

На правах рукописи



Алексеева Инна Юрьевна

**КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ
В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ**

Специальность 05.14.02 – Электрические станции
и электроэнергетические системы

Автореферат
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Иваново - 2014

Работа выполнена на кафедре «Электрические станции» ФГБОУ ВПО «Самарский государственный технический университет» и на кафедре «Электрические станции, подстанции и диагностика электрооборудования» ФГБОУ ВПО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И. Ленина»

Научный руководитель: кандидат технических наук, доцент
Ведерников Александр Сергеевич

Официальные оппоненты: **Кузнецов Анатолий Викторович**, доктор технических наук, старший научный сотрудник, ФГБОУ ВПО «Ульяновский государственный технический университет», заведующий кафедрой «Электроснабжение»

Губский Сергей Олегович, кандидат технических наук, ФГБОУ ВПО «Южно-Российский государственный политехнический университет (Новочеркасский политехнический институт) имени М.И. Платова», старший преподаватель кафедры «Электроснабжение промышленных предприятий и городов»

Ведущая организация: **ФГБОУ ВПО «Казанский государственный энергетический университет»**, г. Казань

Защита состоится 26 сентября 2014 года в 11 часов на заседании диссертационного совета Д 212.064.01 при Ивановском государственном энергетическом университете по адресу: 153003, г. Иваново ул. Рабфаковская д.34, корп. Б, аудитория 237.

Отзывы (в двух экземплярах, заверенные печатью организации) просим направлять по адресу: 153003, г. Иваново ул. Рабфаковская д.34, ученый совет ИГЭУ. Тел: (4932)38-57-12, факс (4932)38-57-01, e-mail: uch_sovet@ispu.ru

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ИГЭУ.

Диссертация размещена http://ispu.ru/files/Alekseeva_18-04-2014_0.pdf .

Автореферат размещен на сайте ИГЭУ www.ispu.ru .

Автореферат разослан «28» июня 2014 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета Д 212.064.01,
доктор технических наук, доцент



Бушуев Евгений Николаевич

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность работы. В условиях становления рыночных отношений в электроэнергетике задача совершенствования методов краткосрочного прогнозирования электропотребления и создания соответствующего программного обеспечения для повышения точности планирования оптимальных режимов электроэнергетических систем (ЭЭС) является важной и актуальной. Повышение точности планирования предполагает обеспечение наиболее экономичной работы ЭЭС при рациональном расходовании энергоресурсов и удовлетворении требований надежности энергоснабжения и качества электроэнергии. Прогнозы нагрузки играют решающую роль при ценообразовании на электроэнергию на оптовом рынке электроэнергии и мощности и становятся все более важными как для ее производителей, так и для потребителей.

В условиях функционирования оптового рынка электроэнергии необходимость точного прогнозирования электропотребления обусловлена технологическими и экономическими причинами. Для ЭЭС повышение точности прогноза необходимо для поддержания оптимального плана генерации электроэнергии с точки зрения обеспечения минимума расхода энергоресурсов, недопущения перегрузки генерирующих мощностей и ухудшения качества электроэнергии. Энергосбытовые компании и гарантирующие поставщики осуществляют планирование потребления групп и отдельных потребителей. Генерирующие компании и электростанции участвуют в процессе планирования электропотребления, определяя расход электроэнергии на нужды эксплуатации электростанций. В данной ситуации необходим точный прогноз «на сутки вперед».

Точность прогнозирования напрямую зависит от методик расчета. Существует большое количество моделей и методов краткосрочного прогнозирования нагрузки. Становление и развитие методов математического моделирования, прогнозирования и планирования электропотребления связано с работами таких отечественных и зарубежных ученых: Аюев Б.И., Бартоломей П.И., Бердин А.С., Богданов В.А., Вагин В.П., Васильев И.Е., Веников В.А., Гордеев В.И., Гурский С.К., Калюжный А.С., Карпов В.В., Кудрин Б.И., Куренный Э.Г., Липес А.В., Меламед А.М., Макоклюев Б.И., Праховник А.В., Рабинович М.А., Степанов В.П., Тимченко В.Ф., Фокин Ю.А., Черныш Е.А., Bunn D.W., Farmer E.D., Ackerman G.V., Gupta P.C., Baker A.V. и других.

Качество прогноза во многом зависит от выбранной математической модели. Наибольшее распространение получили модели, разлагающие нагрузку на две составляющие: базовую (регулярную) и зависящую от погоды (нерегулярную). Однако, имеющиеся в эксплуатации методы краткосрочного прогнозирования электропотребления, не удовлетворяют в полной мере технологии их использования при управлении режимами. Основным недостатком существующих методов является необходимость построения модели на-

грузки и постоянное уточнение готовой модели. Другим недостатком этих методов является неточное установление соотношения между входными и выходными переменными, так как зависимости между ними нелинейные.

В последнее десятилетие с развитием теории искусственного интеллекта решение задачи прогнозирования нагрузки осуществляют с использованием моделей на основе искусственных нейронных сетей (ИНС). Большой вклад в развитие теории ИНС при прогнозировании электропотребления внесли работы следующих авторов: Манусова В.З., Седова А.В., Надтока И.И., Демура А.В., Кушнарева Ф.А., Шумиловой Г.П., Готман Н.Э., Старцевой Т.Б., Круглова В.В., Борисова В.В., Гордиенко Е.К., Лукьяница А.А., Харитонova Е.В. и других.

Наиболее точным и перспективным методом краткосрочного прогнозирования электропотребления в настоящее время является метод с использованием ИНС, позволяющий производить учет метеофакторов.

Цель работы – разработка модели краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии с использованием ИНС для повышения точности планирования оптимального режима электроэнергетической системы (на примере ЭЭС Самарской области) и повышения достоверности при решении технических и экономических задач.

Задачи исследования:

1. Анализ существующих методов прогнозирования электропотребления.
2. Выбор входных данных ИНС для прогнозирования электропотребления в ЭЭС.
3. Выбор модели ИНС и ее обоснование.
4. Построение структуры и разработка математической модели ИНС прямого распространения для целей прогнозирования потребления электроэнергии.
5. Определение значений исходных весовых коэффициентов ИНС прямого распространения для ЭЭС.
6. Анализ влияния температуры наружного воздуха на электропотребление и разработка методики учета температуры в прогнозной модели ИНС для ЭЭС.
7. Разработка и реализация алгоритма и программы расчета прогнозных значений электропотребления методом ИНС для ЭЭС.
8. Исследование нейромодели с разным количеством нейронов в скрытом и входном слое для оценки влияния изменения топологии ИНС на точность прогнозирования.
9. Сравнительный анализ методов краткосрочного прогнозирования электропотребления и оценка эффективности применения метода на основе ИНС.

Методы исследования. Для решения поставленных задач использовались положения теории вероятности, методы математической статистики и нейросетевого моделирования, корреляционного и регрессионного анализа.

Научная новизна и значимость полученных результатов диссертационной работы заключается в следующем:

1. Разработана модель ИНС с автоматизированным выбором входных переменных для краткосрочного прогнозирования электропотребления в ЭЭС.

2. Определены основные факторы, оказывающие влияние на электропотребление и произведена оценка их влияния на точность прогнозирования.

3. Разработана методика учета температуры наружного воздуха в модели ИНС для повышения точности прогнозирования.

Достоверность и обоснованность положений диссертации подтверждается корректным использованием математического аппарата, адекватного решаемым задачам. Обоснованность основных научных положений и выводов работы подтверждается результатами сравнительного анализа метода прогнозирования электропотребления на основе ИНС с традиционными методами с использованием фактических данных действующей ЭЭС.

Обоснование соответствия диссертации паспорту научной специальности 05.14.02 – Электрические станции и электроэнергетические системы.

Соответствие диссертации формуле специальности: «... проводятся исследования по развитию и совершенствованию теоретической ... базы электроэнергетики с целью обеспечения экономичного и надежного производства электроэнергии, ее транспортировки и снабжения потребителей электроэнергией в необходимом для потребителей количестве и требуемого качества».

Соответствие диссертации области исследования специальности

- согласно п. 6 паспорта специальности: «разработка методов математического ... моделирования в электроэнергетике»;

- согласно п. 10 паспорта специальности: «теоретический анализ ... по транспорту электроэнергии переменным ... током ...»

- согласно п. 13 паспорта специальности: «разработка методов использования ЭВМ для решения задач в электроэнергетике».

Практическая ценность.

1. Составлен алгоритм оптимального прогнозирования потребления электроэнергии ЭЭС с использованием ИНС.

2. Разработана программа автоматизированного выбора оптимального набора входных переменных для модели ИНС.

3. Разработан программный комплекс расчета прогнозных значений потребления электроэнергии ЭЭС на ПЭВМ в среде FANN (Fast Artificial Neural Network) для операционных систем Linux и Windows.

Реализация.

Результаты диссертационной работы реализованы в филиале ОАО «СО ЭЭС» Самарское РДУ и внедрены в учебный процесс на электротехническом факультете ФГБОУ ВПО «СамГТУ» в дисциплинах: «Проектирование электроэнергетических систем», «Передача и распределение электроэнергии», «Оптимизация электроэнергетических систем».

Объектом исследования является электроэнергетическая система.

Предмет исследования – процесс потребления электроэнергии ЭЭС.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Модель краткосрочного прогнозирования электропотребления с использованием ИНС.
2. Методика учета температуры в прогнозной модели ИНС для повышения точности прогнозирования.
3. Влияние изменения топологии представленной модели ИНС на точность прогнозирования электропотребления.

Личный вклад автора заключается в разработке модели краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии в ЭЭС на основе ИНС с автоматизированным выбором входных переменных и методики учета влияния температуры в модели ИНС, в апробации и практической реализации метода прогнозирования электропотребления на основе ИНС в региональной электроэнергетической системе.

Апробация работы. Основные положения диссертации докладывались и обсуждались на XIV международной научно-технической конференции студентов и аспирантов «Радиоэлектроника, электротехника и энергетика» (МЭИ, г. Москва, 2007 г.) и на молодежной научно-практической конференции РДУ Татарстана (г. Казань, 2010 г.).

Публикации. Результаты исследований опубликованы в 6 печатных работах, в том числе в 3-х научных статьях в рецензируемых научных журналах, входящих в перечень рекомендуемых изданий ВАК РФ.

Структура и объем диссертации. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 81 наименования и двух приложений. Основной текст включает 157 страниц и содержит 54 рисунка, 14 таблиц. Общий объем работы 176 страниц.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность диссертационной работы, сформулированы цель и задачи исследования, показана научная новизна и практическая значимость полученных результатов.

В первой главе рассматриваются задачи прогнозирования электрических нагрузок ЭЭС в условиях рыночных отношений в энергетике, описаны общие подходы к построению прогнозной модели процесса электропотребления. Представлен обзор существующих традиционных методов прогнози-

рования, показаны их достоинства и недостатки. Описываются основные методы краткосрочного прогнозирования электропотребления, которые применяются в сетевых службах: метод Сааренда и метод экспоненциального сглаживания линии тренда временного ряда в сочетании с методом индексов сезонности. Показана целесообразность применения в системах прогнозирования искусственных нейронных сетей, обладающих рядом достоинств.

Цель прогноза для энергосистемы состоит в оценке ожидаемого графика изменений мощности потребителей (спроса) и величины потребления электроэнергии для планирования режимов работы энергосистемы и входящих в нее электростанций.

Цель прогноза для потребителей электроэнергии – оценка графика мощности при оптимизации и оперативном управлении электропотреблением, прогноз заявляемого максимума и расходов электроэнергии при формировании заявок и договора с энергоснабжающей организацией на поставку электроэнергии, планирование потребности в электроэнергии и других энергоносителях по планам и прогнозам выпуска продукции.

Точное прогнозирование электропотребления обеспечивает оптимальное распределение нагрузок между потребителями. Ошибка прогнозирования снижает качество управления и экономичность режимов ЭЭС. Это доказывает, что краткосрочное прогнозирование электропотребления, а также создание соответствующего программного обеспечения для повышения качества прогноза, является актуальной задачей.

Проведен анализ двух широко применяемых в ЭЭС методов краткосрочного прогнозирования электропотребления ЭЭС: метод Сааренда и метод экспоненциального сглаживания линии тренда временного ряда в сочетании с методом индексов сезонности.

Недостатком метода экспоненциального сглаживания линии тренда временного ряда в сочетании с методом индексов сезонности является то, что результаты прогноза сильно зависят от параметра сглаживания, в то же время, выработать четкие рекомендации по выбору этого параметра не удастся. Характер линии тренда часто резко-переменный, что затрудняет использование этого метода для прогнозирования сезонных величин полезного отпуска электроэнергии.

Метод Сааренда помимо прогнозирования временного ряда полезного отпуска категории потребителей «Население» позволяет прогнозировать и ряды полезного отпуска электроэнергии прочим категориям, которые подчиняются сезонным закономерностям, таким как «Промышленные и приравненные к ним потребители», «Непромышленные потребители», «Сельскохозяйственные потребители», «Оптовые потребители-перепродавцы», а также комплекса этих потребителей. Но, как показал анализ, метод Сааренда имеет высокую погрешность прогнозирования, величина которой достигает 20%.

В последнее десятилетие с развитием теории новых информационных технологий и искусственного интеллекта задачи краткосрочного прогнозиро-

вания нагрузки решаются нетрадиционными методами с использованием моделей на основе искусственных нейронных сетей (ИНС).

В отечественной литературе в ряде работ по нейросетевому моделированию авторами: Шумилова Г.П., Готман Н.Э., Старцева Т.Б., Круглов В.В., Борисов В.В., Демура А.В., Кравецкий А.С., Каневский М.Ф., Савельева Е.А. и др., представлены модели на основе ИНС для краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки ЭЭС. Однако, разработанные модели в большинстве случаев не учитывают влияние внешних факторов, в частности, температуры наружного воздуха, при краткосрочном прогнозировании электропотребления.

Следует отметить, что требует дополнительного исследования вопрос определения набора входных переменных ИНС для прогнозирования электропотребления конкретной энергосистемы. Вопрос выбора оптимального набора входных переменных ИНС часто решается чисто интуитивно, исходя из опыта эксплуатации данной ЭЭС, и до сих пор остается открытым.

Во второй главе рассмотрены общие вопросы развития и применения ИНС в задачах прогнозирования. Для целей краткосрочного прогнозирования электропотребления в ЭЭС построена структура и разработана математическая модель ИНС прямого распространения. Разработана методика с использованием многослойной ИНС прямого распространения, которая обеспечивает наиболее точный прогноз нагрузки, так как обладает высокой степенью нелинейности и связности, реализуемой посредством прямых связей нейронов между собой. Определены основные факторы, оказывающие влияние на электропотребление и произведена оценка их влияния на точность прогнозирования. Разработанная нейромодель отличается автоматизированным выбором оптимального набора входных переменных ИНС, что позволяет использовать модель для прогнозирования потребления электроэнергии в любой энергосистеме.

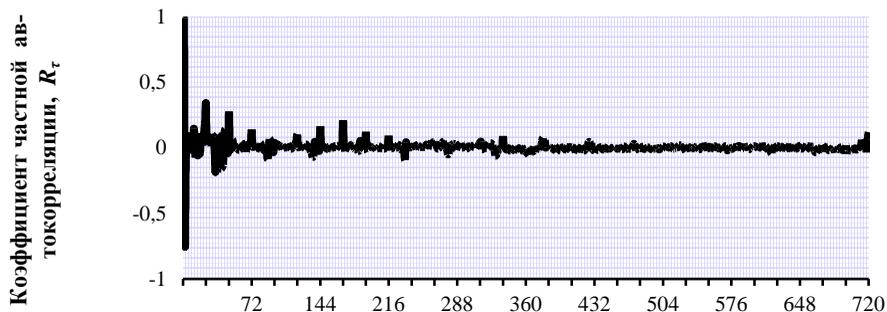
Для трехслойной сети ИНС, состоящей из одного входного, одного скрытого слоя и единственного нейрона выходного слоя, определены исходные весовые коэффициенты. В качестве процедуры обучения ИНС прямого распространения с «учителем» использован алгоритм обратного распространения ошибки. Коррекция весовых коэффициентов основывается на входах сети, выходном нейроне и дополнительной информации, которой являются известные фактические значения электрической нагрузки. Задача оптимизации заключается в нахождении таких значений весовых коэффициентов, при которых ошибка функционирования сети была бы минимальной:

$$\sum E_p \rightarrow \min.$$

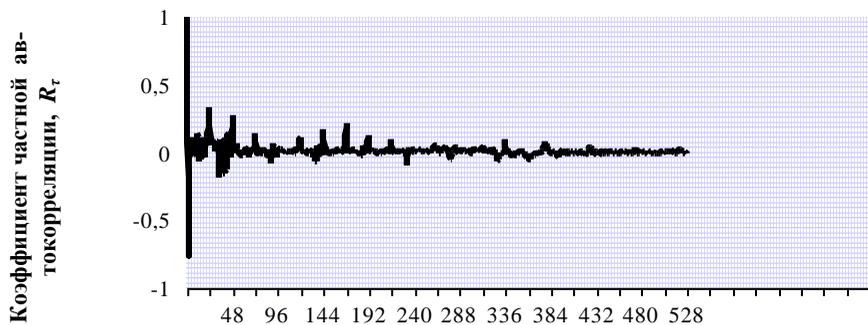
Основой процесса обучения ИНС для задач прогнозирования является корреляция между входными и выходными значениями. Определение набора входных данных направлено на использование малого объема ретроспективной информации, обеспечивающей требуемый уровень точности прогноза.

Для определения набора входных данных ИНС для краткосрочного прогнозирования электропотребления ЭЭС, с помощью программы «Statistica» построены и проанализированы графики частной автокорреляционной функции (ЧАКФ). Графики построены с количеством часов (шагов) 720, что соответствует числу часов в месяце, и с количеством часов (шагов) 528, что соответствует числу часов в рабочем месяце (за рабочие дни месяца – с понедельника по пятницу).

Для построения графиков использованы статистические данные по фактическому электропотреблению в МВт·ч действующей ЭЭС (на примере Самарской ЭЭС) за 2005 и 2006 г.г., полученные из филиала ОАО «СО ЕЭС» Самарское РДУ. Графики ЧАКФ представлены на рис. 1.



τ , час
а)



τ , час
б)

Рис. 1. График частной автокорреляционной функции

Наибольшие значения автокорреляционной функции на графике рис.1,а кратны значениям часа 24 и 168. И после значения 168 уменьшаются. Это говорит о сильном влиянии на график потребления электроэнергии потребления предыдущих суток, суток неделю и месяц назад. Влияние на уровень электропотребления оказывает и потребление электроэнергии в аналогичные сутки год назад. Набор входных данных – 5 значений фактического потребления электроэнергии.

Наибольшие значения автокорреляционной функции на графике рис.1,б также кратны значениям часа 24 и 168. И после значения 168 уменьшаются. Это говорит о сильном влиянии на график потребления электроэнергии, потребления предыдущих суток и суток неделю и год назад. Из графика на рис. 1,б видно, что набор входных данных – 4 значения фактического электропотребления.

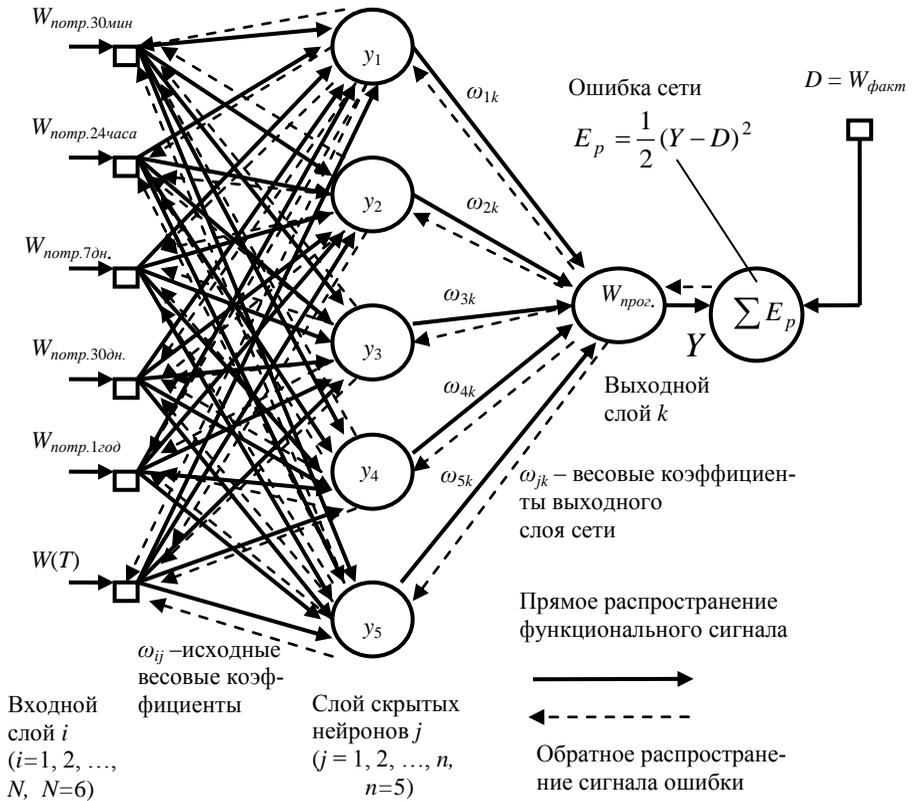


Рис. 2. Структура ИНС для прогнозирования электропотребления ЭЭС

Структура ИНС прямого распространения для краткосрочного прогнозирования электропотребления ЭЭС изображена на рис. 2.

Полученные коэффициенты частной автокорреляции приняты в качестве исходных (начальных) весов между входным и скрытым слоем ИНС. В работе для построения ИНС использован график ЧАКФ на рис. 1,а, т.е. за целый месяц. В связи с этим, набор входных данных ИНС для краткосрочного прогнозирования имеет следующий вид. Пять входных элементов для следующих значений фактического электропотребления: за 30 мин. до прогнозируемых суток, за сутки до прогнозируемых, за сутки неделю назад, за сутки месяц назад, за сутки год назад. Шестым входным элементом принята температура наружного воздуха для учета метеофакторов и повышения точности прогноза. Дополнительными факторами являются номер недели в году, номер дня недели, признак праздничных суток.

ИНС состоит из трех слоев, выполняющих различные функции. Входной слой состоит из 6 сенсорных элементов, которые связывают сеть с внешней средой. Второй слой является единственным скрытым слоем сети. Скрытый слой состоит из 5 нейронов. Этот слой выполняет нелинейное преобразование входного пространства в скрытое, за которым следует линейное отображение скрытого пространства в выходное. Количество нейронов скрытого слоя было определено эмпирически. Сравнение нейромоделей с разным количеством скрытых слоев и нейронов в скрытом слое и входном слое описывается в четвертой главе диссертации. На выходе – один нейрон.

Математическая модель этой ИНС описывается следующим выражением:

$$Y = W_{\text{прог.}} = \sum_{j=1}^n \omega_{jk} y_j, \quad (1)$$

где Y – выходной сигнал сети; $W_{\text{прог.}}$ – прогнозное значение электропотребления, в МВт·ч; ω_{jk} – весовые коэффициенты выхода сети; $j=1, 2, \dots, n$, $n = 5$ – количество нейронов в скрытом слое сети;

$$y_j = \varphi(\text{net}_j) = \varphi(\omega_{1j} W_{\text{нотпр.30мин.}} + \omega_{2j} W_{\text{нотпр.24часа}} + \omega_{3j} W_{\text{нотпр.7дн.}} + \omega_{4j} W_{\text{нотпр.30дн.}} + \omega_{5j} W_{\text{нотпр.1год}} + \omega_{6j} W(T)) -$$

выходы нейронов скрытого слоя; $\varphi(\text{net}_j) = \frac{1 - e^{-\text{anet}_j}}{1 + e^{-\text{anet}_j}}$ – сигмоидальная

функция (гиперболический тангенс) активации нейронов скрытого слоя; $a=1,7159$ – константа; net_j – состояние сети, т.е. взвешенная сумма нейронов входного слоя; $\omega_{ij} = \omega_{1j}, \omega_{2j}, \dots, \omega_{6j}$ – исходные (начальные) весовые коэффициенты между входным и скрытым слоем сети; $i=1, 2, \dots, N$, $N = 6$ – количество нейронов входного слоя; $W_{\text{нотпр.30мин}}$ – значение электропотребления за 30 минут до прогнозируемых суток, в МВт·ч; $W_{\text{нотпр.24часа}}$ – значение электропотребления за сутки до прогнозируемых, в МВт·ч; $W_{\text{нотпр.7дн}}$ – значение электропотребления неделю назад в аналогичные прогнозируемым сутки, в

МВт·ч; $W_{\text{нотр.30дн}}$ – значение электропотребления месяц назад в аналогичные прогнозируемым сутки, в МВт·ч; $W_{\text{нотр.1год}}$ – значение электропотребления год назад в аналогичные прогнозируемым сутки, в МВт·ч; $W(T)$ – зависимость электропотребления от температуры. Зависимость электропотребления от температуры наружного воздуха и определение значений весов ω_{ij} описывается в третьей главе диссертации.

В качестве функции активации $\varphi(\text{net}_j)$ нейронов сети выбрана сигмоидальная функция - гиперболический тангенс, так как использование этой функции ускоряет процесс обучения ИНС и дает лучшие результаты прогнозирования.

Согласно методу наименьших квадратов ошибка функционирования сети определяется по следующему выражению:

$$\sum E_p = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^n (Y_i - D_i)^2, \quad (2)$$

где Y_i – выход сети; $D_i = W_{\text{факт.}}$ – фактические значения электропотребления.

Исходные (начальные) веса между входным и скрытым слоем сети представляют собой коэффициенты частной автокорреляции (рис. 1,а). Весовые коэффициенты выходного слоя сети являются неизвестными. Определение этих весовых коэффициентов осуществляется методом линейной интерполяции.

Для определения значений весовых коэффициентов выхода сети по методу интерполяции были использованы статистические данные по электропотреблению действующей ЭЭС (на примере ЭЭС Самарской губернии), полученные из базы данных филиала ОАО «СО ЭЭС» Самарское РДУ за 2005 и 2006 г.г. Полученные значения исходных (начальных) весовых коэффициентов ИНС и весовых коэффициентов выхода сети для краткосрочного прогнозирования электропотребления ЭЭС представлены в табл. 1.

Таблица 1

Исходные весовые коэффициенты и весовые коэффициенты выхода сети ИНС

Обозначение весового коэффициента	Весовые коэффициенты	
	Начальные (исходные) ω_{ij}	Выхода сети ω_{jk}
1	2	3
ω_{11}	0,992	
ω_{21}	0,340	
ω_{31}	0,213	
ω_{41}	0,122	
ω_{51}	0,119	

Продолжение таблицы 1		
1	2	3
ω_{12}	0,118	
ω_{22}	0,280	
ω_{32}	0,124	
ω_{42}	0,020	
ω_{52}	0,079	
ω_{13}	0,146	
ω_{23}	0,142	
ω_{33}	0,094	
ω_{43}	0,021	
ω_{53}	0,182	
ω_{14}	0,116	
ω_{24}	0,105	
ω_{34}	0,026	
ω_{44}	0,018	
ω_{54}	0,078	
ω_{15}	0,092	
ω_{25}	0,037	
ω_{35}	0,013	
ω_{45}	0,017	
ω_{55}	0,088	
ω_{1k}		-1,257
ω_{2k}		-0,240
ω_{3k}		1,460
ω_{4k}		1,730
ω_{5k}		-0,534

В третьей главе проведен корреляционный и регрессионный анализ электропотребления и температуры наружного воздуха на основе статистических данных действующей ЭЭС (на примере ЭЭС Самарской губернии) за 2005-2007 г.г. с помощью программы «*Statistica 6.0*». Построены графики временных рядов электропотребления и температуры наружного воздуха по сезонам года (весна, лето, осень, зима), диаграммы рассеяния для каждого месяца с указанием значения коэффициента корреляции и уравнения регрессии. Для дальнейшего развития нейросетевого моделирования предложена методика учета температуры наружного воздуха при прогнозировании элек-

тропотребления региональной ЭЭС. С помощью программы «Statistica» описаны основные числовые характеристики рассматриваемых величин. Значения числовых характеристик приведены в таблицах 2-5.

Таблица 2
Значения числовых характеристик потребляемой мощности Р и температуры наружного воздуха Т в весенний период 2007 г. (март, апрель, май)

Месяц	Переменная	Описательные статистические характеристики			
		Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
Март	Потребляемая мощность Р, МВт	2826,95	2219,6	3479,15	267,72
	Температура Т, °С	-1,09	-17,00	16,00	5,61
Апрель	Потребляемая мощность Р, МВт	2571,00	1987,1	3027,82	244,64
	Температура Т, °С	6,89	-3,00	19,00	4,05
Май	Потребляемая мощность Р, МВт	2398,55	1846,8	2972,55	247,02
	Температура Т, °С	17,42	2,00	35,00	8,03

Таблица 3
Значения числовых характеристик потребляемой мощности Р и температуры наружного воздуха Т в летний период 2007 г. (июнь, июль, август)

Месяц	Переменная	Описательные статистические характеристики			
		Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
Июнь	Потребляемая мощность Р, МВт	2303,89	1816,6	2792,11	243,60
	Температура Т, °С	18,58	7,00	35,00	6,34
Июль	Потребляемая мощность Р, МВт	2364,00	1886,4	2771,39	223,57
	Температура Т, °С	21,66	12,20	35,00	4,04
Август	Потребляемая мощность Р, МВт	2414,43	1901,5	2872,21	236,31
	Температура Т, °С	24,07	12,00	35,00	4,74

Таблица 4

Значения числовых характеристик потребляемой мощности Р и температуры наружного воздуха Т в осенний период 2007 г. (сентябрь, октябрь, ноябрь)

Месяц	Переменная	Описательные статистические характеристики			
		Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
Сентябрь	Потребляемая мощность Р, МВт	2430,88	1941,6	2952,89	249,10
	Температура Т, °С	15,598	7,60	30,90	4,10
Октябрь	Потребляемая мощность Р, МВт	2697,84	2034,0	3264,28	290,34
	Температура Т, °С	7,41	-0,40	21,40	4,62
Ноябрь	Потребляемая мощность Р, МВт	2983,57	2267,2	3538,89	309,52
	Температура Т, °С	-3,46	-10,90	8,30	4,12

Таблица 5

Значения числовых характеристик потребляемой мощности Р и температуры наружного воздуха Т в зимний период 2007 г. (декабрь, январь, февраль)

Месяц	Переменная	Описательные статистические характеристики			
		Среднее	Минимум	Максимум	Стд. откл.
Декабрь	Потребляемая мощность Р, МВт	3158,71	2400,5	3662,56	305,53
	Температура Т, °С	-12,614	-23,40	1,30	5,73
Январь	Потребляемая мощность Р, МВт	2801,00	2053,3	3421,30	347,00
	Температура Т, °С	-1,40	-14,00	5,00	3,85
Февраль	Потребляемая мощность Р, МВт	3026,80	2448,6	3511,33	274,88
	Температура Т, °С	-11,52	-24,00	2,00	6,41

Форма и величина колебаний графика электропотребления в значительной степени зависят от внешних факторов. Существенное влияние на уровень потребления электроэнергии оказывают метеорологические факторы, в первую очередь, температура наружного воздуха. Для учета влияния температуры на электропотребление в прогнозной модели ИНС, выполняется описание зависимости этих переменных с помощью построения упорядоченного графика. График изображен на рис. 3.

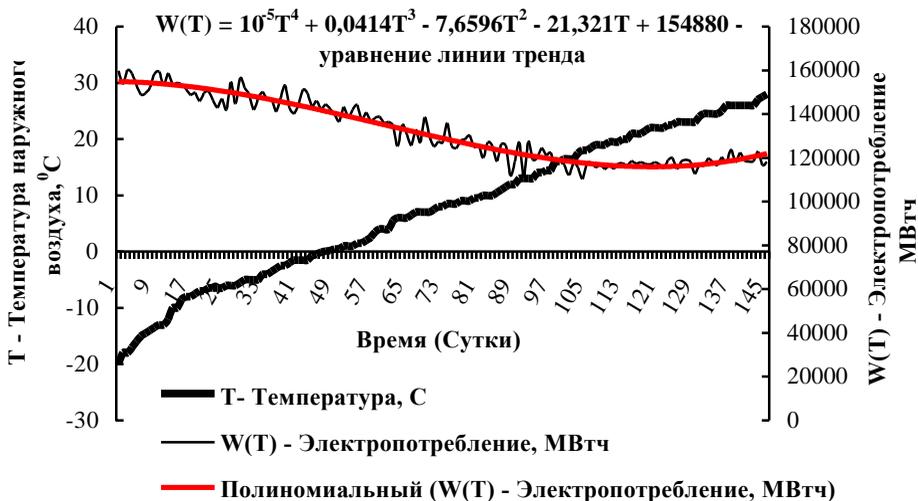


Рис. 3. Упорядоченный график зависимости электропотребления от температуры воздуха в энергосистеме за 2007 г.

График электропотребления аппроксимируется линией полиномиального тренда, уравнение которой приведено на графике. Это уравнение тренда подается на вход ИНС и по (1) позволяет учитывать влияние температуры при прогнозировании электропотребления.

Динамика влияния температуры наружного воздуха на электропотребление в ЭЭС Самарской области за 2005-2006 г.г. имеет одинаковые черты с динамикой этого процесса в 2007 г. За осенне-зимний период (отопительный сезон) 2007 года наблюдается наибольшее потребление электроэнергии, которое примерно в 2 раза превышает уровень электропотребления в остальные месяцы. В этот период при отклонении температуры на 5°C отклонение потребляемой мощности составило 292 МВт (табл. 2, 4, 5). В весенне - летний период при таком же отклонении температуры отклонение мощности составило 240 МВт (табл. 2, 3, 4). Общее отклонение электропотребления за год составило 10 % от общего потребления электроэнергии.

В качестве весовых коэффициентов ω_{6j} в (1) выступают коэффициенты корреляции, найденные при построении диаграмм рассеяния с помощью программного комплекса «Statistica 6.0». Полученные средние значения этих коэффициентов для энергосистемы следующие:

$$\omega_{61} = 0,036, \omega_{62} = 0,348, \omega_{63} = -0,136, \omega_{64} = 0,011, \omega_{65} = 0,065.$$

В четвертой главе представлен алгоритм и программа расчета прогнозных значений электропотребления ЭЭС с использованием ИНС. С помощью разработанной программы автоматизирован выбор оптимального на-

бора входных переменных ИНС, что позволяет использовать представленную модель ИНС для прогнозирования потребления электроэнергии в любой энергосистеме. Представлена блок - схема алгоритма и исходный текст программы. Исследованы нейромодели с разным количеством скрытых слоев и нейронов в скрытом и входном слое для оценки влияния изменения топологии сети на качество прогнозирования.

Метод краткосрочного прогнозирования электропотребления с использованием ИНС состоит из трех этапов: определение набора входных данных ИНС; построение и обучение сети; диагностика модели. Для практического использования метода разработана компьютерная программа, написанная в среде FANN (Fast Artificial Neural Network), для операционных систем Linux и Windows. С помощью этой программы проанализировано влияние изменения топологии сети на точность прогнозирования (табл. 6, 7).

Таблица 6

Нейронная сеть с двумя скрытыми слоями				
Количество нейронов на входе ИНС	Количество нейронов в скрытом слое ИНС		Длительность обучения (количество эпох)	Средняя ошибка, МВт·ч
	Слой № 1	Слой № 2		
5	2	2	20000	10470
5	3	3	20000	10115
5	4	4	20000	9525
5	5	5	20000	9180
6	5	5	20000	6135
6	6	6	20000	6500
6	7	7	20000	6300
6	8	8	20000	6920

Таблица 7

Нейронная сеть с одним скрытым слоем			
Количество нейронов на входе ИНС	Количество нейронов в скрытом слое ИНС	Длительность обучения (количество эпох)	Средняя ошибка, МВт·ч
5	2	20000	6980
5	3	20000	6743
5	4	20000	6350
5	5	20000	6125
6	5	20000	4083
6	6	20000	4340
6	7	20000	4265
6	8	20000	4620

Из таблиц 6 и 7 видно, что наилучшие результаты показала трехслойная нейросеть с пятью нейронами в скрытом слое и шестью – на входе. Следовательно, ввод параметра температуры на вход ИНС (сеть с шестью нейронами входного слоя) обеспечивает уменьшение ошибки прогноза примерно в 1,5 раза. Эта нейромодель - с шестью нейронами во входном слое, пятью в скрытом и одним нейроном в выходном слое, выбрана в качестве оптимальной сети для прогнозирования электропотребления ЭЭС. Критерий оптимальности – минимальное значение средней ошибки за период обучения. Все расчеты по прогнозированию электропотребления проводились на основании этой модели. В качестве обучающей выборки использовались статистические данные по электропотреблению действующей энергосистемы (на примере Самарской ЭЭС) за 2005 и 2006 г.г., в качестве проверочной (тестовой) выборки – данные за 2007 г. Построенная сеть делает предсказания значения электропотребления на сутки вперед, исходя из предыдущих (фактических) значений и учитывая влияние температуры наружного воздуха, сезонность и тип дня недели. Оптимальные значения параметров обучения составляют: коэффициент скорости обучения - $\eta = 0,1$; момент обучения - $\mu=0,5$; минимальное количество эпох – 20000.

Сравнения результатов прогнозирования электропотребления по каждому методу приведены в табл. 8 для количественной оценки, подтверждающей эффективность применения модели на основе ИНС.

Таблица 8

Сравнение результатов прогнозирования электропотребления ЭЭС (2007 г.)

Месяц 2007 г.	Погрешность прогнозирования в % от фактического значения		
	Метод Сааренда	Метод экспоненциального сглаживания	Метод ИНС
Январь	5,50	15,0	2,30
Февраль	9,00	11,4	1,97
Март	0,02	10,5	3,30
Апрель	6,00	12,2	1,95
Май	2,30	6,0	2,10
Июнь	1,10	14,5	1,96
Июль	3,20	8,3	1,94
Август	5,60	4,8	1,90
Сентябрь	6,10	7,6	1,95
Октябрь	9,20	20,4	1,80
Ноябрь	6,60	14,2	2,20
Декабрь	11,20	13,7	1,87
Среднее значение	5,50	11,5	2,10

Из табл. 8 видно, что средние значения погрешностей составляют соответственно: по методу Сааренда – 5,5 %, по методу экспоненциального сглаживания – 11,5 %, по методу ИНС – 2,1 %. При вводе в модель ИНС в качестве 6-го входного вектора параметра освещенности вместо температуры, анализ результатов показал, что погрешность прогноза при этом увеличивается, максимальное значение относительной погрешности составляет 8 %, минимальное – 2 %, среднее значение составляет 5 %. Для сравнения: при вводе температуры максимальное значение относительной погрешности прогноза – 3,7 %, минимальное – 0,6 %, среднее значение – 2,1 %.

Средняя погрешность прогноза электропотребления в абсолютных единицах составляет: по методу Сааренда – 222900 МВт·ч (5,5 %), по методу экспоненциального сглаживания – 466000 МВт·ч (11,5 %), по методу ИНС – 85100 МВт·ч (2,1 %). Наименьшую погрешность имеет метод на основе ИНС. Следовательно, его целесообразно использовать для прогнозирования электрической нагрузки в ЭЭС с целью повышения точности планирования оптимального режима энергосистемы.

В **Приложении 1** представлен исходный текст программы расчета прогнозных значений электропотребления ЭЭС методом на основе ИНС.

В **Приложении 2** представлены документы о внедрении результатов диссертационной работы.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Построена сетевая структура многослойной ИНС прямого распространения, состоящая из одного входного, одного скрытого слоя и единственного нейрона выходного слоя, и разработана математическая модель этой сети с учетом влияния температуры для краткосрочного прогнозирования электропотребления ЭЭС.

2. Определен набор входных данных ИНС на основе построения и анализа графика частной автокорреляционной функции для краткосрочного прогнозирования потребления электроэнергии с использованием статистических данных. Определены значения исходных весовых коэффициентов ИНС прямого распространения.

3. Разработана программа автоматизированного выбора оптимального набора входных переменных ИНС, позволяющая прогнозировать потребление электроэнергии в любой ЭЭС.

4. Проведены исследования нейромоделей с разным количеством скрытых слоев и нейронов в скрытом и входном слое для оценки влияния изменения топологии сети на точность прогнозирования электропотребления ЭЭС, и выбрана оптимальная модель ИНС – трехслойная ИНС с шестью нейронами на входе, пятью в скрытом и одним нейроном в выходном слое.

5. Проведен анализ влияния температуры на электропотребление ЭЭС и предложена методика учета температуры в прогнозной модели ИНС.

6. Разработан алгоритм и программный комплекс расчета прогнозных значений электропотребления ЭЭС с использованием ИНС.

ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

По перечню рецензируемых изданий ВАК

1. **Алексеева, И.Ю.,** Степанов, В.П., Ведерников, А.С. Метод экспоненциального сглаживания линии тренда временного ряда в сочетании с методом индексов сезонности при краткосрочном прогнозировании электропотребления // Сер. Технические науки, № 1. Вестник СамГТУ. – Самара: ГОУ ВПО «СамГТУ», 2008. – С. 137 - 143.
2. **Алексеева, И.Ю.,** Шелушенина, О.Н., Ведерников, А.С. Определение весовых коэффициентов нейронной сети прямого распространения при прогнозировании электропотребления Самарской энергосистемы // Известия вузов. Электромеханика. – Новочеркасск: ЮРГТУ (НПИ), 2009. – С. 32 - 33.
3. **Алексеева, И.Ю.,** Ведерников, А.С., Скрипачев, М.О. Прогнозирование электропотребления с использованием метода искусственных нейронных сетей // Сер. Технические науки. Вестник СамГТУ. – Самара: ГОУ ВПО «СамГТУ», 2010. – С. 135 - 138.

Публикации в других изданиях

4. **Алексеева, И.Ю.,** Ведерников, А.С., Бахонин, А.А. Прогнозирование режимных параметров и характеристик потребления электроэнергии на базе технологий искусственного интеллекта // Радиоэлектроника, электротехника и энергетика: Тезисы докладов XIV международной научно-технической конференции студентов и аспирантов. – М.: МЭИ, 2008. – С. 244 - 245.
5. **Алексеева, И.Ю.,** Степанов, В.П., Ведерников, А.С. Метод Сааренда в исследовании динамики бытового электропотребления населением г. Чапаевска Самарской губернии // Электротехнические системы и комплексы. – Магнитогорск: МГТУ, 2008. – С. 196 - 201.
6. **Алексеева, И.Ю.,** Ведерников, А.С. Использование нейротехнологий для повышения эффективности управления электротехническими комплексами в условиях функционирования оптового рынка электроэнергии // Диспетчеризация в электроэнергетике: проблемы и перспективы. Тезисы докладов V молодежной научно-практической конференции. – Казань: КГЭУ, 2011. – Т. II, С. 98 - 100.

АЛЕКСЕЕВА Инна Юрьевна

КРАТКОСРОЧНОЕ ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

АВТОРЕФЕРАТ диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук

Подписано в печать 26.06.2014. Формат 60x84 ¹/₁₆. Печать плоская. Усл. печ. л. 1,0.

Полиграфический центр «Бланк-Мастер», ИНН 632500467709, г. Сызрань, ул. Челюскинцев, 17.
Заказ 1098. Тираж 85 экз. 2014 г.