

Эльвира ЧУРИЛОВА
Александр ЧУРИЛОВ

ПРОИЗВОДСТВО ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ В РОССИИ: АНАЛИЗ ДИНАМИКИ И ПРОГНОЗЫ

Дата поступления в редакцию: 16.10.2025.

Для цитирования: Чурилова Э. Ю., Чурилов А. Д., 2025. Производство электроэнергии в России: анализ динамики и прогнозы. – Геоэкономика энергетики. № 4 (32). С. 52–77. DOI: 10.48137/26870703_2025_32_4_52

Статья посвящена анализу динамики производства электроэнергии в Российской Федерации за период 2010–2024 гг. и разработке прогнозных моделей на 2025–2027 гг. Исследование охватывает производство электроэнергии на основных типах электростанций: тепловых, атомных и гидроэлектростанциях, а также общий объем производства по стране. За анализируемый период общее производство электроэнергии возросло на 16,5%, с наибольшими темпами прироста у атомных и гидроэлектростанций. В работе проводится сравнительный анализ двух методологических подходов к прогнозированию: сезонных моделей авторегрессии *SARIMA* и рекуррентных нейронных сетей *LSTM*. Исследование показало различную степень предсказуемости показателей в зависимости от типа электростанции. Лучше всего прогнозированию поддаются показатели общего производства и производства на тепловых электростанциях, в то

ЧУРИЛОВА Эльвира Юрьевна, кандидат экономических наук, доцент, доцент кафедры бизнес-аналитики Финансового университета при Правительстве РФ. **Адрес:** Российская Федерация, г. Москва, 125057, Ленинградский проспект, 49. **E-mail:** EChurilova@fa.ru. **SPIN-код:** 5976-0737. **ORCID:** 0000-0001-9753-0072

ЧУРИЛОВ Александр Дмитриевич, студент МИРЭА-РТУ Института искусственного интеллекта направления подготовки «Прикладная математика и информатика». **Адрес:** Российская Федерация, г. Москва, 119454, проспект Вернадского, 78. **E-mail:** alexandrchurilov@mail.ru. **SPIN-код:** 7077-4473. **ORCID:** 0009-0001-9172-3428

Ключевые слова: энергетика, производство электроэнергии, прогнозирование, прогнозы производства электроэнергии, модели SARIMA, модели LSTM-сетей, атомные электростанции, тепловые электростанции, гидроэлектростанции

время как производство на гидроэлектростанциях характеризуется высокой зависимостью от природных факторов и соответственно меньшей точностью прогнозов. На основе построенных моделей определены ожидаемые объемы производства электроэнергии на трехлетний период. Проведена верификация прогнозов на основе оперативных данных Федеральной службы государственной статистики за начало 2025 г., которая подтвердила приемлемую точность предложенных моделей для краткосрочного и среднесрочного прогнозирования. Результаты исследования могут быть использованы при разработке энергетической политики и стратегического планирования в энергетическом секторе России.

Введение

Успешность развития экономики напрямую связано с выработкой необходимого объема электроэнергии для нужд отраслей и населения. К сожалению, отрасль энергетики в Российской Федерации в период с 2020 по 2025 г. столкнулась с рядом серьезных проблем, среди которых деградация инфраструктуры, экологические вопросы, сложности из-за экономических ограничений. Главной проблемой, по мнению экспертов, является старение инфраструктуры электростанций, особенно у ядерных и тепловых станций, что приводит к увеличению затрат на обслуживание и внеплановым отключениям, поскольку многие объекты уже превысили свой проектный срок службы. С подобной проблемой столкнулись жители Дальнего Востока и Сибири. По данным Минэнерго, нужно обновить по всей России более 60% энергетических мощностей. К 2030 г. в стране планируется реконструировать более 70% тепловых электростанций и электросетей [*Модернизация энергетической инфраструктуры России...*, 2025]. Для этого создаются специальные государственные программы, а также принимаются меры по привлечению частных инвесторов, поскольку нехватка финансирования является главным препятствием на пути к этому.

Западные экономические санкции 2022 г. ограничили доступ России к мировым передовым технологиям энергетического сектора, что затруднило закупку нового оборудования, отвечающего всем современным требованиям, например, высокоэффективных турбин и систем управления. Колебания мировых цен на нефть и газ, а также их резкое падение в 2020 г. послужили основной причиной снижения экспортных доходов РФ и, соответственно, сократили потенциально возможные инвестиции в строительство новых электростанций. К 2025 г. объем подобных средств уменьшился почти на 15% по сравнению с аналогичными периодами до 2020 г.

Ужесточение экологических норм, введение новых правил, способных обеспечить снижение выбросов, внедрение более чистых технологий привели к значительному увеличению затрат производителей. В особенности это коснулось тепловых электростанций, работающих на угле и газе, и на кото-

рые приходится около 60% всей произведенной электроэнергии в стране. Переход к возобновляемым источникам энергии осуществляется медленно, их доля к началу 2025 г. (кроме гидроэнергии) составляет менее 5% от общего производства электроэнергии. Диверсификация отрасли и выполнение международных климатических обязательств также имеют свои трудности.

К технологической проблеме относится медленное внедрение технологии «умных сетей»^{*}. К 2025 г. к ней лишь треть электростанций перешла полностью. Продолжающееся использование аналоговых систем управления снижает эффективность станций и повышает вероятность сбоев. Особую угрозу несут с собой кибератаки. В 2023 г. перебои с подачей электроэнергии в ряде регионов РФ возникали именно из-за них. В связи с западными санкциями внедрение современных систем кибербезопасности стало сложным и длительным.

Негативное влияние пандемии *COVID-19* на деятельность отрасли в основном наблюдалось в 2020 г., когда спрос на электроэнергию вследствие локдаунов и сокращения производственной деятельности упал на 2,3% по сравнению с предыдущим годом. Пандемия также была причиной увеличения сроков реализации проектов модернизаций и реконструкций станций.

Таким образом, производство электроэнергии в Российской Федерации в настоящее время имеет ряд проблем, которые влияют на стабильность и развитие не только самой отрасли энергетики, но и экономики в целом. В связи с этим многие отечественные ученые занимаются этой областью исследования. Так, в работе [Гильмутдинова, Нурыяхметова, Фатхутдинова, 2022] приводятся результаты анализа основных проблем электроэнергетики в РФ и в мире в целом, оцениваются положительные и отрицательные последствия использования «зеленой» энергии и внедрения биоэнергетики. В статье [Карякина, Максимов, Кулишова, 2022] рассмотрено текущее состояние электроэнергетики России с позиций установленной мощности имеющихся электростанций и изменения объемов выработки электроэнергии, дала анализ структуры потребления электроэнергии по видам экономической деятельности, определила проблемы и перспективы развития отрасли в стране. Результаты развернутого исследования российских проблем в энергетике содержатся в работе [Владимиров, 2022]. А. Е. Бородин [Бородин, 2024] провел анализ деятельности отрасли начиная с начала XX века до 2023 г., особое внимание уделил развитию электроэнергетики на

^{*} «Умные сети» (Smart Grids) — это современные электрические сети, которые используют цифровые технологии, связь и автоматизацию для мониторинга и управления потоками электроэнергии в режиме реального времени. Они повышают эффективность, надежность и экономическую выгоду за счет интеграции возобновляемых источников энергии, балансировки спроса и предложения, а также автоматического реагирования на неисправности. Ключевыми компонентами являются умные счетчики, датчики, системы управления и высокоскоростная связь.

фоне западных экономических санкций 2022–2023 гг. Влияние рыночных реформ на электроэнергетику исследовано в работе [Вымятина, Раскина, Артюхова, Бабкина, 2022].

В научном труде С. А. Некрасова [Некрасов, 2022] анализируется динамика такого индикатора, как удельное (подушное) потребление электроэнергии в российских регионах. Замечено, что в развитых странах этот показатель имеет тенденцию к стабилизации, в то время как в развивающихся он непрерывно растет. В работе доказывается, что российской проблемой является наличие сильной дифференциации регионов по величине удельного потребления электроэнергии из-за низкого потенциала потребителей и без решения данной проблемы нельзя сохранить структурную устойчивость отечественной экономики.

Пути повышения энергоэффективности промышленных предприятий и тенденции потребления энергетических ресурсов в промышленности на основе статистического энергобаланса рассмотрены в работе А. Э. Валиуллина [Валиуллин, 2022]. Автор предложил схему организационно-технических мероприятий, направленных на формирование энергобаланса предприятия, и опирающуюся на расчеты с использованием механизмов математического моделирования и информационных технологий.

В статье [Карпенко, Карпенко, Беззинов, 2022] рассмотрено использование эконометрических методов прогнозирования электропотребления на горнопромышленных предприятиях: многофакторную регрессию, сезонные аддитивные и мультипликативные модели, модели с учетом смены тенденции, линейную динамическую модель, учитывающую объемы производства и др.

В работе [Вялкова, Моргоева, Гаврина, 2022] предложены прогнозные модели потребления электроэнергии на горно-металлургических предприятиях: многослойный персептрон и гибридная модель разложения ряда электропотребления на основе сингулярного спектрального анализа на аддитивные составляющие и их моделирование нейронной сетью, которая, по мнению авторов, дает лучшие прогнозы с точностью выше 95%.

Результаты прогнозирования отпуска тепловой энергии на основе моделей тройного экспоненциального сглаживания Хольта-Винтерса, *SARIMA* и непараметрической модели *SSA* содержатся в статье [Затонский, Тугашова, 2021]. Наименьшую среднюю относительную ошибку в этом случае дала модель *SARIMA* (6,52%).

Математическую модель прогнозирования объемов производства электроэнергии в зависимости от доминантных факторов, сдвинутых на несколько периодов назад в зависимости от поведения автокорреляционной функции, описано в работе [Демьяненко, Семенов, 2024].

В исследовании [Васильев, Бердонов, 2022] применены модели нейронных сетей для прогнозирования ежечасного потребления электроэнергии,

при этом лучшие результаты показала гибридная модель с относительной ошибкой 5%.

С. Л. Садов [Садов, 2022] на основе метода анализа иерархий исследовал уровень неопределенности прогнозов в энергетике, что в дальнейшем позволит дифференцировать их по степени достоверности. Об объединении прогнозов, как пути повышения точности, писал также А. А. Сурков. В его статье [Сурков, 2022] приводится описание программ построения весовых коэффициентов при объединении прогнозов на базе пакета *ForecastComb* в R на примере прогнозирования производства электроэнергии в РФ.

В работе [Носков, Попов, Середкин, 2023] рассматриваются регрессионные линейные модели для прогнозирования производства электроэнергии в РФ, в которых независимыми факторами выступают объемы добычи угля и газа, а также производство мазута.

В статье [Алюнов, Мосолова, 2023] предложено прогнозировать потребление электроэнергии промышленным предприятием на основе метода машинного обучения, моделью «случайный лес», точность прогнозов в этом случае достигла 91%. В исследовании [Моргоева, Моргоев, Гаврина, 2022] также приводятся результаты прогнозирования потребления электроэнергии промышленным предприятием с помощью модели машинного обучения, но уже алгоритма градиентного бустинга библиотеки *CatBoost*, в этом случае точность прогнозов равнялась 92%.

В работе [Хомутов, Серебряков, 2023] описывается нейросетевой алгоритм глубокого машинного обучения для краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии сельхозпроизводителями.

Зарубежные ученые также занимаются вопросами прогнозирования производства и потребления электроэнергии. Так, в статье [Gulay, Sen, Akgun, 2024] исследуются методы глубокого машинного обучения для целей прогнозирования производства электроэнергии в Турции на основе различных типов гибридных моделей, в том числе с использованием статистических подходов. Прогнозирование потребления электроэнергии в Турции с использованием *LSTM*-сетей и сезонных моделей *SARIMA* рассматриваются в работе [Bilgili, Pinar, 2023]. В этом случае лучшие результаты со средней ошибкой аппроксимации, равной 2,42%, дают модели на основе *LSTM*-сетей.

В работе [Akbal, Ünlü, 2022] предложена методология краткосрочного и среднесрочного прогнозирования почасового производства ветровой энергии на основе одномерной модели, основанной на последовательном обучении. Д. Соляли [Soljali, 2020] провел сравнительный анализ нескольких подходов машинного обучения для краткосрочного и долгосрочного прогнозирования спроса на электроэнергию на Кипре, в статье рассмотрены модели искусственной нейронной сети (*ANN*), множественной линейной регрессии (*MLR*), адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (*ANFIS*) и опорной векторной машины (*SVM*).

Исследование [Ozbek, Yildirim, Bilgili, 2021] касалось прогнозирования производства солнечной электроэнергии на один час вперед на основе модели нейронной сети с долговременной краткосрочной памятью *LSTM*-сети, которая дала лучшие результаты по сравнению с адаптивной нейро-нечеткой системой вывода (*ANFIS*) в сочетании с нечеткими *c*-средними (*FCM*) и *ANFIS* с разделением сетки (*GP*).

Сравнение адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (*ANFIS*) и алгоритмов машинного обучения для прогнозирования производства электроэнергии электростанциями с комбинированным циклом проведено в работе [Aguirre Rodriguez, Rodriguez Gamboa, Aguirre Rodriguez, 2022], при этом *ANFIS* показали меньшие ошибки точности прогнозов.

В работе [Gellert, Fiore, Florea, 2022] рассмотрено прогнозирование потребления и производства электроэнергии в умных домах на основе статистических моделей *ARIMA* и *TBATS*. В исследовании [Yörük, Bac, Yerlikaya-Özkurt, Ünlü, 2023] также использовались статистические методы прогнозирования (спроса на электроэнергию в Турции): регрессионные модели, экспоненциальное сглаживание, модели Винтерса и *ARIMA*.

В статье [Poplawski, Dudzik, Szeląg, 2023] для прогнозирования энергетического баланса предложено использовать регуляризованную регрессию *LASSO* и модель машинного обучения «случайный лес». В работе [Lee, Ser, Selvachandran, 2022] исследовалось, какая модель среди искусственной нейронной сети (*ANN*), адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (*ANFIS*), опорных векторных машин наименьших квадратов (*LSSVM*) и нечетких временных рядов (*FTS*) обеспечивает наивысший уровень точности при прогнозировании потребления электроэнергии. Расчеты проводились на данных семи стран (Норвегии, Швейцарии, Малайзии, Египта, Алжира, Болгарии, Кении) за десятилетний период. В результате авторы делают вывод, что для разных стран и временных периодов подходят разные модели.

Широкий обзор литературы по методам прогнозирования потребления электроэнергии дан в статье [Klyuev, Morgoeva, Morgoev, 2022]. Авторами описываются как классические статистические методы прогнозирования (регрессионные и авторегрессионные модели), так и алгоритмы глубокого машинного обучения.

Материалы и методы

Исследование базируется на официальных помесечных данных Росстата по производству электроэнергии в Российской Федерации на основных видах электростанций (ТЭС, ГЭС и АЭС), а также в целом по стране по всем видам станций периода 2010–2024 гг. [Федеральная служба статистики..., 2025]. Исходная информация не содержала данные по производству электроэнергии в Донецкой Народной Республике (ДНР), Луганской

Народной Республики (ЛНР), Запорожской и Херсонской областей с целью сопоставимости уровней временного ряда и получения длинных динамических рядов.

Анализ эконометрических моделей показал, что наименьшие ошибки прогнозирования производства электроэнергии в РФ дают сезонные модели авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего *SARIMA*, а также модели на основе *LSTM*-сетей (*Long short-term memory*).

Модели *SARIMA*(p, d, q)(P, D, Q) являются подклассом моделей *ARIMA*(p, d, q), которые в общем случае имеют вид:

$$(\Delta^d y_t) = \sum_{i=1}^p a_i (\Delta^d y_{t-i}) + \varepsilon_t + \sum_{j=1}^q b_j (\Delta^d \varepsilon_{t-j}),$$

где Δ^d — оператор разности порядка d (последовательное взятие d раз разностей первого порядка); p — параметр авторегрессии; q — параметр скользящего среднего; a_i — коэффициент авторегрессионной части модели; ε_t — значение ошибки; b_j — коэффициент скользящего среднего.

В сезонной *SARIMA*(p, d, q)(P, D, Q) дополнительно содержатся сезонные параметры: P — сезонный параметр авторегрессии; D — порядок сезонной разности; Q — сезонный параметр скользящего среднего. Поскольку данная модель применяется в случае стационарных временных рядов, то данные проверялись на стационарность по тесту Дики — Фуллера, затем приводились к стационарному виду, путем взятия первых разностей.

Архитектура *LSTM*-сети кратко описывается следующим образом. Основной структурной единицей является *LSTM*-блок. Его задачами на одном шаге времени является обновление памяти и скрытого состояния. Он содержит внутреннее состояние ячейки C_t и три управляющих элемента, называемых вентилями (*gates*): *forget gate* f_t , *input gate* i_t и *output gate* o_t . Этот механизм позволяет избирательно сохранять, обновлять или удалять информацию о состоянии ячейки. Для обучения *LSTM*-сетей используется стохастический оператор *Adam*, адаптирующий скорость обучения для каждого параметра индивидуально.

Качество полученных моделей оценивалось на основе средней ошибки аппроксимации (\bar{A}), рассчитываемой по формуле:

$$\bar{A} = \frac{1}{n} \sum \frac{|y_t - \hat{y}_t|}{y_t} \cdot 100\%,$$

где y_t — фактические значения показателя в момент времени t , n — длина временного ряда.

При оценке качества моделей по средней ошибке аппроксимации традиционно используется шкала: до 5% — «отличное», от 6 до 10% — «хорошее», от 11 до 15% — «допустимое» качество моделей. Отобранные для прогнозных целей построенные модели дали ошибки: *SARIMA* — 3–4%, *LSTM* — менее 2%.

Поскольку на момент публикации статьи вышли оперативные данные Росстата по производству электроэнергии за январь – апрель 2025 г., то была возможность провести сравнение фактических и прогнозных значений путем определения средней абсолютной прогнозной ошибки (по формуле, аналогичной формуле средней ошибки аппроксимации).

Основные расчеты проводились с использованием языка программирования *Python*: библиотеки *statsmodels* для построения моделей *SARIMA* и их тестирования, библиотеки *tensorflow.keras* и *sklearn* для *LSTM*-сетей.

Результаты исследования

Объемы производства электроэнергии в России за период с 2010 г. по 2024 г. представлены в табл. 1. На рис. 1 показана динамика этих показателей по основным видам электростанций.

Таблица 1.

Объемы производства электроэнергии в РФ с 2010 г. по 2024 г.

(млн кВт • ч)

Годы	В целом по РФ	Тепловые электростанции	Гидроэлектростанции	Атомные электростанции
2010	1 038 033	698 716	168 398	170 415
2011	1 054 858	716 570	164 820	172 941
2012	1 069 289	726 407	164 876	177 534
2013	1 059 086	703 475	182 655	172 508
2014	1 064 197	707 462	175 269	180 757
2015	1 067 543	701 219	169 914	195 470
2016	1 091 131	706 821	186 640	196 614
2017	1 094 239	702 832	187131	203 143
2018	1 115 125	716 151	193027	204 569
2019	1 121 492	713 946	196510	208 984
2020	1 089 669	655 642	214389	215 954
2021	1 159 416	714 777	216143	222 530
2022	1 169 784	738 279	199269	223 684
2023	1 180 999	752 894	202466	217 697
2024	1 209 320	773 397	212 284	215 715

Составлено авторами по данным Росстата

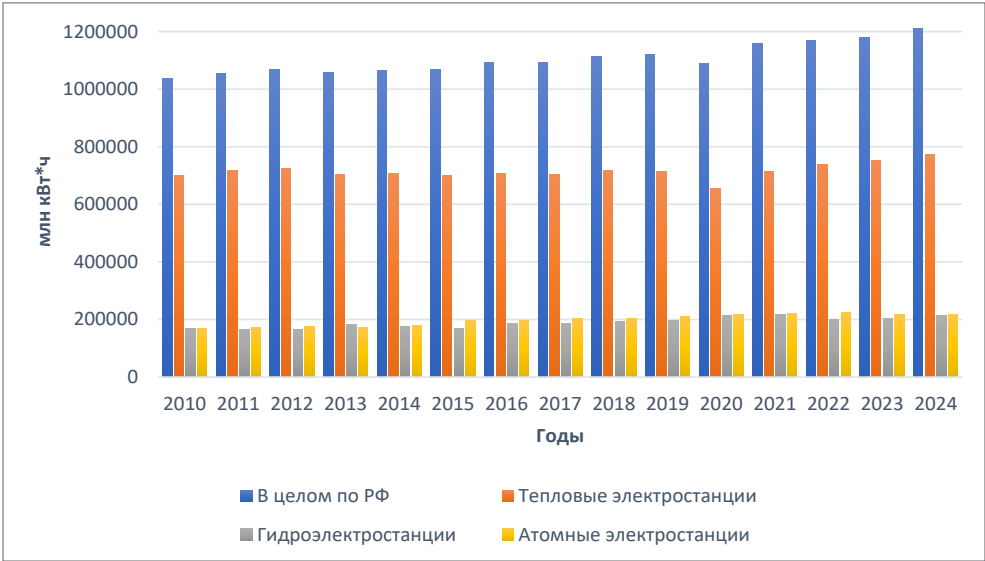


Рис. 1. Динамика производства электроэнергии в РФ за период 2010–2024 гг.
По данным Росстата [Федеральная служба статистики, 2025]

В 2024 г. по сравнению с 2010 г. общее производство электроэнергии возросло на 16,5%, достигнув 1 209 320 млн кВт·ч. Наибольшие, почти одинаковые, приросты за этот период наблюдались у атомных (26,6%) и гидроэлектростанций (26,1%). Производство электроэнергии на тепловых электростанциях росло меньшими темпами, увеличение составило 10,7%, что объясняется большим объемом производства в абсолютном выражении, приходящимся на ТЭС (табл. 2). Соответственно, «емкость» 1% прироста будет значительно выше, чем у атомных и гидроэлектростанций.

Таблица 2.

Темпы роста производства электроэнергии в России за период 2010–2024 гг. по отношению к 2010 г. (%) *

Годы	В целом по РФ	Тепловые электростанции	Гидроэлектростанции	Атомные электростанции
2010	100,0	100,0	100,0	100,0
2011	101,6	102,6	97,9	101,5
2012	103,0	104,0	97,9	104,2
2013	102,0	100,7	108,5	101,2

Продолжение таблицы 2 на следующей странице.

* Таблицы 2–5 составлены авторами.

Продолжение таблицы 2

Годы	В целом по РФ	Тепловые электростанции	Гидроэлектростанции	Атомные электростанции
2014	102,5	101,3	104,1	106,1
2015	102,8	100,4	100,9	114,7
2016	105,1	101,2	110,8	115,4
2017	105,4	100,6	111,1	119,2
2018	107,4	102,5	114,6	120,0
2019	108,0	102,2	116,7	122,6
2020	105,0	93,8	127,3	126,7
2021	111,7	102,3	128,4	130,6
2022	112,7	105,7	118,3	131,3
2023	113,8	107,8	120,2	127,7
2024	116,5	110,7	126,1	126,6

Если рассматривать изменения производства по отношению к предыдущему году (табл. 3), то можно заметить, что периоды роста чередуются с периодами спада показателя, но эти изменения не превышают 11% в сторону увеличения и 4% в сторону снижения показателя. Годы 2012, 2016, 2018 и 2021 характеризуются ростом производства электроэнергии по отношению к предыдущему году по всем рассматриваемым видам электростанций (в пределах 1–9%). В 2011 г. снижение замечено на ГЭС (на 2,1%). В 2013 г. уменьшилось производство на ТЭС (на 3,2%) и АЭС (на 2,8%), но существенно возросло на ГЭС (почти на 11%). В 2014 г. сократилось производство на ГЭС (на 4%), что было компенсировано работой АЭС (рост на 4,8%). На следующий год производство электроэнергии на АЭС возросло еще на 8,1%, но сократилось на ГЭС (на 3,1%) и ТЭС (на 0,9%). В 2017 г. рост показали ГЭС (на 0,3%) и АЭС (на 3,3%). На 1,8% и 2,2% увеличилось производство в 2019 г. у ГЭС и АЭС, но немного снизилось у ТЭС (на 0,3%). 2020 г. показал существенный спад на ТЭС (на 9,2%), что было смягчено ростом производства на ГЭС и АЭС (на 9,1% и 3,3%). В 2023 г. увеличили производство электроэнергии ТЭС (на 2%) и ГЭС (на 1,6%), АЭС уменьшили на 2,7%. На следующий год ситуация повторилась: ТЭС подняли производство на 2,7%, ТЭС – на 4,8%, а АЭС сократили на 0,9%.

Таблица 3.

**Темпы роста производства электроэнергии в России за период 2010–2024 гг.
по отношению к предыдущему году (%)**

Годы	В целом по РФ	Тепловые электростанции	Гидроэлектростанции	Атомные электростанции
2011	101,6	102,6	97,9	101,5
2012	101,4	101,4	100,0	102,7
2013	99,0	96,8	110,8	97,2
2014	100,5	100,6	96,0	104,8
2015	100,3	99,1	96,9	108,1
2016	102,2	100,8	109,8	100,6
2017	100,3	99,4	100,3	103,3
2018	101,9	101,9	103,2	100,7
2019	100,6	99,7	101,8	102,2
2020	97,6	91,8	109,1	103,3
2021	106,4	109,0	100,8	103,0
2022	100,9	103,3	92,2	100,5
2023	101,0	102,0	101,6	97,3
2024	102,4	102,7	104,8	99,1

Рост производства у ГЭС и АЭС в среднем за год с 2010 г. по 2024 г. составил 1,7%, у ТЭС – 0,7%, по всем видам электростанций – 1,1%.

Структуры производства электроэнергии по видам электростанций в 2010 г. и 2024 г. представлены на рисунках 2-3. Наибольшую долю имеют ТЭС: 67% в 2010 г. и 64% в 2024 г. Доли атомных и гидроэлектростанций приблизительно одинаковые: по 16% в 2024 г. и по 18% в 2024 г. На прочие электростанции (геотермальные, солнечные, ветроэлектростанции и др.) в 2010 г. приходилось 0,05%, а в 2024 г. уже 0,7%. Таким образом, производство электроэнергии на нетипичных для России видах электростанциях постепенно расширяется и имеет заметную тенденцию к росту.

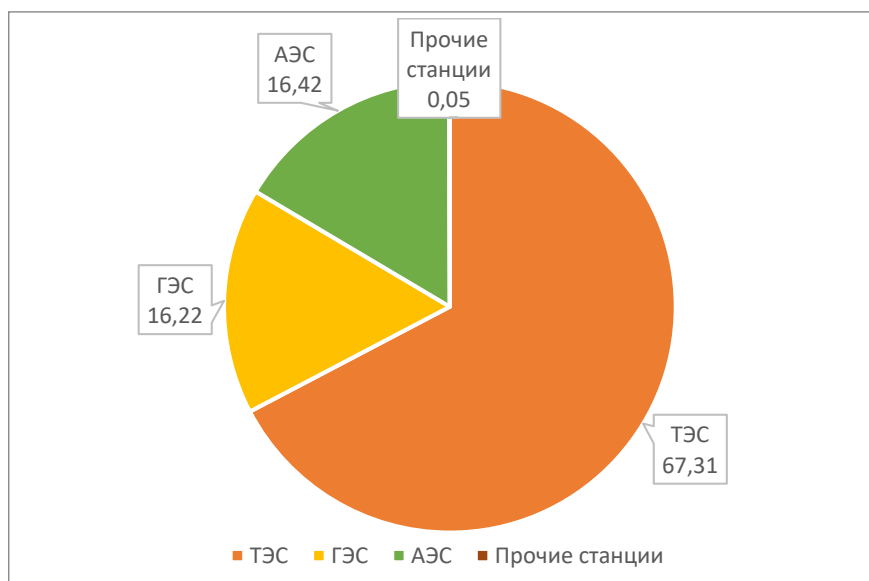


Рис. 2. Структура производства электроэнергии в РФ по видам электростанций в 2010 г.*

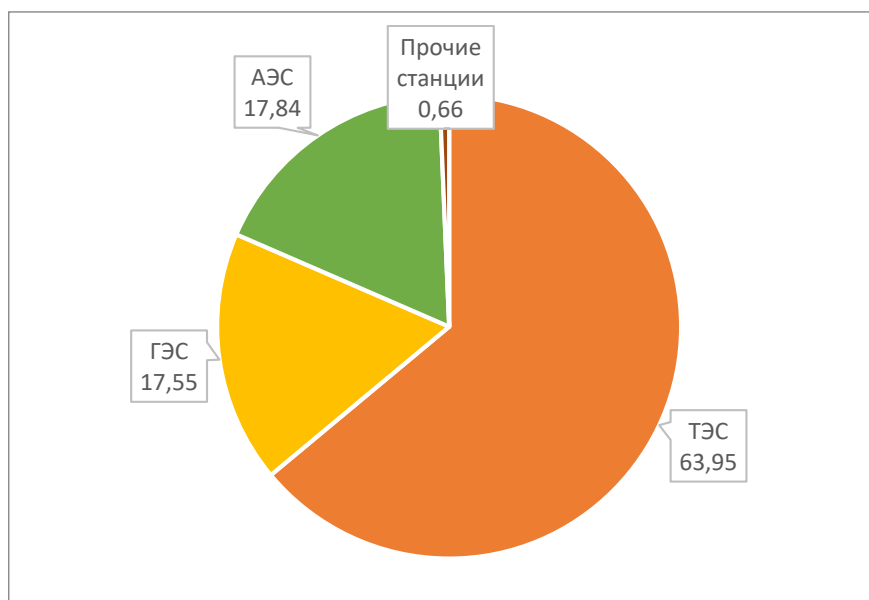


Рис. 3. Структура производства электроэнергии в РФ по видам электростанций в 2024 г.

* Рис. 2–7 составлены авторами.

В процессе исследования проверялось, насколько структура производства электроэнергии по видам электростанций в 2024 г. отличается от структуры 2010 г. Для этих целей был рассчитан индекс В.М. Рябцева. Его значение 0,028 по шкале оценки меры существенности структурных различий по индексу В.М. Рябцева показало «тождественность структур» (значение попадает в интервал от 0 до 0,03). Таким образом, структура производства электроэнергии по видам электростанций за период с 2010 г. по 2024 г. не претерпела каких-либо существенных изменений, все различия статистически незначимы.

Результаты прогнозирования производства электроэнергии в РФ на период 2025–2027 гг.

Среди моделей *SARIMA* наилучшими параметрами обладают:

- для показателя общего производства электроэнергии в РФ: *SARIMA*(1,0,2)(2,0,0) с $AIC=3289,394$ и средней ошибкой аппроксимации равной 1,5%; остатки случайны на основе *Q*-теста Льюнг – Бокса ($prob(Q)=0,95>0,05$) и гомоскедастичны ($prob(H)=0,43>0,05$);

- для показателя производства электроэнергии на ТЭС – *SARIMA*(1,0,2)(2,0,0) с $AIC=3347,677$ и средней ошибкой аппроксимации равной 3,1%; остатки случайны на основе *Q*-теста Льюнг – Бокса ($prob(Q)=0,64>0,05$) и гомоскедастичны ($prob(H)=0,64>0,05$);

- для показателя производства электроэнергии на ГЭС – *SARIMA*(2,0,1)(1,0,0) с $AIC=3066,495$ и средней ошибкой аппроксимации равной 5,4%; остатки случайны на основе *Q*-теста Льюнг – Бокса ($prob(Q)=0,74>0,05$) и гомоскедастичны ($prob(H)=0,06>0,05$);

- для показателя производства электроэнергии на АЭС – *SARIMA*(2,0,1)(1,0,1) с $AIC=2984,898$ и средней ошибкой аппроксимации равной 4,0%; остатки случайны на основе *Q*-теста Льюнг – Бокса ($prob(Q)=0,89>0,05$) и гомоскедастичны ($prob(H)=0,13>0,05$).

Параметры полученных моделей *SARIMA* и их характеристики приводятся в табл. 4.

Также в процессе исследования для прогнозных целей строилась двухслойная *LSTM*-сеть с полносвязным выходным слоем (*Dense*). При определении применялась функция потерь среднеквадратической ошибки и оптимизатор *Adam*. Остатки моделей гомоскедастичны (расчетные значения уровней значимости критерия Бреуша – Пагана (*Breusch-Pagan*) для показателя общего производства электроэнергии равно 0,1605; ТЭС – 0,063; ГЭС – 0,4001; АЭС – 0,8676; значения превышают заданный уровень значимости 0,05). Средние ошибки аппроксимации получились равными 0,77% (по показателю общего производства электроэнергии), 1,2% (для ТЭС), 1,1% (для ГЭС), 1,4% (для АЭС).

Таблица 4.

Результаты оценивания моделей SARIMA

Параметр	Значение параметра	Стандартная ошибка	z-статистика	Уровень значимости
Общее производство электроэнергии SARIMA(1,0,2)(2,0,0)				
<i>AR.L1</i>	0,9972	0,005	213,405	0,000
<i>MA.L1</i>	-0,4229	0,058	-7,327	0,000
<i>MA.L2</i>	-0,3905	0,053	-7,401	0,000
<i>AR.S.L12</i>	0,4185	0,047	8,853	0,000
<i>AR.S.L24</i>	0,5680	0,048	11,905	0,000
<i>sigma2</i>	3,146e+06	1,45e-09	2,17e+15	0,000
Производство электроэнергии на ТЭС SARIMA(1,0,2)(2,0,0)				
<i>AR.L1</i>	1.0000	8.41e-05	1.19e+04	0.000
<i>MA.L1</i>	-0,3974	0,068	-5,822	0,000
<i>MA.L2</i>	-0,2483	0,067	-3,728	0,000
<i>AR.S.L12</i>	0,4334	0,061	7,158	0,000
<i>AR.S.L24</i>	0,5385	0,061	8,794	0,000
<i>sigma2</i>	4,977e+06	1,95e-09	2,55e+15	0,000
Производство электроэнергии на ГЭС SARIMA(2,0,1)(1,0,0)				
<i>AR.L1</i>	1,5844	0,077	20,693	0,000
<i>AR.L2</i>	-0,5844	0,076	-7,658	0,000
<i>MA.L1</i>	-0,9447	0,036	-26,291	0,000
<i>AR.S.L12</i>	0,4196	0,057	7,373	0,000
<i>sigma2</i>	1,239e+06	8,39e-09	1,48e+14	0,000
Производство электроэнергии на АЭС SARIMA(2,0,1)(1,0,1)				
<i>AR.L1</i>	1,3909	0,094	14,836	0,000
<i>AR.L2</i>	-0,3925	0,093	-4,218	0,000
<i>MA.L1</i>	-0,9145	0,050	-18,253	0,000
<i>AR.S.L12</i>	0,9905	0,009	109,534	0,000
<i>MA.S.L12</i>	-0,8238	0,078	-10,537	0,000
<i>sigma2</i>	7,673e+05	1,13e-08	6,78e+13	0,000

В табл. 5 находятся прогнозы производства электроэнергии на период 2025–2027 гг. Оценить, насколько рассчитанные по моделям значения показателей близки к фактическим данным, можно по графикам, представленным на рисунках 4–7. Прогнозы по показателям общего производства электроэнергии и производства на ТЭС согласованы, обе модели дают почти одинаковые результаты. Прогнозы, касающиеся производства на ГЭС, расходятся между собой амплитудами сезонных колебаний: у *SARIMA* они менее выражены, чем у *LSTM*-сети. Прогнозы по АЭС по обоим моделям близки друг к другу для периодов с высокими значениями показателя и отличаются для периодов с низкими значениями.

Таблица 5.

Прогнозы производства электроэнергии в РФ на 2025–2027 гг. (млн кВт•ч)

Месяц	Общее производство		ТЭС		ГЭС		АЭС	
	SARIMA	LSTM-сеть	SARIMA	LSTM-сеть	SARIMA	LSTM-сеть	SARIMA	LSTM-сеть
2025 г.								
январь	116401	117474	79044	77863	15480	17619	20378	19658
	113775*		78940*		15277*		18843*	
февраль	107051	109535	73879	75532	15736	19492	18120	18130
	105673*		75209*		14090*		15773*	
март	108852	107606	73048	69087	16789	20313	19343	17779
	107126*		73866*		15110*		17519*	
апрель	97090	96668	60052	58622	17440	20319	17799	18621
	95981*		62468*		15701*		17228*	
май	93440	93602	55371	53071	18944	20222	17481	18644
июнь	88295	87594	51478	53488	18451	18180	16977	17573
июль	92285	92145	55330	55568	17614	18666	17358	16226
август	93148	91868	56452	53585	17426	18970	17382	16514
сентябрь	90599	89297	54646	57714	16985	17705	17838	17454
октябрь	102823	102142	65257	66561	17028	17239	19331	20218
ноябрь	108212	107974	71110	75088	16727	17237	19654	20232
декабрь	119053	118733	79787	79183	16610	16338	20620	20914
2026 г.								
январь	119087	118422	80621	76741	16503	17707	19981	20003
февраль	110078	110159	75872	74180	16611	19897	18053	17858
март	110729	108559	73671	62042	17053	20045	19385	17145
апрель	98061	96655	60549	54923	17327	20016	17904	18107
май	94993	93697	55624	52074	17958	19521	17607	18538
июнь	90406	87976	53126	55326	17751	17435	17114	17933
июль	94325	92486	57274	55143	17401	19734	17493	16400
август	93939	92035	57133	53776	17321	18652	17518	16459
сентябрь	91872	89492	55929	63929	17136	17656	17969	17379
октябрь	103999	102625	66470	70685	17155	16792	19447	18750
ноябрь	109622	108185	72386	78639	17028	17027	19766	19905
декабрь	119138	118556	79652	78734	16979	16290	20722	20009

Продолжение таблицы 5 на следующей странице.

Продолжение таблицы 5

Месяц	Общее производство		ТЭС		ГЭС		АЭС	
	SARIMA	LSTM-сеть	SARIMA	LSTM-сеть	SARIMA	LSTM-сеть	SARIMA	LSTM-сеть
2027 г.								
январь	119223	117801	80485	75824	16934	18154	20088	20133
февраль	110133	109757	75645	68894	16980	19983	18178	18524
март	111419	108211	74243	58339	17165	20244	19497	16865
апрель	99428	96554	61558	53165	17280	20087	18029	17977
май	96061	93616	56902	53737	17545	19463	17734	18857
июнь	91210	87901	53723	55633	17458	17630	17245	18288
июль	95108	92368	57595	53586	17311	19995	17620	16849
август	95428	92087	58138	57510	17278	18726	17643	16064
сентябрь	93106	89405	56644	66396	17200	17796	18090	16934
октябрь	105116	102485	66926	74714	17208	16800	19553	18337
ноябрь	110522	108135	72642	78809	17155	16987	19868	20983
декабрь	120654	118769	80464	76450	17134	16082	20815	20311

* Фактические оперативные данные Росстата за соответствующий период

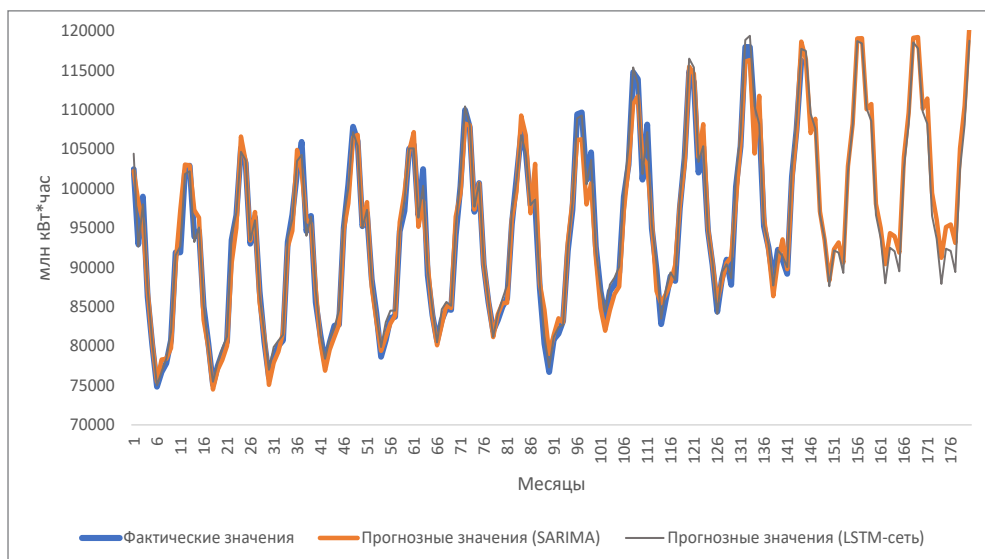


Рис. 4. Фактические и прогнозные значения показателя общего производства электроэнергии в РФ периода 2013–2027 гг.

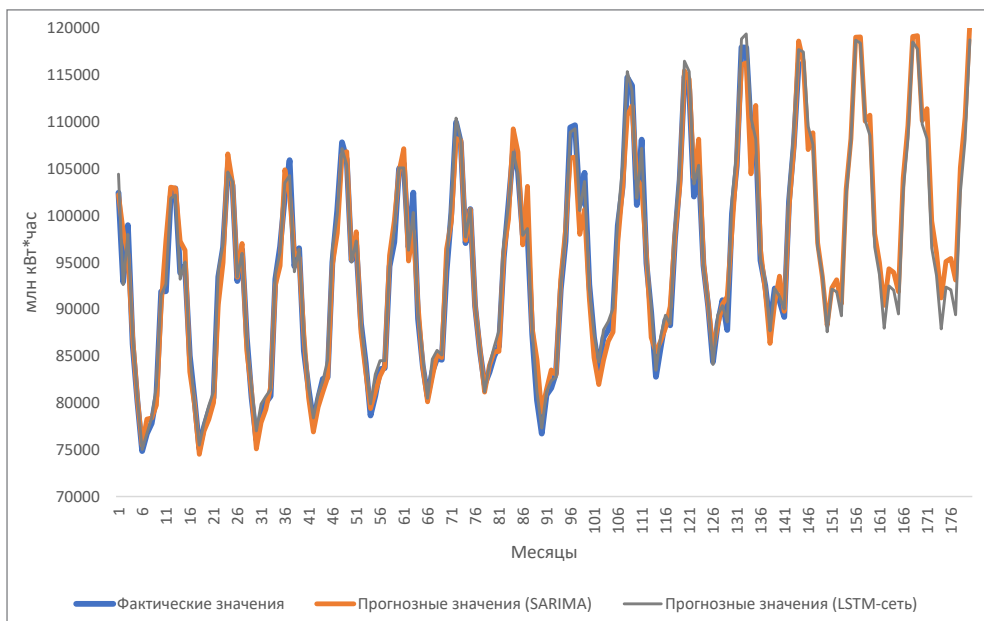


Рис. 5. Фактические и прогнозные значения показателя производства электроэнергии на ТЭС периода 2013–2027 гг.

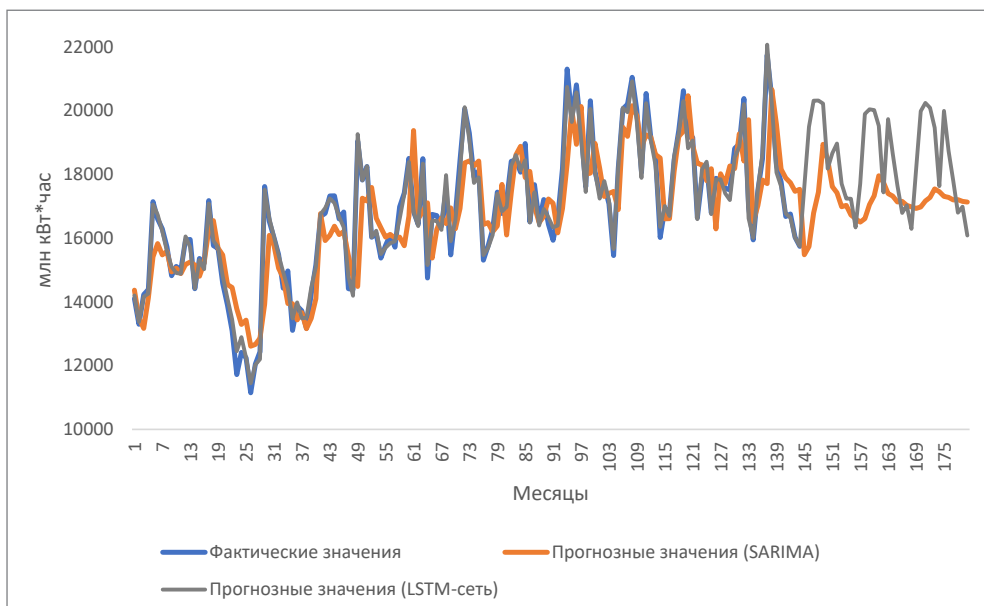


Рис. 6. Фактические и прогнозные значения показателя производства электроэнергии на ГЭС периода 2023–2027 гг.

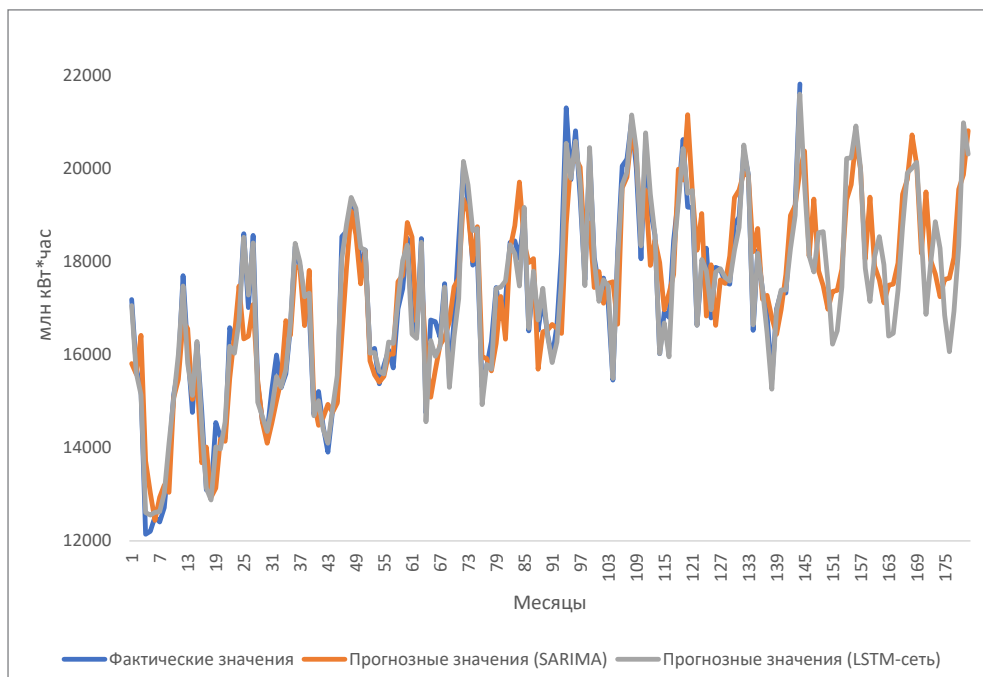


Рис. 7. Фактические и прогнозные значения показателя производства электроэнергии на АЭС периода 2013–2027 гг.

Для того чтобы оценить точность полученных прогнозов также было проведено их сравнение с оперативными данными Росстата за период январь – апрель 2025 г. (табл. 5). Оценка производилась по формуле, аналогичной определению средней ошибки аппроксимации. Расчеты показали, что фактические значения отличаются от прогнозных:

- для показателя общего производства электроэнергии: на 1,6% по модели *SARIMA* и на 2% по *LSTM*-сети;
- для показателя производства электроэнергии на ТЭС: на 1,7% по модели *SARIMA* и на 3,6% по *LSTM*-сети;
- для показателя производства электроэнергии на ГЭС: на 8,8% по модели *SARIMA* и на 29,4% по *LSTM*-сети;
- для показателя производства электроэнергии на АЭС: на 9,2% по модели *SARIMA* и на 7,2% по *LSTM*-сети.

Полученные прогнозные ошибки больше по своим значениям, чем средние ошибки аппроксимации из-за маленького числа уровней (4 месяца (уровня)). При увеличении числа уровней прогнозные ошибки будут стремиться к значениям средних ошибок аппроксимации. Но в целом значения прогнозных ошибок для показателей общего производства и производства на ТЭС дают «отличные» результаты, поскольку они меньше 5% (по каче-

ственной шкале оценки средней ошибки аппроксимации), на АЭС — «хорошие» результаты (меньше 10%). Исключением является производство на ГЭС. Поскольку работа гидроэлектростанций во многом зависит от природных факторов, которые ввести в эконометрические модели проблематично, то *LSTM*-сеть дала большую ошибку, почти в 30%, а модель *SARIMA* оказалась более чувствительной и ошибка не превысила 9%. Действительно, период январь — апрель 2025 г. был неблагоприятным для работы ГЭС, когда из-за угрозы разлива рек и наводнений, суммарное за период производство электроэнергии снизилось на 12% по сравнению с аналогичным периодом 2024 г., что предсказать заранее на основе моделей невозможно.

Заключение

Лучше всего прогнозированию поддаются показатели общего производства электроэнергии по РФ и на ТЭС. В этом случае средняя ошибка аппроксимации у *LSTM*-сетей ниже 1,2%, у *SARIMA* в пределах 1,5–3,1%, что значительно меньше 5%, уровня, при котором качество моделей оценивается как «отличное». Хуже поддается прогнозированию показатель производства электроэнергии на АЭС: *LSTM*-сеть дает ошибку в 1,4%, модель *SARIMA* — 4%. Прогнозирование производства электроэнергии на ГЭС достаточно затруднено из-за высокой зависимости этого вида производства от природных факторов, таких как разливы рек, наводнений и т.п.

Согласно прогнозным моделям *SARIMA* и *LSTM*-сетей, построенным на помесечных данных производства электроэнергии в 2010–2024 гг., при сохранении тенденций предыдущих лет можно ожидать следующие объемы производства электроэнергии в период 2025–2027 гг.:

– в 2025 г.: общее производство в РФ — в пределах 1 214 639–1 217 249 млн кВт • ч; на ТЭС — 775360–775454 млн кВт • ч; на ГЭС — 205 229–222 298 млн кВт • ч; на АЭС — 221962–222282 млн кВт • ч;

– в 2026 г.: общее производство в РФ — в пределах 1 218 847–1 236 250 млн кВт • ч; на ТЭС — 776190–788306 млн кВт • ч; на ГЭС — 206 224–220 772 млн кВт • ч; на АЭС — 218487–222958 млн кВт • ч;

– в 2027 г.: общее производство в РФ — в пределах 1 217 088–1 247 408 млн кВт • ч; на ТЭС — 773057–794966 млн кВт • ч; на ГЭС — 206 647–221 947 млн кВт • ч; на АЭС — 220122–224360 млн кВт • ч.

Список литературы

Алюнов А. Н., Мосолова К. Д., 2023. Прогнозирование объемов потребления электрической энергии с применением методов машинного обучения // Ней-

рокомпьютеры: разработка, применение. Т. 25. № 5. С. 58–70. DOI: 10.18127/j19998554-202305-08.

Бородин А. Е., 2024. Анализ барьеров развития электроэнергетики России: история вопроса, современное состояние и перспективы // Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Экономика. № 1. С. 74–81. DOI: 10.24143/2073-5537-2024-1-74-81.

Валиуллин А. Э., 2022. Исследование тенденций потребления энергетических ресурсов в российской промышленности на основе статистического энергобаланса // Вестник Белгородского университета кооперации, экономики и права. № 3(94). С. 146–154. DOI: 10.21295/2223-5639-2022-3-146-154.

Васильев Г. В., Бердонов В. Д., 2022. Методика по эффективному применению гибридных моделей нейронных сетей для прогнозирования энергопотребления // Электротехнические системы и комплексы. № 4(57). С. 88–95. DOI: 10.18503/2311-8318-2022-4(57)-88-95.

Владимиров С. С., 2022. Анализ проблем электроэнергетической отрасли и стратегические пути их решения // Конкурентоспособность в глобальном мире: экономика, наука, технологии. № 9. С. 24–26.

Вымятина Ю. В., Раскина Ю. В., Артюхова Е. В., Бабкина Е. А., 2022. Рыночные реформы в электроэнергетике: аргументы за и против // Экономический журнал Высшей школы экономики. Т. 26. № 3. С. 404–428. DOI: 10.17323/1813-8691-2022-26-3-404-428.

Вялькова С. А., Моргоева А. Д., Гаврина О. А., 2022. Разработка гибридной модели прогнозирования потребления электрической энергии для горно-металлургического предприятия // Устойчивое развитие горных территорий. Т. 14. № 3(53). С. 486–493. DOI: 10.21177/1998-4502-2022-14-3-486-493.

Гильмутдинова И. М., Нурыйахметова С. М., Фатхутдинова О. А., 2022 Анализ тенденций развития российской и зарубежной электроэнергетики // Экономика и предпринимательство. № 5(142). С. 111–117. DOI: 10.34925/EIP.2022.142.5.020.

Демьяненко Т. С., Семенов Л. М., 2024. Построение трендовой составляющей аддитивной математической модели объема планового производства электрической энергии для повышения энергоэффективности // Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН. Т. 26. № 4. С. 71–82. DOI: 10.35330/1991-6639-2024-26-4-71-82.

Затонский А. В., Тугашова Л. Г., 2021. Выбор модели прогнозирования отпуска тепловой энергии // Теплоэнергетика. № 3. С. 89–98. DOI: 10.1134/S0040363621020090.

Карпенко С. М., Карпенко Н. В., Безгинов Г. Ю., 2022. Прогнозирование электропотребления на горнопромышленных предприятиях с использованием статистических методов // Горная промышленность. № 1. С. 82–88. DOI: 10.30686/1609-9192-2022-1-82-88.

Карякина И. Е., Максимов В. П., Кулишова А. Ю., 2022. Проблемы и перспективы электроэнергетики Российской Федерации // Экономика и предпринимательство. № 7(144). С. 103–110. DOI: 10.34925/EIP.2022.144.7.016.

Модернизация энергетической инфраструктуры России: энергосбережение и повышение эффективности на рынке // Деловой профиль. Режим доступа: <https://delprof.ru/press-center/open-analytics/modernizaciya-ehnergeticheskoy-infrastruktury-rossii/>, дата обращения 21.04.2025.

Моргоева А. Д., Моргоев И. Д., Ключев Р. В., Гаврина О. А., 2022. Прогнозирование потребления электрической энергии промышленным предприятием с помощью методов машинного обучения // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. Т. 333. № 7. С. 115–125. DOI: 10.18799/24131830/2022/7/3527.

Некрасов С. А., 2022. Рост электропотребления российских регионов как фактор их социально-экономического развития // Экономика региона. Т. 18. № 2. С. 509–527. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-2-15.

Носков С. И., Попов Е. С., Середкин С. П., 2023. Вариантное регрессионное моделирование производства электроэнергии в Российской Федерации // Вестник Дагестанского государственного технического университета. Технические науки. Т. 50. № 1. С. 123–129. DOI: 10.21822/2073-6185-2023-50-1-123-129.

Садов С. Л., 2022. Сравнительная оценка неопределенности информации в прогнозных моделях отраслей энергетики // Корпоративное управление и инновационное развитие экономики Севера: Вестник Научно-исследовательского центра корпоративного права, управления и венчурного инвестирования Сыктывкарского государственного университета. Т. 2. № 4. С. 438–446. DOI: 10.34130/2070-4992-2022-2-4-438.

Сурков А. А. Построение объединенного прогноза в R// РИСК: Ресурсы, Информация, Снабжение, Конкуренция. 2022. № 3. С. 116–122. DOI: 10.56584/1560-8816-2022-3-116-122.

Федеральная служба государственной статистики. Промышленное производство. // https://rosstat.gov.ru/enterprise_industrial, дата обращения 01.05.2025.

Хомутов С. О., Серебряков Н. А., 2023. Нейросетевой алгоритм краткосрочного прогнозирования электропотребления сельхозпроизводителей // Вестник Алтайского государственного аграрного университета. № 12(230). С. 95–99. DOI: 10.53083/1996-4277-2023-230-12-95-99.

Aguirre Rodríguez E. Ya., Rodríguez Gamboa A. A., Aguirre Rodríguez E. C. [et al.], 2022. Comparison of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and machine learning algorithms for electricity production forecasting // IEEE Latin America Transactions. Vol. 20. № 10. С. 2288–2294. DOI: 10.1109/tla.2022.9885166.

Akbal Y., Ünlü K. D., 2022. A univariate time series methodology based on sequence-to-sequence learning for short to midterm wind power production // Renewable Energy. Vol. 200. P. 832–844. DOI: 10.1016/j.renene.2022.10.055

Bilgili M., Pinar E., 2023. Gross electricity consumption forecasting using LSTM and SARIMA approaches: A case study of Türkiye // *Energy*. Vol. 284. P. 128575. DOI: 10.1016/j.energy.2023.128575

Gellert A., Fiore U., Florea A. [et al.], 2022. Forecasting Electricity Consumption and Production in Smart Homes through Statistical Methods // *Sustainable Cities and Society*. Vol. 76. P. 103426. DOI: 10.1016/j.scs.2021.103426.

Gulay E., Sen M., Akgun O. B., 2024. Forecasting electricity production from various energy sources in Türkiye: A predictive analysis of time series, deep learning, and hybrid models // *Energy*. Vol. 286. P. 129566. DOI: 10.1016/j.energy.2023.129566

Klyuev R. V., Morgoeva A. D., Morgoev I. D. [et al.], 2022. Methods of Forecasting Electric Energy Consumption: A Literature Review // *Energies*. Vol. 15. No. 23. P. 8919. DOI: 10.3390/en15238919.

Lee M., Ser Ye., Selvachandran G. [et al.], 2022. A Comparative Study of Forecasting Electricity Consumption Using Machine Learning Models // *Mathematics*. Vol. 10, No. 8. P. 1329. DOI: 10.3390/math10081329.

Ozbek A., Yildirim A., Bilgili M., 2021. Deep learning approach for one-hour ahead forecasting of energy production in a solar-PV plant // *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*. Vol. 44 No. 4. P. 10 465–10 480. DOI: 10.1080/15567036.2021.1924316

Poplawski T., Dudzik S., Szeląg P., 2023. Forecasting of Energy Balance in Prosumer Micro-Installations Using Machine Learning Models// *Energies*. Vol. 16. No. 18. P. 6726. DOI: 10.3390/en16186726.

Solyali D. A., 2020. Comparative Analysis of Machine Learning Approaches for Short-/Long-Term Electricity Load Forecasting in Cyprus // *Sustainability*. Vol. 12. No. 9. P. 3612. DOI 10.3390/su12093612.

Yörük G., Bac U., Yerlikaya-Özkurt F., Ünlü K. D., 2023. Strategic Electricity Production Planning of Turkey via Mixed Integer Programming Based on Time Series Forecasting // *Mathematics*. Vol. 11. No. 8. P. 1865. DOI: 10.3390/math11081865.

Elvira Yu. CHURILOVA, PhD in Economics, Associate Professor, Associate Professor of the Business Analytics Department at the Financial University under the Government of the Russian Federation

Address: 49 Leningradsky Prospekt, Moscow, 125057, Russian Federation

E-mail: EChurilova@fa.ru

SPIN-code: 5976-0737

ORCID: 0000-0001-9753-0072

Alexander D. CHURILOV, fourth-year student at the MIREA-RTU Institute of Artificial Intelligence, majoring in Applied Mathematics and Informatics

Address: 78 Vernadsky Prospekt, Moscow, 119454, Russian Federation

E-mail: alexandrchurilov@mail.ru

ORCID: 0009-0001-9172-3428

ELECTRICITY PRODUCTION IN THE RUSSIAN FEDERATION: ANALYSIS OF DYNAMICS AND FORECASTS

DOI: 10.48137/26870703_2025_32_4_52

Received: 16.10.2025.

For citation: *Churilova E. Yu., Churilova A. D., 2025. Electricity Production in the Russian Federation: Analysis of Dynamics and Forecasts. – Geoeconomics of Energetics. № 4 (32). P. 52–77. DOI: 10.48137/26870703_2025_32_4_52*

Keywords: energy, electricity production, forecasting, electricity production forecasts, SARIMA models, LSTM network models, nuclear power plants, thermal power plants, hydroelectric power plants

Abstract

The article analyzes electricity production dynamics in the Russian Federation for the period 2010–2024 and develops forecast models for 2025–2027. The research covers electricity production from major power plant types: thermal, nuclear, and hydroelectric facilities, as well as total national production. Over the analyzed period, total electricity production increased by 16.5%, with the highest growth rates observed at nuclear and hydroelectric plants. The study provides a comparative analysis of two methodological approaches to forecasting: seasonal SARIMA autoregression models and LSTM recurrent neural networks. The investigation revealed varying degrees of predictability of indicators depending on power plant type. Total production and thermal power plant output demonstrated the best forecasting performance, while hydroelectric production exhibited high sensitivity to natural factors and consequently lower forecast accuracy. Based on the constructed models, expected electricity pro-

duction volumes for the three-year period are determined. Forecast verification was conducted using operational data from the Federal State Statistics Service for early 2025, which confirmed acceptable accuracy of the proposed models for short-term and medium-term electricity production forecasting. The results of the study can be applied in the development of energy policy and strategic planning in Russia's energy sector.

References

Alyunov A. N., Mosolova K. D., 2023. Forecasting Electricity Consumption Volumes Using Machine Learning Methods // *Neurocomputers: Development, Application*. Vol. 25. No. 5. pp. 58–70. DOI: 10.18127/j19998554-202305-08. (In Russ.)

Borodin A. E., 2024. Analysis of Barriers to the Development of the Electric Power Industry in Russia: History, Current Status, and Prospects // *Bulletin of the Astrakhan State Technical University. Series: Economics*. No. 1. pp. 74–81. DOI: 10.24143/2073-5537-2024-1-74-81. (In Russ.)

Valiullin A. E., 2022. Study of Trends in Energy Resource Consumption in Russian Industry Based on Statistical Energy Balance // *Bulletin of the Belgorod University of Cooperation, Economics and Law*. No. 3(94). pp. 146–154. DOI: 10.21295/2223-5639-2022-3-146-154. (In Russ.)

Vasiliev G. V., Berdonosov V. D., 2022. Methodology for the Effective Application of Hybrid Neural Network Models for Forecasting Energy Consumption // *Electrical Systems and Complexes*. No. 4(57). pp. 88–95. DOI: 10.18503/2311-8318-2022-4(57)-88-95. (In Russ.)

Vladimirov S. S., 2022. Analysis of the Problems of the Electric Power Industry and Strategic Ways to Address Them // *Competitiveness in the Global World: Economics, Science, Technology*. No. 9. pp. 24–26. (In Russ.)

Vymyatnina Yu. V., Raskina Yu. V., Artyukhova E. V., Babkina E. A., 2022. Market Reforms in the Electric Power Industry: Arguments for and Against // *Economic Journal of the Higher School of Economics*. Vol. 26. No. 3. pp. 404–428. DOI: 10.17323/1813-8691-2022-26-3-404-428. (In Russ.)

Vyalkova S. A., Morgoeva A. D., Gavrina O. A., 2022. Development of a hybrid model for forecasting electric energy consumption for a mining and metallurgical enterprise // *Sustainable development of mountain territories*. Vol. 14. No. 3(53). P. 486–493. DOI: 10.21177/1998-4502-2022-14-3-486-493. (In Russ.)

Gilmudinova I. M., Nuryakhmetova S. M., Fatkhutdinova O. A., 2022. Analysis of Development Trends in the Russian and Foreign Electric Power Industry // *Economy and Entrepreneurship*. No. 5 (142). Pp. 111–117. DOI: 10.34925/EIP.2022.142.5.020. (In Russ.)

Demyanenko T. S., Semenenko L. M., 2024. Construction of the Trend Component of an Additive Mathematical Model of the Volume of Planned Electric Energy Production to Improve Energy Efficiency // *Bulletin of the Kabardino-Balkarian Scientific Center*

of the Russian Academy of Sciences. Vol. 26. No. 4. Pp. 71–82. DOI: 10.35330/1991-6639-2024-26-4-71-82. (In Russ.)

Zatonsky A. V., Tugashova L. G., 2021. Selecting a model for forecasting thermal energy supply // Thermal Power Engineering. No. 3. P. 89–98. DOI: 10.1134/S0040363621020090. (In Russ.)

Karpenko S. M., Karpenko N. V., Bezginov G. Yu., 2022. Forecasting Electricity Consumption at Mining Enterprises Using Statistical Methods // Mining Industry. No. 1. pp. 82–88. DOI: 10.30686/1609-9192-2022-1-82-88. (In Russ.)

Karyakina I. E., Maksimov V. P., Kulishova A. Yu., 2022. Problems and Prospects of the Electric Power Industry of the Russian Federation // Economy and Entrepreneurship. No. 7(144). pp. 103–110. DOI: 10.34925/EIP.2022.144.7.016. (In Russ.)

Modernization of Russia's Energy Infrastructure: Energy Saving and Improving Efficiency in the Market [Electronic resource] // Business Profile. Access mode: <https://delprof.ru/press-center/open-analytics/modernizaciya-ehnergeticheskoy-infrastruktury-rossii/> Date of access: 21.04.2025. (In Russ.)

Morgoeva A. D., Morgoev I. D., Klyuev R. V., Gavrina O. A., 2022. Forecasting electric energy consumption by an industrial enterprise using machine learning methods // Bulletin of Tomsk Polytechnic University. Georesources Engineering. Vol. 333. No. 7. pp. 115–125. DOI: 10.18799/24131830/2022/7/3527. (In Russ.)

Nekrasov S. A., 2022. Growth of Electricity Consumption in Russian Regions as a Factor in Their Socioeconomic Development // Regional Economy. Vol. 18. No. 2. pp. 509–527. DOI: 10.17059/ekon.reg.2022-2-15. (In Russ.)

Noskov S. I., Popov E. S., Serebryakov N. A., 2023. Variant Regression Modeling of Electricity Production in the Russian Federation // Bulletin of the Dagestan State Technical University. Technical Sciences. Vol. 50. No. 1. pp. 123–129. DOI: 10.21822/2073-6185-2023-50-1-123-129. (In Russ.)

Sadov S. L., 2022. Comparative assessment of information uncertainty in forecast models of energy industries // Corporate governance and innovative development of the Northern economy: Bulletin of the Research Center for Corporate Law, Management and Venture Investment of Syktyvkar State University. Vol. 2. No. 4. Pp. 438–446. DOI: 10.34130/2070-4992-2022-2-4-438. (In Russ.)

Surkov A. A. “Building a Combined Forecast in R// RISK: Resources, Information, Supply, Competition.” 2022, No. 3, pp. 116–122. DOI: 10.56584/1560-8816-2022-3-116-122. (In Russ.)

Federal State Statistics Service. Industrial Production. // https://rosstat.gov.ru/enterprise_industrial, accessed 01.05.2025. (In Russ.)

Khomutov S. O., Serebryakov N. A., 2023. “A Neural Network Algorithm for Short-Term Forecasting of Agricultural Producers' Electricity Consumption.” Bulletin of the Altai State Agrarian University. No. 12(230). pp. 95–99. DOI: 10.53083/1996-4277-2023-230-12-95-99. (In Russ.)

Aguirre Rodriguez E. Ya., Rodriguez Gamboa A. A., Aguirre Rodriguez E. C. [et al.], 2022. Comparison of adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS) and machine learning algorithms for electricity production forecasting // IEEE Latin America Transactions. Vol. 20. № 10. С. 2288–2294. DOI: 10.1109/tla.2022.9885166.

Akbal Y., Ünlü K. D., 2022. A univariate time series methodology based on sequence-to-sequence learning for short to midterm wind power production // Renewable Energy. Vol. 200. P. 832–844. DOI: 10.1016/j.renene.2022.10.055

Bilgili M., Pinar E., 2023. Gross electricity consumption forecasting using LSTM and SARIMA approaches: A case study of Türkiye // Energy. Vol. 284. P. 128575. DOI: 10.1016/j.energy.2023.128575

Gellert A., Fiore U., Florea A. [et al.], 2022. Forecasting Electricity Consumption and Production in Smart Homes through Statistical Methods // Sustainable Cities and Society. Vol. 76. P. 103426. DOI: 10.1016/j.scs.2021.103426.

Gulay E., Sen M., Akgun O. B., 2024. Forecasting electricity production from various energy sources in Türkiye: A predictive analysis of time series, deep learning, and hybrid models // Energy. Vol. 286. P. 129566. DOI: 10.1016/j.energy.2023.129566

Klyuev R. V., Morgoeva A. D., Morgoev I. D. [et al.], 2022. Methods of Forecasting Electric Energy Consumption: A Literature Review // Energies. Vol. 15. No. 23. P. 8919. DOI: 10.3390/en15238919.

Lee M., Ser Ye., Selvachandran G. [et al.], 2022. A Comparative Study of Forecasting Electricity Consumption Using Machine Learning Models // Mathematics. Vol. 10, No. 8. P. 1329. DOI: 10.3390/math10081329.

Ozbek A., Yildirim A., Bilgili M., 2021. Deep learning approach for one-hour ahead forecasting of energy production in a solar-PV plant // Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects. Vol. 44 No. 4. P. 10 465–10 480. DOI: 10.1080/15567036.2021.1924316

Poplawski T., Dudzik S., Szeląg P., 2023. Forecasting of Energy Balance in Prosumer Micro-Installations Using Machine Learning Models// Energies. Vol. 16. No. 18. P. 6726. DOI: 10.3390/en16186726.

Solyali D. A., 2020. Comparative Analysis of Machine Learning Approaches for Short-/Long-Term Electricity Load Forecasting in Cyprus // Sustainability. Vol. 12. No. 9. P. 3612. DOI 10.3390/su12093612.

Yörük G., Bac U., Yerlikaya-Özkurt F., Ünlü K. D., 2023. Strategic Electricity Production Planning of Turkey via Mixed Integer Programming Based on Time Series Forecasting // Mathematics. Vol. 11. No. 8. P. 1865. DOI: 10.3390/math11081865.