

**И.В. Еманов, Н.Е. Сергеев**

### **ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ (ОБЗОР)**

*Крупные потребители электроэнергии в основном производят покупку электроэнергии на оптовом рынке электроэнергии и мощности, например промышленные предприятия черной металлургии. Для производства продукции крупные промышленные предприятия ежедневно заказывают почасовые объёмы потребления электроэнергии на двое суток вперёд, при необходимости за сутки, предшествующие дню потребления, предприятия имеют право направлять скорректированные значения. При этом за отклонения от плановых почасовых объёмов предприятия несут дополнительные затраты, которые входят в тариф на электроэнергию. Одними из важнейших факторов, которые влияют на прогнозирование почасового потребления электроэнергии, являются: многообразие видов основного и вспомогательного оборудования, мощностей потребителей электроэнергии, осуществляющих технологические процессы предприятия; интенсивность загрузки производства и режимы работы в зависимости от производства сортамента; частое использования часов максимальной электрической мощности в течение суток; энергоёмкое производство продукции. Для построения прогнозных данных временных рядов строится модель прогнозирования почасового потребления электроэнергии промышленным предприятием и имеет большое количество входных данных, которые имеют вероятностную составляющую. Рассмотрение различных методов прогнозирования временных рядов потребления электроэнергии промышленных предприятий представляется актуальной научно-технической задачей. Это обусловлено требованиями минимизации, во-первых, скачков и сбоев в работе генерирующих мощностей энергосистемы региона, в котором расположено предприятие (т.к. нагрузка, например, предприятий черной металлургии может достигать до 10% от общего потребления региона), а во-вторых, дополнительных затрат, связанные с куплей/продажей объёмов электроэнергии потребленной сверх заявки/невывбранной при неточном планировании почасовых объёмов потребляемой электроэнергии, которые входят в тариф на электроэнергию.*

*Методы прогнозирования; краткосрочное прогнозирование электроэнергии; металлургическое предприятие; прогнозирование на сутки вперёд; временные ряды.*

**I.V. Emanov, N.E. Sergeev**

### **FORECASTING ELECTRICITY CONSUMPTION BY INDUSTRIAL ENTERPRISES (REVIEW)**

*Large consumers of electricity mainly purchase electricity on the wholesale electricity and capacity market, for example, industrial enterprises of ferrous metallurgy. For the production of products, large industrial enterprises daily order hourly volumes of electricity consumption for two days in advance, if necessary, enterprises have the right to send adjusted values for the day preceding the day of consumption. At the same time, for deviations from the planned hourly volumes, enterprises incur additional costs, which are included in the electricity tariff. One of the most important factors that affect the forecasting of hourly electricity consumption are: the variety of types of main and auxiliary equipment, the capacities of electricity consumers carrying out the technological processes of the enterprise; the intensity of production load and operating modes depending on the production of the product range; the frequent use of hours of maximum electric power during the Days; energy-intensive production. To build forecast data for time series, a model is built to predict hourly electricity consumption by an industrial enterprise and has a large number of input data that have a probabilistic component. Consideration of various methods for forecasting time series of electricity consumption of industrial enterprises seems to be an urgent scientific and technical task. This is due to the requirements of minimization, firstly, of jumps and failures in the operation of generating capacities of the energy system of the region in which the enterprise is located (since the load, for example, of ferrous metallurgy enterprises can reach up to 10% of the total consumption of the region), and secondly, additional costs associated with the purchase/sale of volumes of electricity consumed in excess of the application/unused in case of inaccurate planning of hourly volumes of electricity consumed, which are included in the electricity tariff.*

*Forecasting methods; short-term forecasting of electricity; metallurgical enterprise; day-ahead forecasting; time series.*

**Введение.** На многих предприятиях черной металлургии существует свои методы определения прогноза почасового потребления электроэнергии на сутки вперед, в основном завязанный на простом определении прогноза потребления электроэнергии в зависимости от загрузки производственных мощностей и проводимых планово-предупредительных ремонтов. При этом отсутствует в целом система помогающая спрогнозировать плановое потребление электроэнергии на сутки вперед, основывающаяся на различных входных данных.

На металлургических предприятиях потребители электроэнергии, расположены в разных цехах - одни потребители электроэнергии могут влиять значительно на отклонения от плановых почасовых величин потребления, другие не существенно (создают условно постоянную нагрузку).

Наиболее значимыми крупными потребителями электроэнергии металлургического предприятия является электрооборудование:

1. Электросталеплавильного цеха (ЭСПЦ): дуговая сталеплавильная печь, печь-ковш, установка вакуумирования стали, машина непрерывного литья заготовок;
2. Трубопрокатного цеха: прошивной стан литейной заготовки для производства бесшовных труб, стан извлекатель, калибровочный стан, редуционно-растяжной стан, термические участки индукционного нагрева труб;
3. Энергетического цеха: двигатели насосных станций оборотного цикла водоснабжения, двигатели водоподготовки для подачи воды для охлаждения оборудования основных производственных цехов, градирни, компрессорные и турбокомпрессорные станции воздушоснабжения потребителей завода.

Рассмотрим основные проблемы с обеспечением прогнозных данных на примере электросталеплавильного цеха металлургического завода.

**1. Основные проблемы, связанные с обеспечением точных прогнозных данных потребления электроэнергии в ЭСПЦ.** На точность построения прогнозных данных потребления электроэнергии в ЭСПЦ на сутки вперед влияют следующие факторы:

1. Информация по необходимому количеству сортментов непрерывной литейной заготовки и их объему, которую необходимо выплавить за сутки.
2. Серийность выпуска производства продукции.
3. Начало и окончание проведения планово-предупредительных, капитальных ремонтов.
4. Среднее время плавки и обработки стали.
5. Наличие газокислородных горелок для расплава металла в дуговой сталеплавильной печи.
6. Используемого лома металла для производства стали [2].
7. Количества оборудования: дуговых сталеплавильных печей, печь-ковшей, установок вакуумирования стали, машин непрерывного литья заготовок.

Дополнительными факторами, влияющими на потребление электроэнергии, является качество используемых графитовых электродов, которые влияют на расход электроэнергии на тонну продукции. Чаще всего выбираются электроды в порядке следующего приоритета:

1. Механическая прочность.
2. Удельный расход электродов на тонну продукции.
3. Время плавки металла.
4. Удельный расход электроэнергии на тонну продукции.

Приобретаются и выбираются графитовые электроды, качество которых влияет на время плавки стали в печи по факту: из наличия на рынке продаж (в случае отсутствия выбора), либо какие приобретает коммерческий отдел, исходя из ценовой категории на данный материал. Отсюда можно сделать вывод, что удельный расход электроэнергии на тонну продукции находится не на первом месте.

Погодные факторы не учитываются для определения влияния расхода электроэнергии при производстве стали в ЭСПЦ, так как отсутствует устойчивая значимая зависимость удельного расхода электроэнергии на технологические нужды по основным агре-

гатам ЭСПЦ металлургического предприятия от среднемесячной температуры [1]. Однако на отклонения потребления электроэнергии от заявленных плановых величин может влиять высокая температура окружающей среды в летний период времени. В случае отсутствия достаточного количества охлаждающих мощностей оборудования вспомогательных цехов может приводить к внеплановым аварийным остановкам основных производственных цехов, связанных с перегревом оборудования.

При наличии оборудования в единичном экземпляре дуговой сталеплавильной печи, печь-ковша, потребление данного оборудования в течение суток является очень неравномерным и существует возможность регулирования мощности потребления электроэнергии, путём повышения или понижения напряжения на печных трансформаторах, чтобы сбалансировать величину потребления электроэнергии для минимального отклонения фактического значения потребления электроэнергии от плановой величины. Однако данное мероприятие способно привести к увеличению времени обработки стали и перегреву футеровки ковшей, в которых происходит расплав металла, и как следствие, прожогу ковшей с потерей металла, созданием аварийной остановки всего электросталеплавильного цеха, экономическим убыткам, дополнительным потерям на оплатах отклонений от плановых почасовых потреблений электроэнергии.

Большинство предприятий принимают единственное решение при планировании почасового потребления электроэнергии на сутки вперёд, это фактическая усреднённая мощность часового потребления дуговой сталеплавильной печью и печь-ковшом, а также вспомогательным оборудованием, для обеспечения усреднённых отклонений от часового потребления. При этом за эти отклонения потребитель несет дополнительных затраты, связанные с куплей/продажей объемов электроэнергии, потребленной сверх заявки/невыбранной при неточном планировании почасовых объемов потребляемой электроэнергии, которые входят в тариф на электроэнергию.

Пример распределения отклонений от суточных почасовых заявок металлургическим заводом за месяц по потребителям завода представлен на рис. 1. (в процентном соотношении). Как мы видим, на фоне общего потребления электроэнергии металлургическим заводом, на 1-м месте по отклонениям стоит дуговая сталеплавильная печь ЭСПЦ, на 2-м месте установка «Печь-ковш», отделение непрерывного литья заготовок (ОНЛЗ), вакууматор, на 3-м месте энергоёмкие участки трубопрокатного цеха, где производится бесшовная трубная продукция, её термообработка и отделка.

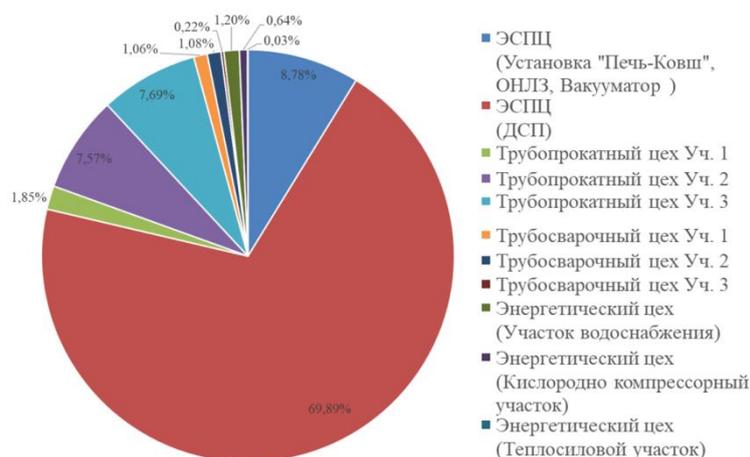


Рис. 1. Распределение отклонений от суточных почасовых заявок по потребителям металлургического завода за месяц

Пример неравномерного потребления электроэнергии ЭСПЦ в течение суток приведен на рис. 2.



Рис. 2. Почасовое потребление электроэнергии электросталеплавильным цехом в течении суток

## 2. Методы прогнозирования временных рядов потребления электроэнергии.

На сегодняшний день существует много различных методов прогнозирования потребления электроэнергии.

В зависимости от необходимости периода прогнозирования электроэнергии их можно разделить на следующие виды:

1. Долгосрочное – на несколько лет вперед.
2. Среднесрочное – на несколько месяцев вперед.
3. Краткосрочное – на один день или на несколько дней вперед.
4. Сверхкраткосрочное – на несколько минут или часов вперед.

Рассмотрим несколько методов, используемых для прогнозирования временных рядов, в частности потребления электроэнергии, определим их достоинства и недостатки.

**Анализ временных рядов.** При прогнозировании числовых значений временного ряда важно анализировать прошлые значения временных рядов и находить зависимости для определения прогнозного будущего значения.

Во временном ряде содержится информация об изменениях выбранного параметра в течение времени и могут наблюдаться определённые закономерности и тренды.

Временные ряды можно использовать, например, для определения информации о потреблении электроэнергии в определенный месяц, день, час суток, о производстве объемов энергетических ресурсов на технологические нужды предприятия, для получения информации о температуре окружающей среды в разные сезоны и временные промежутки.

Сам анализ временных рядов могут применять в разных направлениях, например, при производстве продукции, потреблении электроэнергии, изменении температуры и т.д. При анализе временных рядов необходимо правильно выбирать применяемые методы, модели, инструменты для получения корректных исследуемых результатов.

Рассмотрим некоторые методы анализа временных рядов.

Одними из методов анализа временных рядов являются стационарность и автокорреляция.

Стационарность – это свойство временного ряда, при котором, его усредненные и типовые отклонения не изменяются со временем.

Стационарный временной ряд не трудно проанализировать, а затем спрогнозировать будущее значение, но при этом, также есть нестационарные временные ряды, которые могут иметь линию тренда (рост или снижение), цикличность, сезонность (повторение событий). Пример нестационарного временного ряда приведен на рис. 3., где показаны затраты электроэнергии при производстве сжатого воздуха на технологические нужды цехов металлургического завода в течение года по месяцам.

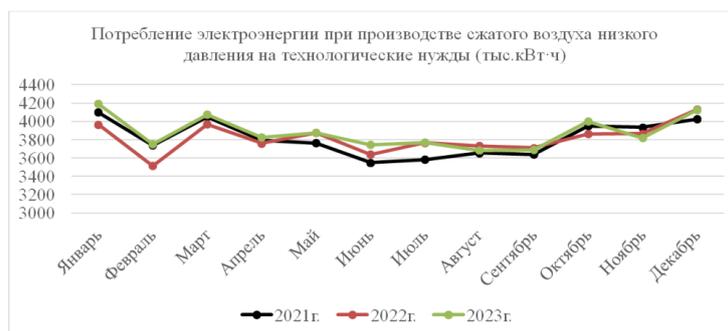


Рис. 3. Потребление электроэнергии при производстве сжатого воздуха низкого давления на технологические нужды по месяцам в течение года

Для того, чтобы проверить временной ряд на стационарность, необходимо его визуализировать с помощью графика автокорреляции (позволяет показать корреляцию между данными ряда в различные периоды времени), частной автокорреляции (позволяет учитывать корреляцию между двумя отдельными значениями, не беря в учёт все промежуточные значения).

Автокорреляция – это статистическая взаимосвязь двух или нескольких случайных величин между значениями ряда в различные периоды времени.

Значимость автокорреляции во временном ряде показывают параметры: тренд, сезонность, цикличность.

Любой метод имеет свои плюсы и минусы, применение конкретного метода зависит от выбранной области исследования.

Рассмотрим моделирование временных рядов на примере моделей ARIMA и SARIMA [3].

**Моделирование временных рядов.** Построение моделей временных рядов необходимо для прогнозирования будущих значений, это позволяет принимать взвешенные решения в исследуемых областях.

Дж. Боксом и Г. Дженкинсоном были предложены модели авторегрессионной интегрированной скользящей средней моделей (autoregressive integrated moving average – ARIMA).

ARIMA основывается на информации, содержащейся в исторических данных, исследуемых прогнозируемых рядов, что позволяет моделировать не стационарные временные ряды.

Модель ARIMA содержит три параметра: параметр авторегрессии; параметр скользящего среднего; параметр интегрирования.

В качестве примера, использования модели ARIMA может служить прогнозирование месячного потребления электроэнергии на производство сжатого воздуха на технологические нужды на основе прошлых ежемесячных данных за предыдущие годы как показано на рис. 3. Если прошлые данные имеют цикличность или тренд, сезонность, то можно использовать модель ARIMA для учета обозначенных факторов в прогнозировании потребления на следующий год. Как видно из рис. 3 потребление электроэнергии меняется циклично из года в год, с небольшим приростом по потреблению электроэнергии в 2023 году по отношению к 2021 и 2022 годам.

Рассмотрим потребление электроэнергии трубопрокатным цехом (ТПЦ) участком №3 в течение недели на рис. 4. Как видно из диаграммы на рис. 4 почасовое потребление электроэнергии имеет неоднородную структуру по участку и зависит от разных факторов, которые необходимо учитывать.

Колебания величины потребления электроэнергии, показывают, что временной ряд неоднороден, имеет сложную практическую реализацию прогнозной модели, это свидетельствует о недостатке метода ARIMA. Также ARIMA свойственны недостатки корреляционных методов.



Рис. 4. Почасовое потребление электроэнергии в течении недели ТПЦ участком №3

Недостатками данного класса моделей являются: большое число параметров модели, идентификация которых неоднозначна и ресурсоемка, требует большого опыта со стороны исследователя; низкая адаптивность моделей (при получении новых вводных данных, модель нужно периодически переоценивать, а иногда и заново идентифицировать), а также линейность и, как следствие, отсутствие способности моделирования нелинейных процессов, часто встречающихся на практике [3].

Также к основному недостатку модели ARIMA относится требование к рядам данных для выполнения построения адекватной модели, где требуется не менее 40 наблюдений, а для следующей, далее рассматриваемой модели SARIMA – не менее 6–10 сезонов [3, 4], что не всегда возможно.

Однако, модель ARIMA очень популярна и часто используется для прогнозирования значений временных рядов потребления электроэнергии [5, 6, 11, 26], а также используется в сравнении с другими методами [7, 8, 10, 21].

Следующей моделью развития включающую в себя сезонность, является SARIMA, которая используется для моделирования поведения временных рядов в разные сезоны.

Модель SARIMA, это расширенная версия ARIMA с тремя дополнительными параметрами, которые определяют сезонность: период сезонности; параметр авторегрессии с сезонностью; параметр скользящего среднего с сезонностью.

SARIMA объединяет в себе методы авторегрессии, интегрированный скользящий средний, сезонности. Объединение нескольких методов позволяет спрогнозировать будущие значения временных рядов с учетом прошлых сезонных данных (паттернов). Так, например, для прогнозирования временных рядов потребления электроэнергии компрессорным участком по производству сжатого воздуха на технологические нужды, модель SARIMA, позволит спрогнозировать месячное потребление как указано на рис.3, а также при анализе почасового потребления сжатого воздуха в течение суток, позволит определить сколько электроэнергии тратится почасово в течение рабочего дня.

Опыт других исследователей показывает, что метод SARIMA имеет периодическое усовершенствование [7, 9], применяется, например, для определения прогнозных данных потребления электроэнергии на долгосрочный период. Данный метод может применяться в комбинации с другими методами [8], которые уже создают гибридные модели.

**Прогнозирование временных рядов.** Для прогнозирования временных рядов потребления электроэнергии используются различные методы как по отдельности, так и в комбинации, учитываются различные входные данные.

Рассмотрим некоторые методы прогнозирования временных рядов потребления электроэнергии, например методы экстраполяции и методы машинного обучения.

Методы экстраполяции – это методы, которые используют для прогнозирования будущих значений временного ряда, исходя из исторических значений временных рядов предыдущих периодов.

Методы экстраполяции включают в себя:

1. Метод скользящего среднего.
2. Экспоненциальное сглаживание.
3. Метод Хольта-Винтерса.

Метод скользящего среднего – это метод вычисления среднего значения ряда за определенный период для прогнозирования будущих значений временного ряда.

Экспоненциальное сглаживание – это метод, в котором используется экспоненциальная функция для прогнозирования будущих значений временных рядов.

Метод Хольта-Винтерса – это метод, в котором к модели экспоненциального сглаживания добавляется тренд и сезонность [22, 23].

Методы машинного обучения – это методы, в которых используют модели обучения для прогнозирования временных рядов, где вводными данными являются исторические данные прошлых значений временного ряда.

При использовании различных методов, алгоритмов, важным качеством является уменьшение погрешности возникающих ошибок, и установлении границ возникающей ошибки, для понимания корректности работы разработанных методов и алгоритмов [21].

Многие исследователи используют для прогнозов электроэнергии метод машинного обучения [12–14, 20]. В результате применения данного метода исследователи получили: модель машинного обучения на алгоритме градиентного бустинга библиотеки CatBoost; модель регрессии на алгоритме случайного леса Random Forest; модель принятия управленческих решений при формировании заявок на производство и потребление электроэнергии.

Рассмотрим некоторые методы машинного обучения, такие как регрессия и нейронные сети.

Регрессия – метод машинного обучения, в котором моделируется взаимосвязь между различными независимыми (входными) переменными данными и зависимыми (выходными) переменными данными [12].

При прогнозировании временных рядов независимые переменные значения ряда будут находиться в прошлых периодах, а зависимые переменные данные в будущих значениях ряда.

В метод машинного обучения входят в том числе построенные модели на нейронных сетях.

Нейронные сети – являются более сложными методами машинного обучения, в которых используются алгоритмы для обработки информации, похожих, как используются в человеческом мозге. По сравнению с методами экстраполяции, построенные алгоритмы на нейронных сетях, обычно имеют более высокую точность при прогнозировании временных рядов.

С учётом стремительного развития нейронных сетей в последние десятилетия наибольшее развитие получают методы машинного обучения, основанные на применении нейронных сетей для создания моделей прогнозирования потребления электроэнергии [15–20, 24, 25, 27].

Для методов, использующих в комбинации нейронные сети, возможно применение ансамблей нейронных сетей для улучшения точности прогнозирования, а также важна скорость переобучения нейронных сетей [27].

**Заключение.** Одним из перспективных направлений, является рассмотрение существующих методов и алгоритмов прогнозирования временных рядов потребления электроэнергии для улучшения точности краткосрочного почасового прогнозирования на металлургических предприятиях.

Рассматриваемые методы прогнозирования временных рядов имеют преимущества и недостатки.

Преимущества методов прогнозирования и анализа временных рядов.

Методы прогнозирования позволяют:

1. Получать будущее прогнозное значение временного ряда.

2. Анализировать корреляцию между выбранными данными.
3. Определять закономерность влияния разных входных данных на изменение будущих значений временного ряда.

Методы прогнозирования и анализа временных рядов, имеют недостатки:

1. Точность прогнозных значений временных рядов, может ограничить малое количество входных данных, что показывает необходимость учёта множества входных данных для выявления различных зависимостей при рассмотрении методов прогнозирования временных рядов.

2. Наличие случайных факторов и незапланированных событий могут привести к неверному прогнозу несмотря на то, что выбранные исторические данные позволили бы относительно точно составить прогноз, что требует разработки системы, метода учитывающей данные факторы.

3. Отсутствие данных, связанных с сезонностью, может повлиять на точность прогнозных значений временных рядов, что требует учета в методах прогнозирования введения сезонных коэффициентов для улучшения точности прогнозирования.

При использовании существующих методов и моделей для прогнозирования электроэнергии, необходимо обращать внимание на возможность снижения погрешности при их использовании как по отдельности, так и в комбинированных вариантах.

Для снижения стоимости оплат отклонений от заявленного почасового потребления электроэнергии, необходимо также учитывать динамику изменений почасовой стоимости электроэнергии в течение каждого суток, для выбора оптимального заказа почасового потребления на сутки вперёд.

Целью моего дальнейшего исследования, является проведение системного анализа существующих методов и алгоритмов прогнозирования потребления электроэнергии и их применимость для металлургических предприятий на примере одного из металлургических заводов. Данные исследования будут применены для решения следующей задачи - повышение точности краткосрочного прогнозирования почасового потребления электроэнергии на сутки вперед металлургических предприятий для уменьшения процента отклонения прогнозных данных от существующих фактических.

Данное исследование состоит в том, что проблема со значительными отклонениями почасовых прогнозных от фактических данных в потреблении электроэнергии металлургических предприятий до сих пор не решена и является актуальной по сей день. Разработка концепции реализации прогнозирования потребления электроэнергии промышленными предприятиями, а также применение существующих или новых методов прогнозирования потребления электроэнергии, будет интересна каждому крупному потребителю электроэнергии и других отраслей, имеющих схожие проблемы.

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. *Ефременкова Т.И.* Исследование расхода электроэнергии на технологические цели в электро-сталеплавильном цехе металлургического предприятия методами корреляционно-регрессионного анализа // *Современные технологии управления.* – 2017. – № 6 (78). – ISSN2223-9339. – Режим доступа: <https://sovman.ru/article/7801/>.
2. *Мысык В.Ф., Жданов А.В.* Ресурсы и подготовка лома к плавке стали. – 2-е изд. испр. и допол. – Екатеринбург, 2017. – 337 с.
3. *Таскина А.О.* Прогнозирование цены на электроэнергию на рынке «на сутки вперёд» во второй ценовой зоне. – 2020. – Режим доступа: <https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/vital:11747/SOURCE01>.
4. *Ханк Д.Э., Уичери Д.У., Райте А.Дж.* Бизнес-прогнозирование: пер. с англ. – 7-е изд. – М.: Вильямс, 2003. – 506 с.
5. *Alberg D., Last M.* Short-term load forecasting in smart meters with sliding window-based ARIMA algorithms // *Vietnam J. Comput. Sci.* – 2018. – 5. – P. 241-249. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1007/s40595-018-0119-7>.
6. *Rehan Jamil.* Hydroelectricity consumption forecast for Pakistan using ARIMA modeling and supply-demand analysis for the year 2030 // *Renewable Energy.* – 2020. – Vol. 154. – P. 1-10. – ISSN 0960-1481. – <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.02.117>.

7. *Yuanyuan Wang, Jianzhou Wang, Ge Zhao, Yao Dong.* Application of residual modification approach in seasonal ARIMA for electricity demand forecasting: A case study of China // *Energy Policy.* – 2012. – Vol. 48. – P. 284-294. – ISSN 0301-4215. – <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.05.026>.
8. *Xinbin Liang, Siliang Chen, Xu Zhu, Xinqiao Jin, Zhimin Du.* Domain knowledge decomposition of building energy consumption and a hybrid data-driven model for 24-h ahead predictions // *Applied Energy.* – 2023. – Vol. 344, 121244. – ISSN 0306-2619. – <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121244>.
9. *Mehmet Bilgili, Engin Pinar.* Gross electricity consumption forecasting using LSTM and SARIMA approaches: A case study of Türkiye // *Energy.* – 2023. – Vol. 284, 128575. – ISSN 0360-5442. – <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.128575>.
10. *Руссков О.В.* Методы прогнозирования неравномерных нестационарных временных рядов на примере задачи планирования электропотребления промышленного предприятия. – 2023. – Режим доступа: <https://elib.spbstu.ru/dl/2/r23-69.pdf/download/r23-69.pdf>.
11. *Nii I.K., Teimeh M., Nyarko-Boateng O. et al.* Electricity load forecasting: a systematic review // *Journal of Electrical Systems and Inf. Technol.* – 2020. – 7, 13. – Режим доступа: <https://doi.org/10.1186/s43067-020-00021-8>.
12. *Моргоева А.Д.* Прогнозирование потребления электрической энергии промышленным предприятием с помощью методов машинного обучения // *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов.* – 2022. – Т. 333, № 7. – С. 115-125. – Режим доступа: <https://izvestiya.tpu.ru/archive/article/view/3527/2751>.
13. *Моргоева А.Д., Моргоев И.Д., Ключев П.В., Хетагуров В.Н., Гаврина О.А.* Краткосрочное прогнозирование электропотребления обогатительной фабрики // *Горный информационно-аналитический бюллетень.* – 2023. – 5-1. – С. 157-169. – Режим доступа: [https://www.giab-online.ru/files/Data/2023/5/05\\_2023\\_157-169.pdf](https://www.giab-online.ru/files/Data/2023/5/05_2023_157-169.pdf).
14. *Ключев П.В., Моргоева А.Д., Гаврина О.А., Босиков И.И., Моргоев И.Д.* Прогнозирование планового потребления электроэнергии для объединенной энергосистемы с помощью машинного обучения // *Записки Горного института.* – 2023. – № 261. – Режим доступа: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-planovogo-potrebleniya-elektroenergii-dlya-obedinennoy-energostemy-s-pomoschyu-mashinnogo-obucheniya>.
15. *Вялковa С.А.* Краткосрочное прогнозирование электропотребления Мегалополиса на основе ортогональных разложений и нейронных сетей. – 2022. – Режим доступа: [https://www.npitu.ru/upload/medialibrary/f39/hxxy86lrce075msy4mt9611nvvbqz4ux8/avtoreferat\\_vialkova.pdf?ysclid=lue3pm3md4950760747](https://www.npitu.ru/upload/medialibrary/f39/hxxy86lrce075msy4mt9611nvvbqz4ux8/avtoreferat_vialkova.pdf?ysclid=lue3pm3md4950760747).
16. *Староверов Б.А.* Теоретическое обоснование и практическая реализация систем прогнозирования электропотребления на основе ансамблей нейронных сетей в масштабе региональной сетевой компании. – 2023. – Режим доступа: <https://www.dissercat.com/content/teoreticheskoe-obosnovanie-i-prakticheskaya-realizatsiya-sistem-prognozirovaniya-elektropotr>.
17. *Алексеева И.Ю.* Краткосрочное прогнозирование электропотребления в электроэнергетических системах с использованием искусственных нейронных сетей. – <https://www.dissercat.com/content/kratkosrochnoe-prognozirovanie-elektropotrebleniya-v-elektroenergeticheskikh-sistemakh-s-isp>.
18. *Zhen Shao, Qingru Zheng, Chen Liu, Shuangyan Gao, Gang Wang, Yan Chu.* A feature extraction and ranking-based framework for electricity spot price forecasting using a hybrid deep neural network // *Electric Power Systems Research.* – 2021. – Vol. 200, 107453. – ISSN 0378-7796. – <https://doi.org/10.1016/j.eprsr.2021.107453>.
19. *Бажинов А.Н.* Метод прогнозирования объемов потребления электроэнергии предприятием черной металлургии на основе нейро-нечетких алгоритмов. – <https://www.dissercat.com/content/metod-prognozirovaniya-obemov-potrebleniya-elektroenergii-predpriyatim-chemnoi-metallurgii>.
20. *Хомутов С.О., Сташко В.И., Серебряков Н.А.* Повышение точности краткосрочного прогнозирования электропотребления групп точек поставки электроэнергии гарантирующих поставщиков второго уровня // *Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов.* – 2020. – Т. 331, № 6. – С. 128-140. – Режим доступа: <https://doi.org/10.18799/24131830/2020/6/2682>.
21. *Chuang Li, Guojie Li, Keyou Wang, Bei Han.* Short-term electrical load forecasting based on error correction using dynamic mode decomposition // *Applied Energy.* – March 2020. – Vol. 261, 114368. – Режим доступа: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261919320550?via%3Dihub>.
22. *Taylor J.W., McSharry P.E.* Short-term load forecasting methods: An evaluation based on European data // *IEEE Transactions on Power Systems.* – November 2007. – Vol. 22, Issue 4. – P. 2213-2219. – ISSN 08858950. – <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-36348992080&origin=inward&txGid=21e6fb2c3300889b3ff56d705b52239d>.

23. Phillip G. Gould, Anne B. Koehler, J. Keith Ord, Ralph D. Snyder, Rob J. Hyndman, Farshid Vahid-Araghi. Forecasting time series with multiple seasonal patterns // *European Journal of Operational Research*. – 2008. – Vol. 191, Issue 1. – P. 207-222. – ISSN 0377-2217, <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.08.024>.
24. Короткевич М.А., Курачинский В.В. Прогнозирование электрической нагрузки энергосистемы на следующие сутки с использованием метода искусственных нейронных сетей // *Энергетика. Известия высших учебных заведений и энергетических объединений СНГ*. – 2010. – № 2. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-elektricheskoy-nagruzki-energositemy-na-sleduyushchie-sutki-s-ispolzovaniem-metoda-iskusstvennyh-neyronnyh-setey>.
25. Чернецов В.И., Казаковский Е.Н. Прогнозирование потребления электрической энергии с использованием нейронных сетей // *НиКа*. – 2006. – URL: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-potrebleniya-elektricheskoy-energii-s-ispolzovaniem-neyronnyh-setey>.
26. Jinliang Zhang, Yi-Ming Wei, Dezhi Li, Zhongfu Tan, Jianhua Zhou. Short term electricity load forecasting using a hybrid model // *Energy*. – 2018. – Vol. 158. – P. 774-781. – ISSN 0360-5442, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.06.012>.
27. Староверов Б.А. Теоретическое обоснование и практическая реализация систем прогнозирования электропотребления на основе ансамблей нейронных сетей в масштабе региональной сетевой компании. – 2023. – Режим доступа: <https://www.dissercat.com/content/teoreticheskoe-obosnovanie-i-prakticheskaya-realizatsiya-sistem-prognozirovaniya-elektropotr>.

## REFERENCES

1. Efremenkova T.I. Issledovanie raskhoda elektroenergii na tekhnologicheskie tseli v elektrostaleplavil'nom tsekhe metallurgicheskogo predpriyatiya metodami korrelyatsionno-regressionnogo analiza [Study of electricity consumption for technological purposes in the electric steelmaking shop of a metallurgical enterprise using correlation and regression analysis methods], *Sovremennye tekhnologii upravleniya* [Modern control technologies], 2017, No 6 (78). ISSN2223-9339. Available at: <https://sovman.ru/article/7801/>.
2. Mysik V.F., Zhdanov A.V. Resursy i podgotovka loma k plavke stali [Resources and preparation of scrap for steel smelting]. 2<sup>nd</sup> ed. Ekaterinburg, 2017, 337 p.
3. Taskina A.O. Prognozirovanie tseny na elektroenergiyu na rynke «na sutki vpered» vo vtoroy tsenovoy zone [Forecasting the price of electricity on the day-ahead market in the second price zone], 2020. Available at: <https://vital.lib.tsu.ru/vital/access/services/Download/vital:11747/SOURCE01>.
4. Khank D.E., Uicheri D.U., Rayte A.Dzh. Biznes-prognozirovanie [Business forecasting]: transl. from engl. 7<sup>th</sup> ed. Moscow: Vil'yams, 2003, 506 p.
5. Alberg D., Last M. Short-term load forecasting in smart meters with sliding window-based ARIMA algorithms, *Vietnam J. Comput. Sci.*, 2018, 5, pp. 241-249. Available at: <https://doi.org/10.1007/s40595-018-0119-7>.
6. Rehan Jamil. Hydroelectricity consumption forecast for Pakistan using ARIMA modeling and supply-demand analysis for the year 2030, *Renewable Energy*, 2020, Vol. 154, pp. 1-10. ISSN 0960-1481. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.renene.2020.02.117>.
7. Yuanyuan Wang, Jianzhou Wang, Ge Zhao, Yao Dong. Application of residual modification approach in seasonal ARIMA for electricity demand forecasting: A case study of China, *Energy Policy*, 2012, Vol. 48, pp. 284-294. ISSN 0301-4215. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.enpol.2012.05.026>.
8. Xinbin Liang, Siliang Chen, Xu Zhu, Xinqiao Jin, Zhimin Du. Domain knowledge decomposition of building energy consumption and a hybrid data-driven model for 24-h ahead predictions, *Applied Energy*, 2023, Vol. 344, 121244. ISSN 0306-2619. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.apenergy.2023.121244>.
9. Mehmet Bilgili, Engin Pinar. Gross electricity consumption forecasting using LSTM and SARIMA approaches: A case study of Türkiye, *Energy*, 2023, Vol. 284, 128575. ISSN 0360-5442. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.energy.2023.128575>.
10. Russkov O.V. Metody prognostirovaniya neravnomernykh nestatsionarnykh vremennykh ryadov na primere zadachi planirovaniya elektropotrebleniya promyshlennogo predpriyatiya [Methods for forecasting uneven non-stationary time series using the example of the problem of planning electricity consumption of an industrial enterprise], 2023. Available at: <https://elibr.spbstu.ru/dl/2/r23-69.pdf/download/r23-69.pdf>.
11. Nti I.K., Teimeh M., Nyarko-Boateng O. et al. Electricity load forecasting: a systematic review, *Journal of Electrical Systems and Inf. Technol.*, 2020, 7, 13. Available at: <https://doi.org/10.1186/s43067-020-00021-8>.
12. Morgoeva A.D. Prognostirovanie potrebleniya elektricheskoy energii promyshlennym predpriyatiem s pomoshch'yu metodov mashinnogo obucheniya [Forecasting the consumption of electrical energy by an industrial enterprise using machine learning methods], *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo*

- universiteta. Inzhiniring georesursov* [Bulletin of Tomsk Polytechnic University. Georesources engineering], 2022, Vol. 333, No. 7, pp. 115-125. Available at: <https://izvestiya.tpu.ru/archive/article/view/3527/2751>.
13. *Morgoeva A.D., Morgoev I.D., Klyuev R.V., Khetagurov V.N., Gavrina O.A.* Kratkosrochnoe prognozirovanie elektropotrebleniya obogatitel'noy fabriki [Short-term forecasting of electricity consumption of the processing plant], *Gornyy informatsionno-analiticheskiy byulleten'* [Mining information and analytical bulletin], 2023, 5-1, pp. 157-169. Available at: [https://www.giab-online.ru/files/Data/2023/5/05\\_2023\\_157-169.pdf](https://www.giab-online.ru/files/Data/2023/5/05_2023_157-169.pdf).
  14. *Klyuev R.V., Morgoeva A.D., Gavrina O.A., Bosikov I.I., Morgoev I.D.* Prognozirovanie planovogo potrebleniya elektroenergii dlya ob"edinennoy energosistemy s pomoshch'yu mashinnogo obucheniya [Forecasting the planned electricity consumption for the unified power system using machine learning], *Zapiski Gornogo institute* [Notes of the Mining Institute], 2023, No. 261. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-planovogo-potrebleniya-elektroenergii-dlya-obedinennoy-energосistemy-s-pomoschyu-mashinnogo-obucheniya>.
  15. *Vyalkova S.A.* Kratkosrochnoe prognozirovanie elektropotrebleniya Megapolisa na osnove ortogonal'nykh razlozheniy i neyronnykh setey [Short-term forecasting of electricity consumption of a megalopolis based on orthogonal decompositions and neural networks], 2022. Available at: [https://www.npitu.ru/upload/medialibrary/f39/hxsy86lrce075msy4mt9611nwbqz4ux8/avtoreferat\\_vyalkova.pdf?ysclid=lue3pm3md4950760747](https://www.npitu.ru/upload/medialibrary/f39/hxsy86lrce075msy4mt9611nwbqz4ux8/avtoreferat_vyalkova.pdf?ysclid=lue3pm3md4950760747).
  16. *Staroverov B.A.* Teoreticheskoe obosnovanie i prakticheskaya realizatsiya sistem prognozirovaniya elektropotrebleniya na osnove ansambley neyronnykh setey v mashtabe regional'noy setevoj kompanii [Theoretical justification and practical implementation of power consumption forecasting systems based on neural network ensembles on the scale of a regional grid company], 2023. Available at: <https://www.dissercat.com/content/teoreticheskoe-obosnovanie-i-prakticheskaya-realizatsiya-sistem-prognozirovaniya-elektropotr>.
  17. *Alekseeva I.Yu.* Kratkosrochnoe prognozirovanie elektropotrebleniya v elektroenergeticheskikh sistemakh s ispol'zovaniem iskusstvennykh neyronnykh setey [Short-term forecasting of electricity consumption in electric power systems using artificial neural networks]. Available at: <https://www.dissercat.com/content/kratkosrochnoe-prognozirovanie-elektropotrebleniya-v-elektroenergeticheskikh-sistemakh-s-isp>.
  18. *Zhen Shao, Qingru Zheng, Chen Liu, Shuangyan Gao, Gang Wang, Yan Chu.* A feature extraction and ranking-based framework for electricity spot price forecasting using a hybrid deep neural network, *Electric Power Systems Research*, 2021, Vol. 200, 107453. ISSN 0378-7796. Available at: <https://doi.org/10.1016/j.epr.2021.107453>.
  19. *Bazhinov A.N.* Metod prognozirovaniya ob'emov potrebleniya elektroenergii predpriyatiem chernoy metallurgii na osnove neyro-nechetkikh algoritmov [Method for forecasting electricity consumption volumes by a ferrous metallurgy enterprise based on neuro-fuzzy algorithms]. Available at: <https://www.dissercat.com/content/metod-prognozirovaniya-obemov-potrebleniya-elektroenergii-predpriyatiem-chemnoi-metallurgii>.
  20. *Khomutov S.O., Stashko V.I., Serebryakov N.A.* Povyshenie tochnosti kratkosrochnogo prognozirovaniya elektropotrebleniya grupp toчек postavki elektroenergii garantiruyushchikh postavshchikov vtorogo urovnya [Improving the accuracy of short-term forecasting of electricity consumption of groups of electricity supply points of second-tier guaranteed suppliers], *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta. Inzhiniring georesursov* [Bulletin of Tomsk Polytechnic University. Georesources engineering], 2020, Vol. 331, No. 6, pp. 128-140. Available at: <https://doi.org/10.18799/24131830/2020/6/2682>.
  21. *Chuang Li, Guojie Li, Keyou Wang, Bei Han.* Short-term electrical load forecasting based on error correction using dynamic mode decomposition, *Applied Energy*, March 2020, Vol. 261, 114368. Available at: <https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306261919320550?via%3Dihub>.
  22. *Taylor J.W., McSharry P.E.* Short-term load forecasting methods: An evaluation based on European data, *IEEE Transactions on Power Systems*, November 2007, Vol. 22, Issue 4, pp. 2213-2219. ISSN 08858950. Available at: <https://www.scopus.com/record/display.uri?eid=2-s2.0-36348992080&origin=inward&txGid=21e6fb2c3300889b3ff56d705b52239d>.
  23. *Phillip G. Gould, Anne B. Koehler, J. Keith Ord, Ralph D. Snyder, Rob J. Hyndman, Farshid Vahid-Araghi.* Forecasting time series with multiple seasonal patterns, *European Journal of Operational Research*, 2008, Vol. 191, Issue 1, pp. 207-222. ISSN 0377-2217, Available at: <https://doi.org/10.1016/j.ejor.2007.08.024>.
  24. *Korotkevich M.A., Kurachinskiy V.V.* Prognozirovanie elektricheskoy nagruzki energosistemy na sleduyushchie sutki s ispol'zovaniem metoda iskusstvennykh neyronnykh setey [Forecasting the electrical load of the power system for the next day using the method of artificial neural networks], *Energetika. Izvestiya vysshikh uchebnykh zavedeniy i energeticheskikh ob"edineniy SNG* [Power Engineering. News of higher educational institutions and energy associations of the CIS], 2010, No. 2.

Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-elektricheskoy-nagruzki-energосистемы-na-sleduyushchie-sutki-s-ispolzovaniem-metoda-iskusstvennyh-neyronnyh-setey>.

25. Chernetsov V.I., Kazakovskiy E.N. Prognozirovanie potrebleniya elektricheskoy energii s ispolzovaniem neyronnykh setey [Forecasting the consumption of electrical energy using neural networks], *NiKa* [NiKa], 2006. Available at: <https://cyberleninka.ru/article/n/prognozirovanie-potrebleniya-elektricheskoy-energii-s-ispolzovaniem-neyronnyh-setey>.
26. Jinliang Zhang, Yi-Ming Wei, Dezhi Li, Zhongfu Tan, Jianhua Zhou. Short term electricity load forecasting using a hybrid model, *Energy*, 2018, Vol. 158, pp. 774-781. ISSN 0360-5442, <https://doi.org/10.1016/j.energy.2018.06.012>.
27. Staroverov B.A. Teoreticheskoe obosnovanie i prakticheskaya realizatsiya sistem prognozirovaniya elektropotrebleniya na osnove ansambley neyronnykh setey v masshtabe regional'noy setevoy kompanii [Theoretical justification and practical implementation of electricity consumption forecasting systems based on neural network ensembles on the scale of a regional grid company], 2023. Available at: <https://www.dissercat.com/content/teoreticheskoe-obosnovanie-i-prakticheskaya-realizatsiya-sistem-prognozirovaniya-elektropotr>.

Статью рекомендовал к опубликованию д.т.н., профессор В.В. Курейчик.

**Еманов Иван Владимирович** – Южный федеральный университет; e-mail: [emanov@sfedu.ru](mailto:emanov@sfedu.ru); тел.: +79604685348; г. Таганрог; Россия; кафедра вычислительной техники; аспирант.

**Сергеев Николай Евгеньевич** – e-mail: [nesergeev@sfedu.ru](mailto:nesergeev@sfedu.ru); тел.: +79001278025; кафедра вычислительной техники; д.т.н.; доцент; профессор.

**Emanov Ivan Vladimirovich** – South Federal University; e-mail: [emanov@sfedu.ru](mailto:emanov@sfedu.ru); phone: +79604685348; Taganrog; Russia; the department of Computer Science; graduate student.

**Sergeev Nikolay Evgenievich** – e-mail: [nesergeev@sfedu.ru](mailto:nesergeev@sfedu.ru); phone: +79001278025; the department of Computer Science; dr. of eng. sc.; assistant professor; professor.

УДК 004.942

DOI 10.18522/2311-3103-2024-4-134-144

Л.Э. Хайруллина, З.Н. Хакимов, Г.З. Хабибуллина

## ПРЕДВАРИТЕЛЬНАЯ ВЕЙВЛЕТ-ОБРАБОТКА РЯДОВ ФИНАНСОВЫХ ДАННЫХ В СИСТЕМЕ WOLFRAM MATHEMATICA

*Любой временной ряд представляет собой сочетание полезной информации и шумов. Поэтому в анализе финансовых временных рядов одним из ключевых моментов является предварительная обработка данных с целью уменьшения шумовой компоненты. Одним из перспективных способов очистки временного ряда является трешолдинг – разложение сигнала на вейвлет-спектр до заданного уровня, обнуление тех вейвлет-коэффициентов разложения, значения которых меньше определенного порогового значения, и последующая вейвлет-реконструкция сигнала по аппроксимирующим и очищенным на каждом уровне детализирующим коэффициентам. Трешолдинг проводится с применением современных программных средств, среди которых исследователи чаще всего отдают предпочтение среде Matlab. В данной работе представлена демонстрация возможностей системы компьютерной математики Wolfram Mathematica в предварительной обработке финансовых данных. Wolfram Mathematica обладает мощным функционалом, позволяющим проводить качественную обработку временных рядов. Система содержит большую коллекцию семейств вейвлетов, множественные варианты дискретных и непрерывных вейвлет-преобразований. В качестве объекта исследования была выбрана история ежедневных котировок акций Сбербанка за последние 3 года. Анализ полученных результатов показал, что на качество очистки сигнала влияет выбор базисного вейвлета – в нашем случае предпочтительным оказалось использование вейвлета Добеши 6-го порядка. Максимальное отношение сигнал/шум достигается при жесткой пороговой обработке с порогом «SURELevel». Проведенные исследования показали, что вейвлет-трешолдинг над детализирующими коэффициентами вейвлет-разложения является эффективным методом подавления выбросов и флуктуаций временного ряда. Очищенный сигнал повторяет форму исходного сигнала, все пики хорошо выражены. При этом в краткосрочном прогнозе получаются более точные прогнозные значения.*

*Финансовый временной ряд; шум; трешолдинг; пороговая обработка; вейвлет-анализ; вейвлет Добеши; Wolfram Mathematica.*