

На правах рукописи



КАЧЕЛАЕВ ОЛЕГ ВАДИМОВИЧ

РАЗРАБОТКА МЕТОДА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ И УПРАВЛЕНИЯ  
КОМПЛЕКСНЫМИ ЭНЕРГЕТИЧЕСКИМИ СЕТЯМИ НА ОСНОВЕ  
ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНОГО АНАЛИЗА ДАННЫХ

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

**Автореферат**  
диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Таганрог – 2026

Работа выполнена в федеральном государственном автономном образовательном учреждении высшего образования «Южный федеральный университет» на кафедре электротехники и мехатроники Института радиотехнических систем и управления.

Научный  
руководитель:

кандидат технических наук, доцент,  
**Полуянович Николай Константинович**  
ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет»,  
доцент кафедры электротехники и мехатроники  
г. Таганрог

Официальные  
оппоненты:

доктор технических наук, профессор  
**Антонов Вячеслав Викторович**  
ФГБОУ ВО «Уфимский университет науки  
и технологий», заведующий кафедры  
автоматизированных систем управления, г. Уфа

кандидат технических наук, доцент  
**Вялкова Светлана Александровна**  
«Южно-Российский государственный  
политехнический университет (НПИ) имени  
М.И. Платова», доцент кафедры информационных  
технологий и управления, г. Новочеркасск

Защита диссертации состоится «25» сентября 2026 г. в 14.00 (МСК) на заседании диссертационного совета ЮФУ801.02.09 ФГАОУ ВО «Южный федеральный университет» по адресу: г. Таганрог, ул. Шевченко, 2, корпус «К», ауд. К-205.

С диссертацией можно ознакомиться в Зональной научной библиотеке им. Ю.А. Жданова Южного федерального университета по адресу: 344103, г. Ростов-на-Дону, ул. Зорге, 21Ж и на официальном сайте: <https://hub.sfedu.ru/diss/show/1348590/>

Автореферат разослан «05» июня 2026 г.

Отзыв (с указанием ФИО (полностью), ученой степени со специальностью, звания, организации, подразделения, должности, почтового адреса, телефона, e-mail, даты) с заверенной подписью рецензента и печатью учреждения просим направлять в 2 экз. ученому секретарю диссертационного совета ЮФУ801.02.09 Косенко Е.Ю. по адресу: г. Таганрог, ул. Шевченко, 2, ЮФУ, НИИ РИПУ, К-206Б, а также в формате pdf – на e-mail: [ekosenko@sfedu.ru](mailto:ekosenko@sfedu.ru)

Ученый секретарь  
диссертационного совета ЮФУ801.02.09,  
кандидат технических наук, доцент

Е.Ю. Косенко

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** В соответствии с программными положениями развития энергетического сектора на период до 2035 года, а также с учетом курса, заданного доктриной энергетической безопасности страны, ключевым направлением модернизации отрасли выступает внедрение цифровых решений и повышение уровня интеллектуализации. В сфере электроэнергетики данная задача реализуется через формирование концепции интеллектуальной энергетической системы, известной как Smart Grid. Что вызывает рост объемов данных, поступающих от датчиков, SCADA-систем и приводит к увеличению объемов передаваемой мощности.

Цифровая трансформация энергетики требует принципиально новых подходов к решению трех ключевых задач. Во-первых, это разработка методов прогнозирования высокой точности, особенно для сложных аддитивных профилей потребления. Во-вторых, создание эффективных методов и алгоритмов обработки данных, обеспечивающих устойчивую работу прогнозных моделей в условиях неопределенности данных. В-третьих, совершенствование систем управления энергосетями через внедрение интеллектуальных алгоритмов в SCADA-системы и развитие адаптивных моделей управления, поскольку традиционные SCADA-системы сталкиваются с возрастающими сложностями при принятии решений из-за недостаточной информационной поддержки в условиях неполных или противоречивых данных.

При этом возрастают требования к точности обработки поступающей информации и методам обработки входных данных. Известные современные методы интеллектуального анализа, в том числе на основе машинного обучения, не могут применяться для работы с зашумленными и неполными данными в том числе, из-за огромного их объема и разнородности. Анализ больших массивов данных в режиме реального времени с учетом фактора неопределенности, работы в условиях неполноты и зашумленности исходной информации являются актуальной задачей. Особую сложность анализа представляют потребители с аддитивным профилем, характеризующийся отсутствием выраженной цикличности. Для таких сценариев традиционные методы прогнозирования оказываются малоэффективными, что стимулирует разработку новых алгоритмических подходов.

В области управления энергосистемами особое внимание уделяется развитию нейросетевых моделей. Нейронные сети (НС) показывают высокую эффективность в задачах прогнозирования, являющегося фундаментом планирования и контроля. Таким образом становится актуальной задача прогнозирования, обеспечивающего соблюдение допустимого отклонения в 5% от заявленных объемов, поскольку превышение этого порога влечет за собой финансовые санкции и оперативные ограничения.

В качестве решения проблемы предлагается разработка прототипа системы поддержки принятия решений, обеспечивающего обработку данных, поступающих от приборов учета, датчиков и метеорологических ресурсов; формирование исходной выборки; контроль работы НС-модели с возможностью автоматического переобучения и/или переобучения; прогнозирование потребления электроэнергии (ЭП); анализ параметров сети, исторических тенденций и прогнозных показателей.

Такие системы формализуют процесс выбора оптимальных режимов работы, существенно снижая вероятность ошибок оперативного персонала.

Исходя из этого, актуальность диссертационной работы обусловлена необходимостью создания методов обработки крупных массивов данных и прогнозирования временных рядов с применением нейросетевых подходов, что позволит повысить качество информационной поддержки при принятии управленческих решений, а следовательно – улучшить результативность деятельности энергосбытовых компаний и укрепить надежность работы распределительных сетей.

### **Разработанность темы**

– задачами обработки больших данных занимались Сивак М.А., Шубат О.М., Ушаков В.Я., Блинов Д.В., Рыженкова К.В., Бибииков В.Д., Качановский Ю.П., Коротков Е.А, J. Wang, X. Chen, и др. их работы описывают технологии обработки данных, в том числе с применением в прогнозировании электропотребления. Однако, несмотря как на рассмотренные спецификации для различных подходов прогнозирования, так и способов обработки больших данных, авторы не рассмотрели гибридные методики, объединяющие итеративные и неитеративные алгоритмы, а также вопросы оптимизации энергопотребления при обработке потоков данных в реальном времени;

– задачами прогнозирования ВР занимались Вялкова С.А., Надтока И.И., Билалова А.И., Сивак М.А., Блохин А.В., Серебряков Н.А., Грицай А.С., Хамитов Р.Н., Манусов В.З., и др. Публикации посвящены применению моделей машинного и глубокого обучения для предсказания электропотребления, включая использование ансамблевых методов и различных архитектур нейросетей (LSTM, RNN, МР и пр.). Однако в данных работах недостаточно проработан вопрос анализа временных рядов, учитывающего влияние внешних факторов, в частности, имеющих аддитивный характер воздействия;

– задачами разработки СППР в различных областях занимались Антонов В.В., Чернова А.Д., Пальчевский Е.В., Гнатюк В.И., Мурыгин А.В, Тынченко В.С., Митрофанов С.В., Юсупова Н.И. и др. освещались вопросы, касающиеся проектирования и интеграции систем поддержки принятия решений (СППР) в разных секторах, включая электроэнергетику. Эти работы нацелены на обеспечение информационного сопровождения процесса выработки решений на управленческом уровне. Не во всех работах приводится полное описание комплексного применения наработок по направлениям: – обработка данных; – прогнозирование; – СППР.

**Целью диссертационной работы** является разработка метода повышения точности краткосрочного прогнозирования электропотребления аддитивных потребителей за счет выявления ключевых факторов, влияющих на функционирование сложной электротехнической системы, их апробация и интеграция в программно-аппаратный прототип системы прогнозирования и поддержки принятия решений.

**Объект исследования** – процесс машинного обучения, предобработки данных, прогнозирования временных рядов на основе нейросетевого подхода. Описанные процессы применяются в работе для обеспечения информационной поддержки при принятии решений по управлению и оптимизации работы в отрасли электроэнергетики.

**Предмет исследования** – взаимосвязи, возникающие между составными частями подсистемы прогнозирования и подсистемы поддержки принятия решений (СППР), включая математические модели, алгоритмическое и методическое обеспечение.

**Научная новизна:**

1) Предложен метод обработки больших объемов данных, передаваемых с интеллектуальных счетчиков и датчиков. Метод отличается совокупностью использования метода скользящего среднего для сглаживания небольших выбросов в данных; кластеризации k-средних для борьбы со значительными аномалиями. Это позволяет повысить точность и устойчивость прогностических моделей в условиях высокой вариативности и нестационарности данных.

2) Предложен метод прогнозирования ЭП на основе скользящего окна. Метод отличается адаптацией метода пошагового прогнозирования на основе авторегрессии для задач определения объемов потребления электроэнергии с подобранным на основании экспериментальных исследований размером «окна». Это позволяет повысить точность прогнозирования для потребителей с аддитивным профилем при сохранении относительно небольших размеров НС и простоты структуры.

3) Предложен метод синтеза структуры ИНС на основе эволюционного алгоритма. Метод отличается тем, что классический генетический алгоритм адаптирован к задаче подбора структурных гиперпараметров НС, модифицирован для повышения скорости работы за счет введения первичного тестирования при обучении модели на небольшом количестве эпох. Это позволяет как сократить время на подбор структуры и обучение НС, так и повысить точность конечного прогнозирования ЭП (на 6-7% процентов).

4) Разработан алгоритм прогнозирования электропотребления, особенностью которого выступает интеграция предложенных методов обработки информации и прогнозирования. Благодаря этому достигнута точность прогнозирования для аддитивного типа потребителя, превышающая 97%.

5) Предложена система поддержки принятия решений (СППР) как единый программный комплекс для оптимизации управления в сложных электроэнергетических системах. Новизна заключается в объединении в один программный комплекс разработанных методов и алгоритмов: обработки данных; формирования выборки; обучения НС; прогнозирования на необходимый интервал; анализ прогнозных и профильных значений ЭП; визуализация и вывод результатов работы алгоритмов. Это позволит управлять процессом повысить информационной поддержки принятия управленческих решений.

**Практическая значимость работы** Практическая ценность выполненной работы обусловлена созданием прототипа программного комплекса, интегрируемого в систему поддержки принятия решений и предназначенного для обработки данных и прогнозирования электропотребления на основе предложенных методов и алгоритмов. Внедрение такого комплекса способствует повышению эффективности управления энергопотреблением, снижению затрат на энергоресурсы, уменьшению вероятности перегрузок в энергосистемах, а также ослаблению зависимости принимаемых решений от человеческого фактора в различных ситуациях.

Применение программной реализации разработанных методов позволило:

а) автоматизировано обрабатывать поступающие данные и формировать выборки для НС-модели.

б) синтезировать прогнозные модели, адаптированные под конкретного потребителя.

в) прогнозировать потребление электроэнергии, обеспечивая точность прогнозов не менее 97%.

г) визуализировать результаты прогнозирования в числовом и графическом форматах для облегчения интерпретации данных и принятия управленческих решений.

Разработанные решения рекомендованы к внедрению в деятельность энергокомпаний, промышленных предприятий для оптимизации процессов планирования и распределения электроэнергии.

**Методология.** При выполнении работы были задействованы методы машинного обучения, а также проведен анализ значительного объема эмпирических данных, накопленных в ходе экспериментальных исследований. Применялся системный подход к решению задачи оптимизации управления распределенными энергосетями.

**Методы исследования** определялись поставленными задачами. Первоначально проводился анализ известных методов и средств обработки информации, прогнозирования и формирования логических выводов. Кроме того, проводилось моделирование работы полученных НС, методов и алгоритмов применительно к потребителям с различным профилем. Результаты моделирования подкреплены и подтверждены результатами экспериментальных исследований.

#### **Научные результаты, выносимые на защиту:**

1) Теоретический и экспериментальный анализ влияния аномалий во входных данных, снимаемых с приборов учета, на эффективность и качество обучения нейронной сети и методы борьбы с ними;

2) Алгоритмы и методы предобработки больших объемов данных, формирования выборки данных, а также подход к краткосрочному прогнозированию электропотребления, на основе нейронной сети;

3) Метод автоматизированного синтеза структуры нейросетевой модели на основе генетического алгоритма;

4) Методология для решения задачи прогнозирования с помощью СППР на основании установленной взаимосвязей компонентов, включающих разработанные алгоритмы обработки данных, прогнозирования и логических выводов на основе логики ограниченной рациональности. Программный симулятор как совокупность предлагаемых методов и алгоритмов.

**Достоверность научных положений и результатов** базируется на использовании апробированных научных положений и методов исследования и подтверждена экспериментальной проверкой работоспособности предложенных методов и диагностических критериев. Вводимые допущения по нагрузке на вычислительные ресурсы мотивировались проводимыми экспериментами и фактами, известными из практики.

**Апробация работы.** Предлагаемые методы и алгоритмы обработки данных и прогнозирования внедрены в опытную эксплуатацию ПАО «Россети ЮГ». Модель,

реализованная в составе программного комплекса системы прогнозирования, используется в качестве вспомогательного средства наряду с прогнозом эксперта.

Основные результаты диссертационной работы апробированы на международных и всероссийских научных конференциях, а именно: VIII Международная научно-практическая конференция «Энергетика и энергосбережение: теория и практика» (Кемерово, 2023); XXXVII Международная научная конференция «Математические методы в технике и технологиях» (ММТТ-37, Казань, июнь 2024); VI Всероссийская научно-практическая конференция с международным участием «Проблемы и перспективы развития электроэнергетики и электротехники» (Казань, 2024). Также результаты были представлены на VIII Международной научно-технической конференции «Проблемы и перспективы развития энергетики, электротехники и энергоэффективности» (Чебоксары, 2024) и 6-й Международной конференции по системам управления, математическому моделированию, автоматизации и энергоэффективности (SUMMA 2024, Липецк, 2024).

#### **Соответствие диссертации паспорту научной специальности.**

Диссертационная работа соответствует паспорту специальности 2.3.1 «Системный анализ, управление и обработка информации, статистика» в следующих областях исследования:

- п. 4: Разработка методов и алгоритмов решения задач системного анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта;
- п. 5: разработка специального математического и алгоритмического обеспечения систем анализа, оптимизации, управления, принятия решений, обработки информации и искусственного интеллекта;
- п. 11: методы и алгоритмы прогнозирования и оценки эффективности, качества, надежности функционирования сложных систем управления и их элементов;

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 16 научных работ, в том числе 3 в изданиях перечня ВАК, а также получено 3 патента на полезную модель, 4 статья в журнале РИНЦ.

**Структура и объем работы.** Работа состоит из введения, 5 глав, заключения, библиографического списка и приложений. Библиографический список содержит 89 источников. Общий объем диссертации составляет 185 страниц, из них основной текст – 156 страниц, список литературы – 7 страниц, приложения – 18 страниц.

### **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

**Во введении** проведен обзор состояния современной электроэнергетической отрасли. Обоснована актуальность проводимых исследований и сформулированы цель и основные задачи работы. Выявлен ряд таких проблем как: – затруднен ввод цифровых технологий по причине износа и устаревания инфраструктуры электроэнергетическими системами (ЭЭС); – неравномерный спрос на электроэнергию у различных потребителей. В этой связи возникает необходимость разработки высокоточных систем прогнозирования электропотребления (ЭП) и систем поддержки принятия решений в задаче оптимизации управления ЭЭС.

Решение проблемы повышения эффективности работы энергосбытовых компаний и надежность функционирования РЭС в условиях нарастающей цифровизации отрасли состоит в разработке и внедрении методов и алгоритмов управления РЭС на основе ИС-технологий, генетических алгоритмов (ГА) и систем поддержки принятия решений (СППР).

**В первой главе** рассматривается решение задачи системного анализа потребления электроэнергии, а именно влияние аномалий в данных на точность и сходимость нейросети, заключающийся в: – теоретическом анализе воздействующих факторов, – методах обработки входной информации с неопределенностями, – экспериментальной оценке влияния профилей ЭП на качество обучения и точность прогнозирования.

Проведенный обзор литературных источников, выявил необходимость разработки методов предварительной обработки данных. Рассмотрены современные исследования математических моделей, а именно – методов искусственного интеллекта (ИИ), и подходов к прогнозированию потребляемой мощности. Выявлено, что несмотря на широкий спектр существующих методов прогнозирования, универсального подхода, особенно для прогнозирования аддитивных данных не существует.

В ходе исследования выявлено, что потребление электроэнергии нужно разделять на 2 основные группы: циклические (рис.1, а) – с явно выделяющимися шаблонам потребления ЭЭ. На приведенном рисунке явно выделяются дни недели. И аддитивные (рис.1, б) – где такая повторяемость не наблюдается. Такие данные представляют наибольшую сложность при прогнозировании.

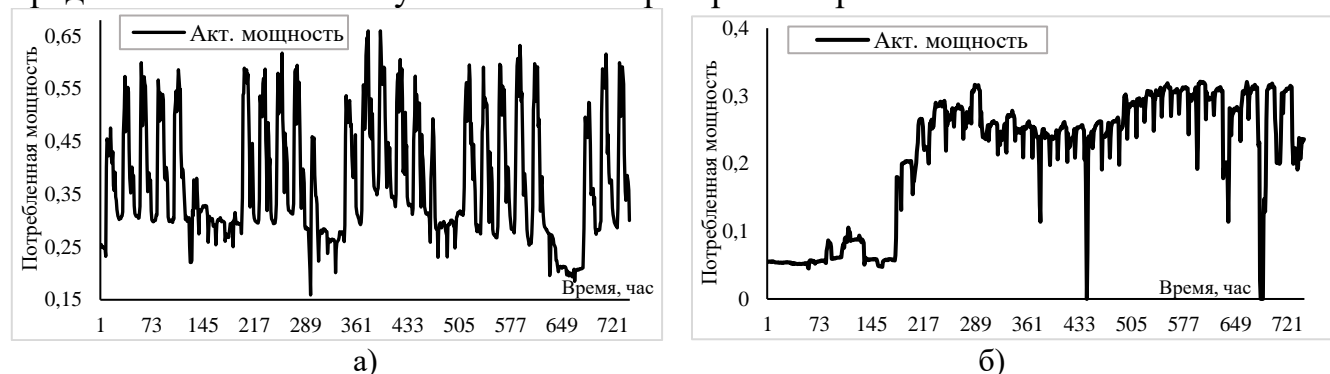


Рис. 1 Профили потребления электроэнергии: а – циклический; б – аддитивный

**Оценка потребителей по коэффициенту вариации.** В целях анализа и разделения потребителей по типу электропотребления, исключая необходимость визуального анализа профиля, предлагается применять коэффициент вариации (КВ). Указанный коэффициент является общепринятой характеристикой рассеяния вероятностного распределения, выражается в процентах и рассчитывается как частное от деления среднеквадратического отклонения  $\sigma$  на среднее арифметическое  $\mu$ .

**Коэффициент вариации.** Результаты экспериментального исследования показали, что в задаче классификации профилей потребления ЭЭ целесообразно использовать совокупность методов Зивота-Эндрюса и KPSS с предварительным логарифмированием, для выявления характера профиля потребителя ЭЭ.

Анализ карт корреляции показал, умеренную отрицательную связь температуры и потребляемой мощности. Для циклического профиля потребления,

ветер имеет слабую положительную корреляцию с параметрами  $P$  и  $Q$ . Статус имеет умеренную корреляцию с мощностью  $P$  и слабую с мощностью  $Q$ . Выявлено, что для аддитивных профилей свойственно большое влияние месяца и года, в единичном случае значительное влияние температуры. Влияние остальных параметров незначительное.

Исходный набор входных данных для НС может быть записан как

$$\{(T_i, W_i, E_i, H_i, \Delta_i)\}, \quad i = 1, \dots, n \quad (1)$$

где  $i$  – номер суток в выборке;  $T_i$  – вектор календарных признаков (месяц, год, день);  $W_i$  – метеорологические признаки (температура воздуха, наличие осадков, скорость ветра);  $H_i$  – социально экономические признаки (день недели, время)  $E_i$  – электропотребление.

На основе анализа данных с учётом неточностей и неопределённостей перед НС-прогнозированием решается задача создания метода обработки аномалий во входных данных ЭП, направленная на повышение точности краткосрочного прогнозирования.

Исследовано влияние аномалий во входных данных на качество обучения и работы НС модели прогнозирования. Проведен расчета результатов экспериментального исследования влияния распространенных типов аномалий в выборке данных об электропотреблении (таблица 1)

Другой проблемой в данных ЭП являются различные аномалии. Исследованы часто встречающиеся, такие как провалы (падения значений потребления ЭЭ до 0) и снижения (снижение значений потребления ЭЭ на некоторый процент от средних показателей). Подтверждено, что наличие таких аномалий многократно увеличивает ошибку прогнозирования.

Табл. 1. Расчет отклонений

Состояние выборки		Тип потребителя	Погрешность прогноза %		
			Циклический	Аддитивно – сезонный	Аддитивный
С аппроксимацией данных		Без аппроксимации	3,03	6,28	5,75
		Скольльзящая медиана	2,91	5,57	5,58
		Скольльзящее среднее	2,51	2,22	4,35
		Эксп. скольльзящее среднее	2,52	5,93	4,72
Аномалии	«Снижение»	Снижение 30%	14,09	14,87	33,51
		Снижение 70%	65,6	42,56	52,23
		Без изменений	3,03	6,28	5,75
	«Провалы»	Провалы	39,12	4,20	44,49
		Без изменений	3,03	6,28	5,75

Анализ экспериментальных данных, полученных в ходе обработки входной информации, позволил установить следующие закономерности:

- присутствие в выборке входных данных «провалов» существенно сказывается на качестве обучения нейросети и достоверности формируемых прогнозов. Подобные аномальные выбросы способны снижать точность прогнозирования в среднем на 3%, что выходит за пределы допустимых значений;
- существенные «снижения» величин в обучающей выборке, обусловленные влиянием неучитываемых факторов (например, корректировка режимов работы

потребителей, выполнение ремонтных мероприятий и пр.), негативно отражаются на результатах обучения нейросетевой модели и точности предсказаний. В среднем ухудшение результатов фиксируется на уровне 9%;

- эмпирически подобранный размер окна равный 5 как наиболее подходящий для различных профилей потребления, позволил повысить точность прогнозирования по сравнению с необработанными данными в среднем на 3%.

**Оптимизация выборки данных с помощью метода *k*-средних.** Предлагается разбиение выборки на 3 кластера, что позволит повысить обобщающую способность НС-модели благодаря последовательной подаче на входы НС при обучении близких по величине значений, и обнаруживать нетипичные для конкретного профиля ЭП участки с повышенным или пониженным потреблением.

На рис. 2 приведено визуальное разделение входной выборки на кластеры с использованием метода *k*-средних.

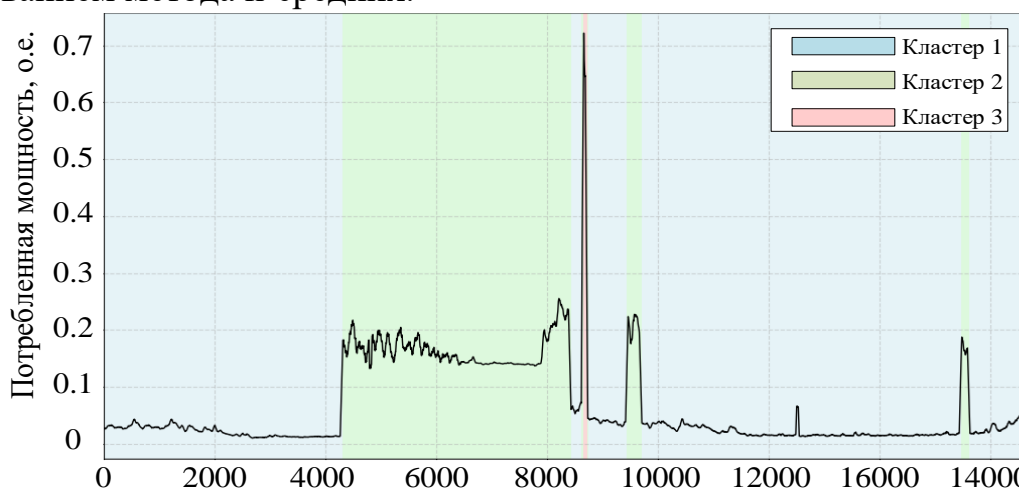


Рис. 2 разделение выборки на кластеры

Обучение НС производилось по следующей методике: – выборка разделялась на подвыборки по кластерам; – выборки подавались на вход НС поочередно; – количество эпох и размер пакета оставались неизменными для всех итераций обучения.

Высокие значения погрешности значения ошибок прогноза (табл. 2) обусловлены привнесенными аномалиями в выборку.

Табл. 2 Расчет значений ошибок прогнозирования

Метод обработки выборки \ Характеристики потребителя	Ошибка прогноза %		
	Профиль потребителя электроэнергии		
	Циклический	Аддитивный - 1	Аддитивный - 2
Без кластеризации	7,29	22,60	28,64
С кластеризацией	6,86	11,01	13,54

**Таким образом,** использование кластеризации как метода обработки входных данных показало повышение точности прогнозирования: – в случае циклического характера потребителя в среднем на 30%, а в случае аддитивного характера потребителя в среднем на 15%.

Анализ исследований показал, что предлагаемая последовательность SMAN (Clusterization, Mean Average, Normalization) обеспечивает среднюю ошибку прогнозирования ЭП 0,96%, что является лучшим результатом. Однако для

аддитивного потребителя точность снижается до 12% и более из-за особенностей профиля, требующего специализированного подхода. Без учета дополнительных факторов (график работы, загруженность, циклы производства и т. д.) достижение точности выше 97% практически невозможно.

**Вторая глава** посвящена разработке алгоритма нейросетевого прогнозирования в задачах оптимизации потребления электроэнергии, в том числе – методам обучения НС. В том числе рассмотрена предложенная адаптация метода скользящего окна. Такой подход позволил повысить точность прогноза ЭП до точности 95% и выше, в том числе для аддитивного потребителя. Апробирован подход к модификации известного метода обучения на основе обратного распространения ошибки при помощи робастной функции потерь.

Для решения проблемы прогнозирования ЭП с аддитивным характером нагрузки адаптирован алгоритм краткосрочного прогноза, на основе существующего авторегрессионного метода. Новизна предлагаемого метода прогнозирования заключается в использовании «скользящего окна» рационального размера для задач прогнозирования ЭП, что снижает погрешность прогноза для аддитивных данных в совокупности с НС типа MLP.

Алгоритм работы данного метода представлены на рис. 3.

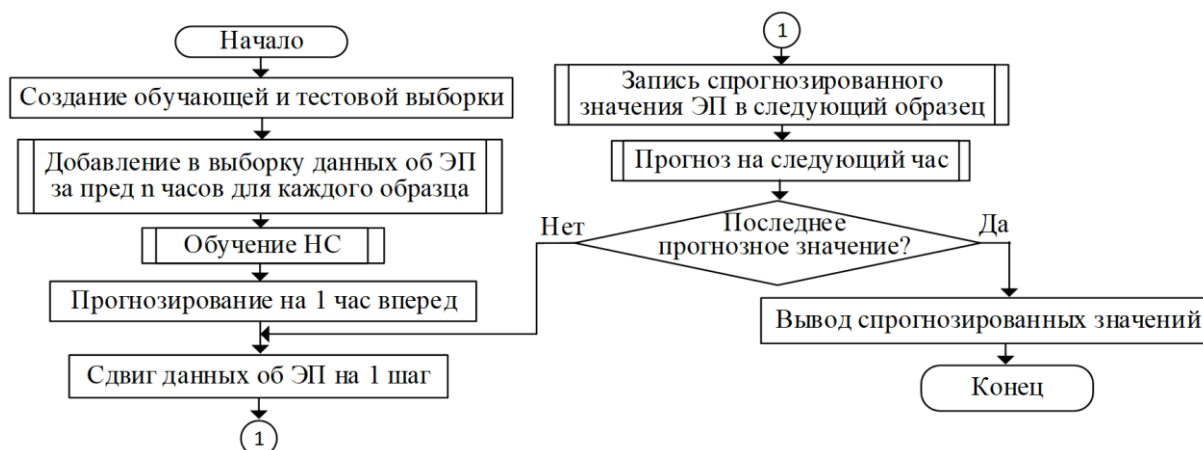


Рис. 3 Алгоритм прогнозирования ЭП с использованием скользящего окна

Для оценки созданного алгоритма проведена экспериментальная на наиболее отличающиеся по характеру ЭП потребителях, табл. 3.

Табл. 3 Погрешность прогноза НС от характера входных воздействий

Характер потребителя электроэнергии	Погрешности прогноза нейросети, %	
	Без скользящего окна	Со скользящим окном
Аддитивный (МАКР)	1,71	0,93
Циклический (ЮЗЭС)	2,52	0,91

Анализ применения алгоритма скользящего окна в задаче прогнозирования электропотребления выявил:

- применимость метода скользящего окна. Его наличие в среднем улучшает результаты работы НС-модели на 1.2%;
- оптимальный размер окна (длительности ретроспективных данных) определен равный 24 часам для выбранного метода скользящего окна;

Ключевым аспектом подхода к проектированию архитектуры НС является ее структурная оптимизация, выполняемая для целевой функции следующего вида:

$$E(Fa, n, j, O, Bs, x, y, y(x, w)) \quad (2)$$

где  $E$  – целевая функция ошибки прогнозирования,  $Fa$  – функция активации нейронов,  $N$  – количество нейронов в скрытом слое,  $j$  – количество скрытых слоев,  $O$  – оптимизатор,  $Bs$  – размер пакета,  $x$  – входные значения,  $y$  – выходные значения,  $w$  – весовые значения.

Экспериментальное исследование влияния гиперпараметров на качество работы НС-модели выявило:

- наиболее подходящим размером пакета для 8Гб оперативной памяти является 250 образцов;
- чем больше слоев в нейросети, тем быстрее находится решение и выше становится точность прогноза;
- что оптимизаторы Adam и RMSprop показывают наилучшую эффективность по сравнению с аналогами;
- функция активации играет решающую роль в скорости обучения и итоговой производительности нейросетевой модели.

Представлены результаты тестирования НС-модели прогнозирования ЭП, на различных профилях потребления ЭЭ (рис. 4), отличающиеся как объемом, так и характером потребления.

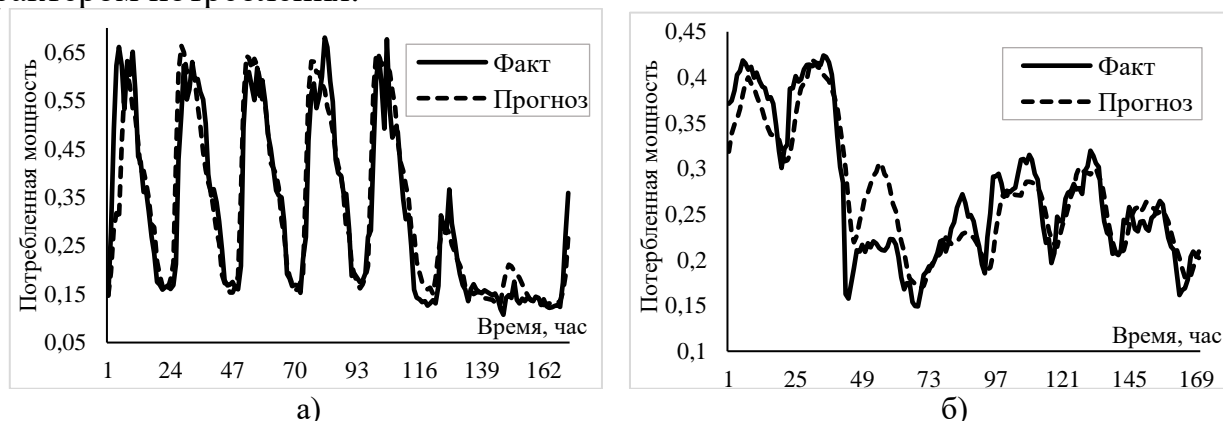


Рис. 4 Тестирование НС-модели прогнозирования:  
а) циклический профиль; б) аддитивный профиль

Расчет отклонения прогнозных значений от фактических за весь период прогнозирования производился по формуле (3):

$$E = \frac{\sum_{i=1}^n P_{\phi} - \sum_{i=1}^n P_{\text{прог}}}{\sum_{i=1}^n P_{\phi}} * 100\% \quad (3)$$

Приведены усредненные результаты расчета ошибки прогнозирования ЭП при использовании скользящего окна для различных характеров потребления ЭЭ (табл. 4).

Табл. 4 Сравнение ошибки прогноза при использовании СО

Алгоритм прогнозирования	Аддитивный	Циклический
Скользящее окно	4,987	2,516
Без скользящего окна	12,406	0,904

Анализ результатов экспериментального исследования:

- подтвердил эффективность применения метода и алгоритма скользящего окна в задаче прогнозирования ЭП, повышением точности в среднем на 4%;
- выявил проблему оптимизации структуры НС модели с целью получения удовлетворительной точности.

Существующие методы эффективны лишь для потребителей с циклическим профилем, поэтому актуальна разработка нового подхода, корректно моделирующего нагрузку для аддитивных профилей, где классические методы неприменимы, а также оптимизации классической сети прямого распространения для работы с предлагаемым авторегрессионным методом.

Предлагается использование робастной функции потерь вместо классической квадратичной (например, MSE), что позволит модифицировать алгоритм обратного распространения ошибки для работы с зашумленными и аддитивными данными, снижая влияние выбросов в данных на качество обучения.

Модификация заключается в использовании робастной функции потерь вместо квадратичной, на, например, функцию Хьюбера (4) или Коши (5)

$$\begin{cases} \frac{1}{2} z^2, & |z| \leq \beta \\ \beta |z| - \frac{1}{2} \beta^2, & |z| > \beta \end{cases}, \quad (4)$$

$$\ln \left( \frac{1}{2} \left( \frac{z}{\beta} \right)^2 + 1 \right). \quad (5)$$

Применение робастной функции взамен, например классической MSE, не оказывает влияния на архитектуру НС и общую структуру хода обучения. При этом множитель  $\frac{\partial E}{\partial o_j^{(N)}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} = \frac{\partial f(y_j, t_j)}{\partial o_j^{(N)}}$  нейрона на выходном слое теперь примет вид

$$\frac{\partial E}{\partial o_j^{(N)}} = \frac{\partial E}{\partial y_j} = \frac{\partial f_R(y_j, t_j)}{\partial o_j^{(N)}}, \quad (6)$$

производная суммарной функции потерь будет вычисляться в соответствии с

$$E'_{ji}^{(n)} = \delta_j^{(n)} o_i^{(n-1)}, \quad (7)$$

Где  $\delta_j^{(n)}$  вычисляется следующим образом:

$$\delta_j^{(n)} = \frac{\partial E}{\partial o_j^{(n)}} \frac{\partial o_j^{(n)}}{\partial s_j^{(n)}} = \begin{cases} \frac{\partial f_R(y_j, t_j)}{\partial y_j} \varphi'(y_j), & n = N, \\ \left( \sum_{k=1}^{l(n+1)} \omega_{jk}^{(n)} \delta_k^{(n+1)} \right) \varphi'(s_j^{(n)}), & \text{иначе} \end{cases} \quad (8)$$

Скрытые слои сети следуют цепному правилу, которое определяется исключительно ее архитектурой и потому не может быть изменено. Следовательно, формула для расчета производной совокупной функции потерь также остается фиксированной. На основе утверждения, обоснованного в труде Сивак М.А., становится возможным скорректировать алгоритм обратного распространения ошибки за счет применения в выражении (8) функций (4) и (5), при этом ключевые этапы алгоритма сохраняются без изменений.

**Третья глава** посвящена нейроэволюционному методу для решения задачи синтеза архитектуры НС, а именно: разработке нейроэволюционного метода синтеза и оптимизации архитектуры, разработке генетического алгоритма настройки, гибриднему алгоритму прогнозирования аддитивного потребителя.

Определение оптимальной конфигурации НС для прогноза ЭП осуществляется путем минимизации функции ошибки.

$$E(N, j, Fa, O) = \min(N, j). \quad (9)$$

где  $N$  – количество нейронов на слое,  $j$  – количество слоев,  $Fa$  – функция активации,  $O$  – оптимизатор.

Для решения задач управления помощи в принятии решений и известных сложностей при прогнозировании ЭП предлагается метод, основанный на NEvA и NEAT. Отличием является обучение НС-модели при помощи метода обратного распространения ошибки, и использование генетического алгоритма подбора параметров НС.

Предложен модифицированный гибридный алгоритм (рис. 5) для синтеза архитектуры НС.

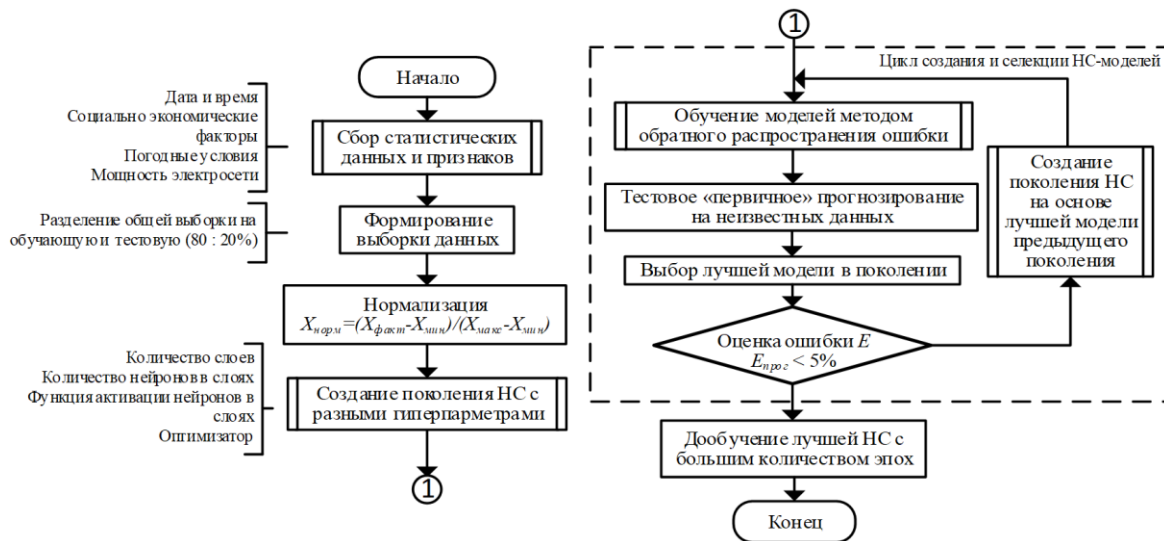


Рис. 5 Блок схема генетического алгоритма прогнозирования режимов энергопотребления

Достоинством предложенного подхода является возможность параллельно решать задачу как синтеза структуры ИНС, так и ее обучения.

В классическом исполнении операторы мутации и кроссовера в ГА могут генерировать нежизнеспособные архитектуры. При этом каждое поколение требует обучения множества моделей, что замедляет процесс оптимизации. Для решения этой проблемы в разработанный алгоритм введено первичное тестирование моделей, обученных на небольшом количестве эпох, что позволит проводить отбор перспективных архитектур на ранних стадиях обучения.

Оценка результатов исследования показала, что разработанный алгоритм синтеза НС-моделей позволит:

- сократить время подбора гиперпараметров и обучения, поскольку окончательное обучение происходит только для лучшей архитектуры, а все особи в ходе работы обучаются на малом количестве эпох;
- добиться увеличения точности прогнозирования электропотребления для потребителей с аддитивным характером ЭП;
- автоматизировать процесс обучения, позволяя не отвлекаться на постоянный контроль работы алгоритма и внесение изменений в структуру НС.

В четвертой главе проведена оценка эффективности нейросетевой модели в задачах прогнозирования электропотребления, акцентированная на качестве её работы

при реализации предложенных методов, включая робастную модификацию алгоритма обратного распространения ошибки и способ синтеза структуры. Экспериментально подтверждена устойчивость модели к аномалиям при обучении с использованием данной модификации, которая, как показано, эффективно функционирует с зашумленными и аддитивными данными, нивелируя влияние выбросов на процесс обучения. Апробация методов проведена в лабораторных условиях при различных конфигурациях нейросетевых моделей, методах прогнозирования, горизонтах планирования и для разных категорий потребителей. Усредненные значения ошибки прогнозирования по результатам экспериментов обобщены в таблице 5.

В ходе анализа результатов обучения и тестирования определены оптимальные функции потерь для различных профилей потребителей: для аддитивного профиля наиболее результативной признана робастная функция Хьюбера, обеспечивающая снижение ошибки на 6–7% относительно MSE. Также установлено, что применение метода скользящего окна повышает точность прогнозирования для аддитивных потребителей, а использование генетического алгоритма позволяет автоматизировать подбор оптимальных гиперпараметров без ухудшения качества обучения.

Табл. 5. Оценка влияния параметров функции потерь и структуры сети на ошибку

Характер электропотребления			Погрешность прогнозирования, %							
			Циклический		Аддитивно-случайный		Аддитивно-сезонный		Аддитивный	
			Без СО и ГА	ГА Без СО	Без СО и ГА	ГА + СО	Без СО и ГА	ГА + СО	Без СО и ГА	ГА + СО
Функция потерь	Ср. квадрат	MSE	5,75	3,56	4,07	2,42	20,5	7,18	5,58	5,01
	Робастная	Хьюбер	5,46	1,16	9,78	0,38	11,7	2,77	2,48	1,57
		Коши	5,77	3,1	8,4	5,02	12,26	6,93	9,8	3,37
Месяц	Ср. квадрат	MSE	5,58	3,6	3,98	1,5	6,24	4,39	4,03	2,02
	Робастная	Хьюбер	3,03	1,7	3,11	0,52	3,31	0,89	2,9	0,74
		Коши	7,14	3,12	7,96	4,9	8,93	6,04	8,46	4,26
Неделя	Ср. квадрат	MSE	3,67	1,67	4,69	2,29	4,16	2,13	2,51	1,20
	Робастная	Хьюбер	2,08	0,6	2,75	0,17	2,72	0,77	2,58	0,19
		Коши	4,29	2,88	9,85	4,26	7,49	4,38	4,45	4,19
Сутки	Ср. квадрат	MSE	3,67	1,67	4,69	2,29	4,16	2,13	2,51	1,20
	Робастная	Хьюбер	2,08	0,6	2,75	0,17	2,72	0,77	2,58	0,19
		Коши	4,29	2,88	9,85	4,26	7,49	4,38	4,45	4,19

На основании анализа экспериментальных исследований **рекомендуются** следующие практические решения при НС прогнозировании ЭП:

1) При обучении НС:

- использовать подходящую для решения задач регрессии, в том числе для прогнозирования ЭП;
- для потребителей с аддитивным профилем целесообразно использовать робастную функцию потерь Хьюбера, позволившую снизить ошибку на 6–7% по сравнению с MSE.

2) При НС-прогнозировании:

- использовать метод скользящего окна только для потребителей с аддитивным профилем (ухудшение точности прогноза для циклических потребителей);
- ГА оптимизации структуры НС для обеспечивающий как уменьшение ошибки, так и позволяющий автоматизировать процесс подготовки НС-модели.

**В пятой главе** рассматривается разработка СППР в контуре управления SCADA. В том числе разработка структуры работы СППР, методологии ее применения, модели

данных и логика принятия решений, разработка схемы взаимодействия модулей, реализация алгоритма СППР с визуализация выводимой информации.

Разработан алгоритм логических выводов на основе логики органиченной рациональности (ЛОР), что позволяет получать удовлетворительное решений в условии неполноты имеющейся информации. СППР выводит рекомендации для принятия решений ЛПР, на основе сопоставления:

$$\begin{cases} W_{\text{прог}} \text{ и } W_{\text{факт}} \text{ и } W_{\text{проф}} \\ W_{\text{прог}\Sigma} \text{ и } W_{\text{факт}\Sigma} \text{ и } W_{\text{проф}\Sigma} \text{ и } W_{\text{зак}} \end{cases} \quad (10)$$

где  $W_{\text{прог}}$  – прогнозируемое почасовое потребление;  $W_{\text{прог}\Sigma}$  – прогнозируемое суммарное потребление;  $W_{\text{факт}}$  – фактическое почасовое потребление;  $W_{\text{факт}\Sigma}$  – фактическое суммарное потребление;  $W_{\text{проф}}$  – профильное почасовое потребление;  $W_{\text{проф}\Sigma}$  – профильное суммарное потребление.

На основе (10) получаем соотношение для определения состояния потребления и заказанного объема:

$$E_P(W_{\text{прог}}, W_{\text{факт}}, W_{\text{проф}}, W_{\text{зак}}) = \begin{cases} \text{если } W_{\text{прог}\Sigma} < W_{\text{проф}\Sigma}, \text{ то возможен дефицит ЭЭ;} \\ \text{иначе – возможен избыток ЭЭ;} \\ W_{\text{прог}} < W_{\text{факт}}, \text{ то заниженное потребление;} \\ \text{иначе – завышенное потребление;} \\ W_{\text{прог}\Sigma} > W_{\text{зак}} * 1.05, \text{ то заказано меньше;} \\ \text{иначе – заказано больше.} \end{cases} \quad (11)$$

Разработан алгоритм логических выводов на основе ЛОР, что позволяет получать удовлетворительное решений в условии неполноты имеющейся информации (рис. 9), позволяющий: – использовать упрощенные модели в условиях неполноты данных; – ограниченное количество вариантов действий для повышения скорости работы алгоритма.

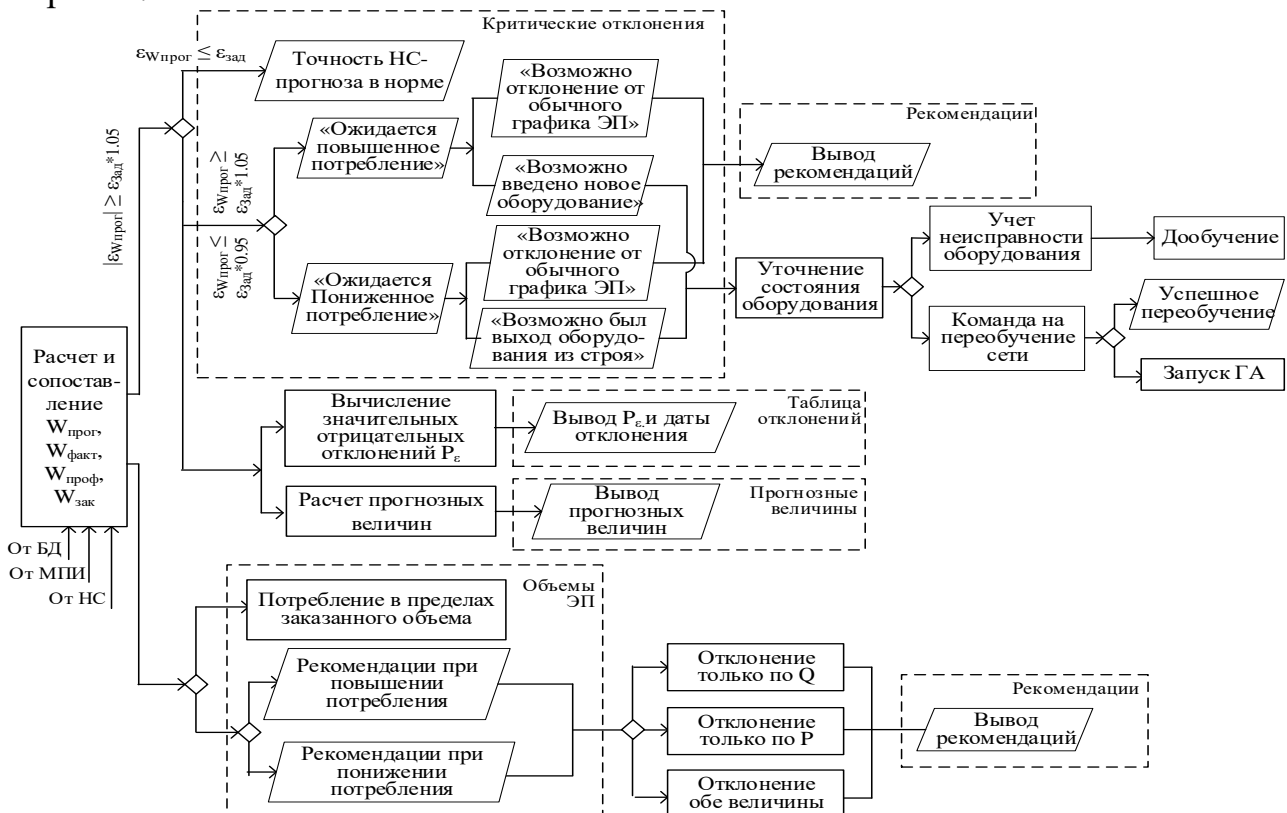


Рис. 6 Алгоритм работы СППР

Разработан симулятор системы прогнозирования и ППР, выполняющий анализ данных об ЭП, прогнозирование объемов потребления ЭЭ на основе технологии НС-моделей. В нем применены:

- предложенная совокупность методов обработки входных данных (Гл. 1), позволяющие эффективно бороться с шумами и аномалиями в данных;
- разработанный алгоритм прогнозирования при помощи скользящего окна (авторегрессионный), который позволил повысить точность прогнозирования (Гл. 2) для потребителей с аддитивным профилем потребления;
- разработанный генетический алгоритм оптимизации структуры НС модели и ее адаптации под конкретного потребителя (Гл. 3).

Взаимосвязь компонентов разработанного демонстратора экспертной системы приведена на рис 7.



Рис. 7 Взаимосвязь модулей системы СППР

Интерфейс главного окна программы-демонстратора прогнозирования и ППР приведен на рис. 8:

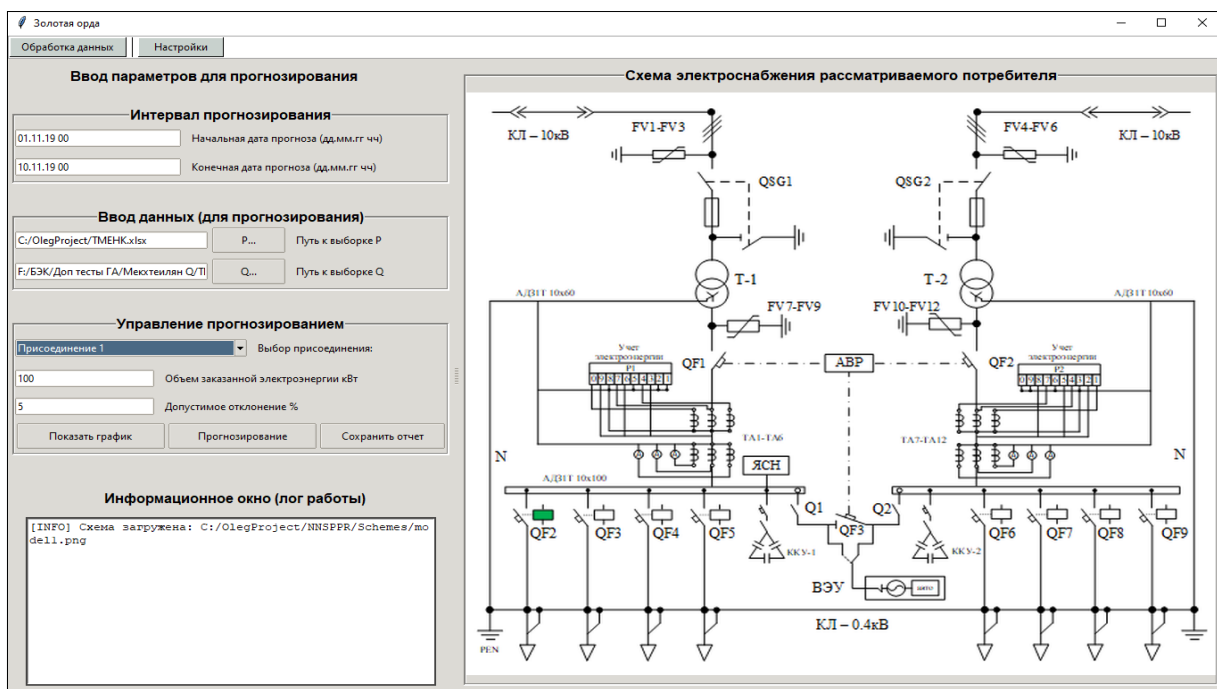


Рис. 8 Главное окно демонстратора

СППР позволяет: автоматизировать анализ данных и прогнозирование; оптимизировать решения для повышения надежности и экономичности энергосистем; контролировать отклонения прогнозируемой и фактической мощности с выдачей рекомендаций диспетчеру; выявлять аномалии в работе сети (нестандартные профили потребления); формализация решений, минимизация человеческого фактора.

**Оценка эффективности.** В таблице 6 приведен расчет экономического эффекта от использования предложенных методов и алгоритмов прогнозирования и ППР, где 1 – экспоненциальное сглаживание; 2 – регрессионный анализ; 3 – предлагаемый метод. Расчет производился по среднему значению отклонения. Фактическое потребление за 2022 год составило 948.77 МВт/ч. Средняя стоимость МВт/ч в 2022 году Ростовской области составляла 4500 руб.

Таблица 6. Расчет экономического эффекта

Методы прогнозирования Расчетные величины	Номер метода		
	1	2	3
Спрогнозировано МВт/ч	968,68	979,22	955,98
Расхождение МВт/ч	19,9	30,44	7,21
Сумма расхождения, руб	89 573,38	137 007,10	32 447,93

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Экспериментально исследовано влияние различных аномалий во входных данных на качество обучения НС и точность прогнозирования. Для обеспечения надлежащей точности прогнозирования решается задача создания метода обработки аномалий во входных данных ЭП. Для обеспечения надлежащей точности прогнозирования.

Предложен метод организации обучения НС на основе метода k-средних позволяющий повысить обобщающую способность НС для аддитивных данных, выполнять идентификацию и маркирование фрагментов выборки, отличающихся от среднего шаблона ЭП, для обработки входной информации. Оценка использования предложенного метода обработки входных данных позволяет повысить точности прогнозирования: – в случае циклического характера потребителя в среднем на 30%, а в случае аддитивного характера потребителя в среднем на 15%.

2. Разработан метод и алгоритм краткосрочного прогнозирования потребления ЭЭ для аддитивных потребителей на основе скользящего окна. Установлено, что для повышения точности прогнозирования оптимален метод скользящего окна (СО). Экспериментально установлен размер «окна» от 3 до 24 часов.

Проведен анализ влияния скользящего окна на точность прогнозирования НС. Установлено, что предложенный алгоритм позволяет снизить среднюю ошибку прогнозирования на 1,5% и повысить точность прогнозов для аддитивных данных. Полученная средняя ошибка прогноза 4,8% попадает в 5% интервал, регламентируемый Постановлением Правительства РФ №1172 от 27 декабря 2010 года.

3. Разработан генетический алгоритм (ГА) для автоматизированного подбора гиперпараметров нейронной сети (НС), влияющих на ее эффективность. Данный алгоритм позволяет минимизировать участие исследователя в процессе настройки модели, обеспечивая синтез оптимальных конфигураций НС. Проведено обучение и тестирование модели на выборке данных за 2 года (17 520 часов).

Сравнение методов подбора гиперпараметров (ручной и с использованием ГА) позволило сделать следующие выводы:

- ГА может использоваться для автоматизации поиска оптимальных моделей НС;
- точность прогнозов с применением ГА выше в среднем на 2,42%;
- время подбора гиперпараметров сокращается в 6 раз по сравнению с ручным методом.

Исследованы НС, гиперпараметры которых подбирались ГА, а веса корректировались методом обратного распространения ошибки. Анализ результатов позволил установить:

- точность прогнозирования зависит от характера данных: для детерминированных закономерностей она выше, чем для аддитивных;
- ручной подбор гиперпараметров требует значительных временных затрат и обработки больших объемов данных;
- применение ГА позволяет находить нестандартные топологии НС, повышая точность прогнозов.

4. Разработанный алгоритм работы системы управления сложной ЭЭС на основе прогнозирования и ППР реализуется разработанным демонстратором

программно-алгоритмического комплекса. Разработанный программный комплекс обеспечивает:

- Автоматизированную обработку данных с датчиков с использованием метода SMAN, повышающего качество обучения прогнозных моделей и точность прогнозирования на 3%;
- Формирование датасета в автоматизированном режиме для обучения нейросети. Это позволяет сократить затрачиваемое на подготовку выборки время до 3-4 часов;
- Автоматизировать подход к синтезу структуры НС что позволяет как уменьшить время настройки и обучения НС, так и повысить точность прогнозирования за счет подбора параметров индивидуально под конкретную задачу или потребителя;
- Прогнозирование ЭП с точностью от 97% благодаря комбинированному методу SMAN+MLP+SW+GAHO+Huber обеспечивающим среднюю ошибку прогнозирования энергопотребления 2,7%.

Формирование рекомендаций на основе ЛОР, обеспечивающего вывод удовлетворительных рекомендаций в условиях неполноты данных. В рамках разработки были внедрены предложенные методы предобработки данных и авторегрессионный алгоритм прогнозирования, что позволило снизить погрешность прогнозирования потребления электроэнергии для аддитивных потребителей.

***Практическая значимость*** результатов работы заключается в том, что:

В рамках исследования разработан прототип программного комплекса, интегрируемого в систему поддержки принятия решений и ориентированного на обработку данных и прогнозирование электропотребления на основе предложенных методов и алгоритмов. Практическая реализация комплекса направлена на повышение эффективности управления энергопотреблением, сокращение затрат на энергоресурсы, снижение вероятности перегрузок в энергосистемах и уменьшение зависимости управленческих решений от человеческого фактора.

Разработанное программное обеспечение автоматизирует обработку входных данных с формированием выборок для нейросетевой модели, позволяет строить прогнозные модели, адаптированные к конкретному потребителю, обеспечивает прогнозирование электропотребления с точностью не менее 97% и предоставляет визуализацию результатов в числовом и графическом виде для облегчения интерпретации данных и поддержки принятия решений.

Предлагаемые решения рекомендованы к использованию в энергокомпаниях и на промышленных предприятиях для оптимизации процессов планирования и распределения электроэнергии.

Результаты экономической оценки показали, что предлагаемая программная платформа краткосрочного прогнозирования и ППР значительно точнее классических методов. На данных за 2022 год, средняя ошибка новой модели составила 0,76%, тогда как традиционные методы давали погрешность 2,098% и 3,209%. Это позволило получить экономический эффект в размере 57 125 рублей и 104 560 рублей соответственно. При затратах на разработку в 515 160 рублей и средней годовой экономии 81 000 рублей срок окупаемости проекта составит 6,5 лет.

## **Статьи в научных изданиях, входящих в Перечень ВАК**

1. Оптимизация структуры системы прогнозирования энергопотребления с атипичным характером энергопотребления / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, М. Н. Дубяго, С. Б. Мальков // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 3(239). – С. 207-219. – DOI 10.18522/2311-3103-2024-3-207-219. (К2)

2. Полуянович, Н. К. Построение модели и оценка ее робастности в задаче прогнозирования для потребителей с аддитивными профилями потребления электроэнергии / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, М. Н. Дубяго // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2025. – № 1(243). – С. 104-118. – DOI 10.18522/2311-3103-2025-1-104-118. (К2)

3. Полуянович, Н. К. Оценка влияния гиперпараметров нейросети на точность прогнозирования энергопотребления / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, Т.Э. Фалькон // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2024. – № 4(240). – С. 64-79. – DOI 10.18522/2311-3103-2024-4-64-79. (К2)

## **Статьи в журналах, индексируемых в РИНЦ**

4. Нейросетевые технологии прогнозирования и управления электропотреблением в энергетических системах с использованием генетического метода / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, М. Н. Дубяго, Т. Фалькон // Известия Томского политехнического университета. Промышленная кибернетика. – 2025. – Т. 3, № 1. – С. 29-36. – DOI 10.18799/29495407/2025/1/85.

5. Полуянович, Н. К. Киберфизическая система прогнозирования электропотребления атипичного вида на основе нейронной сети / Н. К. Полуянович, М. Н. Дубяго, О. В. Качелаев // Математические методы в технологиях и технике. – 2024. – № 1. – С. 34-39.

6. Полуянович, Н. К. Управление и нейросетевое прогнозирование электропотреблением гибридным генетическим методом / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, М. Н. Дубяго // Математические методы в технологиях и технике. – 2024. – № 12-1. – С. 101-106.

7. Качелаев, О. В. Теория и методы системного анализа, обработки информации в задачах нейросетевой оптимизации управления электрическими сетями / О. В. Качелаев, Н. К. Полуянович // Математические методы в технологиях и технике. – 2025. – № 5. – С. 54-58.

## **Публикации в сборниках трудов конференций**

8. Полуянович, Н. К. Прогнозные оценки электропотребления в интеллектуальных электрических сетях с учетом режима ее эксплуатации / Н. К. Полуянович, М. Н. Дубяго, О. В. Качелаев // Проблемы и перспективы развития энергетики, электротехники и энергоэффективности : материалы VII Международной научно-технической конференции / Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Чувашский государственный университет имени И. Н. Ульянова [и др.] ; редакционная коллегия: В. Г. Ковалев (главный редактор) [и др.]. – Чебоксары: Издательство Чувашского университета, 2023. – С. 385-390.

9. Полуянович, Н. К. Оптимизации гиперпараметров нейросетевой модели прогнозирования в задачах цифровой трансформации в энергетике / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, М. Н. Дубяго // VI Всероссийская (с международным участием) научно-практическая конференция «Проблемы и перспективы развития электроэнергетики и электротехники», Казань, 7-8 ноября 2024 г. : материалы конференции : в двух томах. Т. 1 / Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Казанский государственный энергетический университет» (ФГБОУ ВО «КГЭУ») ; под общей редакцией ректора КГЭУ Э. Ю. Абдуллазянова. – Казань: КГЭУ, 2024. – С. 60-67.

10. Полуянович, Н. К. Прогнозирование электрических нагрузок при оперативном управлении электрическими системами на основе генетических методов нейросетевых структур / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, М. Н. Дубяго // Проблемы и перспективы развития энергетики, электротехники и энергоэффективности : материалы VIII Международной научно-технической конференции : в 2 частях. Ч. 1 / Министерство науки и высшего образования Российской Федерации, Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Чувашский государственный университет имени И. Н. Ульянова" [и др.] ; редакционная коллегия: В. Г. Ковалев (главный редактор) [и др.]. – Чебоксары: Чувашский государственный университет имени И. Н. Ульянова, 2024. – С. 52-59.

11. Качелаев, О. В. Алгоритм интеллектуальной обработки данных для прогнозирования состояния динамических объектов / О. В. Качелаев, Н. К. Полуянович // Перспективные системы и задачи управления : сборник трудов XX Юбилейной Всероссийской научно-практической конференции и XVI молодежной школы-семинара «Управление и обработка информации в технических системах», 7–11 апреля 2025, п. Домбай, Карачаево-Черкесская Республика. – Таганрог: ДиректСайнс (ИП Шкуркин Д.В.), 2025. – С. 415-418.

12. Hybrid Algorithm for Optimization of Hyperparameters of Neural Network Model of Electricity Consumption Forecasting / N. K. Poluyanovich, O. V. Kachelaev, M. N. Dubyago, A. A. Shurykin // 2024 6th International Conference on Control Systems, Mathematical Modeling, Automation and Energy Efficiency (SUMMA), Lipetsk, Russian Federation, 13-15 November 2024. – IEEE, 2024. – P. 276-280. – DOI 10.1109/SUMMA64428.2024.10803800

#### **Патенты/свидетельства**

13. Патент на полезную модель № 222420 U1 Российская Федерация, МПК G06N 5/00, G06Q 10/06. Устройство мониторинга и прогнозирования электропотребления в электро-энергетических системах на основе нейронных структур : № 2023126166 : заявл. 12.10.2023 : опубл. 25.12.2023 / О. В. Качелаев, Н. К. Полуянович, М. Н. Дубяго ; патентообладатель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Южный федеральный университет".

14. Патент на полезную модель № 226794 U1 Российская Федерация, МПК G06Q 10/04, G06N 3/02. Интеллектуальное устройство адаптивного прогнозирования режимов энергопотребления электросети : № 2024107423 : заявл. 21.03.2024 : опубл. 24.06.2024 / О. В. Качелаев, Н. К. Полуянович, М. Н. Дубяго ;

патентообладатель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Южный федеральный университет".

15. Патент на полезную модель № 235546 U9 Российская Федерация, МПК G06Q 10/04, G06N 3/02. Интеллектуальное устройство упреждающего прогнозирования режимов энергопотребления и помощи принятия решений : № 2025106843 : заявл. 21.03.2025 : опубл. 16.12.2025 / О. В. Качелаев, Н. К. Полуянович, М. Н. Дубяго ; патентообладатель Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Южный федеральный университет"

#### **Иные публикации (при наличии)**

16. Управление и планирование энергопотреблением в энергосетях и использованием прикладных пакетов MATLAB и LabView / Н. К. Полуянович, О. В. Качелаев, Д. В. Бурьков [и др.]. – Ростов-на-Дону, Таганрог : Южный федеральный университет, 2024. – 126 с. – ISBN 978-5-9275-4815-6.