

## Medium-Term Hourly Electricity Tariff Forecasting Using Ensemble Models

Matrenin P.V., Arestova A.Yu., Antonenkov D.V.

Novosibirsk State Technical University  
Novosibirsk, Russia

**Abstract.** Forecasting electricity tariff rates is necessary for large suppliers, consumers, and power brokers working in the wholesale markets. Meanwhile, tariff rates of the retail market are also hourly changed for certain groups of electricity consumers. It creates more efficient electrical load regulation opportunities than the traditional load leveling approach. Power facilities that include controlled load consumers or local generation can use their capabilities by adjusting the load curve according to tariff rates. This work aims to study the potential for medium-term forecasting of retail electricity tariff rates and develop a predictive machine learning model. Hourly data on the retail market tariffs of the Novosibirsk region (Siberia) for four years were collected, several machine learning models were applied, and an analysis of the input parameters for forecasting was carried out. The most significant results are the proof of the possibility of obtaining the month ahead electricity tariff rate forecast with the mean absolute percentage error 4 %. It could be used for electricity costs reduction by regulating the load curve. It was shown that the discrete models based on ensembles of logical rules give higher accuracy than models based on continuous and piecewise continuous functions, such as neural networks. The significance of the obtained results is the proposed approach for month ahead electricity tariff rates forecasting, which was verified on a four-year dataset with an error of 4 %. The approach is based on open data and open-source machine learning models, which allow specialists with even a basic level of data science skills to put it into practice.

**Keywords:** electricity market, medium-term forecasting, demand response, ensemble model, decision trees.

**DOI:** <https://doi.org/10.52254/1857-0070.2022.2-54.03>

**UDC:** 621.311: 519.25

### Proгноза pe termen mediu a tarifelor orare de energie electrică folosind modele de ansamblu

Matrenin P.V., Arestova A.Iu., Antonencov D.V.

Universitatea tehnică de Stat din Novosibirsk  
Novosibirsk, Federația Rusă

**Rezumat.** Proгноза tarifelor pe piețele de energie electrică este necesară pentru ca marii furnizori, consumatori și intermediari să lucreze pe piețele angro. Scopul lucrării este de a studia potențialul de prognoză pe termen mediu a tarifelor de energie electrică cu amănuntul și de a dezvolta un model predictiv bazat pe machine learning. Pentru a atinge acest obiectiv, timp de trei ani au fost colectate date orare privind tarifele pieței cu amănuntul din regiunea Novosibirsk (Siberia, FR), au fost studiate o serie de modele de învățare automată, precum și o analiză a caracteristicilor necesare pentru a forma o prognoză. Cele mai semnificative rezultate sunt fundamentarea posibilității de a obține o prognoză a tarifului de energie electrică pentru o lună înainte cu o eroare medie de 4% atunci, când este utilizată pentru reducerea costurilor de energie electrică prin reglarea graficului de sarcină și identificarea faptului, că modelele discrete pe baza ansamblurilor de reguli logice oferă pentru problema dată o precizie mai mare decât modelele bazate pe funcții continue și continue pe porțiuni, cum ar fi rețelele neuronale. Semnificația rezultatelor obținute constă în faptul, că a fost propusă și verificată pe un eșantion de date timp de trei ani o abordare a creării unui model de prognozare a tarifelor de energie electrică de pe piața cu amănuntul, dând o eroare medie de prognoză pentru o lună înainte de 4-5%, abordarea se bazează pe utilizarea datelor deschise (open source) și a modelelor machine learning, ceea ce va permite specialiștilor, chiar și cu un nivel de bază de abilități de procesare a datelor, să o aplice în practică.

**Cuvinte-cheie:** piața de energie electrică și de puteri, prognoză pe termen mediu, managementul cererii, modele de ansamblu, arbori de decizie.

## Среднесрочное прогнозирование почасовых тарифов на электроэнергию с помощью ансамблевых моделей

Матренин П.В., Арестова А.Ю., Антоненков Д.В.

Новосибирский государственный технический университет  
Новосибирск, Россия

**Аннотация.** Прогнозирование ставок тарифов на рынках электроэнергии необходимо крупным поставщикам, потребителям и посредникам для работы на оптовых рынках. В то же время и на розничных рынках ставка тарифа для определенных групп потребителей электроэнергии меняется каждый час, что создает возможности более эффективного регулирования электрической нагрузки, чем традиционный подход по ее выравниванию. Объекты энергетики, которые имеют в своей электроэнергетической системе потребители-регуляторы или источники собственной генерации, могут использовать их, подстраивая график электропотребления под изменение ставок тарифа. Целью работы является исследование потенциала среднесрочного прогнозирования ставок тарифа на электроэнергию розничного рынка и разработка прогнозной модели на базе машинного обучения. Для достижения поставленной цели были собраны почасовые данные о тарифах розничного рынка Новосибирской области (Сибирь) за три года, проведено исследование ряда моделей машинного обучения, а также анализ признаков, необходимых для формирования прогноза. Наиболее существенными результатами являются обоснование возможности получения прогноза ставки тарифа на электроэнергию на месяц вперед со средней ошибкой 4 % при использовании для снижения затрат на электроэнергию путем регулирования графика нагрузки и выявление того, что дискретные модели, основанные на ансамблях логических правил, дают в данной задаче более высокую точность, чем модели, основанные на непрерывных и кусочно-непрерывных функциях, такие как нейронные сети. Значимость полученных результатов заключается в том, что предложен и верифицирован на выборке данных за три года подход к созданию модели для прогнозирования ставок тарифа на электроэнергию розничного рынка, дающий среднюю ошибку прогноза на месяц вперед 4-5 %; подход основан на использовании открытых данных и моделей машинного обучения с открытым исходным кодом, что позволит применять его на практике специалистам даже с базовым уровнем навыков в обработке данных.

**Ключевые слова:** рынок электроэнергии и мощности, среднесрочное прогнозирование, управление спросом, ансамблевые модели, деревья решений.

## ВВЕДЕНИЕ

### *А. Регулирование режимов электропотребления предприятий*

Систему электроснабжения предприятия необходимо рассматривать как динамическую, подвергающуюся внешним воздействиям. Работа всей системы строго регламентируется суточными, недельными, месячными и другими планами (нормами) потребления электроэнергии [1-2].

Отсутствие коррекции электропотребления в такой ситуации и запаздывание в принятии решений может привести к нерациональному использованию оборудования или “штрафам” за превышение установленных лимитов и норм [2-4], поэтому каждое предприятие имеет систему управления технологическим процессом. В рамках такой системы имеется возможность формировать единые информационные базы данных электропотребления и их характеристики, а также получать оперативные планы электропотребления (лимит мощности, заявляемую мощность, план потребления на сутки, неделю, месяц).

К задачам оптимального электропотребления относятся планирование и нормирование

электропотребления, оперативное и автоматическое управление нагрузкой, коррекция расхода электрической энергии, а также обеспечение проектировщиков электрическими характеристиками, основанными на учете закономерностей формирования нагрузок и основных факторов [5-6].

В настоящее время регулирование режимов электропотребления предприятий осуществляется в основном с помощью регулировочных мероприятий, под которыми понимается создание специальных режимов работы потребителей, а также различные организационно-технические и экономические мероприятия, направленные на снижение максимальной активной мощности в часы максимума энергосистемы [7].

Такая концепция состоит в добровольном изменении нагрузок потребителями на основе ряда мероприятий, таких как применение тарифов на электрическую энергию, стимулирующих внепиковое потребление энергии [8]. При возникновении дефицитов мощности или энергии в энергетической системе применяется принудительное управление электропотреблением [9]. Эффективность регулирования режимов электропотребления возрастает

с введением автоматического режима управления. В этом смысле процесс управления неизбежно состоит из измерения и оценки состояния, оптимизации условий принятия решений и регулирования режимов.

Идея использования технических средств для управления нагрузкой заключается не только в выполнении отключений, в соответствии с вводимыми ограничениями, но и в снижении заявленного совмещенного максимума с целью, во-первых, снизить себестоимость продукции, во-вторых, не допустить превышение реальной нагрузки, заявленной из-за возможных случайных отклонений нагрузки, в-третьих, способствовать выравниванию графика нагрузки энергосистемы. Применение комплексов технических средств учета, контроля и регулирования электропотребления для управления расходом электрической энергии предусматривает его коррекцию по технологическим группам и предприятию [10, 11].

В настоящее время существует отдельная концепция “управление спросом на электроэнергию” (demand response), когда изменение электропотребления осуществляется не только для снижения затрат, но и для обеспечения надежности электроснабжения. Управление спросом основано на применении различных тарифных зон, явное управление предусматривает прямое управление нагрузкой по запросу.

В [12] приведены результаты разработки алгоритма функционирования активного потребителя на основе имитационной мультиагентной модели. В качестве целевой функции принято снижение затрат на электроэнергию с учетом не только текущего тарифа, но и графика нагрузки отдельных энергоприемников, стоимость реконфигурации сети, объем и стоимость продаже от собственных источников генерации, потери от отключения части нагрузки. Исследование приведено на примере бытовых потребителей, однако даже такое участие в суммарном графике нагрузки позволяет сглаживать пики потребления и участвовать в оптимизации режима.

В работе [13] подробно описан алгоритм участия горнодобывающего предприятия в процессе управления спросом. Предложено два сценария снижения электропотребления:

- плановый – по результатам анализа режимов работы всех потребителей энергии;
- внеплановый – по слабо прогнозируемым внешним факторам.

Регулирование электрической нагрузки необходимо для снижения максимумов активной мощности, выравнивания нагрузки и обеспечения заданных энергоснабжающей организацией ограничений на потребление мощности и электроэнергии. Меры по регулированию нагрузкой формируют диспетчерские графики включения и отключения электропотребителей: участков, цехов, потребителей-регуляторов [14].

Все разрабатываемые предприятиями мероприятия по организации электропотребления должны быть распределены по группам на организационные (не требующие дополнительных капиталовложений) и технические (требующие их) [15]. К первым относятся:

- управление оборудованием, работа которого может быть смещена из интервалов более дорого электроэнергии без негативного влияния на производство;
- управление оборудованием, которое без ущерба могут допустить произвольные по числу и длительности перерывы в работе;
- поочередная загрузка и остановка однотипных агрегатов в режиме максимума нагрузки;
- планирование графика ремонтов.

Если предприятие имеет электроприемники 1-3 категорий, работающих в длительном, кратковременном и повторно-кратковременном режимах, то появляется возможность на основании анализа работы отдельных потребителей электроэнергии рассмотреть варианты полного или частичного отключения их на период максимума нагрузки энергосистемы без ущерба для нормальной работы предприятия.

Ранее в электроэнергетике основным средством регулирования нагрузки и электропотребления было выравнивание графиков нагрузки путем снижения коэффициента формы  $K_\phi$  (отношение эффективной мощности к средней суточной мощности) [16]. Выравнивание графика нагрузки снижает потери электроэнергии, но не учитывает изменение тарифа. В условиях современных рынков электроэнергии и мощности, учитывая изменение стоимости электроэнергии и различные тарифы в течение суток, этот метод уже не является достаточно эффективным по экономическому критерию. Поэтому актуальным является предиктивный подход, то есть управление нагрузкой с учетом среднесрочных и оперативных прогнозов потребления

электроэнергии и ставок тарифа на электроэнергию и мощность.

### *В. Прогнозирование тарифов на электроэнергию*

Фундаментальный обзор [17] показывает, что в задаче прогнозирования рыночных цен на электроэнергию применяется огромное количество подходов, что связано в том числе с тем, что задача имеет множество модификаций в зависимости от рынков, горизонта и целей прогнозирования. Используются методы много-агентного моделирования, статистические модели, основанные на использовании фундаментальных экономических и физических факторов, статистические методы обработки временных рядов, методы искусственного интеллекта [17-19]. При этом ни один из методов не может быть объективно выбран в качестве доминирующего, более того, сравнение одних и тех же методов разными авторами часто дает противоречащее друг другу результаты [17]. Тем не менее в настоящее время чаще всего используются нейросетевые модели [18].

Так же в обзорных работах [17, 19] отмечается, что многие исследователи используют слишком малые выборки данных для тестирования моделей, в то время как для получения достоверных результатов требуются периоды хотя бы в несколько месяцев, а лучше лет. Вместе с тем, можно увидеть тенденцию к усложнению используемых моделей, что приводит к тому, что результаты исследований становятся все более трудными для воспроизводства и применения на практике кем-либо, кроме авторов. В работе [21] отмечаются трудности применения наиболее распространенного подхода на базе искусственных нейронных сетей, связанные с необходимостью настраивать архитектуру и гиперпараметры моделей для их применения. Поскольку рынки электроэнергии и мощности в разных странах, и даже внутри одной страны, отличаются, а также отличаются данные, которые доступны для предприятий, и сроки прогнозирования, возникает проблема очень высокой трудоемкости и сложности практического использования предложенных в различных исследованиях методов.

Для российского рынка можно выделить ряд работ, таких как [21-25]. В них применяются как традиционные для электроэнергетики авторегрессионные модели, так и различные виды искусственных нейронных сетей.

Однако эти работы рассматривают краткосрочное (24 часа вперед) прогнозирование и оптовый рынок электроэнергии. Такой подход неактуален для потребителей, у которых возможность регулировать график нагрузки связана с управлением потребителями-регуляторами, влияющими на технологический процесс, поскольку для них нужен более долгий горизонт планирования. Кроме того, розничный и оптовый рынок отличаются с точки зрения ценообразования.

Прогнозирование цен на электроэнергию актуально не только для потребителей, но и для генерирующих компаний, а также для потребителей, имеющих собственную генерацию. Исследование [26] рассматривает финансовые последствия неточных прогнозов цен на электроэнергию для гидроэлектростанции. Для тепловых станций требуется не только учет взаимосвязи между производством тепла и электричества, но прогнозы ценовых показателей для работы на рынках электрической и тепловой энергии [27]. Обе указанные работы [26, 27] также рассматривают прогноз лишь на 24 часа вперед.

Цель данной работы – исследование потенциала среднесрочного прогнозирования ставок тарифа на электроэнергию розничного рынка и разработка прогнозной модели на базе машинного обучения. Отличием является построение модели прогнозирования ставки тарифа на электроэнергию не в режиме краткосрочного прогноза для оптового рынка, а в режиме среднесрочного (неделя и месяц вперед) прогноза для розничного рынка на примере тарифов Новосибирской области. Исходные данные взяты из открытых источников, применены методы машинного обучения с открытым исходным кодом, процедура предварительной обработки данных и настройки модели подробно описаны. Все это позволит воспроизвести результаты исследования, а также применить предложенный подход для рынка электроэнергии другого региона или страны.

## **II. МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ**

### *А. Структура тарифа на розничном рынке электроэнергии*

Рынок электроэнергии РФ имеет двухуровневое устройство [28, 29]: оптовый рынок электроэнергии и мощности (ОРЭМ) и розничный рынок электроэнергии (РРЭ).

В упрощенном виде можно выделить следующие составляющие в структуре тарифов:

- 1) за электрическую энергию,
- 2) за мощность,
- 3) за услуги по передаче электрической энергии за содержание электрических сетей,
- 4) за превышения фактического почасового объема покупки электрической энергии над плановым,
- 5) за превышения планового почасового объема покупки электрической энергии над фактическим,

б) за сумму плановых почасовых объемов покупки электрической энергии,

7) за сумму абсолютных значений разностей фактических и плановых почасовых объемов покупки электрической энергии.

Розничный рынок насчитывает шесть ценовых категорий (ЦК). Основные отличия ЦК представлены в Таблице 1 [30]. Из таблицы видно, что 5-6 ЦК требуют точного почасового планирования потребления, что, в свою очередь, влияет на цену электроэнергии.

Таблица 1<sup>1</sup>

Основные параметры ценовых категорий розничного рынка электроэнергии<sup>2</sup>

Ценовая категория Price Category	Коммерческий учет Revenue metering	Нерегулируемая цена ОПЭМ Non-regulated prices of Wholesale market		Почасовое планирование Hourly planning
1	Интегральный (за месяц) Integral (month)	Одноставочная цена One price		Нет No
2	Зонный (по зонам суток за месяц) Zoned (day/night)	Одноставочная цена, дифференцированная по зонам суток Day/night price		
3	Интегральный (почасовой) Integral (hour)	Цена на мощность Active power price	Цена на ЭЭ, дифференцированная по часам Hourly different price for energy	Нет No
4				Да Yes
5				
6				

Ставки тарифа розничного рынка за электрическую энергию меняются каждый час суток. Возникает задача учета изменения ставок на электрическую энергию для регулирования графика нагрузки и снижения затрат предприятия на электроэнергию. Предприятие может регулировать свою электрическую нагрузку таким образом, чтобы больший объем потребления приходился на часы с меньшей стоимостью электроэнергии.

### В. Формирование исходных данных

По данным о тарифах РРЭ, данных о плановых и фактических пиковых часах энергосистемы за 2018–2021 гг. была сформирована выборка, содержащая следующие столбцы: год; месяц; число; день недели; час суток; ставка тарифа за электроэнергию; является ли день рабочим (0/1); относится ли час к диапазону плановых пиковых часов энергосистемы в месяце (0/1); является ли час фактическим пиковым часом энергосистемы в сутках (0/1).

Формат данных приведен в Таблице 2. Ставки тарифа отличаются в зависимости от ценовой категории, уровня напряжения и предельной потребляемой мощности.

Таблица 2<sup>3</sup>

Формат данных для анализа тарифов РРЭ<sup>4</sup>

Имя столбца Column Name	Тип данных Data Type	Единица измерения Units
Год Year	Целое число Integer	-
Месяц Month	Целое число Integer	-
Число Date	Целое число Integer	-
День недели Day of week	Целое число Integer	-
Час Hour	Целое число Integer	-
Ставка_ЭЭ Rate_ЕЕ	Вещественное число Real number	тыс. руб / МВтч ths. rub/MWh
Рабочий_день Work_day	Логический Logical	-
Фактический_пик Actual_peak	Логический Logical	-
Плановый_пик Planned_peak	Логический Logical	-

Что касается ЦК, то было установлено, что ставки у разных ЦК отличаются по значениям, но совпадают по своей динамике. Для анализа динамики изменения ставки тарифа можно использовать любую ЦК, были выбраны данные 6-й ЦК. Число строк в выборке данных 35064, по числу часов за четыре года. Графики среднесуточных тарифов для 4 и 6 ЦК приведены на Рисунке 1.

Наглядно динамику изменения ставок тарифов по часам можно представить на графике трехмерной поверхности, где высота и цвет точек зависят от цены, а положение точки по двум горизонтальным осям от номера часа и номера дня в месяце. На Рисунках 2-5 показаны примеры 3D графиков для различных дат.

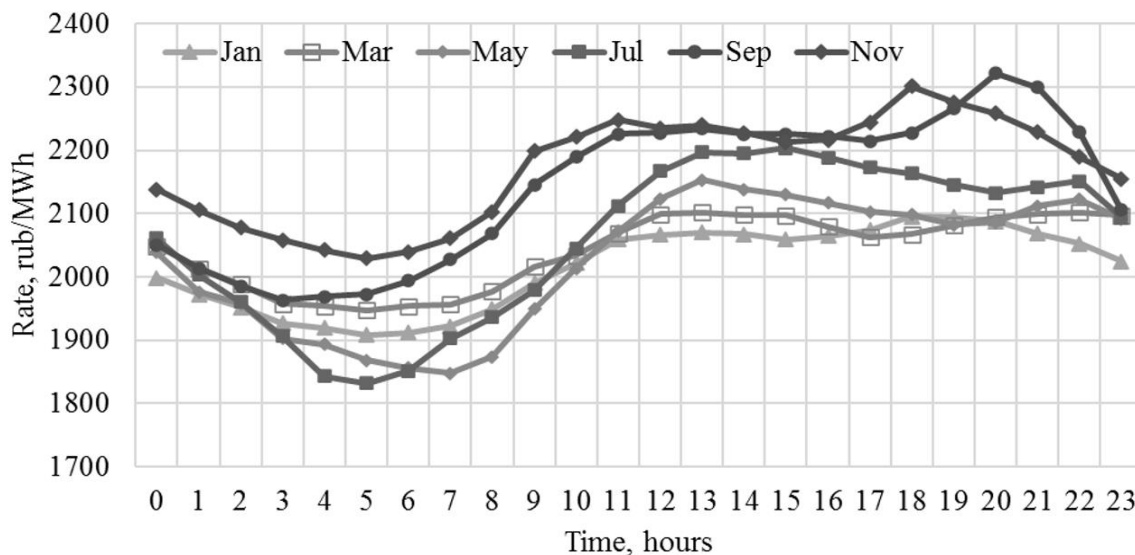


Рис.1. Среднесуточные тарифы 2018 года, 4, 6 ЦК.<sup>5</sup>

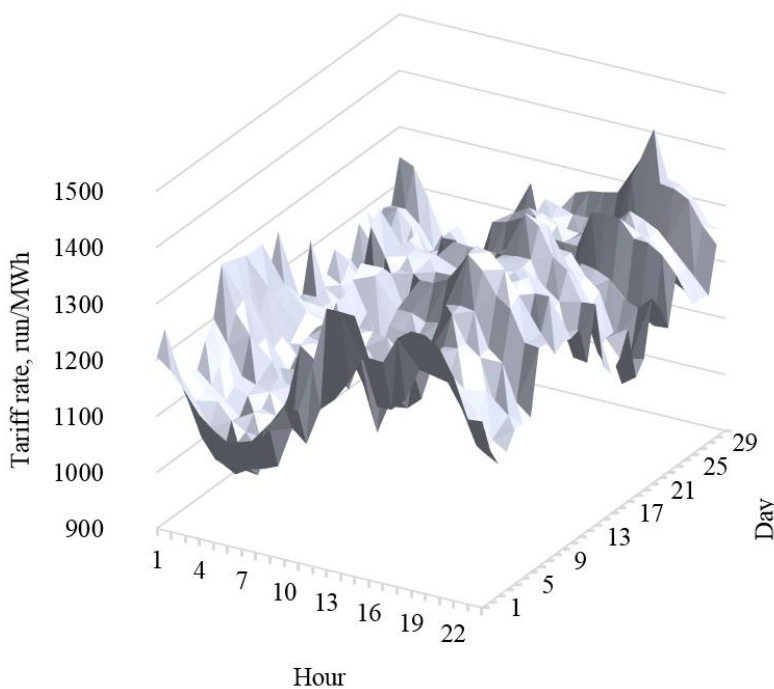
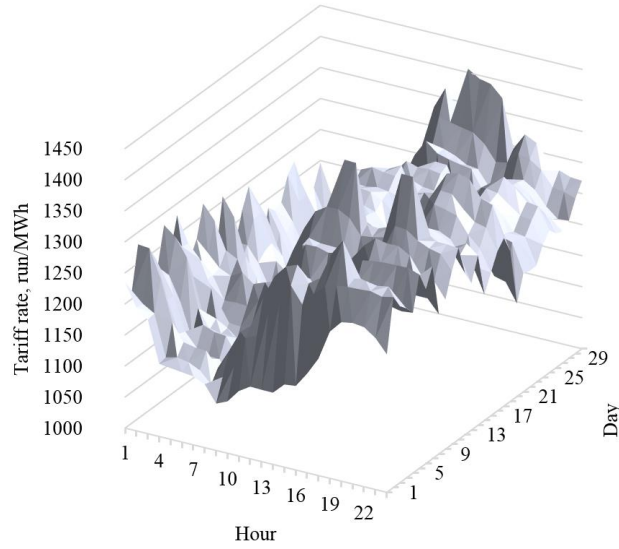
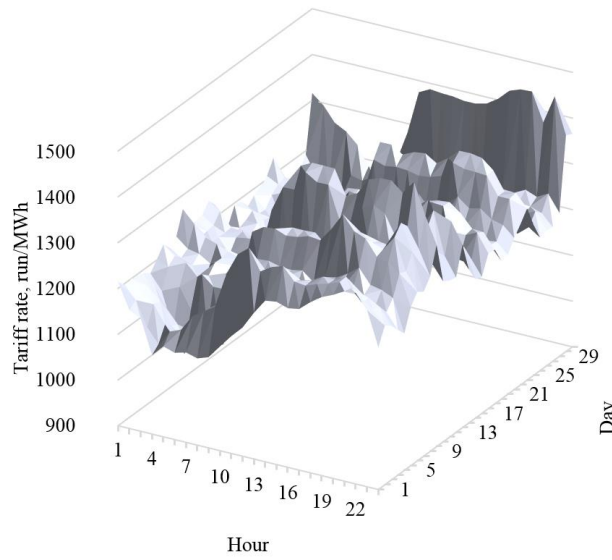


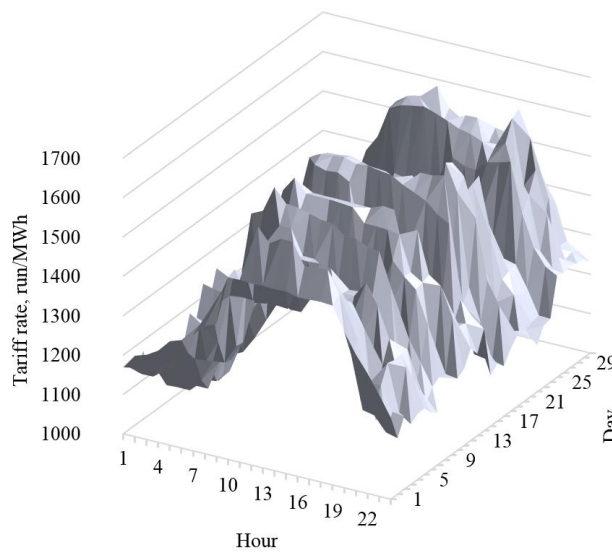
Рис.2. Изменение ставки на ЭЭ, дек. 2018 г.<sup>6</sup>



**Рис.3. Изменение ставки на ЭЭ, янв. 2018 г.<sup>7</sup>**



**Рис.4. Изменение ставки на ЭЭ, дек. 2019 г.<sup>8</sup>**



**Рис.5. Изменение ставки на ЭЭ, январь 2019 г.<sup>9</sup>**

### III. РЕЗУЛЬТАТЫ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНЫХ ЭКСПЕРИМЕНТОВ

Прогнозирование ставок тарифа на электроэнергию выполняется на месяц вперед по следующим признакам: год, месяц, число месяца, день недели, час суток, является ли день рабочим, входит ли час прогнозируемой ставки в плановый пиковый интервал.

Отдельно было проведено исследование влияния данных о ставках тарифа в тот же час суток и день недели, но на прошлой неделе. При использовании данных за прошлую неделю горизонт прогнозирования сокращается до одной недели. Без них горизонт прогнозирования составляет месяц.

Для оценки точности моделей использован метод кросс-валидации, как показано на Рисунке 6. Модель на каждой итерации обучается на обучающей части выборки, проверяется на валидационной. Полученные точности на обучающей и валидационной частях выборки усредняются по итерациям.

Iteration	1/2 2018	2/2 2018	1/2 2019	2/2 2019	1/2 2020	2/2 2020
1	validation	training	training	training	training	training
2	training	validation	training	training	training	training
3	training	training	validation	training	training	training
4	training	training	training	validation	training	training
5	training	training	training	training	validation	training
6	training	training	training	training	training	validation

Рис.6. Схем кросс-валидации моделей прогнозирования ставок тарифа.<sup>10</sup>

Показателем точности прогноза ставки тарифа на электроэнергию выбран средний модуль относительной ошибки (mean absolute percentage error, MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left| \frac{\text{ставка}_i - \text{прогноз}_i}{\text{ставка}_i} \right| \quad (1)$$

Используемые в исследовании модели:

- линейная и полиномиальная регрессия с регуляризацией по Тихонову (Ridge) [31, 32];
- адаптивный бустинг над деревьями решений (AdaBoost) [33];
- случайный лес (Random Forest) [34];
- градиентный бустинг над деревьями решений (XGBoost) [35];
- нейросетевая модель (многослойный перцептрон, MLP) [36].

Для применения моделей использована открытая библиотека машинного обучения “Scikit-learn” [37] и репозиторий “eXtreme Gradient Boosting” [38]. Результаты построения моделей прогнозирования ставки тарифа на электроэнергию приведены в Таблице 3.

### IV. ОБСУЖДЕНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ

#### A. Полученная точность прогнозирования

Из Таблицы 3 видно, что использование данных за предыдущую неделю не повышает точность прогнозирования в данной задаче, поэтому горизонт прогнозирования составляет 1 месяц. Также модели, обученные на данных 2019-2020 гг. были протестированы на данных 2021 года, результаты приведены в Таблице 4.

Из полученных результатов можно сделать вывод, что модели машинного обучения позволяют получить прогноз ставки тарифа на электроэнергию на месяц вперед с ошибкой 4–5 %. Современные исследования в области прогнозирования рыночных цен на электроэнергию показывают точность в диапазоне 1–10 % [18], медианное значение для работы из обзора [18] составляет 4 %. С учетом различия горизонтов планирования, рынков, и используемых в моделях факторов, можно сказать, что полученный результат соответствует современному мировому уровню. Также следует отметить, что результаты среднесрочного прогнозирования ставок российского розничного рынка получены впервые, так как существующие исследования рассматривали задачу прогноза ставок тарифов на сутки вперед и для оптовых рынков.

#### B. Устойчивость модели к изменениям условий

Применение кросс-валидации для оценки точности прогноза позволило проверить работу модели на всей выборке трёхлетних данных, содержащей 26304 элемента. Выборка содержала и 2020 год, во время которого многие потребители энергетики работали в особом режиме из-за карантинных мер, переводе множества сотрудников на удаленную работу, что сказывалось графиках нагрузки и на рынках электроэнергии. Использование выборки наблюдений за несколько лет повышает достоверность полученного результата и свидетельствует об устойчивости подхода к изменению условий на рынках электроэнергии и мощности.

<sup>10</sup> Appendix 1



Таблица 3<sup>11</sup>

Точность прогнозов почасовой ставки тарифа на электроэнергию на данных 2018-2020 гг. (кросс-валидационная часть выборки)<sup>12</sup>

Модель Model	MAPE без исп. данных прошлой недели, % MAPE Without Last Week's Data, %	MAPE с исп. данных прошлой недели, % MAPE With Last Week's Data, %
Ридж, 1-й степени Ridge, 1th order	9.4	7.1
Ридж, 4-й степени Ridge, 4 <sup>th</sup> order	7.4	6.3
AbaBoost, макс. глубина 8, 50 деревьев AbaBoost, max depth 8, number of trees 50	5.3	5.8
Random Forest, макс. глубина 8, 30 деревьев Random Forest, max depth 8, number of trees 30	5.5	5.8
XGBoost, макс. глубина 8, 50 деревьев XGBoost, max depth 8, number of trees 50	4.2	4.6
МЛП, архитектура слоев: 64, 32, 16 MLP, layer architecture: 64, 32, 16	6.0	6.2

Таблица 4<sup>13</sup>

Точность прогнозов почасовой ставки тарифа на электроэнергию на тестовом 2021 г. (тестовая часть выборки)<sup>14</sup>

Модель Model	MAPE без исп. данных прошлой недели, % MAPE Without Last Week's Data, %
Ридж, 1-й степени Ridge, 1th order	9.18
Ридж, 4-й степени Ridge, 4 <sup>th</sup> order	6.86
AbaBoost, макс. глубина 8, 50 деревьев AbaBoost, max depth 8, number of trees 50	5.43
Random Forest, макс. глубина 8, 30 деревьев Random Forest, max depth 8, number of trees 30	5.27
XGBoost, макс. глубина 8, 50 деревьев XGBoost, max depth 8, number of trees 50	4.02
MLP, архитектура слоев: 64, 32, 16 MLP, layer architecture: 64, 32, 16	6.47

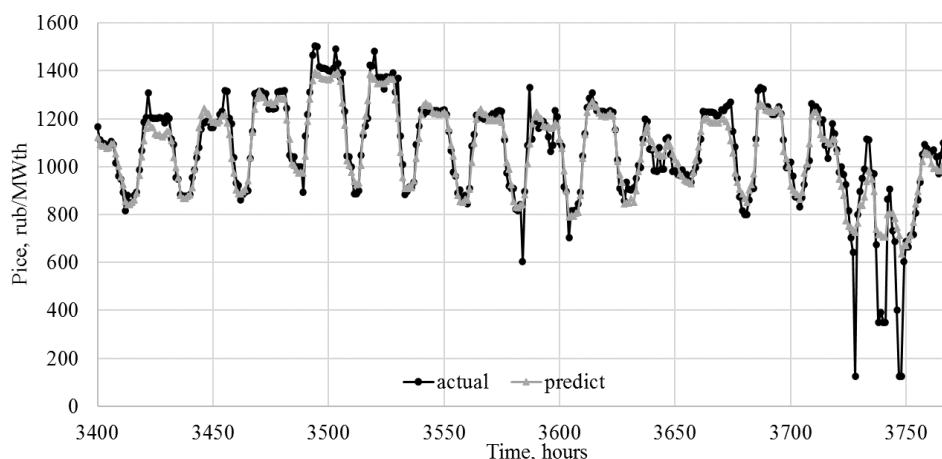


Рис.7. Фактическая и прогнозная почасовая стоимость электроэнергии для фрагмента проверочного набора данных.<sup>15</sup>

### С. Сопоставление моделей

Исследование показывает, что среднесрочное прогнозирование ставок тарифа на электроэнергию является сложной задачей, которую не способны решать простые регрессионные модели.

Наилучшая точность (минимальная ошибка) была получена при использовании модели градиентного бустинга над деревьями решений (XGBoost). Тот факт, что модели, построенные на базе деревьев решений, работали лучше, чем регрессионные модели и многослойный перцептрон, указывает на то, что задача требует использования скорее логических правил, чем функциональных зависимостей, за счет использованием дискретных (бинарных и категориальных) признаков, таких как день недели, является ли день рабочим, входит ли рассматриваемый час в плановый пиковый интервал.

Большинство исследований (в том числе именно для российского рынка) рассматривали либо модели на базе авто-регрессионного анализа, такие как ARMA (autoregressive moving average), либо нелинейные, но кусочно-непрерывные модели на базе нейронных сетей или метода опорных векторов [17, 18, 21-25], в то время как применение моделей, основанных на логических правилах, существенно проще на практике за счет намного большей скорости и лучшей сходимости процесса обучения, меньшего числа настраиваемых гипер-параметров и вариативности конфигураций таких моделей. Кроме того, они показывают высокую эффективность и в других задачах среднесрочного прогнозирования в энергетике [39, 41].

### ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведено исследование возможности построения модели среднесрочного прогнозирования почасовой ставки тарифа на электроэнергию российского розничного рынка электроэнергии и мощности. Моделирование проводилось на общедоступных данных о стоимости электроэнергии в 2018-2021 гг. для предприятий Новосибирской области (Сибирь, Россия). Показано, что модели, основанные на экстремальном градиентном бустинге и ансамблях деревьев решений, позволяют прогнозировать почасовую ставку тарифа на электроэнергию на месяц вперед с точностью 96 % (средняя абсолютная ошибка в процентах составляет 4 %). Для модели

прогнозирования в качестве входных данных используются календарные данные (год, месяц, день, день недели, является ли день рабочим), входит ли час прогнозируемой ставки в плановый пиковый интервал, и ретроспективные значения ставок тарифа.

Такой среднесрочный прогноз может быть использован для снижения затраты потребителей на электроэнергию за счет регулирования графика нагрузки с учетом почасовых ставок тарифа. Например, краткосрочные отключения или ремонты могут быть запланированы на более дорогие часы, а пиковое значение энергопотребления может быть смещено на более дешевые часы.

### APPENDIX 1 (ПРИЛОЖЕНИЕ 1)

- <sup>1,2</sup>**Table. 1.** General parameters of price categories.  
<sup>3,4</sup>**Table.2.** Data set format for tariff analysis.  
<sup>5</sup>**Fig. 1.** Average daily rates in 2018 for 4,6<sup>th</sup> PC.  
<sup>6</sup>**Fig. 2.** Electricity rate dynamics in December 2018.  
<sup>7</sup>**Fig. 3.** Electricity rate dynamics in January 2018.  
<sup>8</sup>**Fig. 4.** Electricity rate dynamics in December 2018.  
<sup>9</sup>**Fig. 5.** Electricity rate dynamics in January 2020.  
<sup>10</sup>**Fig. 6.** Cross-validation scheme of tariff rate forecasting models.  
<sup>11,12</sup>**Table.4.** Accuracy of the hourly electricity tariff rate forecasts for 2018-2020 years (cross-validation set).  
<sup>13,14</sup>**Table.5.** Accuracy of the hourly electricity tariff rate forecasts for 2021 year (test set).  
<sup>15</sup>**Fig. 7.** The actual and predicted hourly electricity tariff rate for a fragment of the validation data set.

### ACKNOWLEDGEMENTS

Исследование выполнено при финансовой поддержке в рамках реализации программы развития НГТУ, научный проект №С22-15

### Литература (References)

- [1] Filimonova A. A., Zatsepin E. P., Zatsepina V. I. Multilevel Control of Power Consumption at Metallurgical Plants. *Proc. IEEE Int. Russian Automation Conf.*, Adler, 2018, pp. 1-4.
- [2] Uddin M., Romlie M. F., Abdullah M. F., Abd Halim S., Kwang T. C. A review on peak load shaving strategies. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2018, vol. 82, pp. 3323-3332.
- [3] Dzyuba A.P., Soloveva I.A. Cost-dependent electric consumption as a tool of risk management of non-payment for electric energy of industrial enterprises. *Strategic decisions and risk management*, 2019, vol. 10(1), pp. 8-19.
- [4] Rimsha A., Rimsha K. Development of Threat Modeling and Risk Management Tool in Automated Process Control System for Gas Producing Enterprise. *Proc. XXI Int. Conf. Complex Sys-*

- tems: *Control and Modeling Problems*, Samara, 2019, pp. 596-599
- [5] Sharda S., Singh M., Sharma K. Demand side management through load shifting in IoT based HEMS: Overview, challenges and opportunities. *Sustainable Cities and Society*, 2021, vol. 65, pp. 1-22.
- [6] Krasnyansky M., Matveykin V., Dmitrievsky B., Kobelev A., Terekhova A., Kobeleva V. Digitalization of Energy Management in an Industrial Enterprise. *Proc. IEEE 3rd International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency*, Lipetsk, 2021, pp. 633-635.
- [7] Parizy E. S., Bahrami H. R., Choi S. A low complexity and secure demand response technique for peak load reduction. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 2018, vol. 10(3), pp.3259-3268.
- [8] Pan R., Li Z., Cao J., Zhang H., Xia X. Electrical load tracking scheduling of steel plants under time-of-use tariffs. *Computers & Industrial Engineering*, 2019, vol. 137, pp. 1-18.
- [9] Wang H., Zhang L., Ren Y., Meng L. Day-Ahead Scheduling Model Based on Supply-Demand Interaction Mode Considering Production Process of Short-Process Steel Enterprise. *Proc. IEEE 3rd Student Conference on Electrical Machines and Systems*, Jinan, 2020, pp. 934-941.
- [10] Egorov A., Kochneva E., Larionova A., Lyukhanov E., Shender S. E. On-line Electrical Energy Balance Monitoring System for Power Networks Enterprise Facilities. *Proc. IEEE 60th International Scientific Conference on Power and Electrical Engineering of Riga Technical University*, Riga, 2019, pp. 1-4.
- [11] Sianaki O. A., Masoum M. A., Potdar V. A decision support algorithm for assessing the engagement of a demand response program in the industrial sector of the smart grid. *Computers & Industrial Engineering*, 2018, vol. 115, pp. 123-137.
- [12] Volkova I. O., Gubko M. V., Salnikova E. A. Active consumer: optimization problems of power consumption and self-generation. *Automation and remote control*, 2014, vol. 75(3), pp.551-562.
- [13] Vöth S., Nikolaev A., Kychkin A. Demand Response Service Architecture for Power System of Russian Mining Enterprise. *Proc. Int. Conf. on Industrial Engineering, Applications and Manufacturing*, Sochi, 2021, pp. 63-67.
- [14] Jiang B., Muzhikyan A., Farid A. M., Youcef-Toumi K. Demand side management in power grid enterprise control: A comparison of industrial & social welfare approaches. *Applied Energy*, 2017, vol. 187, pp. 833-846.
- [15] Prashar, A. Towards sustainable development in industrial small and Medium-sized Enterprises: An energy sustainability approach. *Journal of Cleaner Production*, 2019, vol. 235, pp. 977-996.
- [16] Bardanov A.I., Vasilkov O.S., Pudkova T.V. Modeling the process of redistributing power consumption using energy storage system with various configurations to align the electrical loads schedule. *Journal of Physics: Conference Series*, 2021, vol. 1753, pp. 1-10
- [17] Weron R. Electricity price forecasting: A review of the state-of-the-art with a look into the future. *International Journal of Forecasting*. 2014, 30, 1030–1081.
- [18] Pourdaryaei A, et. al. Recent Development in Electricity Price Forecasting Based on Computational Intelligence Techniques in Deregulated Power Market. *Energies*, 2021, vol. 14 (19), art. id. 6104.
- [19] Aggarwal S.K., Saini L.M., Kumar A.. Short term price forecasting in deregulated electricity markets. A review of statistical models and key issues. *International Journal of Energy Sector Management*, 2009, vol. 3 (4), pp. 333–358.
- [20] Singh N., Soumya R.M., Rishabh D.S. Short term electricity price forecast based on environmentally adapted generalized neuron. *Energy*, 2017, vol. 125, pp.127-139.
- [21] Afanasyev D.O., Fedorova E.A. On the impact of outlier filtering on the electricity price forecasting accuracy. *Applied Energy*, 2019, vol. 236, pp. 196-210.
- [22] Maryasin O.Y., Lukashov A.I. A Python Application for Hourly Electricity Prices Forecasting Using Neural Networks. *IEEE Int. Russian Automation Conf.*, Sochi, 2020, pp. 138-143.
- [23] Shikhina A, Kochengin A., Chrysostomou G., Shikhin V. Investigation of autoregressive forecasting models for market electricity price. *Proc. IEEE 20th Mediterranean Electrotechnical Conf.*, 2020, pp. 570-575.
- [24] Zolotova I.Y., Dvorkin V. V. Short-term forecasting of prices for the Russian wholesale electricity market based on neural networks. *Studies on Russian Economic Development*, 2017, vol. 28(6), pp. 608-615.
- [25] Dmitri K., Maria A., Anna A. Comparison of regression and neural network approaches to forecast daily power consumption. *Proc. 11th International Forum on Strategic Technology*, 2016 pp. 247-250.
- [26] Ugurlu U, Tas O, Kaya A, Oksuz I. The Financial Effect of the Electricity Price Forecasts' Inaccuracy on a Hydro-Based Generation Company. *Energies*, 2018, vol. 11(8), pp. 1-19
- [27] Žymeřka P., Marcin S. Short-term scheduling of gas-fired CHP plant with thermal storage using optimization algorithm and forecasting models. *Energy Conversion and Management*, 2021, vol. 231, pp. 1-15.
- [28] Federal Law 35-FZ dated 26/03/2003, *Ob elektroenergetike* [On Electric Power Industry], *Rossiyskaya Gazeta* [Russian Newspaper], vol. 3174, 2003 (in Russian)
- [29] Government Decision 442, of the Russian Federation dated 04/05/2012, *O funkcionirovanii roz-*

- nichnih rinkov elektricheskoy energii polnom ili chastichnom ogranichenii rejima potrebleniya elektricheskoy energii* [On the functioning of retail electricity markets, full and (or) partial limitation of the mode of consumption of electrical energy], Rossiyskaya Gazeta [Russian Newspaper], vol. 5778, 2012 (in Russian)
- [30] *Assotsiatsiya NP sovet rynka, "Roznichnye rynki"* [Non-profit market council, "Retail pricing"] Available at: <https://www.npsr.ru/ru/market/retail/ceno/index.htm> (accessed 06.02.2022) (In Russian).
- [31] Peyre G., Bougleux S., Cohen L. D. Non-local regularization of inverse problems. *Inverse Problems and Imaging*, 2011, vol. 5(2), pp. 511-530.
- [32] Kennedy P.E. A Guide to Econometrics, 5th ed., Cambridge: The MIT Press, 2003, pp. 205–206.
- [33] Hastie T., Tibshirani R., Friedman J. Elements of Statistical Learning, ed. 2, Springer, 2009, 698 p.
- [34] Breiman L. Random Forests. *Machine Learning*, 2001, vol. 45, pp. 5–32.
- [35] Wang Y., Sun S., Chen X., Zeng X., Kong Y., Chen J., Wang T. Short-term load forecasting of industrial customers based on SVM and XGBoost. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 2021, vol. 129, pp. 1-14.
- [36] Dudek G. Multilayer perceptron for short-term load forecasting: from global to local approach. *Neural Computing and Applications*, 2020, vol. 32(8), pp. 3695-3707.
- [37] Raschka S., Mirjalili V. Python machine learning: Machine learning and deep learning with Python, scikit-learn, and TensorFlow 2. Packt Publishing Ltd., 2019, 770 p.
- [38] Chen T., Guestrin C. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System. *Proc. 22nd SIGKDD Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, New York, 2016.
- [39] Matrenin P., et. al. Medium-term load forecasting in isolated power systems based on ensemble machine learning models. *Energy Reports*, 2022, vol. 8, pp. 612-618.
- [40] Matrenin P., et. al. Adaptive ensemble models for medium-term forecasting of water inflow when planning electricity generation under climate change. *Energy Reports*, 2022, vol. 8, pp. 439-447.
- [41] Chen C., Liu H. Medium-term wind power forecasting based on multi-resolution multi-learner ensemble and adaptive model selection. *Energy conversion and management*, 2020, vol. 206, art id. 112492.

#### Сведения об авторах.



**Матренин Павел Викторович**, кандидат технических наук. Младший научный сотрудник Центра технологического превосходства Новосибирского государственного технического университета и доцент кафедры Систем электроснабжения предприятий НГТУ. Область научных интересов: системный анализ, методы машинного обучения, оптимизация и управление в электроэнергетике.

E-mail: [matrenin.2012@corp.nstu.ru](mailto:matrenin.2012@corp.nstu.ru)



**Арестова Анна Юрьевна**. Младший научный сотрудник Центра технологического превосходства Новосибирского государственного технического университета и старший преподаватель кафедры Автоматизированных электроэнергетических систем НГТУ. Область научных интересов: разработка алгоритмов оптимизации и управления в электроэнергетике.

E-mail: [arestova@corp.nstu.ru](mailto:arestova@corp.nstu.ru)



**Антоненков Дмитрий Васильевич**, кандидат технических наук. Доцент кафедры Систем электроснабжения предприятий Новосибирского государственного технического университета и главный энергетик АО «Сибирский Антрацит». Область научных интересов: повышение энергоэффективности горных предприятий, предиктивное управление, технo-ценоз.

E-mail: [antonenkov@corp.nstu.ru](mailto:antonenkov@corp.nstu.ru)