

УДК 621.3.08.

## ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ КАК СФЕРА СИСТЕМНОГО ПОДХОДА И ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫХ РЕШЕНИЙ НА БАЗЕ СУЩЕСТВУЮЩИХ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ

*С.В. Маринова*

*Тверской государственной технической университет (г. Тверь)*

© Маринова С.В., 2021

**Аннотация.** В статье рассмотрены виды и методы прогноза электрической нагрузки, описаны модели отечественных и зарубежных разработок.

**Ключевые слова:** прогнозирование электроэнергии, методы прогноза, электрическая нагрузка.

**DOI: 10.46573/2658-7459-2021-50-65**

Существующий сегодня в России оптовый рынок электроэнергии и мощности (ОРЭМ) представляет собой отлаженную структуру крупных производителей, потребителей, связанных между собой единством технологического процесса производства, передачи и потребления энергоресурса.

В сферу обращения электроэнергии (мощности) входят:

поставщики электроэнергии (гидро-, атомные электростанции, генерирующие, территориальные компании);

сетевые организации и системный оператор (транспорт электроэнергии с учетом сальдо-перетоков);

сбытовые компании и крупные потребители.

Сложившийся таким образом подход к электротехнической системе использует рыночные механизмы для формирования тарифов по факту загрузки мощностей поставщиков и использованных ресурсов на выработку электроэнергии. Торговля отклонениями от плановых заявок осуществляется в режиме реального времени на балансирующем рынке. Стимулирование участников ОРЭМ к более точному исполнению своих плановых графиков потребления (выработки) электроэнергии формируется стоимостью отклонений, при которых штрафуются участники, допустившие наибольшие отклонения от плана, и поощряются (премируются) участники, максимально точно придерживающиеся своих поданных заявок. Как видно, такая система оснащена дополнительными стимулирующими финансовыми факторами, обеспечивающими прозрачность ценообразования, отражающего баланс спроса и предложения. Целью выхода потребителя на ОРЭМ является покупка электроэнергии (мощности) на оптимально низкой стоимости, что в условиях рыночной экономики уменьшит себестоимость продукции и повысит конкурентоспособность предприятия. В свою очередь, регламент рынка предусматривает требования к подаче заявок на покупку электроэнергии «рынка на сутки вперед». Некачественная заявка с плановыми расходами может свести к минимуму все ожидаемые выгоды, поскольку существенные отклонения фактических расходов от плановых заявок приведет к дополнительным затратам, связанным с покупкой электроэнергии на «балансирующем рынке». Кроме этого, потребность в качественном прогнозировании связана не только с экономическими, но и с

технологическими причинами, т. е. с надежностью электроснабжения. В описанных условиях важной задачей остается вопрос прогнозирования электропотребления.

Решение комплекса задач субъекта оптового рынка связано с планированием электропотребления. К таким задачам относится составление графика суточного электропотребления оптовыми поставщиками, который они должны предоставлять на ОРЭМ. Технологический процесс планирования включает два уровня: первый (основополагающий) – составление планового почасового потребления каждого конечного потребителя; второй – составление прогноза энергосбытовой компании на основе использования данных о прогнозе электропотребления от предприятий первого уровня.

В настоящее время на большинстве промышленных предприятий-абонентов розничного рынка прогнозирование и формирование планового электропотребления производится на основе метода экспертных оценок. Такой метод имеет значительную субъективную составляющую и не может обеспечить требуемую точность прогноза.

Основные этапы экспертной оценки:

1) постановка цели и задач этой оценки (формирование почасового планового электропотребления) в зависимости от целей и влияющих факторов (планового объема продукции, режима работы оборудования, сменности работающих, погодных условий и т. д.);

2) определение группы управления;

3) выбор метода получения экспертной информации, способов обработки;

4) формирование экспертной группы, анкет опроса;

5) экспертиза;

6) обработка, анализ результатов экспертизы, интерпретация результатов;

7) составление отчета [1].

Анализ существующих отдельных методов говорит о том, что электропотребление – процесс случайной природы, который может быть представлен несколькими регулярными и нерегулярными составляющими [4]. Поэтому универсального метода прогноза не существует. В литературе описаны методы, применение которых в конкретных прикладных условиях позволяет достичь максимально возможной точности и достоверности.

Прогнозирование электропотребления является задачей, позволяющей использовать новые сочетания известных методов, а также их различные комбинации. На сегодняшний день существует порядка 200 методов прогнозирования электропотребления, среди которых из наиболее часто применяемых составлено порядка 20 моделей [2].

У конечных абонентов – промышленных предприятий – существует специфика выбора модели прогноза электропотребления в зависимости от энергоемкости (установленной мощности). Интервал прогнозирования определяется компромиссом между точностью прогнозирования и возможностью реализации диспетчером (энергетиком) регулирования работы оборудования (управляющих воздействий по снижению нагрузки) [3].

Существующие методики прогноза электрической нагрузки потребителей, как правило, основываются на статистическом анализе временных рядов потребления электроэнергии. Используется математический аппарат для прогнозирования электропотребления на базе перебора типовых графиков из предыстории (ретроспективных данных), основывающийся на предположении о наличии в предыстории исчерпывающей информации о характерных технологических состояниях объекта. Недостатком данного

подхода является то, что в нем анализируются только внешние для потребителей факторы, влияющие на потребление электроэнергии [5]: температура окружающего воздуха, облачность, долгота дня, день недели, наличие экстраординарных событий, планируемое включение/отключение энергоемких производств, производственный план и др. Подобный подход дает относительно точные результаты только применительно к большим массивам потребителей, например промышленным и жилищно-коммунальным секторам города, нагрузке освещения и т. п. По отношению к отдельному потребителю точность подобного подхода невелика.

Существующие методы основываются на выявлении системных свойств объекта, моделировании закономерностей. При рассмотрении объекта моделирования в учет принимаются масштаб электротехнической системы и характер ее нагрузки.

В электроэнергетической системе прогнозирование служит для планирования энергобалансов в узлах расчетной схемы и сечениях, что обеспечивает устойчивую работу энергосистемы [6]. В случае несоблюдения баланса ухудшается качество электроэнергии. Известно, что отклонение напряжения и частоты от допустимых значений отрицательно сказывается на других элементах электротехнического комплекса – электрооборудовании потребителей. Качество прогноза оптимизирует функционирование электротехнического комплекса, обеспечивает его надежность.

Суммарный заявленный объем субъектов оптового рынка представляет собой заказ на производство электроэнергии, выполнение которого необходимо будет обеспечить. Однако, как показывает практика, заявленных поставщиками данных недостаточно для составления прогноза нагрузки. Предположительно это исправляется посредством применения разных методов и моделей, которые различаются по точности и достоверности [7].

Энергосбытовая компания является посредником между поставщиками и потребителями электроэнергии. В ходе демонополизации и либерализации рынка электроэнергии появилось множество сбытовых компаний – от крупных гарантирующих поставщиков до мелких региональных сбытовых компаний, что привело к росту конкуренции на оптовом и розничном рынках. В сложившейся ситуации у энергосбытовых компаний появились две главные задачи: с одной стороны, обеспечить своих потребителей электроэнергией по оптимальной цене и тем самым удержать их от перехода в другие компании; с другой – в условиях конкуренции поддерживать баланс между закупочной ценой на оптовом рынке и ценой электроэнергии, поставляемой своим потребителям. Системное решение этих задач демонстрирует необходимость использовать новые подходы в управлении энергосбытовой организацией, контролировать распределение, выполнять планирование распределения и покупки электроэнергии [8]. Применение эффективных технологий по планированию повышают конкурентоспособность энергосбытовых компаний.

Промышленные предприятия как конечные потребители также заинтересованы в применении качественной прогнозной модели в условиях ограничения выделяемых ресурсов. Как правило, задача прогнозирования потребления промышленного предприятия решается при комплексном рассмотрении расхода отдельных производственных участков и нормирования энергетических ресурсов предприятия в целом.

Экономическая эффективность потребителя обеспечивается возможностью закупки на оптовом рынке и за счет качественного прогноза. Как показывает международная практика [9], фундаментом целевой модели является конкуренция при обеспечении

надежного энергоснабжения потребителей. Этот принцип лежит в основе модели российского оптового рынка электроэнергии.

В литературе по прогнозированию и управлению в энергетике используется, в соответствии с современной терминологией, следующая классификация интервалов прогнозирования (глубины прогноза) [10, 11]:

оперативный прогноз (от нескольких минут до нескольких часов в пределах текущих суток);

краткосрочный (от одних суток до десяти);

среднесрочный (от месяца до нескольких месяцев);

долгосрочный (от одного года до пяти лет);

перспективный (на несколько лет и более).

Наиболее распространенными и эффективными являются статистические методы прогнозирования, в которых для составления модели используются ретроспективные данные нагрузки за несколько предшествующих лет, имеющие определенный тренд. Прогноз – составление экстраполяции всех зависимостей на последующий год [12].

Существуют общие проблемы, возникающие при прогнозировании с различными подходами и моделями. Первая проблема – это определение необходимых и достаточных параметров для оценки состояния исследуемой предметной области; вторая – возможный переизбыток входных параметров (признаков), который приведет к ограничению быстродействия; третья – наличие феномена «надсистемности». Взаимодействующие системы образуют систему более высокого уровня, обладающую собственными свойствами [8].

Краткосрочный прогноз нагрузки промышленного потребителя – востребованный продукт для возможного управления технологическими процессами производства, составления плановых нагрузок, которые в конечном счете влияют на цену потребленной электроэнергии и себестоимость продукции. По своей природе графики потребления промышленного потребителя весьма различны по причинам масштаба самого производства, наличия того или иного технологического и производственного оборудования, объемов производства, сменности рабочего процесса и др.

Классические методы краткосрочного прогнозирования нагрузки можно разделить на две основные категории: статистические методы и методы искусственного интеллекта [13].

Статистические методы предсказывают суточный график нагрузки в рабочие дни (будни), но из-за негибкости их структуры плохо анализируют нагрузку в праздничные дни и выходные.

Виды статистических методов:

множественная линейная и нелинейная регрессия;

стохастические временные ряды;

общее экспоненциальное сглаживание;

методы пространства состояния и др. [14].

*Методы регрессии* основываются на использовании фактических данных нагрузки в прошлом и чаще всего используются для построения взаимосвязей электропотребления с другими факторами, такими как метеофакторы (температура, длина светового дня и др.), тип дня (рабочий/выходной). Прогноз с применением методов регрессии дает высокую точность для временных рядов с устойчивой периодичностью, равномерностью данных, плавностью и регулярностью циклов без оценки влияющих факторов. На основе качественного теоретического анализа должны быть выявлены наиболее существенные

факторы, влияющие на результирующий признак, для построения множественной регрессии. Модель линейной регрессии описывается уравнением вида

$$Y = a + b_1X_1 + b_2X_2 + \dots + b_nX_n + \varepsilon,$$

где  $Y$  – результирующий признак;  $a$  – свободный член уравнения;  $X_1, \dots, X_n$  – факторные признаки;  $b_1, \dots, b_n$  – коэффициенты регрессии;  $\varepsilon$  – ошибка модели.

Ограничением в применении линейных регрессионных моделей являются нелинейные зависимости между фактическими данными электропотребления и коррелирующими экзогенными и социальными факторами. В алгоритме линейной регрессии для динамического процесса с нелинейными связями от метеофакторов не удастся получить точный прогноз.

*Методы временных рядов* основаны на предположении, что данные имеют тенденцию, сезонные изменения, автокорреляцию. К классическим и часто используемым методам временных рядов относят модели:

ARMA (авторегрессия – скользящее среднее);

ARIMA (авторегрессия – интегрированное скользящее среднее);

ARIMAX (авторегрессия – интегрированное скользящее среднее с внешними переменными).

Модель авторегрессии – скользящего среднего (ARMA – autoregressive moving-average model) используется для данных с устойчивой периодичностью и равномерностью данных, т. е. при отсутствии тренда и сезонности. Модель известна силой своей адаптивности. Прогноз является взвешенной среди всех предыдущих значений ряда. Модель ARMA включает в себя две модели временных рядов: авторегрессии (AR) и скользящего среднего (MA).

Модель скользящего среднего  $q$ -го порядка MA( $q$ ) – модель временного ряда, описываемая уравнением

$$X_t = \sum_{j=1}^q b_j \varepsilon_{t-j},$$

где  $b_j$  – параметры модели ( $b_0 = 1$  без ограничения общности);  $\varepsilon_t$  – белый шум.

Модель ARIMA является модификацией модели ARMA и используется для нестационарных процессов. Метод ARIMAX применяется для процесса, модель которого содержит детерминированную компоненту (тренд и сезонность), случайную составляющую, белый шум [15]. Поэтому метод ARIMAX является наиболее естественным среди классических моделей временных рядов и используется в комбинации с различными интеллектуальными методами.

Модель ARIMA описывают уравнением

$$Y(t) = AR(p) + \alpha_1 X_1(t) + \dots + \alpha_s X_s(t),$$

где  $\alpha_1, \dots, \alpha_s$  – коэффициенты внешних факторов  $X_1(t), \dots, X_s(t)$ .

*Методы, основанные на фильтре Калмана.* Сильное влияние внешних и внутренних факторов диктует необходимость использования вероятностных методов прогнозирования, в которых задействованы различные фильтры для получения непрерывного процесса. Для нестационарных процессов части применим фильтр Калмана [16].

Совместно с линейно-квадратичным регулятором фильтр Калмана позволяет решить задачу линейно-квадратичного гауссовского управления. Вместе с тем метод имеет эпизодическое применение при возникновении в данных объекта динамических режимов.

Оптимальная фильтрация так же нарушится при нестационарности или нелинейности данных исследуемого объекта, что как раз часто характерно для процесса электропотребления. Учет изменчивости характеристик электропотребления требует их дополнительной идентификации, перенастройки фильтра и устранения эффекта расходимости. Результаты сравнения итогов прогнозов методом ARIMA и с применением фильтра Калмана говорят об их идентичности, поэтому принято считать, что эти модели взаимозаменяемы. Совместное использование фильтра Калмана с моделями типа экспоненциального сглаживания повышает точность прогнозирования [17].

Необходимость наличия большого количества статистических данных о процессах изменения параметров относится к общим недостаткам большинства вероятностных способов прогноза. Кроме того, известные методы прогнозирования электропотребления не работают с искаженными или неполными данными.

В ряде источников статистические методы называют вероятностными. Основные принципы их применения – выделение полезного сигнала на уровне шумов, первичная обработка изменяющихся трендов.

В последние годы в электротехнических системах возросла доля нелинейной и несимметричной нагрузки, что в ряде случаев связано с развитием и внедрением у потребителей нового силового оборудования. В связи с этим большинство процессов электропотребления испытывают влияние различных факторов и не могут быть описаны с помощью традиционных статистических моделей, поскольку являются нелинейными, имеют хаотический, квазипериодический либо смешанный характер [8].

Рассмотренные методы математической статистики, теории случайных процессов ограничены статистическими предположениями о свойствах временных рядов. Широкое распространение в прогнозировании электронагрузки получил синергетический подход с описанием рассматриваемых процессов как неоднозначных, многовариантных, нелинейных, с отсутствием устойчивого равновесия, испытывающих динамические изменения характеристик прогнозной модели.

В настоящее время большое внимание уделено, помимо рассмотренных классических методов, нелинейным моделям прогнозирования. Большинство таких методов относится к интеллектуальным методам и эволюционным алгоритмам.

К интеллектуальным методам причисляют экспертные системы, искусственные нейронные сети (ИНС), клеточные автоматы, методы, основанные на теории хаоса, методы группового учета аргументов, опорных векторов и комбинированные методы.

*Метод экспертных оценок* используется для анализа объектов, развитие которых не поддается математической формализации. Неформализованные задачи обычно обладают: неполнотой или противоречивостью исходных данных, неоднозначностью; большой размерностью пространства решения, т. е. перебор при поиске решения весьма велик;

динамически изменяющимися данными и знаниями.

Экспертные системы ориентированы на эвристический поиск решения, а не на исполнение известного алгоритма.

Типовая структура экспертной системы включает блоки [17]:

базу знаний с механизмами рассуждений;

интеллектуальный решатель;

интеллектуальный планировщик;

подсистему объяснения;

интеллектуальный интерфейс с пользователем.

Наиболее значимый элемент в структуре экспертных систем – интеллектуальный решатель, поскольку в нем формально реализован алгоритм рассуждений, приводящий к решению задачи с использованием имеющейся базы знаний. В создании экспертной системы обязательно принимает участие специалист-эксперт в данной области для обеспечения полноты и правильности логических рассуждений.

Экспертные системы применяются в сочетании с другими подходами к прогнозированию, в том числе с классическими, и рассматриваются как подсистемы поддержки принятия решения. К особенностям экспертных систем принадлежат узкая направленность и неспособность к самообучению, что обуславливает сложность обновления правил их функционирования при изменении условий задачи. Кроме того, проблемой является приведение экспертных знаний к виду, обеспечивающему их эффективную машинную реализацию. Адекватным подходом в такой ситуации выступает применение искусственной сети. Искусственные нейронные сети представляют собой нелинейные функции, которые могут выполнять аппроксимации нелинейных зависимостей, способны получать правильные решения задачи при наличии неполных и искаженных данных после настройки параметров (обучения) сети, дают возможность учета большого количества факторов, влияющих на качество прогнозирования, устойчивы к помехам, показывают высокое быстродействие.

Нейронные сети – структуры, основанные на параллельной обработке информации всеми звеньями, которые могут обучаться в процессе работы и обобщать накопленные знания. Интеллектуальная технология нейронных сетей имитирует работу человеческого мозга.

Анализ многослойных нейронных сетей и алгоритмов их обучения позволил выявить недостатки и существующие проблемы:

- 1) необходимость обучения нейронной сети;
- 2) неопределенность в выборе числа слоев и количества нейронных элементов в слое;
- 3) медленная сходимости градиентного метода с постоянным шагом обучения;
- 4) сложность выбора подходящей скорости обучения (маленькая приводит к локальному минимуму, большая может привести к пропуску глобального минимума и сделать процесс обучения расходящимся);
- 5) невозможность определения точек локального и глобального минимума, так как градиентный метод их не различает;
- 6) влияние случайной инициализации весовых коэффициентов ИНС на поиск оптимальной функции (минимума ошибки).

При разработке нейронной сети для целей прогнозирования необходимо решить задачи:

- выбрать архитектуру нейронной сети (число слоев, число нейронов в слоях);
- определить количество и соединение слоев и элементов;
- определить алгоритм (порядок) обучения, функцию активации;
- сформировать обучающую выборку;
- выбрать метод распространения ошибки (прямое, обратное, рекуррентное);
- провести ряд экспериментов с различными конфигурациями, фиксируя при этом лучшую сеть (с наименьшей ошибкой);
- скорректировать архитектуру ИНС (изменить количество слоев и т. п.) в зависимости от получаемого результата (ожидаемого диапазона ошибки).

Для решения задач прогнозирования нагрузок используют сети прямого распространения, самоорганизующиеся, радиально-базисные и вейвлет-нейронные [18].

В каждом конкретном случае архитектура сети подбирается экспериментальным путем с помощью критерия минимальной погрешности прогноза. При недостаточном для решения конкретной задачи размере сети ИНС будет плохо обучаться и неправильно работать; при размере сети, превышающей сложность задачи, процесс обучения будет затягиваться, а сеть станет непригодна для решения задачи. Эффективность разработанной нейронной сети представляется решением задачи оптимизации. Количественная оценка построенной ИНС производится с помощью функции оценки.

Среди применяемых функций оценки абсолютная ошибка прогнозирования (абсолютной процентной погрешности)

$$\Delta = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|A_i - A'_i|}{A_i} \cdot 100 \%,$$

где  $A'_i$  – спрогнозированное значение электропотребления;  $A_i$  – фактическое значение электропотребления;  $n$  – количество прогнозируемых значений.

Другой подход к оценке эффективности ИНС – метод наименьших квадратов, который отражает разницу прогнозного значения, полученного на выходе сети, и фактического значения. Данный метод не всегда является наилучшим для выбора оценки, некоторые задачи выдвигают дополнительные требования к получению уровня уверенности выдаваемого результата.

Оптимизация параметров ИНС заключается в минимизации функции ошибки, которая зависит от выборки, структуры ИНС (числа слоев, нейронов, видов функций активации, значения вектора параметров). Функция ошибки может иметь большое число локальных минимумов, для этих случаев есть несколько алгоритмов оптимизации:

- алгоритм стохастической оптимизации (случайный перебор решений);
- алгоритм градиентного спуска.

Сеть прямого распространения считается самой популярной архитектурой ИНС для прогнозирования электрической нагрузки и известна как многослойный персептрон. Радиально-базисная нейронная сеть использует радиальные базисные функции как функции активации и имеет фиксированную структуру с одним скрытым слоем и линейными выходными нейронами. Вейвлет-нейронные сети имеют архитектуру радиально-базисных нейронных сетей с вейвлет-функциями, заключенными в вейвлет-нейронах. Нечеткие нейронные сети – это совокупность элементов произвольной природы с обобщением булевой (двоичной) логики. Генетический алгоритм является рандомизированным, итерационным и эволюционным методом поиска для установления механизма естественного отбора и популяционной генетики, используется для оптимизации весов ИНС с целью преодоления попадания в локальные минимумы погрешности, а также для улучшения точности прогнозов. Роевой интеллект – алгоритм поиска наилучшего решения путем моделирования процесса формирования взаимодействия и соперничества между частицами роя. Клеточный автомат – математическая модель физического процесса, в которой время и пространство дискретны, а все зависимые величины могут принимать конечный набор значений. Метод опорных векторов (SVM – support vector machines) – метод входов/выходов, используемый для задач классификации и регрессионного анализа.



Перечисленные алгоритмы имеют свои достоинства и недостатки, особенности и границы применения.

Сложившимся на сегодня стандартом в прогнозировании считается комбинация из нескольких подходов: при первом используются временные ряды электропотребления за предыдущий период для выявления трендов и циклических составляющих; при втором определяется регрессионная модель, связывающая величину электропотребления с внешними факторами. При применении нейронной сети эти два подхода объединяют.

Анализ работ российских и зарубежных специалистов по краткосрочному прогнозированию электрических нагрузок регионов и крупных промышленных комплексов показывает, что характерной тенденцией в настоящее время является объединение нескольких методов прогнозирования.

Для понимания путей решения задач рассмотрим несколько готовых прогнозных решений с упоминанием объектов прогнозирования (системы электроснабжения региона / сбытовой компании / потребителя), периода прогноза, выбранных гибридных моделей и их особенностей.

#### ***Применение модели нейронных сетей***

Для автоматизированного оперативного прогнозирования электропотребления Костромской области в работе [19] предлагается методика построения модели гибридной нейронной сети, включающей многослойный персептрон, линейную модель, обобщенную регрессионную сеть и два типа радиально-базисных вероятностных сетей.

Для повышения точности планирования оптимального режима электроэнергетической системы Самарской области и достоверности при решении технических и экономических задач разработана модель [20] краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии с использованием трехслойной ИНС прямого распространения и алгоритмом обратного распространения ошибки.

Для краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии Ростовского и Кубанского РДУ внедрена модель [21] с использованием ИНС с переменной структурой, в которой в качестве факторов, влияющих на нагрузку, использованы температура воздуха и естественная освещенность.

В работе [22] составлены два типа моделей оперативного краткосрочного и долгосрочного прогнозирования нагрузки по энергосистеме, относящейся к ОДУ Урала. Прогнозирование потребления осуществляется с помощью ИНС, представляющей собой трехслойный персептрон, во входном слое которого находится 15 нейронов (по количеству энергоузлов), в скрытом 20 и выходном 1. На входы нейронов скрытого и выходного слоев подано смещение. Входными переменными являются значения узловых нагрузок в определенный час суток; в выходном слое – суммарная нагрузка по энергосистеме в этот же час. Количество нейронов в скрытом слое определено по условию минимальной погрешности прогноза.

Использование алгоритма роя частиц (РЧ) описано в статье [23], он применяется для оптимизации структуры при проектировании трехслойной нейронной сети прямой подачи для краткосрочного прогнозирования нагрузки. Экспериментальные результаты показывают, что метод РЧ может увеличить скорость обучения сети и улучшить точность прогнозирования по сравнению с обычным методом обратного распространения. Кроме того, он обеспечивает большую степень точности во многих случаях и дает более низкий процент ошибки краткосрочного прогнозирования.

В работе [24] показаны результаты моделирования суточной и недельной нагрузки для энергосистемы, гибридная модель сочетания РЧ с кластерным анализом может эффективно повысить точность краткосрочного прогнозирования нагрузки. Для кластеризации использована нейронная сеть Эльмана. Этот метод достаточен для обработки нелинейных задач ИНС и содержит в себе интеллектуальный эволюционный метод вычисления.

#### ***Применение модели нейро-нечетких сетей***

Среди моделей нейро-нечетких сетей для краткосрочного прогноза режимов электроэнергетической системы используются нейронные сети с реализацией алгоритма Сугено [25]. Отдельно создаются нечеткие нейронные сети для рабочих и выходных дней. Тип и количество функций принадлежности выбраны на основании минимальной ошибки обучения.

В исследовании [26] с помощью моделей нейро-нечетких сетей решается проблема отбора входных параметров сети модифицированным методом последовательного поиска вперед и методом отбора переменных на основе таблиц корреляции. В качестве входов сети взяты две выборки: первая – почасовые значения нагрузки для двух суток, предшествующих прогнозируемому; вторая – почасовые значения нагрузки для двух суток недельной давности. При обучении сети учитывались рабочие, выходные дни. В выборку входят значения дня недели, прогноза минимальной и максимальной температур.

Автор в [27] предложил модель краткосрочного прогнозирования электропотребления трех энергорайонов операционной зоны Кубанского РДУ с использованием нейро-нечеткой сети и ортогонального вейвлет-преобразования, с выборкой на 25 суток и учетом температуры окружающего воздуха и естественной освещенности.

Рассмотрена методология [28] использования нечеткого логического вывода для уменьшения объемов обучающих выборок почасовых данных в моделях ИНС и снижения ошибки прогнозирования и времени обработки. Учтено влияние различных условных параметров (погоды, времени, случайных возмущений) при прогнозировании нагрузки в условиях нечетких правил. Результаты тестирования показали, что краткосрочное прогнозирование с использованием нечеткой логики при моделировании и прогнозировании электропотребления с учетом влияющих факторов в моделях ИНС имеет большую точность.

Еще одна модель с использованием нейро-нечеткого подхода изложена в работе [29]. В предлагаемом подходе несколько экспертов строят свои собственные нечеткие сети обратного распространения с различных точек зрения для прогнозирования долгосрочной нагрузки в Тайване. Для агрегирования этих долгосрочных прогнозов нагрузки применяется нечеткое пересечение. После этого строится сеть радиальных базисных функций для генерации репрезентативного значения. Эффективность предложенной методологии показана на примере Тайваня.

Среди зарубежных публикаций также отмечается исследование [30] о гибридных интеллектуальных системах для прогнозирования почасовой нагрузки в период до недели, использующих комбинацию искусственной нейронной сети и адаптивной нейро-нечеткой системы. В указанной работе почасовой прогноз нагрузки был выполнен для двух объемов данных (для будней и выходных дней).

### ***Решения с вейвлет-преобразованием***

Модели вейвлет-преобразования применяются в работе [31], где отмечается их преимущество перед многослойной нейронной сетью с прямой связью, состоящее в более высокой способности к обобщению и сходимости. В статье [27], как уже отмечалось, метод вейвлет-преобразования предложен для краткосрочного прогнозирования на основе данных Кубанского РДУ с учетом внешнего фактора (освещенности).

### ***Решения с регрессионными моделями***

Сегодня регрессионные модели эффективно используются для прогноза. Для прогнозирования электропотребления горно-обогатительного комбината (ООО «Сорский ГОК») в исследовании [32] применен метод ARIMA в сочетании с нейронными сетями, теорией реляционных баз данных, принципами системного подхода.

В гибридной модели, описанной в работе [33], задействованы преимущества метода авторегрессии скользящего среднего ARMA для прогнозирования линейной части нагрузки, а метод опорных векторных машин взят для прогнозирования нелинейной части нагрузки.

Из рассмотренных примеров видно, что для выбора оптимального из большого числа методов прогнозирования необходимо знать цель прогноза, интервал, точность прогнозирования, адаптивность модели, оценить ее быстроедействие. В числе актуальных проблем в прогнозе остается учет всех влияющих факторов на этапе постановки задачи, нетиповых дней (праздников, аварий), метеофакторов, неустойчивости ряда методов к шуму. Универсального и удовлетворяющего всем требованиям метода не существует. Создаваемые сегодня гибридные модели – комбинация нескольких методов (как традиционных, так и интеллектуальных).

## **СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ**

1. Воронов И.В., Политов Е.А. Определение параметров, влияющих на электропотребление промышленного предприятия, с помощью метода экспертных оценок // *Вестник КузГТУ*. 2009. № 5. С. 61–64.
2. Орлов Д.В., Таран А.В., Зиновьев Е.В., Мумладзе Д.Г. Методы прогнозирования электропотребления // *Евразийский союз ученых*. 2015. № 4 (13). С. 168–171.
3. Васильев Д.А., Колоколов М.В., Иващенко В.А. Модели автоматизированного прогнозирования электрических нагрузок промышленных предприятий // *Управление техническими системами и технологическими процессами*. 2011. № 34. С. 254–266.
4. Методика прогнозирования графиков электропотребления для технологий краткосрочного планирования. URL: [https://www.so-ups.ru/fileadmin/files/laws/market\\_regulations/schedules.pdf](https://www.so-ups.ru/fileadmin/files/laws/market_regulations/schedules.pdf) (дата обращения: 01.06.2021).
5. Казаринов Л.С., Барбасова Т.А., Колесникова О.В., Захарова А.А. Метод прогнозирования электропотребления промышленного предприятия // *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление, радиоэлектроника*. 2014. Т. 14. № 1. С. 5–13.
6. Билялова А.И. Прогнозирование потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети. Дисс. ... канд. техн. наук. Ульяновск, 2019. 166 с.

7. Остапченко К.Б., Лисовиченко О.И. Выбор модели прогнозирования электропотребления при решении задачи оперативного суточного планирования поставок электроэнергии на оптовом рынке // *Адаптивные системы автоматического контроля: межвузовский научно-технический сборник*. 2014. № 1 (24). С. 76–86.
8. Тихонов Э.М. Методы прогнозирования в условиях рынка: учебное пособие. Невинномысск: СевКавГТУ, 2006. 211 с.
9. Школьников А.В. Новый поворот // *Энергорынок*. 2007. № 3. С. 16–21.
10. Аполонский О.Ю., Орлов Ю.Н. Сравнительный анализ долгосрочных прогнозов развития мировой энергетики. Часть III // *Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша*. 2013. № 17. 26 с.
11. Бокс Д., Дженкинс Г. Анализ временных рядов: прогноз и управление. М.: Мир, 1974. 406 с.
12. Карандеев Д.Ю. Влияние типов дней на электропотребление города // *Современная техника и технологии*. 2015. № 2. С. 34–40.
13. Gross G., Galiana F.D. Short-term load forecasting // *Proceedings of the IEEE*. 1987. No. 75 (12), pp. 1558–1571.
14. Аль Зихери Б.М. Повышение точности краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки потребителей региона с учетом метеофакторов на основе метода опорных векторов. Дис. ... канд. техн. наук. Новочеркасск, 2015. 181 с.
15. Гнатюк В.И., Никитин М.А., Луценко Д.В., Кивчун О.Р. Модели и методы прогнозирования электропотребления при управлении объектами регионального электротехнического комплекса // *Математическое моделирование*. 2017. Т. 29. № 5. С. 109–121.
16. Мызин А.П. Методы и модели прогнозирования для развития электроэнергетических систем в условиях неопределенности и многокритериальности. Дисс. ... д-ра техн. наук. Новосибирск, 1994. 307 с.
17. Абдурахманов А.М., Володин М.В., Зыбин Е.Ю. Методы прогнозирования электропотребления в распределительных сетях (обзор) // *Russian Internet Journal of Electrical Engineering*. 2016. Vol. 3. No. 1, pp. 3–23.
18. Чернецов В.И., Казаковский Е.Н. Прогнозирование потребления электрической энергии с использованием нейронных сетей // *Надежность и качество: международный сборник научных трудов*. 2006. Т. 1. С. 199–201.
19. Староверов Б.А. Комплексное применение нейронных сетей для автоматизации прогнозирования электропотребления на региональном уровне // *Вестник ИГЭУ*. 2009. Вып. 4. С. 1–4.
20. Алексеева И.Ю. Краткосрочное прогнозирование электропотребления в электроэнергетических системах с использованием искусственных нейронных сетей. Дисс. ... канд. техн. наук. Иваново, 2013. 176 с.
21. Губский С.О. Краткосрочное прогнозирование электропотребления в операционной зоне регионального диспетчерского управления с учетом фактора освещенности. Автореф. дисс. ... канд. техн. наук. Новочеркасск, 2012. 23 с.
22. Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных // *Электричество*. 1999. № 10. С. 6–12.

23. Shayeghi H. STLF based on optimized neural network using PSO // *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2009, pp. 4–10.
24. Song Y. Power system short-term load forecasting based on PSO clustering analysis and Elman neural network // *Conf. on simulation, modelling and optimization*. 2005, pp. 268–273.
25. Сердюкова Г.Н., Загайнова А.А., Хмеленко Ю.Ю. Прогнозирование электропотребления с использованием нейро-нечетких сетей. Харьков: Харьковский политехнический институт. С. 229–233.
26. Петрова И.Ю., Глебов А.А. Прогнозирование электропотребления с помощью нейро-нечеткой системы ANFIS // *Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э. Баумана*. 2006. № 7. С. 3.
27. Надтока И.И., Бугаец В.А. Модель прогнозирования электропотребления энергорайонов на территории операционных зон РДУ с учетом влияния метеофакторов на основе нейро-нечеткой сети и вейвлет-разложения // *Электроэнергетика глазами молодежи: научные труды IV Международной научно-технической конференции*. Новочеркасск: Лик, 2013. С. 183–186.
28. Rustum M. A fuzzy inference model for short-term load forecasting // *Energy Policy*. 2009. Vol. 37, pp. 1239–1248.
29. Chen T. A collaborative fuzzy-neural approach for long-term load forecasting in Taiwan // *Computers & Industrial Engineering*. Vol. 63. Iss. 3, pp. 663–670.
30. Ronaldo R.B. Combined artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system for improving a short-term electric load forecasting // *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. 2007, pp. 779–788.
31. Bashir Z., El-Hawary M.E. Short term load forecasting by using wavelet neural networks // *Electrical and Computer Engineering. Canadian Conference*. 2000, pp. 163–166.
32. Валь П.В., Торопов А.С. Прогнозирование электропотребления с использованием авторегрессионного метода // *Современная техника и технологии: XVI Международная научно-практическая конференция*. Томск: ТПУ, 2009. С. 23–24.
33. Hongzhan N.I. Hybrid of ARIMA and SVMs for short-term load forecasting // *International Conference on Future Energy, Environment and Materials*. 2012, pp. 1455–1460.

#### СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРЕ

*МАРИНОВА Светлана Васильевна* – старший преподаватель кафедры электроснабжения и электротехники, ФГБОУ ВО «Тверской государственный технический университет», 170026, г. Тверь, наб. Аф. Никитина, д. 22. E-mail: sv.marinova@yandex.ru

#### БИБЛИОГРАФИЧЕСКАЯ ССЫЛКА

Маринова С.В. Прогнозирование электропотребления как сфера системного подхода и экспериментальных решений на базе существующих моделей и методов // Вестник Тверского государственного технического университета. Серия «Строительство. Электротехника и химические технологии». 2021. № 3 (11). С. 50–65.

**ENERGY FORECASTING AS A SPHERE  
OF SYSTEM APPROACH AND EXPERIMENTAL SOLUTIONS  
ON THE BASED EXISTING MODELS AND METHODS***S.V. Marinova**Tver State Technical University (Tver)*

**Abstract.** The article describes types and methods of forecasting, models of domestic and foreign solutions.

**Keywords:** electricity forecasting, electricity forecasting methods, electrical load.

**REFERENCES**

1. Voronov I.V., Politov E.A. Determining the parameters affecting to power consumption of industrial enterprise by the expert judgment methods. *Vestnik KuzGTU*. 2009. No. 5, pp. 61–64. (In Russian).
2. Orlov D.V., Taran A.V., Ziniviev E.V., Mumladze D.G. Power consumption forecasting methods. *Evrasijskiy soyuz uchenuh*. 2015. No. 4 (13), pp. 168–171. (In Russian).
3. Vasiliv D.A., Kolokolov M.V., Ivacshenko V.A. Automated power consumption forecasting models of industrial enterprise. *Upravlenie tehnikeskimi sistemami i tehnologicheskimi processami*. 2011. No. 34, pp. 254–266. (In Russian).
4. Power consumption forecasting method for short-term planning technology. URL: [https://www.so-ups.ru/fileadmin/files/laws/market\\_regulations/schedules.pdf](https://www.so-ups.ru/fileadmin/files/laws/market_regulations/schedules.pdf) (date of access: 01.06.2021). (In Russian).
5. Kazarinov L.S., Barbasova T.A., Kolesnikova O.V., Zaharova A.A. Power consumption forecasting method of industrial enterprise. *Vestnik YUzhno-Ural'skogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya: Komp'yuternye tekhnologii, upravlenie, radioelektronika*. 2014. Vol. 14. No. 1, pp. 5–13. (In Russian).
6. Biljalova A.I. Electrotechnical complex of the city electrical network power consumption forecasting. Diss. ... Cand. of Techn. Sciences. Ulianovsk, 2019. 166 p. (In Russian).
7. Ostapchenko K.B., Lisovichenko O.I. Choosing a forecasting model when solving the problem of operational daily planning on the EPWM. *Collection of Scientific Works «Adaptive automatic control system»*. 2014. No. 1 (24), pp. 76–86. (In Russian).
8. Tihonov E.M. Forecasting methods in market conditions: training manual. Nevinnomyissk: NCFU, 2006. 211 p. (In Russian).
9. Shkolnikov A.V. New turn. *Energorynok*. 2007. No. 3, pp. 16–21. (In Russian).
10. Apolonskiy O.U., Orlov U.N. Comparative analysis of long-term global energy development. Part III. *Preprints IMP M.V. Keldysh*. 2013. No. 17. 26 p. (In Russian).
11. Box G., Jenkins G. Time series analysis: forecast and control. M.: Mir, 1974. 406 p. (In Russian).
12. Karandeev D.U. Influence of day types on the city electricity consumption. *Sovremennaya tehnika i tekhnologii*. 2015. No. 2, pp. 34–40. (In Russian).
13. Gross G., Galiana F.D. Short-term load forecasting. *Proceedings of the IEEE*. 1987. No. 75 (12), pp. 1558–1571.
14. Al Zihiri B.M. Improving the accuracy of short-term forecasting the electrical load of regional consumers take into account meteorological factors have been used based into support vector machine. Diss. ... Cand. of Techn. Sciences. Novocheerkassk, 2015. 181 p. (In Russian).

15. Gnaryuk V.I., Nikitin M.A., Lucenko D.V., Kivchun O.R. Power consumption forecasting models and methods when regional electrical complex managing. *Matematicheskoe modelirovanie*. 2017. Vol. 29. No. 5, pp. 109–121. (In Russian).
16. Myzin A.P. Power consumption forecasting models and methods for the development of the electric power systems in conditions of uncertainty and multi-criteria. Diss. ... Doct. of Techn. Sciences. Novosibirsk, 1994. 307 p. (In Russian).
17. Abdurahmanov A.M., Volodin M.V., Zybin E.Y. Power consumption forecasting methods in distribution networks (profile). *Russian Internet Journal of Electrical Engineering*. 2016. Vol. 3. No. 1, pp 3–23. (In Russian).
18. Chernetsov V.I., Kazakovskiy E.N. Power consumption forecasting using neural networks. *Reliability and Quality: Collection of scientific works*. 2006. Vol. 1, pp. 199–201. (In Russian).
19. Staroverov B.A. Neural networks complex application to automate regional forecasting. *Vestnik IGEU*. 2009. No. 4, pp. 1–4.
20. Alekseeva I.Y. Short-term forecasting in electrical systems using artificial neural networks. Diss. ... Cand. of Techn. Sciences. Ivanovo, 2013. 176 p. (In Russian).
21. Gubskiy S.O. Short-term power consumption forecasting in the operational area of the dispatch control using illumination factor. Diss. ... Cand. of Techn. Sciences. Novocherkassk, 2012. 23 p. (In Russian).
22. Shumilova G.P., Gotman N.E., Startseva T.B. Short-term power consumption forecasting using artificial neural networks. *Electrichestvo*. 1999. No. 10, pp. 6–12. (In Russian).
23. Shayeghi H. STLF based on optimized neural network using PSO. *International Journal of Electrical and Computer Engineering*. 2009, pp. 4–10.
24. Song Y. Power system short-term load forecasting based on PSO clustering analysis and Elman neural network. *Conf. on simulation, modelling and optimization*. 2005, pp. 268–273.
25. Serdyukova G.N., Zahainova A.A., Hmelenko Y.Y. Power consumption forecasting using neuro-fuzzy networks. Kharkiv: Kharkiv Polytechnic Institute, pp. 229–233. (In Russian).
26. Petrova I.Y., Glebov A.A. Power consumption forecasting using neuro-fuzzy system ANFIS. *Nauka i obrazovanie: nauchnoe izdanie MGTU im. N.E. Bauman*. 2006. No. 7, pp. 3. (In Russian).
27. Nadtoka I.I., Bugaets V.A. Power consumption forecasting model in control zone using meteo factors based on neuro-fuzzy networks and wavelet decomposition. *Power Engineering by the Eyes of Youth: Collection of Scientific Works of IV International Scientific and Technical Conference*. Novocherkassk: South Russian State Polytechnic University named Platonov, 2013, pp. 183–186. (In Russian).
28. Rustum M. A fuzzy inference model for short-term load forecasting. *Energy Policy*. 2009. Vol. 37, pp. 1239–1248.
29. Chen T. A collaborative fuzzy-neural approach for long-term load forecasting in Taiwan. *Computers & Industrial Engineering*. Vol. 63. Iss. 3, pp. 663–670.
30. Ronaldo R.B. Combined artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system for improving a short-term electric load forecasting. *Springer-Verlag Berlin Heidelberg*. 2007, pp. 779–788.
31. Bashir Z., El-Hawary M.E. Short term load forecasting by using wavelet neural networks. *Electrical and Computer Engineering. Canadian Conference*. 2000, pp. 163–166.
32. Val P.V., Toropov A.S. Power consumption forecasting using autoregressive method. *Modern Technics and Technology: XVI International Scientific and Practical Conference*. 2009, pp. 23–24. (In Russian).

33. Hongzhan N.I. Hybrid of ARIMA and SVMs for short-term load fore-casting. *International Conference on Future Energy, Environment and Materials*. 2012, pp. 1455–1460.

#### INFORMATION ABOUT THE AUTHOR

MARINOVA Svetlana Vasilevna – Senior Lecturer of the Department of Power Supply and Electrical Equipment, Tver State Technical University, 22, embankment of Af. Nikitin, Tver, 170026, Russia. E-mail: sv.marinova@yandex.ru

#### CITATION FOR AN ARTICLE

Marinova S.V. Energy forecasting as a sphere of system approach and experimental solutions on the based existing models and methods // Vestnik of Tver State Technical University. Series «Building. Electrical engineering and chemical technology». 2021. No. 3(11), pp. 50–65.

УДК 629.7.052

### О ЦЕНТРАХ СИММЕТРИИ ПЛОСКОЙ ВЫПУКЛОЙ ПЛАСТИНЫ

Ал.А. Шум<sup>1</sup>, А.М. Ветошкин<sup>2</sup>, Ан.А. Шум<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Тверской государственный технический университет (г. Тверь)

<sup>2</sup>Мытищинский филиал МГТУ им. Н.Э. Баумана  
(г. Мытищи, Московская область)

© Шум Ал.А., Ветошкин А.М., Шум Ан.А., 2021

**Аннотация.** Рассматривается понятие центра  $n$ -симметрии плоской пластины. Частными случаями  $n$ -симметрии являются  $s$ -симметрия и  $c$ -симметрия (соответственно 0-симметрия и 1-симметрия). Установленный ранее достаточный критерий совпадения центра  $c$ -симметрии плоской выпуклой пластины с началом координат переносится на общий случай  $n$ -симметрии.

**Ключевые слова:** симметрия,  $c$ -симметрия,  $s$ -симметрия,  $n$ -симметрия, центр симметрии, линия полумасс, линия равновесия, функция плотности, масса, центр масс, электрическая машина.

**DOI: 10.46573/2658-7459-2021-65-72**

#### ВВЕДЕНИЕ

Изготовление и балансировка деталей электрических машин требует ответственного отношения к выбору технологий и методов обработки. При выборе из множества современных технологий механической и физико-технической обработки деталей машин (разнообразие которых описано, например, в работах [1–13]) важно учитывать распределение массы внутри обрабатываемой детали. Существенное значение при этом может иметь наличие в распределении массы той или иной симметрии. Поэтому представляет интерес изучение вопросов симметрии распределения массы внутри деталей машин. При таком изучении рассматриваемые детали могут либо представлять собой объемные тела, либо быть плоскими пластинами. Имеется целый ряд исследований, посвященных изучению разных видов симметрии как плоских, так и объемных деталей. Так, в работах [14–20, 25, 26] изучались вопросы симметрии пластин (плоских деталей), а