. Liu, W. Yao, and L. Sundaresh, "Model-free data authentication for cyber security in power systems," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, no. 5, pp. 4565–4568, 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.2986704.
51. P. Asef, R. Taheri, M. Shojafar, I. Mporas, and R. Tafazolli, "SIEMS: A secure intelligent energy management system for industrial IoT applications," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 19, no. 1, pp. 1039–1050, 2023, doi: 10.1109/TII.2022.3165890.
52. J. C. Richstein and S. S. Hosseinioun, "Industrial demand response: How network tariffs and regulation (do not) impact flexibility provision in electricity markets and reserves," *Applied Energy*, vol. 278, art. 115431, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115431.

53. D. Alvarado, R. Moreno, M. E. Orchard, and D. S. Kirschen, "Cost-benefit analysis of maintenance plans: Case study of the power system of a large industrial facility," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 38, no. 3, pp. 2046–2057, 2023, doi: 10.1109/TPWRS.2022.3185376.
54. M. Ovaere, E. Heylen, S. Proost, G. Deconinck, and D. Van Hertem, "How detailed value of lost load data impact power system reliability decisions," *Energy Policy*, vol. 132, pp. 1064–1075, 2019, doi: 10.1016/j.enpol.2019.06.058.
55. S. Liao, J. Xu, Y. Sun, and Y. Bao, "Local utilization of wind electricity in isolated power systems by employing coordinated control scheme of industrial energy-intensive load," *Applied Energy*, vol. 217, pp. 14–24, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.02.103.
56. Закон Республики Узбекистан № ЗРУ-939 «Об электроэнергетике» от 07.08.2024 (Law of the Republic of Uzbekistan No. ZRU-939 "On the Electric Power Industry," 07.08.2024). Официальный текст: <https://lex.uz/docs/7051594> (дата обращения: 30.09.2026).
57. Закон Республики Узбекистан № ЗРУ-940 «Об экономии энергии, её рациональном использовании и повышении энергоэффективности» от 07.08.2024 (Law of the Republic of Uzbekistan No. ZRU-940 "On Energy Saving, Its Rational Use and Improving Energy Efficiency," 07.08.2024). Официальный текст: <https://lex.uz/docs/7052217> (дата обращения: 30.09.2026).

REFERENCES

1. I. U. Rakhmonov, V. Ya. Ushakov, F. A. Khoshimov, N. N. Niyozov, N. N. Kurbonov, and A. V. Mytnikov, *Electric Consumption by Industrial Enterprises: Modeling, Rationing and Forecasting*, ser. Power Systems. Cham, Switzerland: Springer, 2024, 174 p., doi: 10.1007/978-3-031-62676-0.
2. T. Hong and S. Fan, "Probabilistic electric load forecasting: A tutorial review," *International Journal of Forecasting*, vol. 32, no. 3, pp. 914–938, 2016, doi: 10.1016/j.ijforecast.2015.11.011.
3. J. D. Hernández, L. Onofri, and S. Engell, "Modeling and energy efficiency analysis of the steelmaking process in an electric arc furnace," *Metallurgical and Materials Transactions B*, vol. 53, no. 6, pp. 3413–3441, 2022, doi: 10.1007/s11663-022-02576-5.
4. W. Zhuang, S. Zhou, J. Chen, and W. Gu, "Operation optimization of electricity-steam coupled industrial energy system considering steam accumulator," *Energy*, vol. 289, art. 129903, 2024, doi: 10.1016/j.energy.2023.129903.
5. M. H. Shoreh, P. Siano, M. Shafie-khah, V. Loia, and J. P. S. Catalão, "A survey of industrial applications of Demand Response," *Electric Power Systems Research*, vol. 141, pp. 31–49, 2016, doi: 10.1016/j.epsr.2016.07.008.
6. M. DeHaan, B. Billings, J. Sieving, and K. M. Powell, "Intelligent industrial demand response to increase grid flexibility and reliability: A review," *Energy Reports*, vol. 15, art. 108962, 2026, doi: 10.1016/j.egyr.2025.108962.
7. K. Amasyali and N. M. El-Gohary, "A review of data-driven building energy consumption prediction studies," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 81, pp. 1192–1205, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.04.095.
8. M. Bourdeau, X. Zhai, E. Nefzaoui, X. Guo, and P. Chatellier, "Modeling and forecasting building energy consumption: A review of data-driven techniques," *Sustainable Cities and Society*, vol. 48, art. 101533, 2019, doi: 10.1016/j.scs.2019.101533.
9. Y. Wei, X. Zhang, Y. Shi, L. Xia, S. Pan, J. Wu, M. Han, and X. Zhao, "A review of data-driven approaches for prediction and classification of building energy consumption," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 82, pp. 1027–1047, 2018, doi: 10.1016/j.rser.2017.09.108.
10. J. Drgoña, J. Arroyo, I. Cupeiro Figueroa, D. Blum, K. Arendt, D. Kim, E. Perarnau Ollé, J. Oravec, M. Wetter, D. L. Vrabie, and L. Helsén, "All you need to know about model predictive control for buildings," *Annual Reviews in Control*, vol. 50, pp. 190–232, 2020, doi: 10.1016/j.arcontrol.2020.09.001.
11. J. R. Vázquez-Canteli and Z. Nagy, "Reinforcement learning for demand response: A review of algorithms and modeling techniques," *Applied Energy*, vol. 235, pp. 1072–1089, 2019, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.11.002.
12. Z. Wang and T. Hong, "Reinforcement learning for building controls: The opportunities and challenges," *Applied Energy*, vol. 269, art. 115036, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115036.
13. M. Campbell and G. Arce, "Effect of motor voltage unbalance on motor vibration: Test and evaluation," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 54, no. 1, pp. 905–911, 2018, doi: 10.1109/TIA.2017.2759085.
14. E. B. Agamloh, S. Peele, and J. Grappe, "Operation of variable-frequency drive motor systems with source voltage unbalance," *IEEE Transactions on Industry Applications*, vol. 53, no. 6, pp. 6038–6046, 2017, doi: 10.1109/TIA.2017.2747144.

15. I. Amiel, S. Rajput, and M. Averbukh, "Capacitive reactive power compensation to prevent voltage instabilities in distribution lines," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 131, art. 107043, 2021, doi: 10.1016/j.ijepes.2021.107043.
16. P. Palensky and D. Dietrich, "Demand side management: Demand response, intelligent energy systems, and smart loads," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 7, no. 3, pp. 381–388, 2011, doi: 10.1109/TII.2011.2158841.
17. P. Siano, "Demand response and smart grids-A survey," *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, vol. 30, pp. 461–478, 2014, doi: 10.1016/j.rser.2013.10.022.
18. M. Raissi, P. Perdikaris, and G. E. Karniadakis, "Physics-informed neural networks: A deep learning framework for solving forward and inverse problems involving nonlinear partial differential equations," *Journal of Computational Physics*, vol. 378, pp. 686–707, 2019, doi: 10.1016/j.jcp.2018.10.045.
19. B. Zhao, M. Ye, L. Stankovic, and V. Stankovic, "Non-intrusive load disaggregation solutions for very low-rate smart meter data," *Applied Energy*, vol. 268, art. 114949, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.114949.
20. IEC 61000-4-30:2025, *Electromagnetic Compatibility (EMC) - Part 4-30: Testing and Measurement Techniques - Power Quality Measurement Methods*. Geneva, Switzerland: IEC, 2025. [Online]. Available: <https://webstore.iec.ch/en/publication/71611>
21. IEC 61000-2-4:2024, *Electromagnetic Compatibility (EMC) - Part 2-4: Environment - Compatibility Levels in Power Distribution Systems in Industrial Locations for Low-Frequency Conducted Disturbances*. Geneva, Switzerland: IEC, 2024. [Online]. Available: <https://webstore.iec.ch/en/publication/98734>
22. Z. Zhou, X. Chen, E. Li, L. Zeng, K. Luo, and J. Zhang, "Edge intelligence: Paving the last mile of artificial intelligence with edge computing," *Proceedings of the IEEE*, vol. 107, no. 8, pp. 1738–1762, 2019, doi: 10.1109/JPROC.2019.2918951.
23. ISO 50001:2018, *Energy Management Systems - Requirements with Guidance for Use*. Geneva, Switzerland: ISO, 2018. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/69426.html>
24. ISO 50006:2023, *Energy Management Systems - Evaluating Energy Performance Using Energy Performance Indicators and Energy Baselines*. Geneva, Switzerland: ISO, 2023. [Online]. Available: <https://www.iso.org/standard/79367.html>
25. V. A. da Silva Gonçalves and F. J. Mil-Homens dos Santos, "Energy management system ISO 50001:2011 and energy management for sustainable development," *Energy Policy*, vol. 133, art. 110868, 2019, doi: 10.1016/j.enpol.2019.07.004.
26. I. U. Rakhmonov, V. Ya. Ushakov, A. M. Nazhimova, K. K. Obidov, and S. R. Suleymanov, "Mathematical modeling of minimization of electricity consumption by industrial enterprises with continuous production," *Bulletin of the Tomsk Polytechnic University. Geo Assets Engineering*, vol. 335, no. 4, pp. 43–51, 2024, doi: 10.18799/24131830/2024/4/4423.
27. C. Franciosi, S. Miranda, C. R. Veneroso, and S. Riemma, "Improving industrial sustainability by the use of digital twin models in maintenance and production activities," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, no. 19, pp. 37–42, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.215.
28. Z. F. Huang, K. Y. Soh, M. R. Islam, and K. J. Chua, "Digital twin driven life-cycle operation optimization for combined cooling heating and power-cold energy recovery (CCHP-CER) system," *Applied Energy*, vol. 324, art. 119774, 2022, doi: 10.1016/j.apenergy.2022.119774.
29. W. Zhang, M. Kong, C. Zuo, W. Tan, H. Zhang, and A. M. Fathollahi-Fard, "Digital twin-enabled dynamic energy-efficient rescheduling: Balancing service responsiveness, energy consumption, and system flexibility," *Journal of Industrial Information Integration*, vol. 52, art. 101131, 2026, doi: 10.1016/j.jii.2026.101131.
30. A. Bracale, G. Carpinelli, P. De Falco, and T. Hong, "Short-term industrial reactive power forecasting," *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, vol. 107, pp. 177–185, 2019, doi: 10.1016/j.ijepes.2018.11.022.
31. H. Yu, Q. Jia, H. Sun, and H. Dong, "Data-driven partition control strategy for harmonic distortion and voltage unbalance," *IET Generation, Transmission & Distribution*, vol. 12, no. 9, pp. 2038–2045, 2018, doi: 10.1049/iet-gtd.2017.1297.
32. A. T. Teklic, B. Filipovic-Grcic, and I. Pavic, "Modelling of three-phase electric arc furnace for estimation of voltage flicker in power transmission network," *Electric Power Systems Research*, vol. 146, pp. 218–227, 2017, doi: 10.1016/j.epsr.2017.01.037.
33. J. Marulanda-Durango, A. Escobar-Mejia, A. Alzate-Gomez, and M. Alvarez-Lopez, "A support vector machine-based method for parameter estimation of an electric arc furnace model," *Electric Power Systems Research*, vol. 196, art. 107228, 2021, doi: 10.1016/j.epsr.2021.107228.
34. J. D. Hernández, L. Onofri, and S. Engell, "Energy optimization of the electric arc furnace for operations at a fixed electrical power level," *IFAC-PapersOnLine*, vol. 55, no. 21, pp. 144–149, 2022, doi: 10.1016/j.ifacol.2022.09.258.

35. A. Jindal, A. Dua, K. Kaur, M. Singh, N. Kumar, and S. Mishra, "Decision tree and SVM-based data analytics for theft detection in smart grid," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 12, no. 3, pp. 1005–1016, 2016, doi: 10.1109/TII.2016.2543145.
36. S. Kaur, P. Chowhan, and A. Sharma, "A novel hybrid deep learning-based framework for intelligent anomaly detection in smart meters," *IEEE Access*, vol. 13, pp. 107022–107034, 2025, doi: 10.1109/ACCESS.2025.3581257.
37. J. W. Taylor, L. M. de Menezes, and P. E. McSharry, "A comparison of univariate methods for forecasting electricity demand up to a day ahead," *International Journal of Forecasting*, vol. 22, no. 1, pp. 1–16, 2006, doi: 10.1016/j.ijforecast.2005.06.006.
38. I. U. Rakhmonov and N. N. Kurbonov, "Forecasting the electricity consumption at industrial enterprises using an autoregressive integrated moving average model," *Bulletin of the Moscow Power Engineering Institute*, no. 6, pp. 11–19, 2021, doi: 10.24160/1993-6982-2021-6-11-19.
39. S. Ungureanu, V. Topa, and A. C. Czikier, "Deep learning for short-term load forecasting-Industrial consumer case study," *Applied Sciences*, vol. 11, no. 21, art. 10126, 2021, doi: 10.3390/app112110126.
40. B. Lim, S. Ö. Arik, N. Loeff, and T. Pfister, "Temporal fusion transformers for interpretable multi-horizon time series forecasting," *International Journal of Forecasting*, vol. 37, no. 4, pp. 1748–1764, 2021, doi: 10.1016/j.ijforecast.2021.03.012.
41. S. Bardeeniz, C. Panjapornpon, and M. Lee, "Law of conservation-guided neural network with gradient aggregation for improved energy efficiency optimization in industrial processes," *Energy and AI*, vol. 20, art. 100475, 2025, doi: 10.1016/j.egyai.2025.100475.
42. L. S. Carlsson, P. B. Samuelsson, and P. G. Jönsson, "Interpretable machine learning-Tools to interpret the predictions of a machine learning model predicting the electrical energy consumption of an electric arc furnace," *Steel Research International*, vol. 91, no. 11, art. 2000053, 2020, doi: 10.1002/srin.202000053.
43. L. L. T. Chan and J. Chen, "Improving the energy cost of an absorber-stripper CO₂ capture process through economic model predictive control," *International Journal of Greenhouse Gas Control*, vol. 76, pp. 158–166, 2018, doi: 10.1016/j.ijggc.2018.05.018.
44. C. Li, J. Ren, A. Seth, Y. Zhang, J. Huang, C. Li, and Y. Cao, "Hierarchical model predictive control for energy consumption regulation of industrial-scale circulation counter-flow paddy drying process," *Energy*, vol. 321, art. 135431, 2025, doi: 10.1016/j.energy.2025.135431.
45. Z. Rui, X. Zhang, M. Liu, L. Ling, X. Wang, C. Liu, and M. Sun, "Graph reinforcement learning for flexible job shop scheduling under industrial demand response: A production and energy nexus perspective," *Computers & Industrial Engineering*, vol. 193, art. 110325, 2024, doi: 10.1016/j.cie.2024.110325.
46. I. H. Sin and B. D. Chung, "Bi-objective optimization approach for energy aware scheduling considering electricity cost and preventive maintenance using genetic algorithm," *Journal of Cleaner Production*, vol. 244, art. 118869, 2020, doi: 10.1016/j.jclepro.2019.118869.
47. L. Silvestri and M. De Santis, "Renewable-based load shifting system for demand response to enhance energy-economic-environmental performance of industrial enterprises," *Applied Energy*, vol. 358, art. 122562, 2024, doi: 10.1016/j.apenergy.2023.122562.
48. A. Barredo Arrieta, N. Díaz-Rodríguez, J. Del Ser, A. Bannetot, S. Tabik, A. Barbado, S. Garcia, S. Gil-Lopez, D. Molina, R. Benjamins, R. Chatila, and F. Herrera, "Explainable Artificial Intelligence (XAI): Concepts, taxonomies, opportunities and challenges toward responsible AI," *Information Fusion*, vol. 58, pp. 82–115, 2020, doi: 10.1016/j.inffus.2019.12.012.
49. Y. Zhang, L. Wang, and Y. Xiang, "Power system reliability analysis with intrusion tolerance in SCADA systems," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 7, no. 2, pp. 669–683, 2016, doi: 10.1109/TSG.2015.2439693.
50. S. Liu, S. You, H. Yin, Z. Lin, Y. Liu, W. Yao, and L. Sundaresh, "Model-free data authentication for cyber security in power systems," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 11, no. 5, pp. 4565–4568, 2020, doi: 10.1109/TSG.2020.2986704.
51. P. Asef, R. Taheri, M. Shojafar, I. Mporas, and R. Tafazolli, "SIEMS: A secure intelligent energy management system for industrial IoT applications," *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, vol. 19, no. 1, pp. 1039–1050, 2023, doi: 10.1109/TII.2022.3165890.
52. J. C. Richstein and S. S. Hosseinioun, "Industrial demand response: How network tariffs and regulation (do not) impact flexibility provision in electricity markets and reserves," *Applied Energy*, vol. 278, art. 115431, 2020, doi: 10.1016/j.apenergy.2020.115431.
53. D. Alvarado, R. Moreno, M. E. Orchard, and D. S. Kirschen, "Cost-benefit analysis of maintenance plans: Case study of the power system of a large industrial facility," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 38, no. 3, pp. 2046–2057, 2023, doi: 10.1109/TPWRS.2022.3185376.

54. M. Ovaere, E. Heylen, S. Proost, G. Deconinck, and D. Van Hertem, “How detailed value of lost load data impact power system reliability decisions,” *Energy Policy*, vol. 132, pp. 1064–1075, 2019, doi: 10.1016/j.enpol.2019.06.058.
55. S. Liao, J. Xu, Y. Sun, and Y. Bao, “Local utilization of wind electricity in isolated power systems by employing coordinated control scheme of industrial energy-intensive load,” *Applied Energy*, vol. 217, pp. 14–24, 2018, doi: 10.1016/j.apenergy.2018.02.103.
56. Law of the Republic of Uzbekistan No. ZRU-939, “On the Electric Power Industry,” August 7, 2024. Official text: <https://lex.uz/docs/7051594> (accessed September 30, 2026).
57. Law of the Republic of Uzbekistan No. ZRU-940, “On Energy Saving, Its Rational Use and Improving Energy Efficiency,” August 7, 2024. Official text: <https://lex.uz/docs/7052217> (accessed September 30, 2026).