

2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки)

Научная статья

УДК 621.311.1:519.23

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ НАГРУЗКИ ЭНЕРГОСИСТЕМ С ОБНАРУЖЕНИЕМ РЕЖИМНЫХ ПЕРЕКЛЮЧЕНИЙ

Блохин Александр Владимирович, кандидат технических наук, старший преподаватель, Омский государственный технический университет, Россия, Омск, blokhin.omgtu@inbox.ru

Аннотация. Точность краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии критически влияет на операционную надежность и экономическую эффективность функционирования современных энергосистем. Традиционные детерминированные подходы демонстрируют существенное снижение качества прогноза при возникновении структурных сдвигов, вызванных аномальными метеорологическими условиями, технологическими авариями или календарными факторами. В работе предложен режимно-зависимый вероятностный механизм прогнозирования, который интегрирует скрытые марковские модели (НММ) с гибридной архитектурой авторегрессионного интегрированного скользящего среднего (ARIMA) и рекуррентных нейронных сетей с долговременной памятью (LSTM). В отличие от существующих решений, скрытое состояние системы оценивается исключительно по фильтрованным апостериорным вероятностям, доступным на момент формирования прогноза. Такой подход исключает использование будущих наблюдений при формировании прогноза и сохраняет временную последовательность обработки данных. Экспериментальная проверка на почасовых данных четырех географически разнородных зон ENTSO-E за трехлетний период показала статистически значимое превосходство разработанной архитектуры. На горизонте 168 часов средняя абсолютная процентная ошибка (MAPE) снизилась до 3,21%, а непрерывный ранговый

вероятностный балл (CRPS) достиг значения 412,8 МВт, что свидетельствует о корректной калибровке неопределенности предиктивного распределения. Полученные результаты подтверждают целесообразность внедрения режимно-адаптивных алгоритмов в диспетчерские комплексы для оптимизации объемов резервирования и минимизации финансовых рисков на оптовых рынках электроэнергии.

Ключевые слова: краткосрочное прогнозирование нагрузки; скрытые марковские модели; режимные переключения; вероятностное прогнозирование; гибридные архитектуры; нестационарные временные ряды; управление энергосистемами.

Original article

POWER SYSTEM LOAD FORECASTING WITH DETECTION OF MODE SWITCHES

**Blokhin Aleksandr Vladimirovich, Candidate of Technical Sciences, Senior Lecturer, Omsk State Technical University, Omsk, Russia,
blokhin.omgtu@inbox.ru**

Annotation. The accuracy of short-term electricity consumption forecasting critically impacts the operational reliability and economic efficiency of modern power systems. Traditional deterministic approaches demonstrate a significant reduction in forecast quality when structural shifts occur due to abnormal meteorological conditions, technological accidents, or calendar factors. This paper proposes a mode-dependent probabilistic forecasting mechanism that integrates hidden Markov models (HMMs) with a hybrid architecture of an autoregressive integrated moving average (ARIMA) and recurrent neural networks with long-short-term memory (LSTM). Unlike existing solutions, the hidden state of the system is estimated exclusively based on filtered posterior probabilities available at the time of forecast generation. This approach eliminates data leakage from the future and ensures strict causal relationships

in the time series. Experimental testing on hourly data from four geographically diverse ENTSO-E zones over a three-year period demonstrated statistically significant superiority of the developed architecture. Over a 168-hour horizon, the mean absolute percentage error (MAPE) decreased to 3.21%, and the continuous rank probability score (CRPS) reached 412.8 MW, indicating correct calibration of the predictive distribution uncertainty. The obtained results confirm the feasibility of implementing mode-adaptive algorithms in dispatch systems to optimize backup capacity and minimize financial risks in wholesale electricity markets.

Keywords: short-term load forecasting; hidden Markov models; mode switching; probabilistic forecasting; hybrid architectures; non-stationary time series; power system management.

Введение. Функционирование современных электроэнергетических систем связано с необходимостью точного балансирования генерации и потребления в режиме реального времени. Базовым инструментом решения данной задачи служит краткосрочное прогнозирование нагрузки [1]. С математической точки зрения процесс потребления электрической энергии представляет собой сложный нестационарный временной ряд, формирующийся под воздействием множества экзогенных и эндогенных факторов [2]. Традиционно исследователи фокусируются на выявлении внутренних циклических закономерностей, таких как суточные, недельные и сезонные колебания [3-5]. Однако представление динамики потребления исключительно через периодические компоненты не позволяет учесть все особенности исследуемого процесса. На практике профиль потребления непрерывно трансформируется, что требует учета стохастической природы исходных данных и их зависимости от внешних возмущений.

Помимо основных циклических закономерностей, на динамику нагрузки влияют специфические возмущения, приводящие к так называемым режимным переключениям. Под данным явлением понимается резкое изменение

статистических характеристик временного ряда, вызванное сменой базовых условий эксплуатации. К подобным структурным сдвигам относятся календарные аномалии, включая государственные праздники и нестандартные выходные дни, когда снижение промышленного потребления существенно изменяет профиль нагрузки [6]. Отдельную группу рисков создают метеорологические и технологические шоки. Например, экстремальные температуры приводят к массовому включению климатического оборудования, а масштабные изменения инфраструктуры, такие как повсеместный переход на электрическое отопление, вызывают резкое увеличение базовой нагрузки и повышение ее волатильности. В такие периоды система переходит из одного устойчивого состояния в другое, вследствие чего ранее выявленные тенденции могут утрачивать свою прогностическую значимость [7].

Классические подходы к обработке информации в задачах предсказания потребления, как правило, опираются на гипотезу стационарности или слабой нестационарности процесса. Методы, базирующиеся на авторегрессионных зависимостях или поиске исторических аналогий, демонстрируют высокую эффективность лишь при стабильном профиле потребления. Их математический аппарат жестко фиксирует сезонные параметры, извлеченные из ретроспективных данных. При резком изменении динамики нагрузки или смене скрытого состояния системы подобные алгоритмы теряют способность адаптироваться к новым условиям [7]. Прогноз начинает содержать систематическую ошибку, поскольку модель пытается описать качественно новую ситуацию посредством коэффициентов, калиброванных на совершенно иных условиях. Особенно заметно этот недостаток проявляется при прогнозировании пиковых значений нагрузки и потребления в дни с нетипичным профилем, когда линейные зависимости перестают адекватно описывать динамику временного ряда [8].

Преодоление указанных ограничений требует перехода от детерминированного отслеживания трендов к вероятностному моделированию с

явным выделением скрытых состояний. В рамках системного анализа это предполагает включение в модель механизмов обнаружения резких изменений состояния системы. Современные архитектуры нейронных сетей с долговременной памятью успешно справляются с нелинейными искажениями, однако их способность к интерпретации дискретных переходов между режимами остается предметом дискуссий [9]. Альтернативный путь заключается в использовании марковских процессов, позволяющих формализовать переходы между скрытыми фазами потребления [10]. Настоящая работа посвящена разработке и исследованию методологии прогнозирования, которая в явном виде идентифицирует факт смены эксплуатационного режима до начала процедуры вычисления целевых значений. Такой подход позволяет существенно снизить финансовые и операционные риски при управлении электроэнергетическими системами в условиях высокой неопределенности.

Обзор литературы. Фундаментальной задачей управления электроэнергетическими системами в условиях либерализованных рынков выступает обеспечение непрерывного баланса между генерацией и потреблением. Точность краткосрочного прогнозирования нагрузки напрямую определяет финансовую устойчивость участников рынка и операционную надежность сетей. Эмпирические исследования, проведенные на примере фрагментированного рынка Японии (JEPX), демонстрируют, что пространственная гетерогенность и структурные различия регионов требуют отказа от унифицированных подходов в пользу контекстно-зависимых моделей [11-13]. Традиционные стохастические методы, такие как SARIMA, эффективно улавливают линейные сезонные паттерны, однако их прогностическая способность критически снижается при наличии выраженных нелинейных искажений. С другой стороны, архитектуры глубокого обучения, в частности сети с долгой краткосрочной памятью (LSTM), успешно аппроксимируют сложные нелинейные зависимости, но склонны к переобучению и требуют значительных вычислительных ресурсов [14], [15].

Особую сложность представляет учет структурных сдвигов, вызванных экзогенными шоками. Внедрение масштабных инфраструктурных инициатив, таких как политика замещения твердого топлива электричеством для нужд отопления, приводит к взрывному росту базовой нагрузки и формированию новых, ранее не существовавших паттернов потребления. Классические подходы, основанные на поиске исторических аналогий или использовании фиксированных календарных признаков, оказываются недостаточно эффективными при подобных режимных переключениях [16]. Вероятностные модели, в том числе скрытые марковские процессы (НММ), предлагают альтернативный путь, позволяя формализовать дискретные переходы между скрытыми состояниями системы. Тем не менее в существующих исследованиях марковские цепи чаще всего используются для предварительной классификации режимов, что нарушает целостность вероятностного моделирования и не позволяет в полной мере учесть неопределенность, связанную со сменой состояния [17-19].

Настоящая работа преодолевает указанный разрыв, предлагая концептуально новый режимно-зависимый вероятностный механизм. В отличие от гибридных моделей, где переключение происходит экзогенно, в предлагаемой архитектуре скрытая марковская модель выступает интегральной частью вычислительного контура. Итоговое прогнозное значение формируется как динамическая вероятностная смесь, где веса компонентов определяются фильтрованными апостериорными вероятностями состояний. Такой подход исключает использование будущих наблюдений при формировании прогноза и позволяет непосредственно оценивать распределение прогнозной ошибки, необходимое для расчета метрик вероятностного прогнозирования.

Материалы и методы исследования. Информационную базу исследования составили массивы почасовых данных о фактическом потреблении электрической энергии, собранные европейской сетью операторов ENTSO-E. Выборка охватывает четыре географически и экономически разнородные зоны

за трехлетний период, что обеспечивает репрезентативность данных для оценки устойчивости моделей к региональной специфике. Первичная обработка временных рядов включала процедуру разложения STL, позволившую изолировать трендовую, сезонную и остаточную компоненты. Для подтверждения стационарности преобразованных рядов применялись расширенный тест Дики-Фуллера (ADF) и тест Филиппса-Перрона (KPSS). Для снижения влияния аномальных выбросов, обусловленных сбоями телеметрии или локальными технологическими авариями, применялось робастное z-преобразование с использованием медианы и среднего абсолютного отклонения. Это позволило сохранить исходную дисперсию ряда без искажений, характерных для классических методов.

Центральным элементом методологии выступает разработка режимно-зависимой вероятностной модели. Пусть $S_t \in \{1, \dots, K\}$ обозначает скрытое состояние системы в момент времени t . Переходы между состояниями описываются матрицей P , параметры которой оцениваются итеративно с использованием алгоритма Баума-Уэлша. Определение оптимального числа состояний K не сводится исключительно к минимизации байесовского информационного критерия (BIC) или применению теста отношения правдоподобия. Ввиду того, что стандартные асимптотические свойства LR-теста для смесевых моделей со скрытыми состояниями требуют осторожности, выбор K дополнительно базировался на анализе устойчивости топологии состояний при многократном обучении с различными начальными приближениями, а также на качестве прогноза на отложенном временном интервале.

Для каждого выявленного режима k формируется отдельная гибридная модель: линейная модель ARIMA аппроксимирует детерминированную составляющую, а рекуррентная нейронная сеть LSTM компенсирует нелинейные отклонения. Ключевым методологическим нововведением является процедура агрегации компонентных прогнозов. Для исключения утечки данных из

будущего, весовые коэффициенты смеси рассчитываются исключительно на основе фильтрованных вероятностей $P(S_t = k|y_{1:t})$, доступных на момент формирования прогноза, а не сглаженных оценок, требующих знания последующих наблюдений.

Для обеспечения возможности расчета вероятностных метрик, в частности непрерывного рангового вероятностного балла (CRPS), сформулирована процедура построения предиктивного распределения. Остатки режимно-зависимой модели аппроксимируются гауссовской смесью, параметры которой (математическое ожидание и дисперсия) определяются текущим скрытым состоянием. Экспериментальная оценка проводилась с использованием скользящего начала прогнозирования, что исключало случайное перемешивание наблюдений временных рядов. В качестве базовых моделей выступили SARIMA, Prophet, изолированная LSTM и классическая связка ARIMA+LSTM. Статистическая значимость превосходства предлагаемого подхода подтверждалась тестом Диболда-Мариано для попарного сравнения точности прогнозов.

Результаты исследования и их обсуждение. Процедура выбора числа скрытых состояний для всех четырех исследуемых зон стабильно указывала на оптимальность модели с $K = 3$. Интерпретация выявленных режимов проводилась постфактум на основе сопоставления профилей нагрузки с календарными и метеорологическими данными. Первое состояние характеризовалось стабильной нагрузкой с низкой волатильностью и выраженной долей промышленного потребления и соответствовало обычным рабочим дням. Второе состояние характеризовалось высокой чувствительностью нагрузки к температурным аномалиям и резкими пиками потребления, что позволило идентифицировать его как режим климатического шока. Третье состояние характеризовалось резким снижением потребления электроэнергии в национальные праздники и нестандартные выходные дни.

Результаты сравнительного тестирования, проведенного на горизонтах 24,

72 и 168 часов, выявили фундаментальные ограничения классических и изолированных нелинейных подходов. По мере увеличения горизонта прогнозирования ошибка базовых моделей экспоненциально возрастала из-за накопления неопределенности при структурных сдвигах. Предлагаемая режимно-зависимая модель продемонстрировала статистически значимое превосходство, особенно в части вероятностных метрик (таблица 1).

Таблица 1 - Сравнительная точность прогнозов на горизонте 168 часов (усреднено по 4 зонам ENTSO-E)

Модель	MAPE, %	RMSE, МВт	U Тейла	CRPS, МВт
SARIMA	6.84	1450.2	0.112	845.6
Prophet	5.92	1280.5	0.098	760.3
LSTM (изолированная)	4.15	980.4	0.075	610.2
ARIMA + LSTM	3.88	910.6	0.069	580.5
Предлагаемая модель	3.21	765.3	0.058	412.8

Источник: разработано автором.

Абляционный анализ подтвердил, что улучшение прогностических характеристик обусловлено именно наличием механизма переключения режимов. Тест Диболда-Мариано отверг нулевую гипотезу об эквивалентной точности между связкой ARIMA+LSTM и полной предлагаемой моделью на уровне значимости $p < 0.01$ для всех горизонтов. При этом сочетание НММ только с ARIMA или только с LSTM позволяло улучшить значение CRPS, но уступало полной модели по метрикам точечного прогнозирования (MAPE, RMSE), что подчеркивает необходимость совместного использования линейных и нелинейных аппроксиматоров в рамках марковской модели.

Глубокий анализ динамики скрытых состояний позволил количественно оценить инерционность энергетических режимов. Матрица переходов выявила высокую вероятность сохранения климатического режима (состояние 2) на протяжении последовательных часов, что отражает физическую тепловую инерцию зданий и инфраструктуры (таблица 2).

Таблица 2 - Матрица переходов и профили длительности скрытых состояний (Зона 1)

Исходное состояние ↓ / Целевое →	Базовый режим (1)	Климатический шок (2)	Календарная аномалия (3)	Ожидаемая длительность, ч
Базовый режим (1)	0.942	0.045	0.013	17.2
Климатический шок (2)	0.081	0.895	0.024	8.6
Календарная аномалия (3)	0.110	0.015	0.875	7.8

Источник: разработано автором.

Переход из базового режима в состояние климатического шока происходит относительно редко, однако после такого перехода вероятность сохранения нового режима остается высокой. Календарные аномалии характеризуются быстрым затуханием и скорым возвратом к базовому профилю. Учет этих стохастических свойств на уровне матрицы переходов позволяет предлагаемой модели превентивно корректировать дисперсию предиктивного распределения, расширяя доверительные интервалы при высокой вероятности нахождения в режиме климатического шока. Таким образом, строгая формализация режимных переключений через интегральный вероятностный механизм не только снижает систематическую ошибку точечного прогноза, но и обеспечивает адекватную калибровку неопределенности, что имеет критическое значение для принятия оптимальных решений в условиях конкурентного рынка электрической энергии

Выводы. Проведенное исследование позволило сформулировать и экспериментально подтвердить работоспособность режимно-зависимого вероятностного подхода к краткосрочному прогнозированию электрической нагрузки. В отличие от распространенных гибридных схем, где марковская цепь выполняет роль предварительного классификатора, разработанный метод встраивает скрытый марковский процесс непосредственно в вычислительный контур. Итоговое прогнозное значение формируется как динамическая смесь компонентных оценок, взвешенных по фильтрованным апостериорным вероятностям состояний, что исключает использование информации из будущего и сохраняет причинно-следственную структуру временного ряда.

Эмпирическая проверка на почасовых данных четырех зон ENTSO-E за трехлетний период показала, что предложенная архитектура устойчиво превосходит базовые модели на всех исследованных горизонтах. На интервале 168 часов средняя абсолютная процентная ошибка снизилась до 3,21% против 3,88% у связки ARIMA+LSTM без механизма переключения и 6,84% у классической SARIMA. Особенно показателен выигрыш по вероятностной метрике CRPS: значение 412,8 MBт для полной модели почти в полтора раза ниже результата ближайшего конкурента (580,5 MBт), что свидетельствует о более адекватной калибровке неопределенности. Тест Диболда–Мариано подтвердил статистическую значимость этих различий при $p < 0,01$.

Абляционный эксперимент выявил неравномерность вклада отдельных компонентов в итоговую точность. Изолированное применение марковской цепи в связке только с линейной ARIMA-компонентой давало заметное улучшение CRPS, однако уступало полной модели в точечных метриках. Аналогичная картина наблюдалась при комбинации HMM с LSTM без линейной части. Только совместное использование обоих аппроксиматоров в рамках марковской модели обеспечило одновременное снижение систематической и стохастической составляющих ошибки. Данный результат указывает на то, что режимные переключения затрагивают как трендовую, так и нелинейную компоненты нагрузки, и адекватное моделирование требует учета обоих аспектов.

С практической точки зрения полученные выводы имеют непосредственное значение для систем управления энергосистемами. Операторы диспетчерских центров вынуждены принимать решения о запуске резервных генерирующих мощностей и перетоках между зонами в условиях неполной информации. Детерминированные прогнозы не дают представления о ширине доверительного интервала, что вынуждает закладывать избыточные резервы и нести дополнительные затраты. Разработанный вероятностный механизм формирует предиктивное распределение нагрузки, на основе которого можно рассчитывать оптимальный объем вращающегося резерва с учетом допустимого

уровня риска. По оценкам, выполненным Rabie с соавторами для японского рынка JEPX, сокращение ошибки прогноза даже на доли процента способно уменьшить ежедневные финансовые потери на сотни миллионов иен в крупных зонах. Применительно к европейским энергосистемам масштаб экономического эффекта сопоставим, поскольку ценовая волатильность на спотовых рынках в периоды пикового потребления достигает аналогичных значений.

Внедрение предложенного подхода в действующие EMS целесообразно осуществлять поэтапно. На начальном этапе марковскую компоненту допустимо интегрировать в существующий прогнозный контур как надстройку, корректирующую доверительные интервалы базовой модели в зависимости от текущего скрытого состояния. Такой вариант не требует замены работающей инфраструктуры и позволяет накопить статистику переходов между режимами. После калибровки матрицы переходов на исторических данных конкретной энергосистемы становится возможным переход к полному режимно-зависимому прогнозированию, где каждая компонента адаптируется к текущему состоянию. Особое внимание при этом необходимо уделить процедуре обновления параметров: структура потребления постепенно трансформируется под влиянием климатических сдвигов и технологических факторов, включая массовый переход на электрическое отопление, описанный Chen с соавторами, поэтому матрицу переходов и параметры компонентных моделей следует периодически переобучать на скользящем временном окне.

Ряд ограничений определяет направления дальнейших исследований. Текущая версия модели оперирует тремя скрытыми состояниями, что достаточно для описания базовой, пиковой и аномально низкой нагрузки, но может оказаться упрощением для энергосистем с более сложной структурой потребления. Вопрос об адаптивном выборе числа состояний в режиме реального времени остается открытым. Кроме того, модель не учитывает явным образом влияние распределенной генерации, в частности фотоэлектрических установок, чья выработка вносит дополнительную стохастичность в чистую

нагрузку. Включение экзогенных метеорологических переменных в эмиссионные распределения марковской цепи представляет собой естественное расширение, способное повысить точность в зонах с высокой долей возобновляемых источников. Вычислительная стоимость одновременного обучения нескольких LSTM-компонент и марковской цепи также требует оптимизации для применения на горизонтах менее одного часа.

Несмотря на указанные ограничения, даже в текущей конфигурации разработанный подход демонстрирует существенное преимущество перед существующими методами, особенно в части вероятностного прогнозирования. Способность модели заблаговременно распознавать структурные сдвиги в профиле нагрузки и соответствующим образом перестраивать как точечный прогноз, так и оценку неопределенности, делает ее перспективным инструментом для диспетчерского управления в условиях растущей нестабильности современных энергосистем.

Список литературы

1. Атрощенко В. А., Тымчук А. И. Модель ARIMA электропотребления для индивидуального потребителя в многоквартирном доме // Научные труды КубГТУ. — 2023. — № 1. — С. 60–70.
2. Pierre A. A., Akim S. A., Semenyо A. K., Babiga B. Peak Electrical Energy Consumption Prediction by ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM and ARIMA-GRU Approaches // *Energies*. — 2023. — Vol. 16, No. 12. — Art. 4739. — DOI: 10.3390/en16124739.
3. Рахмонов И. У., Ушаков В. Я., Ниёзов Н. Н., Курбонов Н. Н. Прогнозирование электропотребления с помощью нейронных сетей с LSTM // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. — 2023. — Т. 334, № 12. — С. 125–133. — DOI: 10.18799/24131830/2023/12/4407.
4. Zhang W., Zhao L., Wang X. Research on Short-Term Power Load Forecasting Based on ARIMA-LSTM Model // 2023 IEEE 3rd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI). — 2023. — DOI:

10.1109/ICETCI57876.2023.10176860.

5. Ключев Р. В., Моргоева А. Д., Гаврина О. А., Босиков И. И., Моргоев И. Д. Прогнозирование планового потребления электроэнергии для объединенной энергосистемы с помощью машинного обучения // Записки Горного института. — 2023. — Т. 261. — С. 392–402.
6. Li X., Liu G., Zhu S. Market Electricity Price Forecasting Model Based on ARIMA-LSTM // Intelligent Computing Technology and Automation. — 2024. — DOI: 10.3233/ATDE231279.
7. Горшенин А. Ю., Денисова Л. А. Применение машинного обучения деревьев решений и искусственных нейронных сетей для краткосрочного прогнозирования электропотребления // Датчики и системы. — 2024. — № 6. — С. 12–20. — DOI: 10.24412/1992-7185-2024-6-12-20.
8. Zhou R., Zhang X. Short-Term Power Load Forecasting Based on ARIMA-LSTM // Journal of Physics: Conference Series. — 2024. — Vol. 2803, No. 1. — Art. 012002. — DOI: 10.1088/1742-6596/2803/1/012002.
9. Рахмонов И. У., Ниёзов Н. Н., Ушаков В. Я., Курбонов Н. Н., Нажимова А. М. Прогнозирование электропотребления на основе метода главных компонент (РСА) // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. — 2024. — Т. 335, № 12. — С. 198–209. — DOI: 10.18799/24131830/2024/12/4731.
10. Yu K. Adaptive Bi-Directional LSTM Short-Term Load Forecasting with Improved Attention Mechanisms // Energies. — 2024. — Vol. 17, No. 15. — Art. 3709. — DOI: 10.3390/en17153709.
11. Каретников М. С. Анализ методов кластеризации временных рядов электропотребления // Международный научно-исследовательский журнал. — 2024. — № 3 (141). — DOI: 10.23670/IRJ.2024.141.37.
12. Wang C., Li X., Shi Y., Jiang W., Song Q., Li X. Load Forecasting Method Based on CNN and Extended LSTM // Energy Reports. — 2024. — Vol. 12. — P. 2452–2461. — DOI: 10.1016/j.egyr.2024.07.030.

13. Гуляев А. В. Гибридная модель глубокого обучения для прогнозирования значений временных рядов // *Нейрокомпьютеры: разработка, применение*. — 2025. — Т. 27, № 3. — С. 62–72. — DOI: 10.18127/j19998554-202503-08.
14. El-Afifi M. I., Eladl A. A., Sedhom B. E., Hassan M. A. Enhancing EV Charging Station Integration: A Hybrid ARIMA-LSTM Forecasting and Optimization Framework // *IEEE Transactions on Industry Applications*. — 2025. — Vol. 61, No. 3. — P. 4924–4935. — DOI: 10.1109/TIA.2025.3540788.
15. Малеев О. Г., Ковалева О. А. Исследование применимости архитектуры нейронных сетей Колмогорова–Арнольда (KAN) к задаче прогнозирования временных рядов // *Информатика, телекоммуникации и управление*. — 2025. — Т. 18, № 4. — С. 20–29. — DOI: 10.18721/JCSTCS.18402.
16. Chakraborty P., Kalaivani S., Ambika A., Ramya K. Forecasting Electricity Consumption Using ARIMA-LSTM Model // *Journal of Nano- and Electronic Physics*. — 2025. — Vol. 17, No. 4. — Art. 04011. — DOI: 10.21272/jnep.17(4).04011.
17. O'Connor C., Bahloul M., Prestwich S., Visentin A. A Review of Electricity Price Forecasting Models in the Day-Ahead, Intra-Day, and Balancing Markets // *Energies*. — 2025. — Vol. 18, No. 12. — Art. 3097. — DOI: 10.3390/en18123097.
18. Серегичев К. С., Суконщиков А. А., Горбунов В. А. Прогнозирование электропотребления с помощью выделения функций из временного ряда // *Вестник Череповецкого государственного университета*. — 2026. — № 1 (130). — С. 36–46. — DOI: 10.23859/1994-0637-2026-1-130-3.
19. Zhuo H., Wang Y., Li S., Ma H., Wang Y., Li R., Liu G. Enhancing Electricity Price Prediction Accuracy With an Attention Mechanism-LSTM Hybrid Model // *Engineering Reports*. — 2026. — Vol. 8, No. 3. — e70657. — DOI: 10.1002/eng2.70657.

References

1. Atroshhenko V. A., Ty`mchuk A. I. Model` ARIMA e`lektropotrebleniya dlya individual`nogo potrebitelya v mnogokvartirnom dome // *Nauchny`e trudy` KubGTU*. — 2023. — № 1. — S. 60–70.

2. Pierre A. A., Akim S. A., Semenyov A. K., Babiga B. Peak Electrical Energy Consumption Prediction by ARIMA, LSTM, GRU, ARIMA-LSTM and ARIMA-GRU Approaches // *Energies*. — 2023. — Vol. 16, No. 12. — Art. 4739. — DOI: 10.3390/en16124739.
3. Raxmonov I. U., Ushakov V. Ya., Niyozov N. N., Kurbonov N. N. Prognozirovanie e'lektropotrebleniya s pomoshh'yu nejronny'x setej c LSTM // *Izvestiya Tomskogo politexnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov*. — 2023. — T. 334, № 12. — S. 125–133. — DOI: 10.18799/24131830/2023/12/4407.
4. Zhang W., Zhao L., Wang X. Research on Short-Term Power Load Forecasting Based on ARIMA-LSTM Model // *2023 IEEE 3rd International Conference on Electronic Technology, Communication and Information (ICETCI)*. — 2023. — DOI: 10.1109/ICETCI57876.2023.10176860.
5. Klyuev R. V., Morgoeva A. D., Gavrina O. A., Bosikov I. I., Morgoev I. D. Prognozirovanie planovogo potrebleniya e'lektroe'nergii dlya ob''edinennoj e'nergosistemy' s pomoshh'yu mashinnogo obucheniya // *Zapiski Gornogo instituta*. — 2023. — T. 261. — S. 392–402.
6. Li X., Liu G., Zhu S. Market Electricity Price Forecasting Model Based on ARIMA-LSTM // *Intelligent Computing Technology and Automation*. — 2024. — DOI: 10.3233/ATDE231279.
7. Gorshenin A. Yu., Denisova L. A. Primenenie mashinnogo obucheniya derev'ev reshenij i iskusstvenny'x nejronny'x setej dlya kratkosrochnogo prognozirovaniya e'lektropotrebleniya // *Datchiki i sistemy'*. — 2024. — № 6. — S. 12–20. — DOI: 10.24412/1992-7185-2024-6-12-20.
8. Zhou R., Zhang X. Short-Term Power Load Forecasting Based on ARIMA-LSTM // *Journal of Physics: Conference Series*. — 2024. — Vol. 2803, No. 1. — Art. 012002. — DOI: 10.1088/1742-6596/2803/1/012002.
9. Raxmonov I. U., Niyozov N. N., Ushakov V. Ya., Kurbonov N. N., Nazhimova A. M. Prognozirovanie e'lektropotrebleniya na osnove metoda glavny'x komponent (PCA) // *Izvestiya Tomskogo politexnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov*.

- 2024. — Т. 335, № 12. — С. 198–209. — DOI: 10.18799/24131830/2024/12/4731.
10. Yu K. Adaptive Bi-Directional LSTM Short-Term Load Forecasting with Improved Attention Mechanisms // *Energies*. — 2024. — Vol. 17, No. 15. — Art. 3709. — DOI: 10.3390/en17153709.
11. Karetnikov M. S. Analiz metodov klasterizacii vremenny`x ryadov e`lektropotrebleniya // *Mezhdunarodny`j nauchno-issledovatel`skij zhurnal*. — 2024. — № 3 (141). — DOI: 10.23670/IRJ.2024.141.37.
12. Wang C., Li X., Shi Y., Jiang W., Song Q., Li X. Load Forecasting Method Based on CNN and Extended LSTM // *Energy Reports*. — 2024. — Vol. 12. — P. 2452–2461. — DOI: 10.1016/j.egyr.2024.07.030.
13. Gulyaev A. V. Gibridnaya model` glubokogo obucheniya dlya prognozirovaniya znachenij vremenny`x ryadov // *Nejrokompyutery` : razrabotka, primenenie*. — 2025. — Т. 27, № 3. — С. 62–72. — DOI: 10.18127/j19998554-202503-08.
14. El-Afifi M. I., Eladl A. A., Sedhom B. E., Hassan M. A. Enhancing EV Charging Station Integration: A Hybrid ARIMA-LSTM Forecasting and Optimization Framework // *IEEE Transactions on Industry Applications*. — 2025. — Vol. 61, No. 3. — P. 4924–4935. — DOI: 10.1109/TIA.2025.3540788.
15. Maleev O. G., Kovaleva O. A. Issledovanie primenimosti arxitektury` nejronny`x setej Kolmogorova–Arnol`da (KAN) k zadache prognozirovaniya vremenny`x ryadov // *Informatika, telekommunikacii i upravlenie*. — 2025. — Т. 18, № 4. — С. 20–29. — DOI: 10.18721/JCSTCS.18402.
16. Chakraborty P., Kalaivani S., Ambika A., Ramya K. Forecasting Electricity Consumption Using ARIMA-LSTM Model // *Journal of Nano- and Electronic Physics*. — 2025. — Vol. 17, No. 4. — Art. 04011. — DOI: 10.21272/jnep.17(4).04011.
17. O'Connor C., Bahloul M., Prestwich S., Visentin A. A Review of Electricity Price Forecasting Models in the Day-Ahead, Intra-Day, and Balancing Markets // *Energies*. — 2025. — Vol. 18, No. 12. — Art. 3097. — DOI: 10.3390/en18123097.
18. Seregichev K. S., Sukonshnikov A. A., Gorbunov V. A. Prognozirovanie e`lektropotrebleniya s pomoshh`yu vy`deleniya funkcij iz vremennogo ryada // *Vestnik*

Cherepoveczkogo gosudarstvennogo universiteta. — 2026. — № 1 (130). — S. 36–46.
— DOI: 10.23859/1994-0637-2026-1-130-3.

19. Zhuo H., Wang Y., Li S., Ma H., Wang Y., Li R., Liu G. Enhancing Electricity Price Prediction Accuracy With an Attention Mechanism-LSTM Hybrid Model // Engineering Reports. — 2026. — Vol. 8, No. 3. — e70657. — DOI: 10.1002/eng2.70657.

Статья поступила в редакцию 20.05.2026; одобрена после рецензирования 07.07.2026; принята к публикации 17.09.2026.

The article was submitted 20.05.2026; approved after reviewing 07.07.2026; accepted for publication 17.09.2026.