

На правах рукописи

ЗАИГРАЕВА ЮЛИЯ БОРИСОВНА

**НЕЙРОСЕТЕВЫЕ МОДЕЛИ ОЦЕНКИ И ПЛАНИРОВАНИЯ  
ПОТЕРЬ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ  
В ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ**

Специальности 05.14.02 – Электростанции и электроэнергетические  
системы

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Новосибирск – 2008

Работа выполнена в Государственном образовательном учреждении  
высшего профессионального образования  
«Новосибирский государственный технический университет»

- Научный руководитель: доктор технических наук, профессор,  
Манусов Вадим Зиновьевич
- Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор,  
Самородов Герман Иванович  
кандидат технических наук, доцент,  
Медведков Виталий Васильевич
- Ведущая организация: ЗАО «Региональные электрические сети»,  
г. Новосибирск

Защита состоится « 27 » ноября 2008 г. в 10 часов на заседании диссертационного совета Д 212.173.01 при Новосибирском государственном техническом университете по адресу: 630092, г. Новосибирск, пр. Карла Маркса, 20

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Новосибирского государственного технического университета.

Автореферат разослан 13 октября 2008 г.

Ученый секретарь  
диссертационного совета

Тимофеев И.П.

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

*Актуальность работы.* Федеральным законом «Об электроэнергетике» установлен переход к конкурентному оптовому и розничному рынкам электроэнергии в России в 2008 году. К основным вопросам, решаемым при формировании и дальнейшем совершенствовании рыночных отношений, относятся вопросы учета, планирования и нормирования потерь электроэнергии.

Стоимость потерь электроэнергии является одной из составляющих тарифов, которые контролируются государственными регулирующими органами. Энергоснабжающие организации должны обосновывать уровень потерь электроэнергии, которые целесообразно включить в тариф. Таким образом, энергопредприятиям необходимо знать ожидаемый уровень потерь электроэнергии. В этой ситуации актуальной становится задача качественного прогноза коммерческих потерь электроэнергии, являющимися прямыми финансовыми убытками энергоснабжающих и сетевых компаний.

Задачи оценки потерь электроэнергии на оптовом рынке связаны с проблемой неполноты, неточности и неопределенности значительной части информации. Введение автоматизированной информационно-измерительной системы коммерческого учета электроэнергии в процессе реформирования позволило частично решить проблему качества, полноты и достоверности информации. Информационные возможности открывают путь применения новых методов оценки потерь мощности.

До настоящего времени разработано значительное число методов, алгоритмов и программ расчета, нормирования и анализа технических потерь электроэнергии, в которых используется небольшое количество данных, влияющих на потери. Несмотря на значительные достижения, актуальной остается проблема учета действия большого числа факторов для обеспечения адекватности модели реальным процессам функционирования сложных электроэнергетических систем. Необходимо также отметить, что рыночные отношения требуют повышения точности прогноза и планирования потерь.

Различным аспектам проблем расчета режимов и потерь электроэнергии посвящены работы В.Н. Казанцева, В.И. Идельчика, Д.А. Арзамасцева, Ю.С. Железко, В.Э. Воротницкого, А.С.Бердина, А.В. Паздерина, Т.А. Филипповой, А.З. Гамма, П.И. Бартоломея, А.Г. Фишова, Г.Е. Поспелова, В.Г. Курбацкого, О.Н. Войтова, А.В. Липеса, В.Г. Пекелис, А.А. Потербича и др.

При решении задачи планирования потерь электроэнергии в условиях неопределенности значительной части информации необходимо учитывать влияние большого числа факторов на данный параметр и ужесточение требований к оперативности расчетов. В результате приходится сталкиваться с объективными трудностями построения и применения математических моделей, использующих язык традиционной математики. Это является причиной создания интеллектуальных систем, позволяющих преодолеть трудности, возникающие при моделировании сложных систем. Один из таких методов основан на применении искусственных нейронных сетей.

В данной работе представлены результаты исследований и практические

методы решения задач оценки потерь электроэнергии в электрических сетях энергосистемы на базе нейротехнологий с более полным учетом факторов неопределенности. Это говорит об актуальности работы, результаты которой позволяют создать научные основы и методические принципы нейромоделирования режимных параметров и характеристик.

**Целью работы** является разработка моделей оценки потерь мощности и электроэнергии в электрических сетях энергосистемы на основе нейротехнологий, что значительно повышает точность планирования потерь и позволяет более достоверно решать плановые задачи технического, экономического и коммерческого содержания.

#### **Задачи исследования:**

1. Анализ методов оценки и планирования потерь электроэнергии и обоснование возможности применения современных технологий искусственного интеллекта.

2. Исследование этапов построения модели искусственных нейронных сетей и их использования в задачах оценки при планировании потерь мощности и электроэнергии.

3. Разработка оптимальной нейросетевой процедуры оценки при планировании потерь мощности и электроэнергии для различных структур объектов моделирования и определение значимости влияния факторов на результат оценки потерь.

4. Разработка подходов к оценке при планировании потерь мощности и электроэнергии на базе нечетких нейронных сетей в условиях неопределенности информации и формирование рекомендаций по выбору параметров нейромодели.

5. Сравнительный анализ основных методов оценки при планировании потерь мощности с методами, основанными на базе нейронных сетей.

6. Исследования способов адаптации построенной и обученной искусственной нейронной сети при изменении оперативного состояния схемы.

#### **Методы исследования.**

Для решения поставленных задач в работе использовались вероятностно-статистические методы, алгоритмы и процедуры технологий искусственного интеллекта. Для выполнения экспериментальных исследований и практических расчетов применялись современные программы-нейроимитаторы.

#### **Научная новизна.**

1. Предложена методология оптимального построения модели оценки потерь мощности и электроэнергии на базе искусственных нейронных сетей совместно с генетическим алгоритмом, что обеспечивает значительное упрощение решений этой задачи и существенно повышает точность планирования за счет учета множества факторов.

2. Разработана и оптимизирована нейросетевая процедура оценки при планировании потерь мощности с точки зрения архитектуры, функции активации и алгоритма обучения искусственных нейронных сетей, позволяющая эф-

фактивно учесть особенности и факторы моделей оценки потерь мощности для различной сложности объектов.

3. Выполнены исследования эффективности применения нечетких нейронных сетей в оптимальной нейросетевой процедуре, позволяющие уточнить задачу оценки при планировании в условиях неопределенности и с учетом экспертных оценок.

4. Исследована задача пластичности и стабильности нейросетевой модели на примере её адаптации к структурным изменениям электрической схемы электроэнергетической системы при оперативных и ремонтных переключениях.

5. Выполнен сравнительный анализ эффективности применения вероятностного метода и нейросетевых алгоритмов в задачах оценки потерь мощности, доказывающий целесообразность применения последних за счет моделей более высокой точности.

***Практическая значимость работы*** заключается в следующем:

1. Разработанные методики и алгоритмы могут быть использованы для решения задач оценки при планировании потерь мощности в электроэнергетических системах, межсистемных электрических сетях, энергоснабжающих организациях.

2. Получены обобщенные количественные оценки эффективности и достоверности предложенной методики. На основании данных реального объекта получена оценка потерь мощности с помощью нейросетевой модели и даны практические рекомендации по выбору оптимальных выборок, архитектуры и размера скрытого слоя, алгоритма обучения искусственных нейронных сетей.

3. Доказана эффективность нейромоделирования по сравнению с другими методами расчета, позволяющая повысить точность планирования в условиях дефицита ретроспективной информации и учесть действие большего числа факторов для обеспечения адекватности модели реальным процессам.

4. Предложенные модели нейросетевого планирования потерь мощности и электроэнергии использованы в учебных дисциплинах “Математическое моделирование”, “Методы оптимизации систем электроснабжения”, “Системный анализ”, в бакалаврском и дипломном проектировании.

***Достоверность результатов***, полученных в диссертации, определяется: теоретически обоснованным применением искусственных нейронных сетей; использованием вероятностно-статистических методов; большим количеством вычислительных экспериментов, выполненных по реальным и тестовым схемам; широким использованием современных информационных технологий; применением программ расчета установившихся режимов сетей.

***Основные положения диссертации, выносимые на защиту:***

1. Математические модели оценки при планировании потерь мощности и электроэнергии, построенные на базе нейротехнологий для различных по сложности объектов и разного класса напряжения.

2. Методика построения нейромоделей и рекомендации по оптимизации ее параметров.

3. Сравнительный анализ точности и достоверности вероятностного метода оценки потерь мощности с нейросетевыми технологиями.

4. Способы адаптации построенной и обученной искусственной нейронной сети к изменениям оперативного состояния электрической схемы.

5. Математические модели оценки при планировании потерь мощности на базе нечетких нейронных сетей в условиях неопределенности и сравнительный анализ точности оценки с помощью нейросетевой и нечеткой моделей.

6. Обобщенные количественные оценки, подтверждающие эффективность применения предложенных моделей и методов.

### ***Апробация работы.***

Полученные результаты исследования и основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на: семинаре «Методы и проблемы моей диссертации» (НГТУ, г. Новосибирск, 2003 г.), семинарах «Дни науки» (НГТУ, г. Новосибирск, 2003 г., 2004 г. (грант факультета энергетики НГТУ)), Всероссийской научной конференции молодых ученых «Наука, технологии, инновации» (НГТУ, г. Новосибирск, 2003 г. (диплом I степени)), Всероссийских научно-технических конференциях «Энергия: от получения и распределения до эффективного использования» (ТПУ, г. Томск, 2006 г., 2008 г.), 12<sup>ой</sup>, 13<sup>ой</sup> всероссийских научно-технических конференциях «Энергетика: Экология, Надежность, Безопасность» (ТПУ, г. Томск, 2006 г., 2007).

***Публикации:*** По теме диссертации опубликовано 15 печатных работ, из них 2 статьи в изданиях, входящих в перечень рекомендованных ВАК РФ, 13 докладов в материалах международных и всероссийских конференций.

***Структура и объем работы.*** Диссертация содержит 183 страницы основного текста, 49 иллюстраций, 28 таблиц и список используемых источников, включающий 136 наименований. Содержание работы разделено на введение, пять глав, заключение и приложений.

## **ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ**

Во ***введении*** обоснована актуальность темы диссертации, сформулированы цель и задачи исследования, определены научная новизна и практическая ценность работы, дана общая характеристика полученных результатов.

В ***первой главе*** дана постановка задачи оценки, планирования потерь электроэнергии (ЭЭ) в электрических сетях субъектов оптового и розничного рынков электроэнергии.

Представлен обзор литературы по проблемам расчета, анализа, планирования, нормирования потерь ЭЭ. Отмечено, что существующие методы не удовлетворяют предъявляемым электроэнергетическим рынком требованиям. В частности, методы не в состоянии учитывать множество факторов, влияющих на технологический расход ЭЭ (конфигурацию схем распределительных сетей и параметры ее элементов, характер подключения нагрузки, степень компенсации реактивной мощности, фактическое состояние ЭЭС и т.д.), работать в условиях неопределенности значительной части информации. Законченных науч-

ных рекомендаций для решения этих проблем в литературе в настоящее время нет. В имеющихся публикациях показана необходимость разработки методики, которая будет учитывать особенности сложившейся ситуации.

Проведенный анализ современных отечественных программно-вычислительных комплексов по расчету и нормированию потерь ЭЭ показал отсутствие эффективной предварительной обработки исходной информации и слабую практику применения современных методов расчета параметров. По этим причинам использование *технологий искусственного интеллекта* (ТИИ) становится не просто целесообразным, но и необходимым условием для получения корректных результатов расчётов.

В главе подробно представлены результаты обзора отечественной и зарубежной научно-технической литературы по вопросу применения нейротехнологий для решения задач нормирования, расчета и анализа потерь ЭЭ, который подтверждает развитие применения ТИИ для рассматриваемых задач и показывает преимущества данного математического аппарата. Но в настоящее время не разработаны оптимальные нейросетевые процедуры прогнозирования, анализа, нормирования режимных параметров и характеристик, нет общего подхода, который бы позволил достаточно прозрачно описать параметры нейромоделей в зависимости от режима работы *электроэнергетических систем* (ЭЭС).

Таким образом, обоснована необходимость: исследования вопросов применения *искусственных нейронных сетей* (ИНС) при построении модели оценки потерь мощности; проведения прикладных исследований, направленных на анализ значимости влияния факторов на результат определения потерь ЭЭ; конкретизацию этапов построения нейросетевой модели и оптимизации ее параметров для различных структур объектов моделирования; выявление условий применения данной модели в зависимости от электрической схемы, режимов её работы и вида исходной информации.

Во *второй главе* выполнен анализ методов расчета технических потерь, как наиболее сложных для представления в форме, ясной для сотрудников контролирующих органов.

Дано обоснование применения математического аппарата ИНС для моделирования процессов в ЭЭС. В настоящее время основным формализованным средством анализа функционирования и управления режимами ЭЭС является математическое моделирование, основу которого составляет совокупность математических моделей, адекватно отражающих исследуемые процессы. Повышение сложности ЭЭС, тенденция к комплексному рассмотрению процессов, происходящих в них, и ужесточение требований к оперативности расчетов приводит к объективным трудностям построения и применения математических моделей, использующих язык традиционной математики. Существует противоречие современного моделирования между необходимостью учета действия большого числа факторов для обеспечения адекватности модели реальным процессам и необходимостью быстрого получения достоверного результата. В результате применение традиционных многомерных нелинейных моделей оказывается малоэффективным, а зачастую невозможным. Этим обосновывается необходимость применения ИНС для построения модели оценки при планиро-

вании потерь мощности в электрических сетях энергосистемы.

Рассмотрены основные положения теории ИНС и выявлены преимущества их применения:

- отсутствие необходимости построения математической модели анализируемого процесса;
- способность восстанавливать нелинейные функциональные зависимости между изучаемыми параметрами (характеристиками);
- эффективная работа в условиях неполноты исходной информации;
- возможность использования малых обучающих выборок;
- быстрый отклик обученной ИНС на поступление текущей информации (на уровне обработки данных телеизмерений существующими способами);
- обеспечение практически полного режимного диапазона работы электрической сети;
- учет практически неограниченного количества факторов;
- высокая степень адекватности режимов сети;
- путем самообучения происходит автоматическая адаптация модели.

При рассмотрении общих положений ИНС представлен сравнительный анализ способов их моделирования, результаты которого показали, что наиболее эффективным является применение программ-нейроимитаторов, которые включают в себя набор базовых операций по созданию, обучению и манипулированию ИНС, исходными данными, параметрами нейросетей.

В *третьей главе* исследуются вопросы, связанные с выбором критериев определения оптимальных входного вектора, объема выборки, архитектуры, функции активации и алгоритма обучения ИНС, разрабатывается оптимальная нейросетевая процедура оценки потерь мощности, определяются факторы, влияющие на потери мощности в электрических сетях при решении задачи планирования. Осуществляется построение трех моделей оценки потерь мощности в электрических сетях на примере 4-узловой, 57-узловой, 118-узловой тестовых схем и исследуются вопросы значимости влияния переменных на результат, зависимости размеров ИНС, функции активации и алгоритма обучения от структуры электрической схемы.

Создание ИНС в диссертационной работе осуществляется с помощью программы-нейроимитатора *Statistica Neural Networks (SNN)*, которое предполагает выполнение этапов, представленных на рис. 1.



Рис. 1. Этапы создания нейромодели.



Под формулированием задачи в нейросетевом базисе понимается определение смысла, вкладываемого в компоненты входного и выходного векторов. В главе дан обзор отечественной и зарубежной литературы, касающийся вопросов выбора входного вектора нейромодели для задач расчета, анализа и нормирования потерь ЭЭ. В главе сформированы факторы для модели оценки потерь ЭЭ для основных классов напряжения с учетом природы потерь.

Входной вектор нейромодели оценки при планировании потерь мощности для тестовых схем включает в себя режимные параметры (потребляемые активная и реактивная мощности, среднее и среднеквадратическое отклонение напряжения по сети). В предлагаемой модели приняты допущения постоянства параметров схем замещения и оперативного состояния схем. Моделирование выборки производится путем изменения мощности нагрузки в узлах, распределенных по нормальному закону.

Для определения оптимального входного вектора используются методы понижения размерности и отбора данных, реализованные в SNN: тестирование переменных с помощью проб и ошибок, генетический алгоритм, алгоритмы пошагового включения и исключения переменных. В работе предложено отказаться от использования количественных значений показателей значимости и действовать на качественном уровне, путем обучения большого числа ИНС с последующим сокращением числа входных сигналов. В результате чего формируется набор ИНС, решающих задачу с нужной точностью на меньших наборах входных сигналов. Результаты применения методов понижения размерности и отбора данных представлены на рис. 2. Уровень значимости и ранг переменной тем выше, чем чаще она используется в качестве входного сигнала.

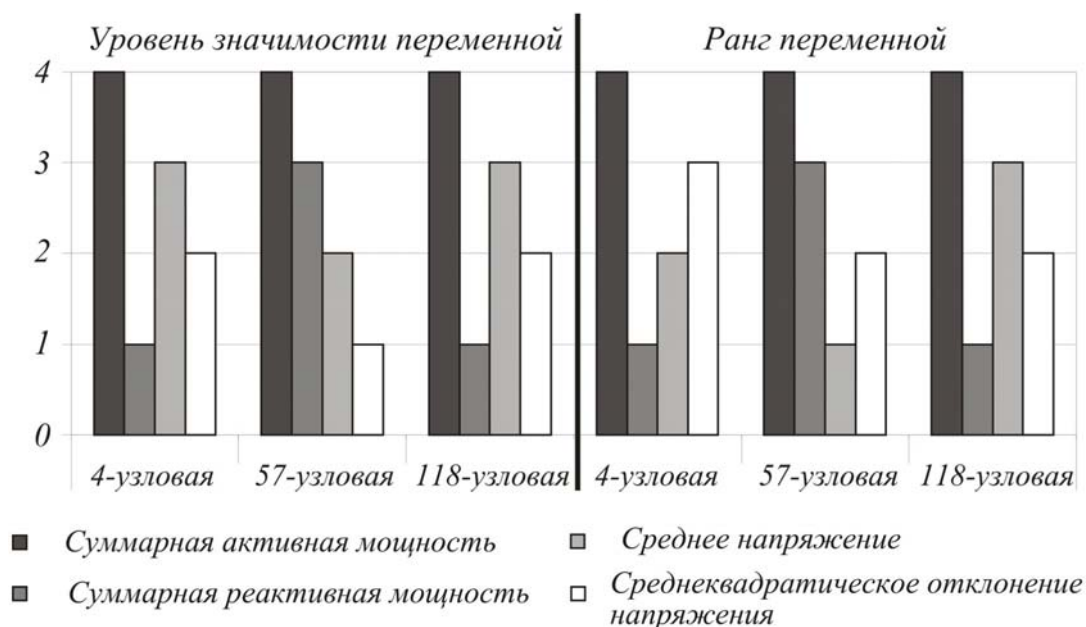


Рис. 2. Гистограмма уровней значимости и рангов входных переменных.

Анализ полученных результатов показал:

- для электрических схем, в которых 50 % и менее узлов являются нагрузочными, оптимальный набор входных переменных состоит из суммарной активной мощности и среднего напряжения сети, в ином случае оптимальный входной вектор включает суммарные активную и реактивную мощности;

- наиболее значимым по влиянию на результат входным параметром является суммарная активная мощность.

Формирования тестовой и обучающей выборки (ОВ) подразумевает под собой определение репрезентативности этих выборок. Тестовая выборка используется для проверки адекватности построенной модели, поэтому следует отвергнуть гипотезу о том, что ее объем недостаточен для ее представительности. Репрезентативность ОВ зависит от ее структуры и объема. Структура характеризуется параметрами: полнотой, равномерностью, противоречивостью и повторяемостью. Для проверки гипотезы о достаточности объема выборки необходимо применить теорию "кривых обучения", т.е. интер- и экстраполяцию графиков ошибок обучения и обобщения, построенных по нескольким экспериментальным точкам, и поиск областей минимумов или асимптотических приближений кривых друг к другу. Ошибкой обучения называется достигнутая после обучения точность решения примеров ОВ. Ошибкой обобщения называется точность решения примеров независимой тестовой выборки. На рис. 3 представлены "кривые обучения" для рассматриваемых примеров.

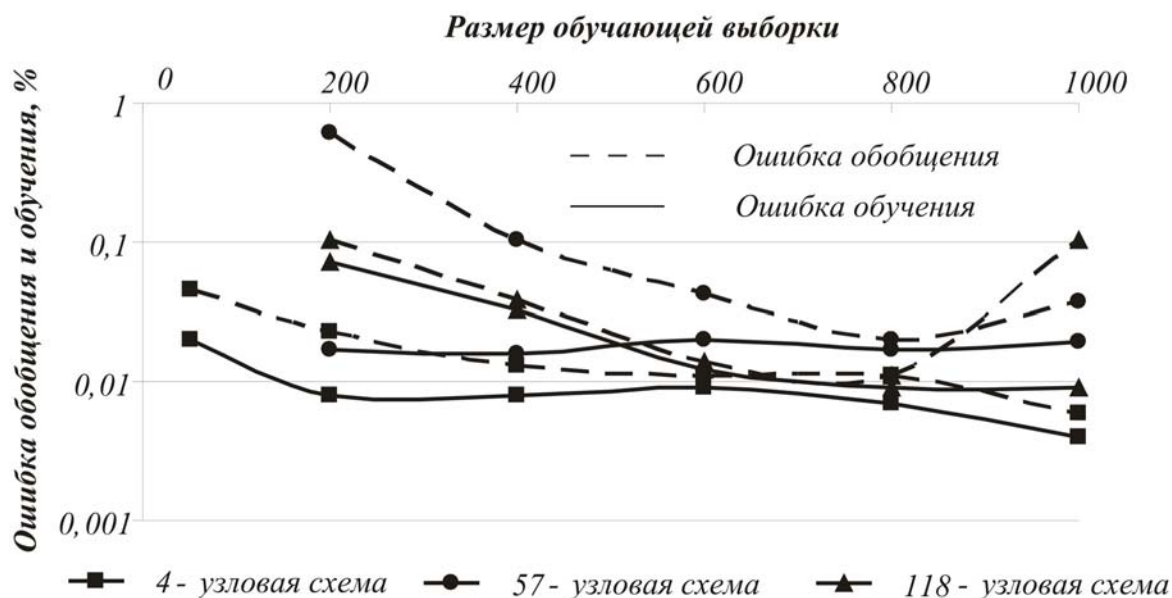


Рис. 3. Зависимость ошибок обучения и обобщения от объема выборки.

Анализ полученных результатов показал, что объемы контрольной и тестовой выборок составил 20 % от общего, оптимальный объем ОВ для рассматриваемых моделей пропорционален количеству узлов в схеме.

Проведен обзор архитектур ИНС, применяемых в задачах электроэнергетики и подробно рассмотрены те из них, которые предназначены для задач оценки, к ним относятся *многослойный перцептрон* (MLP<sup>1</sup>), *радиально базисная функция* (RBF<sup>2</sup>) и *обобщенно-регрессионная сеть* (GRNN<sup>3</sup>). При применении ИНС важной задачей является нахождение оптимального размера сети – такого числа скрытых слоев и нейронов, которые дадут максимум обобщающих способностей. Для решения этой задачи используется парадигма "кривых обуче-

<sup>1</sup> Multilayer Perceptrons – многослойный перцептрон

<sup>2</sup> Radial Basis Functions – радиальная базисная функция

<sup>3</sup> Generalized Regression Neural Networks – обобщенно-регрессионная нейронная сеть

ния" зависимостей ошибок обучения и обобщения от размеров ИНС. Оптимальному размеру соответствуют локальные минимумы или моменты выхода графиков на асимптоты точности.

Установлено, что оптимальное количество нейронов в скрытом слое MLP для задачи оценки потерь мощности зависит от количества узлов в схеме и соотношения нагрузочных узлов к общему, находится в диапазоне 8 – 14 скрытых нейронов. Оптимальное количество нейронов в скрытом слое RBF зависит от объема ОБ и примерно равно 40 скрытым нейронам при объеме выборки в 1000 наблюдений. Доказано, что применение GRNN нецелесообразно, так как погрешности обобщения данного вида сетей в несколько раз больше погрешностей моделей, построенных на базе MLP и RBF.

Подробно рассмотрены те функций активаций, которые применяются в задачах оценки, к ним относятся линейная, логистическая, гиперболическая. На рис. 4 представлены графики изменения величины погрешностей обучения и обобщения в зависимости от применяемой функции активации в MLP.

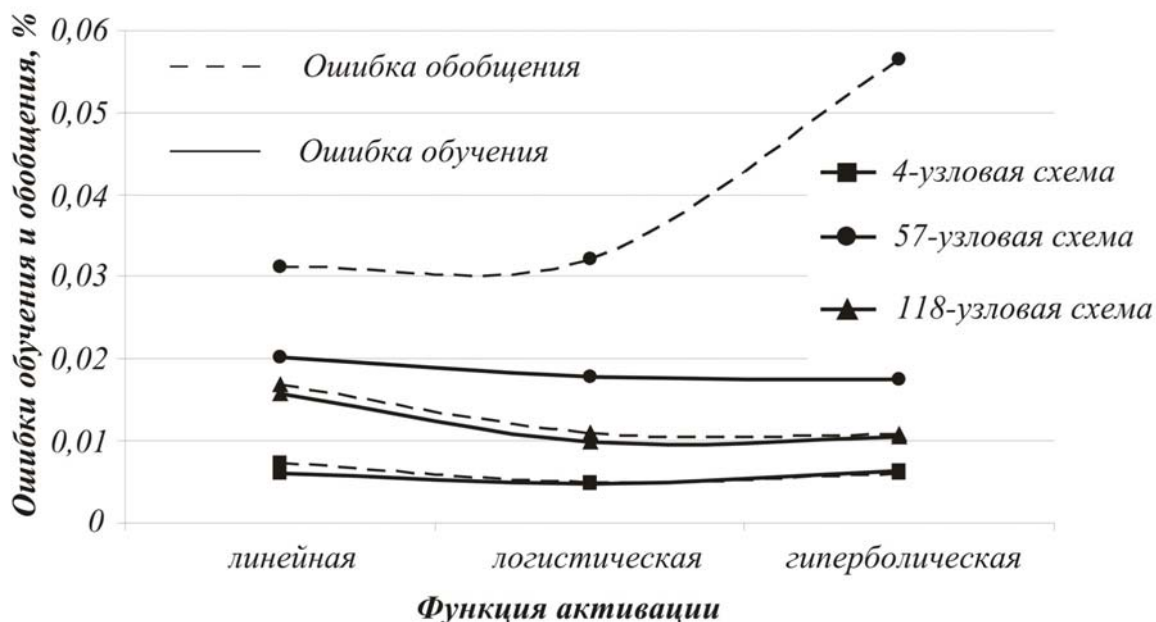


Рис. 4. Зависимость ошибок обучения и обобщения от вида функции активации.

Установлено, что в моделях оценки потерь мощности целесообразно применять логистическую и гиперболическую функции активации.

С точки зрения математики, обучение является задачей минимизации множества функций многих переменных. Анализ обучения ИНС различными алгоритмами выявил необходимость применения принципа достаточности. Эффективность алгоритмов обучения проверяется на тестах, т.е. они сравниваются по количеству циклов обучения, количеству расчетов значения целевой функции, количеству знакопеременных произведений, чувствительности к локальным минимумам и т.п. Результаты сравнительного анализа различных алгоритмов обучения построенных ИНС представлены на рис. 5. Доказано, что: алгоритм "быстрое распространение" не эффективен из-за большой погрешности обобщения; алгоритмы "обратное распространение", Левенберга-Марквардта и квази-Ньютона дают допустимую погрешность обобщения. Не-

достатком "обратного распространения" является использование большого количества итераций. Наименьшая погрешность получена с помощью алгоритма Левенберга-Марквардта, но в сравнении с другими методами он является наиболее продолжительным по времени обучения.

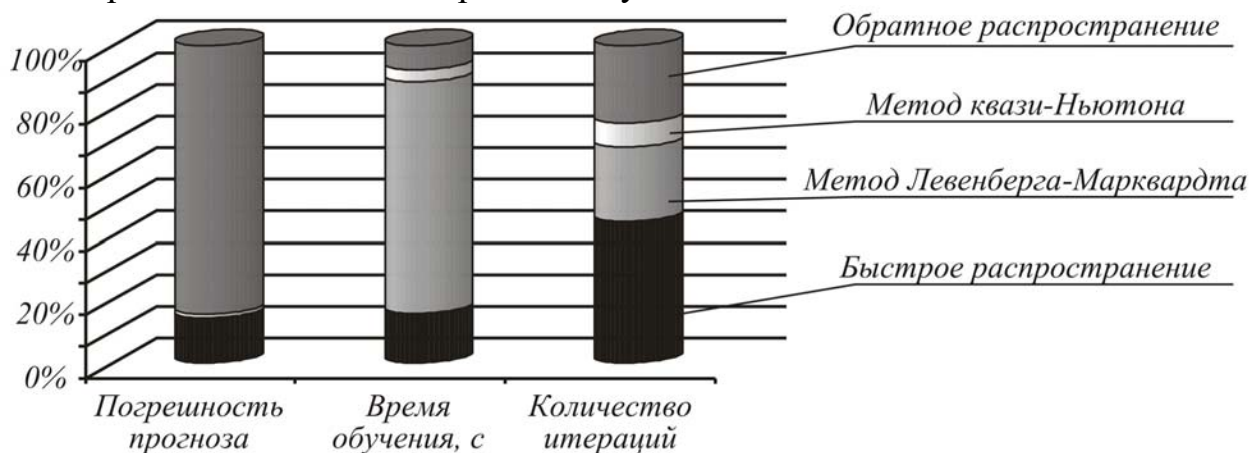


Рис. 5. Сравнительный анализ алгоритмов обучения ИНС.

Преимущество применения алгоритма квази-Ньютона объясняется его быстрой сходимостью и допустимой ошибкой, поэтому рекомендован к использованию при оптимизации параметров ИНС.

В *четвертой главе* построена математическая модель оценки при планировании потерь мощности и электроэнергии для энергетического предприятия, основанная на базе нейротехнологий. Проведен сравнительный анализ вероятностно-статистического метода (планирование эксперимента) и нейротехнологий на примере построения модели оценки потерь мощности в электрических сетях сетевого предприятия. Исследуется вопрос адаптации ИНС к изменениям оперативного состояния электрической схемы рассматриваемого объекта.

В главе определена регрессионная зависимость нагрузочных потерь, возникающих в сети напряжением 750 кВ, от напряжения в базисном узле и передаваемых активной и реактивной мощностей системы в целом. Гипотеза об адекватности регрессионного полинома истинной функциональной связи не противоречит расчетным данным с уровнем значимости 0,05:

$$\Delta P = 130020 - 3.4 \cdot 10^{-3} \cdot P_{\text{потр}} + 8.4 \cdot 10^{-4} \cdot Q_{\text{потр}} + 2.1 \cdot 10^{-7} \cdot P_{\text{потр}}^2. \quad (1)$$

Доказано, что в сравнении с вероятностным методом нейротехнологии дают меньшую погрешность, т.к. погрешность обобщения, полученная с применением планирования эксперимента составила: средняя – 9,348 %, среднеквадратическая – 2,283 %; на базе ИНС: средняя – 0,5 %; среднеквадратическая – 2,0 %.

В главе применена разработанная оптимальная нейросетевая процедура для построения нейромодели оценки при планировании потерь мощности для сетевого предприятия, которое характеризуется наличием сетей разного класса напряжения, что повлияло на параметры нейронной сети.

Нейромодели характеризуют связи потерь мощности со следующими факторами: потребляемыми активной и реактивной мощностями, и средними в сети напряжениями. Модели оценки при планировании потерь мощности реше-

ны для сетевого предприятия в целом и для основных классов напряжения в отдельности (750 кВ, 500 кВ, 330 кВ). В табл. 1 представлены входной и выходной векторы нейромодели оценки потерь мощности для сетевого предприятия.

Таблица 1

Входные и выходные векторы нейромодели оценки потерь мощности

Напряжение сети	Входные переменные						Выходные переменные
	$P_{\text{потр.}}$	$Q_{\text{потр.}}$	$U_{750}$	$U_{500}$	$U_{330}$	$U_{220}$	$\Delta P$
Схема	$P_{\text{потр.}}$	$Q_{\text{потр.}}$	$U_{750}$	$U_{500}$	$U_{330}$	$U_{220}$	$\Delta P_{\text{тр}}$
750 кВ	$P_{\text{потр.}}$	$Q_{\text{потр.}}$	$U_{750}$	–	–	–	$\Delta P_{750}$
500 кВ	$P_{\text{потр.}}$	$Q_{\text{потр.}}$	–	$U_{500}$	–	–	$\Delta P_{550}$
330 кВ	$P_{\text{потр.}}$	$Q_{\text{потр.}}$	–	–	$U_{330}$	–	$\Delta P_{330}$

Входные переменные по значимости их влияния на результат (рис. 6), определенной на основании применения методов понижения размерности и отбора данных, следует разместить в последовательности: среднее напряжение 500 кВ; суммарная активная мощность; суммарная реактивная мощность; средние по сети напряжения 750, 330 и 220 кВ. Напряжение 500 кВ явилось самым значимым, так как линии этого напряжения наиболее протяженные.

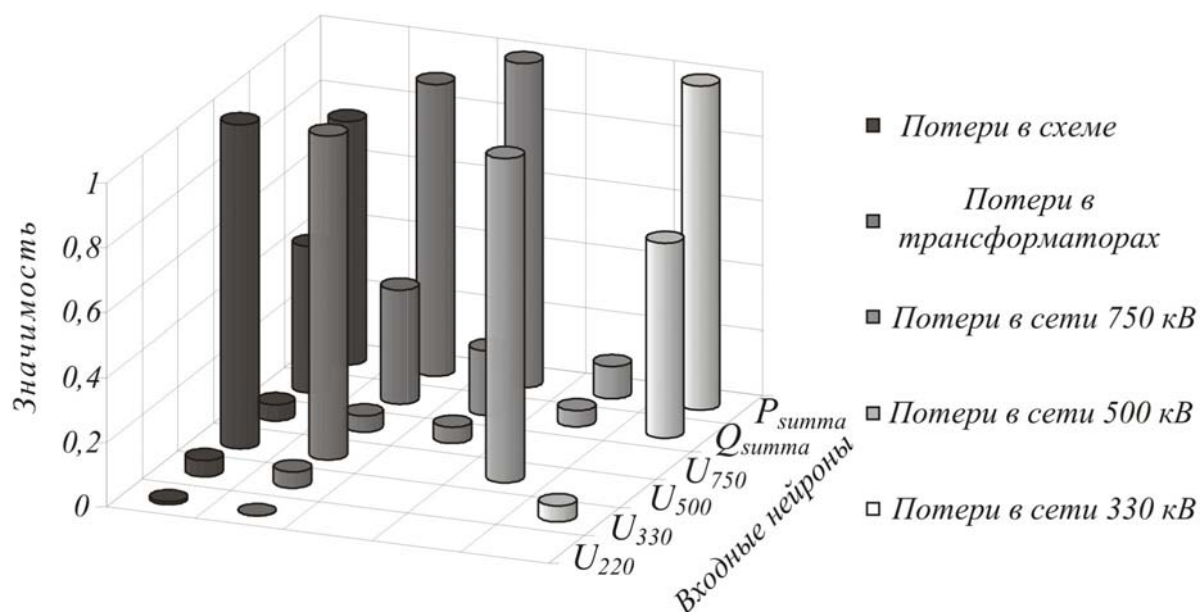


Рис. 6. Значимость влияния входных переменных на результат.

Установлено, что оптимальные размеры скрытых слоев для модели оценки потерь мощности в электрических сетях и трансформаторах сетевого предприятия составили 10 – 12 скрытых нейронов для моделей на базе MLP и 50 скрытых нейронов на базе RBF. Анализ полученных результатов позволил сделать выводы о том, что размеры скрытых слоев MLP, содержащие во входном векторе напряжение 500 кВ, включают 10 скрытых нейронов, в иных случаях количество скрытых нейронов – 12. Размер скрытого слоя RBF не зависит от состава входного вектора, определяется объемом выборки. В табл. 2 представлены погрешности обучения и обобщения, рассматриваемых нейромодели, верхние значения соответствуют MLP, нижние – RBF.

Таблица 2

Ошибки обучения и обобщения MLP и RBF с оптимальным количеством скрытых нейронов

Наименование задачи	Количество скрытых нейронов	Ошибка обучения, %		Ошибка обобщения, %	
		Среднее	Среднеквадрат. отклонение	Среднее	Среднеквадрат. отклонение
Потери в схеме	10	$1,46 \cdot 10^{-4}$	1,685	0,062	1,994
	50	$5,1 \cdot 10^{-10}$	1,935	0,115	2,031
Потери в трансформаторах	12	$3,08 \cdot 10^{-4}$	0,638	0,148	0,972
	50	$1,9 \cdot 10^{-9}$	1,972	0,128	2,129
Потери в сети 750 кВ	12	$3,97 \cdot 10^{-8}$	1,008	0,754	2,344
	50	$6,1 \cdot 10^{-12}$	2,011	0,234	2,083
Потери в сети 500 кВ	10	$1,25 \cdot 10^{-4}$	1,418	0,119	2,120
	50	$5,1 \cdot 10^{-14}$	2,079	0,058	1,813
Потери в сети 330 кВ	12	$5,55 \cdot 10^{-6}$	1,372	0,033	2,048
	50	$6,1 \cdot 10^{-12}$	2,016	0,202	2,084

Определено, что оптимальными функциями активации MLP для модели оценки потерь мощности являются гиперболическая и логистическая. Следует отметить, что для MLP, содержащих 10 скрытых нейронов, оптимальной является гиперболическая функция активации, в ином случае логистическая.

Исследован вопрос эффективности применения различных алгоритмов обучения. На рис. 7 представлены графики обучения MLP с применением представленных в SNN алгоритмов, которые построены по данным средних погрешностей обучения. Также построена прямая, определяющая фиксированное значение погрешности равное 0,001 %.

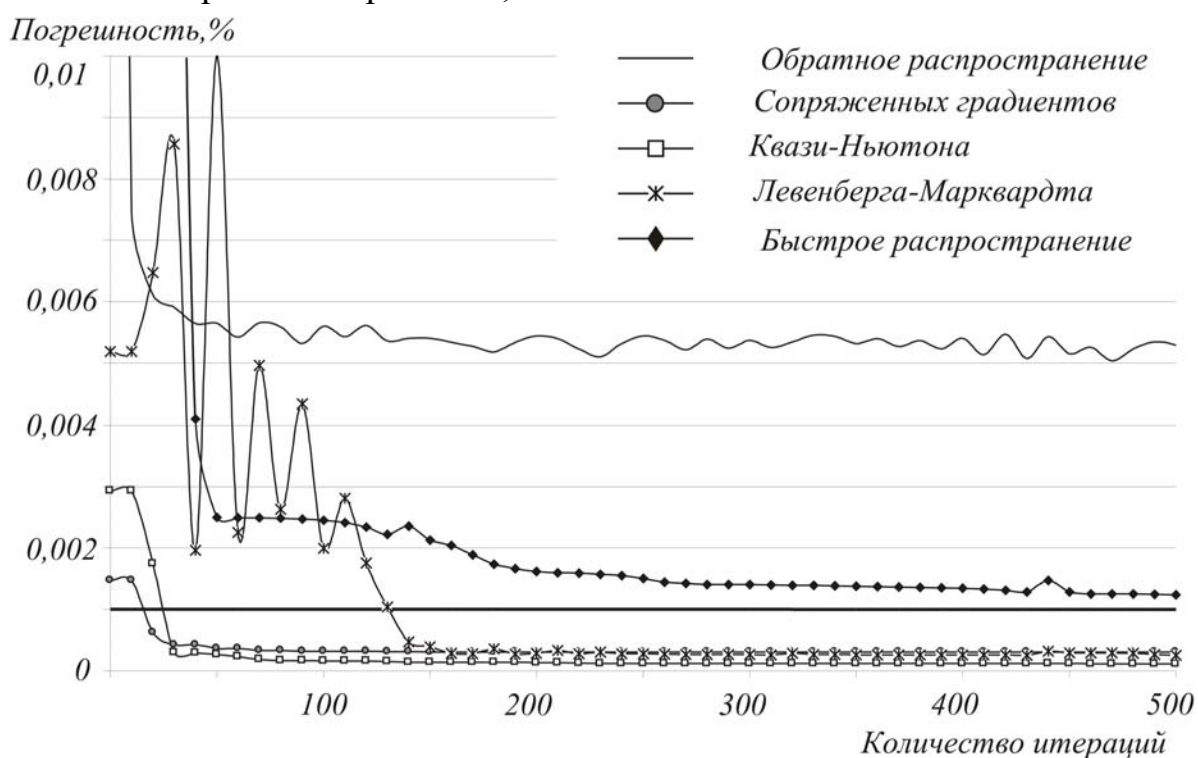


Рис. 7. Графики обучения ИНС для модели оценки потерь мощности в схеме.

Проведенные исследования показали, что наиболее эффективным является алгоритм обучения квази-Ньютона.

Погрешности построенных нейромоделей находятся в пределах:

- обучения: средняя –  $1,0 \cdot 10^{-5}$  –  $2,6 \cdot 10^{-4}$  %; среднеквадратическая – 1,0 – 1,6 %.
- обобщения: средняя – 0,1 – 0,5 %; среднеквадратическая – 1,9 – 2,0 %.

В процессе работы энергосистемы возникает необходимость изменения оперативного состояния схемы. При этом изменяется режим работы энергосистемы, происходит перераспределение потоков мощности по ветвям, изменяются величина напряжения в узлах и величина потерь по системе в целом. В работе предлагается исследовать вопрос адаптации построенной и обученной ИНС к изменениям схемы. Обзор литературы показал, что в данном случае необходимо обратиться к понятиям стабильности и пластичности модели, т.е. ее способности эффективно хранить и корректировать запоминаемые образы.

Результаты исследований показали, что нет необходимости менять входной вектор полностью, а целесообразно дополнить выборку новой информацией и дообучить ИНС. Для этого необходимо включить наблюдения, описывающие режимы с отключением линии. Погрешность обобщения режимов с отключением линий на ранее построенной ИНС составила средняя – 20,23 %, среднеквадратическое отклонение – 7,01 %. Оценка с погрешностью такой величины не может являться допустимой. Средняя погрешность обобщения потерь «дообученной» сети составила 1,8 %, среднеквадратическое отклонение – 2,0 %. Оценка с такой погрешностью может считаться допустимой.

В *пятой главе* дано обоснование применения *нечетких нейронных сетей* (ННС) для построения модели оценки при планировании потерь мощности, рассмотрены общие положения ННС, проведен сравнительный анализ основных параметров нейромодели и нечеткой нейромодели на примере тестовой схемы.

При решении задачи планирования потерь ЭЭ для сетевого предприятия необходимо учитывать недостаточную наблюдаемость электрических сетей, возникающей вследствие низкой обеспеченности отечественных электрических сетей средствами измерений и учета ЭЭ. Таким образом, применение ИНС для моделирования процессов является не всегда возможным, в этом случае целесообразно применять ННС.

На рис. 8 представлена модель оценки потерь мощности на примере тестовой схемы, построенная на базе ННС. Входной вектор в этом случае дополнен параметром, описывающим качество электроэнергии – отклонение напряжение в узлах, который представлен в виде функции принадлежности. Для обеспечения взаимодействия четких и нечетких множеств вводится нечеткая система с фuzziфикатором (преобразователем множества входных данных в нечеткое множество с помощью значений функции принадлежности) на входе. Функция принадлежности представлена в виде симметричной трапецеидальной функции (рис. 8, а). Необходимо также отметить, что нечеткая нейронная сеть в отличие от ИНС в своей архитектуре содержит дополнительный слой с использованием *t-нормы* и *t-конормы* или других непрерывных операций.

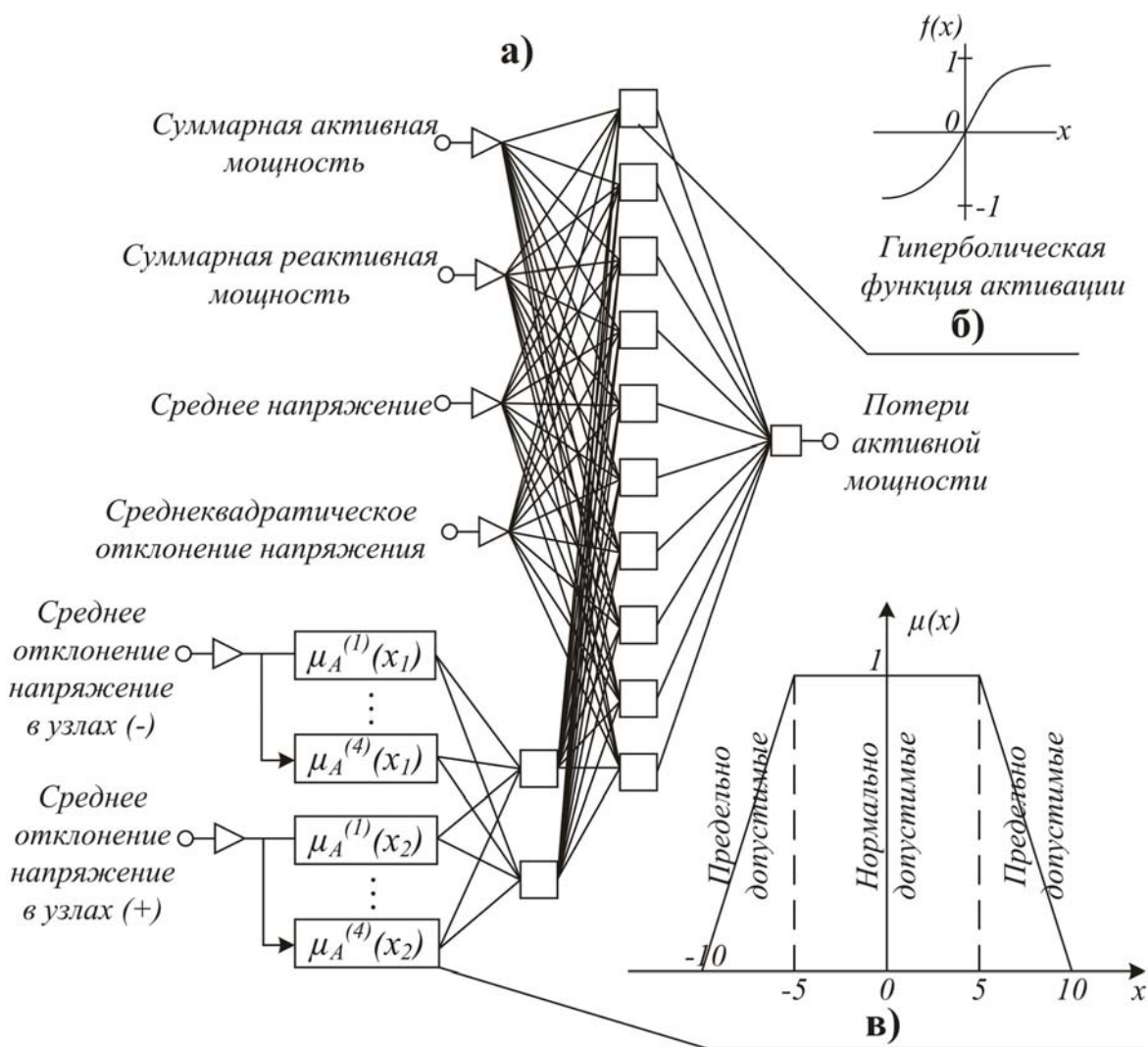


Рис. 8. Модель оценки потерь мощности, построенная на базе ННС:  
 а) – нечеткая нейронная сеть; б) – функция активации; в) – функция принадлежности.

Анализ выбора оптимальных параметров нейромодели и нечеткой нейромодели, с аналогичными входным вектором показал:

- Объем ОБ в меньшей степени влияет на погрешность обучения и обобщения ИНС, чем на погрешности ННС. Оптимальный объем выборки для рассматриваемого примера составил: для модели ИНС – 600 наблюдений, для модели ННС – 800 наблюдений.
- Оптимальный размер скрытого слоя для моделей включает 10 нейронов. При увеличении количества нейронов в скрытом слое свыше десяти ошибки обучения и обобщения увеличиваются, причем погрешности ННС в большей степени.
- Оптимальной функцией активации является гиперболическая. Изменения вида функции активации в скрытом слое MLP в большей степени влияет на ошибку обучения и обобщения в моделях ИНС, чем в моделях ННС.

Погрешности построенных нейромоделей составили: ошибка обучения для нейромодели – 0,061 %, для нечеткой нейромодели – 0,034 %; ошибка обобщения для нейромодели – 0,091 %, для нечеткой нейромодели – 0,070 %.



## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рамках проведенных исследований получены следующие основные результаты:

1. Детальный анализ современного электроэнергетического рынка России и методов расчета потерь электроэнергии позволил выделить ряд особенностей, а именно:

- задачи оценки потерь электроэнергии на оптовом рынке связаны с проблемой неполноты, неточности и неопределенности значительной части информации из-за несовершенства системы коммерческого учета;

- задача качественного прогноза сверхнормативных потерь электроэнергии приобрела первостепенное значение;

- в связи с переходом к рыночным отношениям повысились требования к точности прогноза и планирования потерь;

- существующие методы расчета потерь электроэнергии не в состоянии в полной мере учитывать множество факторов.

2. Проанализированы практические разработки по применению нейротехнологий для решения задач нормирования, расчета и анализа потерь электроэнергии и установлено, что в настоящее время нет оптимального подхода, который бы позволил достаточно прозрачно описать параметры нейромодели. Показана необходимость развития существующих научных и методических принципов оценки потерь на базе нейронных сетей, обоснованная возможностью учета действия большого числа факторов для обеспечения адекватности модели и необходимостью быстрого получения достоверного результата.

3. Исследованы этапы построения нейросетевых моделей в задачах оценки режимных параметров и характеристик на базе программ-нейроимитаторов. Оптимальную архитектуру сети целесообразно выбрать из следующих: многослойный персептрон, радиальная базисная функция и обобщенно-регрессионная сети, а в качестве функции активации скрытого нейрона применять линейную, логистическую или гиперболическую зависимости. Для выбора оптимального входного вектора необходимо применять методы понижения размерности и отбора данных. Для определения оптимальных объема обучающей выборки и количества нейронов в скрытом слое целесообразно воспользоваться теорией "кривых обучения". На этой основе в работе предложена оптимальная нейросетевая процедура.

4. Разработан подход к оценке при планировании потерь мощности и электроэнергии на базе искусственных нейронных сетей для различных структур объектов моделирования и даны следующие рекомендации: для электрических схем, в которых 50 % и менее узлов являются нагрузочными, в оптимальный входной вектор целесообразно включить суммарную активную мощность и среднее напряжение узлов, в ином случае суммарную активную и реактивную мощности; оптимальный объем обучающей выборки пропорционален количеству узлов в схеме; оптимальное количество нейронов многослойного персептрона зависит от количества узлов в схеме и соотношения нагрузочных узлов к общему; в скрытом слое радиальной базисной функции – от объема обучающей

выборки; целесообразно применять логистическую или гиперболическую функцию активации в зависимости от соотношения нагрузочных узлов в схеме к общему; наиболее эффективным по точности алгоритмом обучения являются алгоритмы Левенберга-Марквардта, а по скорости сходимости квази-Ньютона.

5. Получены модели оценки при планировании потерь мощности в электрических сетях и трансформаторах для сетевого предприятия. По значимости влияния на результат входные переменные целесообразно разместить в последовательности: среднее в сети напряжение 500 кВ, суммарная активная мощность, суммарная реактивная мощность, средние напряжения 750, 330 и 220 кВ. Определены размеры скрытых слоев многослойных персептронов и выявлено: при условии, что во входном векторе содержится напряжение 500 кВ, нейромодели состоят из 10 скрытых нейронов, для других случаев 12. При этом для сети из 10 скрытых нейронов оптимальной является гиперболическая функция активации, в иных случаях логистическая.

6. Сравнительный анализ точности и достоверности результатов оценки потерь показал, что перед вероятностно-статистическим методом нейротехнологии имеют меньшую погрешность, которая составила для планирования эксперимента средняя – 9,35 %; среднеквадратическая – 2,28 %; на базе ИНС средняя – 0,5 %; среднеквадратическая – 2,0 %.

7. Исследована проблема стабильности и пластичности нейросетевой модели, на примере вопроса адаптации построенной и обученной нейронной сети при изменении оперативного состояния электрической схемы. Доказано, что решение задачи адаптации заключается в дополнении обучающей выборки наблюдениями, описывающими режимы с отключением линии. В результате были получены погрешности: средняя – 1,8 %, среднеквадратическое отклонение – 2,0 %. По сравнению с погрешностями исходной сети средняя уменьшилась в 11 раз, среднеквадратическое отклонение – в 3,5 раза.

8. Доказано, что в случае, если входной вектор включает переменные, представленные в виде коэффициентов функций принадлежности, то для решения задачи оценки потерь мощности в электрических сетях энергосистемы целесообразно применять нечеткие нейронные сети. Разработана методика оценки потерь на базе нечетких нейронных сетей в условиях неопределенности информации и экспертных оценок. Проведен сравнительный анализ выбора параметров нейромодели и нечеткой нейронной сети, который показал более точную и достоверную оценку параметра на базе последних.

### **ОСНОВНЫЕ ПУБЛИКАЦИИ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ:**

1. Заиграева Ю.Б. Модель прогнозирования потерь мощности в высоковольтных электрических сетях на основе искусственных нейронных сетей / В.З. Манусов, Ю.Б. Заиграева // Научный вестник НГТУ. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2008. – №1(30). – С. 131-146.

2. Заиграева Ю.Б. Модель прогнозирования потерь мощности в электрических сетях энергосистемы / В.З. Манусов, Ю.Б. Заиграева // Известия ТПУ. – Томск: Изд-во ТПУ, 2008. – №4(312). – С. 51 – 55.

3. Заиграева Ю.Б. Применение искусственных нейронных сетей для оценки потерь в электрических сетях / Ю.Б. Заиграева, науч. рук. В.З. Манусов // Наука. Технологии. Инновации: материалы всерос. науч. конф. молодых ученых, Новосибирск, 4 – 7 дек. 2003 г.: в 6 ч. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – Ч. 6. – С. 51 – 52.
4. Заиграева Ю.Б. Оценка потерь мощности в сетях сверхвысокого напряжения с помощью аппарата искусственных нейронных сетей / Ю.Б. Заиграева, науч. рук. В.З. Манусов // Наука. Технологии. Инновации: материалы всерос. науч. конф. молодых ученых, Новосибирск, 2 – 5 дек. 2004 г.: в 6 ч. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2003. – Ч. 3. – С. 49 – 51.
5. Заиграева Ю.Б. Оперативная оценка потерь мощности в сетях сверхвысокого напряжения с помощью искусственных нейронных сетей / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Энергетика: Экология, Надежность, Безопасность: материалы докладов десятой Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 8 – 10 дек. 2004 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2004. – С. 94 – 97.
6. Заиграева Ю.Б. Применение искусственных нейронных сетей для решения задачи прогнозирования в электроэнергетике / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов, С.В. Хохлова // Энергетика: Экология, Надежность, Безопасность: материалы докладов десятой Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 8 – 10 дек. 2004 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2004. – С. 98 – 100.
7. Заиграева Ю.Б. Планирование потерь мощности в электроэнергетических системах / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов, Д.А. Павлюченко // «Fizika – 2005»: материалы междунар. конф., №123, Баку, Азербайджан, 7 – 9 июня 2005 г. – Баку: Изд-во НАН Азербайджана, 2005. – С. 468 – 473.
8. Заиграева Ю.Б. Оптимальная искусственная нейронная сеть для задачи прогнозирования потерь мощности в электрических сетях / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Энергетика: Экология, Надежность, Безопасность: материалы докладов одиннадцатой Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 7 – 9 дек. 2005 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2005. – С. 111 – 113.
9. Заиграева Ю.Б. Выбор оптимальной искусственной нейронной сети в задачах прогнозирования потерь мощности на примере различных электрических схем / Ю.Б. Заиграева, науч. рук. В.З. Манусов // Наука. Технологии. Инновации: материалы всерос. науч. конф. молодых ученых, Новосибирск, 8 – 11 дек. 2005 г.: в 7 ч. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2005. – Ч. 3. – С. 103 – 104.
10. Заиграева Ю.Б. Определение и прогнозирование нормативных потерь мощности в электрических сетях на основе нейросетевых технологий / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Электроэнергия: от получения и распределения до эффективного использования: материалы Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 17 – 19 мая 2006 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2006. – С. 80 – 82.
11. Заиграева Ю.Б. Прогнозирование потерь мощности в электрической системе / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Технологии управления режимами энергосистем XXI века: сб. докл. Всерос. науч.-практ. конф., посвящ. 50-летию подготовки специалистов по электр. Системам и сетям в НЭТИ-НГТУ, Новосибирск, 29 – 30 сент. 2006 г. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2006. – С. 45 – 51.
12. Заиграева Ю.Б. Способы адаптации архитектуры искусственной нейрон-

ной сети к изменению схемы электрической сети в задачах прогнозирования потерь мощности / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Энергетика: Экология, Надежность, Безопасность: материалы докладов двенадцатой Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 6 – 8 дек. 2006 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2006. – С. 33 – 36.

13. Заиграева Ю.Б. Адаптации архитектуры искусственной нейронной сети к изменению схемы электрической сети в задачах прогнозирования потерь мощности / Ю.Б. Заиграева, науч. рук. В.З. Манусов // Наука. Технологии. Инновации: материалы всерос. науч. конф. молодых ученых, Новосибирск, 7 – 10 дек. 2006 г.: в 7 ч. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2006. – Ч. 3. – С. 188 – 190.

14. Заиграева Ю.Б. Прогнозирование потерь мощности и электроэнергии с учетом новых реалий в электроэнергетики / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Энергетика: Экология, Надежность, Безопасность: материалы докладов тринадцатой Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 5 – 7 дек. 2007 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2007. – С. 35 – 38.

15. Заиграева Ю.Б. Модель прогнозирования потерь мощности в электрических сетях энергосистемы на базе нечетких нейронных сетей / Ю.Б. Заиграева, В.З. Манусов // Электроэнергия: от получения и распределения до эффективного использования: материалы Всерос. науч.-техн. конф., Томск, 12 – 14 мая 2008 г. – Томск: Изд-во ТПУ, 2008. – С. 54 – 56.

Подписано в печать .10.08 г. Формат 60 X 84/16

Бумага офсетная. Тираж 110 экз. Печ. л. 1,25.

Заказ №

Отпечатано в типографии

Новосибирского государственного технического университета

630092, г. Новосибирск, пр. К. Маркса, 20

тел./факс (383) 346-08-57