

На правах рукописи

**Анушина Екатерина Сергеевна**

**СИСТЕМА КРАТКОСРОЧНОГО ПРОГНОЗИРОВАНИЯ  
ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ НАГРУЗКИ**

Специальность: 05.09.03 – Электротехнические комплексы и системы

**АВТОРЕФЕРАТ**

диссертации на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Санкт-Петербург – 2009

Работа выполнена в Санкт-Петербургском государственном электротехническом университете "ЛЭТИ" им. В.И. Ульянова (Ленина).

Научный руководитель: доктор технических наук, профессор  
Поляхов Николай Дмитриевич

Официальные оппоненты: доктор технических наук, профессор  
Дмитриев Борис Федорович  
кандидат технических наук  
Бурмистров Александр Александрович

Ведущая организация: ФГУП «Центральный научно-исследовательский  
институт Судовой электротехники и  
технологии (ЦНИИ СЭТ)»

Защита состоится «\_\_\_\_\_» \_\_\_\_\_ 2009 г. в \_\_\_\_\_ часов на заседании совета по защите докторских и кандидатских диссертаций Д 212.238.05 Санкт-Петербургского государственного электротехнического университета «ЛЭТИ» им. В.И. Ульянова (Ленина) по адресу: 197376, Санкт-Петербург, ул. Проф. Попова, д. 5.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке университета.

Автореферат разослан «\_\_» \_\_\_\_\_ 2009 года.

Ученый секретарь совета по защите докторских  
и кандидатских диссертаций

М. П. Белов

## ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

**Актуальность работы.** Прогнозирование электрической нагрузки является на сегодняшний день одним из наиболее востребованных направлений исследований в электроэнергетике. Прогнозы потребления составляют основную исходную информацию для принятия решений о планировании оптимальных режимов работы и развитии электроэнергетических систем (ЭЭС), для автоматизированного управления которыми необходима система прогнозирования временных рядов. Точность прогнозирования определяет эффективность и устойчивость этого управления. Повышение точности обеспечивает экономию энергоресурсов и соответствующее увеличение прибыли энергетических предприятий.

В связи с переходом с 1 сентября 2006 года к новой модели оптового рынка электроэнергии и мощности (НОРЭМ), требования к точности производимых прогнозов существенно возросли. Краткосрочные прогнозы потребления являются основой для формирования заявки, подаваемой администратору торговой системы. При отклонении прогноза от реального потребления, на участников накладываются штрафные санкции.

Краткосрочное прогнозирование электрической нагрузки применяется в задачах внутрисуточного планирования и управления выработкой электроэнергии на электростанциях. Ошибка прогнозирования снижает качество управления и экономичность режимов энергосистемы: заниженный прогноз приводит к необходимости использования дорогостоящих аварийных электростанций; завышенное предсказание приводит к увеличению издержек на поддержание в рабочем состоянии излишних резервных мощностей. Поскольку к настоящему времени изношенность оборудования электростанций составляет 30-70%, возросла значимость требований к точности прогноза для упреждающей оценки живучести энергосистем.

Оценочные расчеты, проводимые ОАО «ВНИИЭ» для энергообъединений России с уровнем месячного потребления около 1500 млн. кВтч показали, что улучшение качества прогнозирования только месячного потребления на 0,1% способно в настоящих условиях снизить затраты на оплату отклонений от плана по поставкам электроэнергии на 3–5 млн. рублей в год. Еще больший эффект приносит уточнение краткосрочного и оперативного прогноза.

Решению различных аспектов задачи прогнозирования электропотребления посвящены работы Бердина А.С., Воропая Н.И., Гамма А.З., Глазуновой А.М., Готман Н.Э., Колосок И.Н., Манова Н.А., Манусова В.З., Старцевой Т.Б., Чукреева Ю.Я., Шумиловой Г.П. и др.

**Целью** диссертационной работы является разработка системы прогнозирования электропотребления на основе интеллектуальных вычислительных технологий, позволяющей эффективно решить задачу повышения точности краткосрочных и оперативных прогнозов. Исследование данной системы в среде MatLab на реальных данных по электропотреблению.

Для достижения поставленной цели в диссертационной работе решены **следующие задачи:**

1. Анализ современных подходов к прогнозированию электрической нагрузки и выявление наиболее перспективных направлений улучшения качества и надежности прогнозов;
2. Разработка модели данных по электрической нагрузке и процедуры краткосрочного прогнозирования;
3. Разработка методики построения системы прогнозирования электрической нагрузки;
4. Построение системы прогнозирования электропотребления по результатам исследований;
5. Исследование разработанной системы в среде MatLab;
6. Сравнительный анализ качества и надежности прогнозирования построенной системы с классическими методами прогнозирования;
7. Разработка программного комплекса предложенной системы прогнозирования электропотребления.

**Методы исследования.** При решении поставленных задач были использованы: методы математического моделирования и прогнозирования временных рядов; регрессионный анализ; теория нечетких множеств; теория искусственных нейронных и гибридных сетей; основы вейвлет-теории; методы эволюционного моделирования; математический пакет MatLab.

**Основные научные результаты, выносимые на защиту.**

1. Модель представления ретроспективных данных о нагрузке ЭЭС.
2. Процедура краткосрочного прогнозирования нагрузки ЭЭС.
3. Методика построения системы прогнозирования электрической нагрузки.
4. Программный комплекс краткосрочного прогнозирования электропотребления, включающий пользовательский интерфейс.

**Новизна научных результатов.**

1. Модель представления ретроспективных данных о нагрузке ЭЭС отличается выделением и описанием аддитивных составляющих временного ряда, обладающих различными частотными свойствами.

2. Процедура краткосрочного прогнозирования нагрузки ЭЭС отличается предварительным этапом разделения временного ряда на составляющие с различной динамикой и осуществлением прогнозирования для каждой составляющей в отдельности, а также совместным использованием интеллектуальных вычислительных технологий для прогнозирования.

3. Методика построения системы прогнозирования электрической нагрузки отличается использованием вейвлет-фильтрации и комитета нейронечетких сетей, отражающих свойства временного ряда в высокочастотной, низкочастотной и среднечастотной областях.

4. Программный комплекс краткосрочного прогнозирования электропотребления, включающий пользовательский интерфейс отличается тем, что охватывает полный цикл построения прогноза: формирование обучающей выборки; проектирование и формирование структуры системы прогнозирования; оптимизация, обучение,

моделирование, оценка и корректировка результатов прогнозирования электропотребления.

**Достоверность научных положений, результатов и выводов.** Достоверность научных положений и результатов, сформулированных в диссертации, подтверждается корректным использованием методов математического моделирования и прогнозирования временных рядов, статистического и регрессионного анализа, теории нечетких множеств, теории искусственных нейронных и гибридных сетей, основ вейвлет-теории, методов эволюционного моделирования и результатами компьютерного моделирования.

**Практическая ценность работы.**

1. Модель представления ретроспективных данных о нагрузке ЭЭС позволяет повысить точность краткосрочного прогнозирования в 1,7 раза в среднем за сутки по сравнению с классическими регрессионными моделями.

2. Разработанная процедура краткосрочного прогнозирования нагрузки может быть использована для построения краткосрочных и оперативных прогнозов электропотребления ЭЭС.

3. Предложенная методика построения системы прогнозирования электрической нагрузки обеспечивает простой и надежный способ синтеза модели временного ряда электрической нагрузки, позволяет автоматизировать процедуру поиска оптимальной структуры системы прогнозирования.

4. Программный комплекс краткосрочного прогнозирования электропотребления, включающий пользовательский интерфейс может быть использован для синтеза, модификации и исследования перспективных интеллектуальных систем прогнозирования электропотребления.

**Реализация результатов работы.** Предложенная методика построения системы прогнозирования электропотребления, модель представления ретроспективных данных о нагрузке ЭЭС и разработанная процедура краткосрочного прогнозирования нагрузки использованы в НИР:

1. Теоретико-прикладные исследования в построении нейронечетких систем прогнозирования электропотребления. № гос. регистрации: 75410. Источник финансирования – федеральный бюджет РФ, министерство образования и науки РФ, программа «Развитие научного потенциала высшей школы». Сроки – 01.01.2005 – 30.12.2005.

2. Новые технологии прогноза электропотребления и оптимизации загрузки изношенных электросетей. Источник финансирования – Комитет по науке и высшей школе правительства Санкт-Петербурга. Сроки – 1.06. 2006 г. – 31.12.2006.

3. Повышение точности прогнозирования электропотребления с использованием вейвлет-теории. № гос. регистрации: М06-3.1К-24. Источник финансирования – персональный грант правительства Санкт-Петербурга для студентов и аспирантов вузов и академических институтов, расположенных на территории Санкт-Петербурга 2006 года. Сроки: 1.05.2006-31.12.2006.

4. Применение методов нелинейной динамики для совершенствования систем прогнозирования электропотребления. № гос. регистрации: 03/3.1/09-03/01. Источник финансирования - персональный грант правительства Санкт-Петербурга для студентов

и аспирантов вузов и академических институтов, расположенных на территории Санкт-Петербурга 2007 года. Сроки: 1.05.2007-31.12.2007.

Практическая полезность подтверждается актом использования на предприятии ООО «Иркутская электросетевая компания» города Иркутска, а также в учебном процессе СПбГЭТУ «ЛЭТИ».

**Апробация результатов работы.** Основные положения работы докладывались на следующих научных семинарах и конференциях: на VII, VIII и X международных конференциях по мягким вычислениям и измерениям SCM-2004, SCM-2005 и SCM-2007 (г. Санкт-Петербург, СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 17-19 июня 2004 г., 27–29 июня 2005 г. и 20-22 июня 2007 г.); На 4-й Всероссийской научной конференции «Управление и информационные технологии», Санкт-Петербург, 10-12 октября 2006 г; на политехническом симпозиуме «Молодые ученые – промышленности Северо-Западного региона», Санкт-Петербург, СПбГПУ, 6 декабря 2007 г.; на 59 – 62 научно-технических конференциях профессорско-преподавательского состава ЭТУ (СПбГЭТУ «ЛЭТИ», февраль 2006 – 2009 гг.);

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 14 научных работ, из них 5 статей, 4 из которых опубликованы в ведущих рецензируемых изданиях, рекомендованных в действующем перечне ВАК, методические указания и 8 докладов на международных и межрегиональных научных конференциях.

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав с выводами, заключения, списка литературы и четырех приложений. Основная часть работы изложена на 111 страницах машинописного текста. Работа содержит 39 рисунков и 9 таблиц, список литературы содержит 119 наименований.

## КРАТКОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

**Во введении** обоснована актуальность темы диссертации, сформулированы цели и задачи исследований, перечислены основные научные результаты диссертационной работы, кратко изложено содержание диссертации по главам.

**В первой главе** представлен обзор и сравнение современных российских и зарубежных систем краткосрочного прогнозирования электропотребления (далее ЭП, потребление, электрическая нагрузка, нагрузка). Сформулированы основные требования, предъявляемые в настоящее время к системам краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки. Рассмотрено современное состояние, развитие и перспективы дальнейшего совершенствования прогнозирующих моделей ЭП. Дан обзор основных отечественных и зарубежных публикаций, посвященных проблемам построения и совершенствования систем краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки.

Классическим подходом к прогнозированию ЭП является использование регрессионных моделей и методов, разлагающих нагрузку на регулярную (базовую) и нерегулярную (зависящую от погоды) составляющие. В работе рассмотрены системы прогнозирования, построенные на базе таких моделей как АРСС(p, q), АРПСС(p, d, q) с использованием методов сезонных кривых, сезонной декомпозиции (Census 1, Census 2) и др. Такие модели привлекательны тем, что имеют хорошо проработанную математическую базу и прозрачную структуру. Однако они являются, в основном,

линейными моделями, а ряды нагрузки, которые они моделируют – нелинейные функции экзогенных переменных.

В условиях постоянной изменчивости оптового рынка электроэнергии и мощности, а также развития самих ЭЭС актуальной становится разработка новых технологий прогнозирования ЭП. Наиболее перспективным направлением исследований в области прогнозирования нагрузки является разработка интеллектуальных моделей прогнозирования. Основу таких моделей составляют искусственные нейронные сети (ИНС) благодаря их способности аппроксимировать с любой заданной точностью произвольную непрерывную последовательность, что строго математически доказано. Развитием нейросетевых моделей являются гибридные системы, разработке которых посвящено большое число публикаций.

ИНС привлекательны еще и возможностью подавать на вход сети большое число разнородных факторов, влияющих на динамику ЭП, наиболее значимыми из которых являются погодные условия (температура, влажность и т.д.), социальные события (выходные, праздники), а также случайная составляющая. Учет этих составляющих призван повысить точность прогнозирования путем выявления как можно более мелких деталей в поведении временного ряда электрической нагрузки.

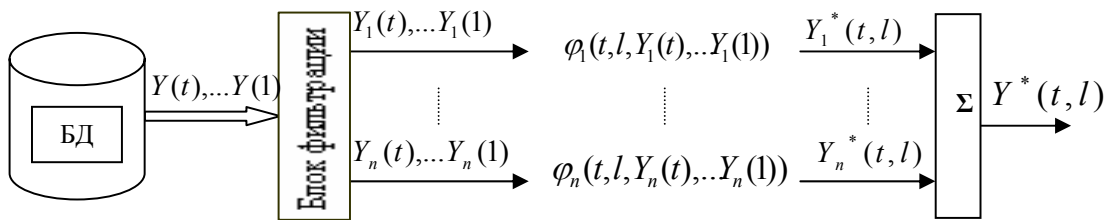


Рис. 1. Общая структура системы прогнозирования

Тем не менее, сбор и обработка большого количества дополнительной информации является достаточно трудоемкой задачей, в которой прогноз необходим и для самих факторов, влияющих на нагрузку. Таким образом, задача прогнозирования еще более усложняется.

Предлагаемый подход позволяет разрешить это противоречие путем введения в модель прогнозирования предварительной фильтрации данных с целью выделения аддитивных составляющих в динамике временного ряда и прогнозирования каждой такой составляющей в отдельности.

Общая структура системы прогнозирования приведена на рис. 1. Прогноз можно представить как  $Y^*(t, l) = \varphi(t, l, Y(t), Y(t-1), \dots, Y(2), Y(1))$  где интервал  $[t, t+l]$  – интервал упреждения,  $l$  – длина интервала упреждения,  $Y^*(t, l)$  – прогноз,  $\varphi$  – прогнозирующая функция, которая зависит от количества наблюдений  $t$ , длины  $l$  и наблюдений  $Y(1), Y(2), \dots, Y(t)$ . Именно эта функция определяет метод прогнозирования.

Полученные прогнозы  $Y_1^*(t, l) \dots Y_n^*(t, l)$  для аддитивных составляющих затем суммируются, чтобы получить итоговое прогнозное значение.

**Во второй главе** изложена методика построения системы прогнозирования ЭП. Обоснован выбор моделей представления динамики временных рядов (ВР) потребления электроэнергии. Предложено применение вейвлет-анализа и

нейронечеткого подхода в качестве основы для синтеза модели прогнозирования электропотребления.

Сложное нестационарное поведение временного ряда электрической нагрузки, наличие телеметрических искажений, условия постоянно меняющегося рынка энергетики вносят неопределенность в задачу прогнозирования и требуют привлечения новых технологий для ее решения. Объединение нечеткой логики и нейросетевых технологий позволило, сохраняя достоинства нейронных сетей как универсальных аппроксиматоров, добавить еще и интерпретируемость полученной в результате обучения модели с точки зрения происходящих в ней процессов. В качестве модели прогнозирования аддитивных компонент временного ряда потребления электрической нагрузки выбрана нечеткая математическая модель на основе алгоритма Такаги-Сугено, параметры которой настраиваются при помощи адаптивной нейронечеткой сети (ННС).

С точки зрения особенностей динамики временных рядов электропотребления (наличие пиков, перепадов, высокочастотных флуктуаций), а также специфики решаемой задачи прогнозирования (требования точного отслеживания локальных особенностей сигнала и их временная локализация), для построения модели динамики ЭП выбрано вейвлет-преобразование, обладающее возможностями как частотной, так и временной локализации и максимально точным восстановлением не только локальных особенностей, но и сигнала в целом.

Вейвлет-функция  $\psi(t)$  создается на основе той или иной базисной (материнской) функции  $\psi_0(t)$ , которая определяет тип вейвлета. Одна из основополагающих идей вейвлет-преобразования сигналов заключается в разложении сигнала на две составляющие – грубую (аппроксимирующую) и уточняющую (детализирующую) – с последующим их дроблением с целью изменения уровня декомпозиции сигнала. Это возможно как во временной, так и в частотной областях представления сигналов вейвлетами.

Рассмотрены особенности вейвлет-преобразования применительно к задаче прогнозирования. Непрерывное прямое вейвлет-преобразование обладает большой избыточностью, что приводит к большим временным затратам при его выполнении. С учетом того, что ВР, поступающий для анализа, является дискретным, альтернативой является быстрое вейвлет-преобразование. Однако, результаты вейвлет-разложения, полученные с использованием алгоритма Малла, реализующего быстрое вейвлет-преобразование (БВП) не являются однозначными и зависят от временного сдвига, что недопустимо для задачи прогнозирования.

Этого недостатка нет в так называемом избыточном дискретном вейвлет-преобразовании (ИДВП). Для реализации ИДВП используется алгоритм «Избыточный Хаар» (алгоритм a trous – «с дырами»). Идея этого алгоритма в следующем. Пусть имеется некий обобщенный сигнал в виде последовательности чисел  $x = \{x_n\}_{n=-\infty}^{n=\infty}$ . Для сглаживания сигнала, подавления шума и других целей часто используют фильтры, базирующиеся на операции свертки:

$$y_n = \sum_k h_k x_{n-k} . \quad (1)$$



Сигнал  $y = \{y_n\}_{n=-\infty}^{n=\infty}$  на выходе получается «локальным усреднением» сигнала с помощью набора весов  $h = \{h_k\}$ . В алгоритме «a trous» производится последовательность сверток сигнала  $c = \{c_i\}$  с фильтром  $h(l)$ :

$$c_{i+1}(k) = \sum_{l=-\infty}^{+\infty} h(l)c_i(k + 2^i l) \quad (2)$$

Возрастающая дистанция между отсчетами (т.е.  $2^i l$ ) объясняет, почему этот алгоритм называется «a trous» («с дырами»).

Алгоритм «Избыточный Хаар» использует для свертки простой фильтр  $h=(0.5;0.5)$ :

$$c_j(k) = \frac{1}{2}(c_{j-1}(k) + c_{j-1}(k - 2^{j-1})) \quad (3)$$

Далее из последовательностей сглаженных сигналов берется разность между соседними сигналами, чтобы получить вейвлет-коэффициенты:

$$w_j(k) = c_j(k) - c_{j-1}(k) \quad (4)$$

В результате исходный временной ряд можно представить как:

$$x(t) = c_p(t) + \sum_{i=1}^p w_i(t), \quad (5)$$

где  $c_p(t)$  – аппроксимация на уровне  $p$ ,  $w_i(t)$  – коэффициенты детализации на уровнях  $i = 1 \div p$  соответственно.

Величина  $p$  называется глубиной вейвлет-разложения (далее глубиной разложения) и обозначает количество уровней декомпозиции, которые используются для приближения исходного сигнала в (5).

Важно то, что на каждом этапе разложения используется только информация о прошлых значениях, т.е. отсутствует «подглядывание» в будущее.

Выбор вейвлета Хаара обусловлен, прежде всего, возможностью построения ИДВП преобразования и видом его psi-функции (рис. 2), что позволяет более точно воспроизводить перепады уровня электропотребления в анализируемом ВР.

В результате вейвлет-разложения сформирована модель представления ретроспективных данных о нагрузке, согласно которой исходный временной ряд ЭП делится на несколько аддитивных составляющих:

- низкочастотную (уровень аппроксимации  $c_p(t)$ ), представляющую собой сглаженную кривую ЭП и более четко отражающую тренд-сезонную составляющую нагрузки;
- среднечастотную (уровни детализации  $w_i(t)$  для  $i=p$ ), отражающую внутрисуточные колебания нагрузки;
- высокочастотные (уровни детализации  $w_i(t)$  для малых  $i$ ), которые могут быть обусловлены различными причинами, и относятся к случайной компоненте.

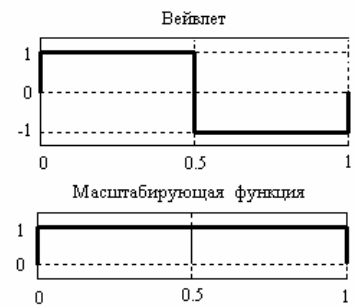


Рис. 2

На рис. 3 приведены результаты вейвлет-разложения «Избыточный Хаар» для данных по нагрузке с уровнем детализации  $p=3$  (сверху вниз – исходный ВР, ВР уровня аппроксимации, детализации 3, 2 и 1).

Как видно на рис. 3, на каждом уровне разложения в пределах суточного графика ЭП можно выделить участки нарастания, спада и относительного постоянства нагрузки. Каждый такой период обозначается соответствующей цифрой, которая подается на вход нечеткой нейронной сети (ННС) в качестве одного из влияющих факторов. Такой подход позволяет, не перегружая нечеткую математическую модель дополнительной

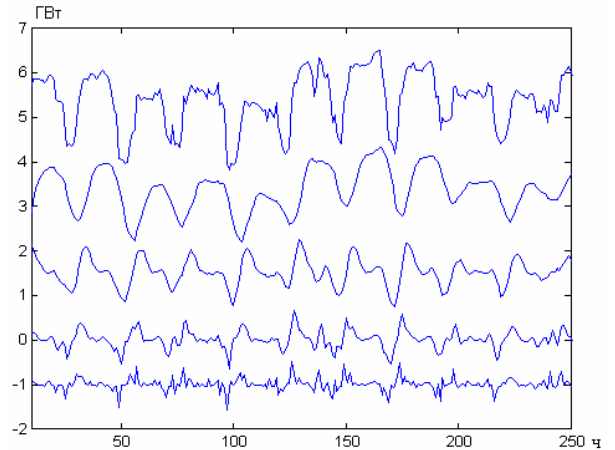


Рис. 3

информацией, увеличить точность прогнозирования. Так же на вход ННС подаются значения нагрузки за предыдущие несколько часов.

На основании предложенной модели сформулирована методика построения системы прогнозирования электрической нагрузки. Методика состоит из шести этапов, содержит рекомендации по применению и позволяет решать задачу прогнозирования, опираясь на минимальное количество влияющих факторов. Алгоритм методики представлен на рис. 4. Предварительно необходимо выполнить вейвлет-преобразование исходного ВР. Для этого нужно выбрать алгоритм вейвлет-преобразования, тип вейвлета, а также глубину разложения.

В результате вейвлет-фильтрации из ВР электропотребления получаются некоторые временные последовательности, в сумме дающие исходный временной ряд. Например, для глубины разложения равной трем  $s \cong a_3 + d_3 + d_2 + d_1$ , где  $a_3$  – ВР

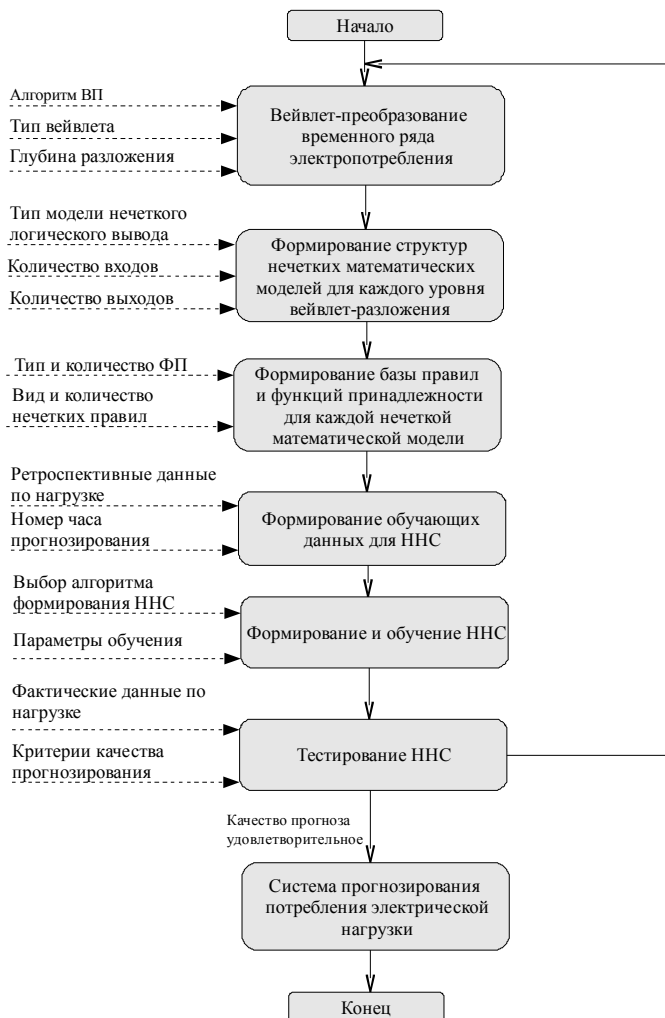


Рис. 4

уровня аппроксимации,  $d3$ ,  $d2$ ,  $d1$  – ВР уровней детализации 3, 2 и 1 соответственно. Обучение и прогнозирование осуществляется для каждого уровня разложения в отдельности. Для чего формируется несколько нечетких математических моделей.

Далее определяется тип модели нечеткого логического вывода, а также количество входов и выходов по каждой модели. Также для каждой нечеткой математической модели необходимо задать число и вид функций принадлежности (ФП) по каждому входу и создать базу нечетких правил. Как будет показано ниже, эта процедура может быть автоматизирована.

Формирование обучающей выборки зависит от количества входов и выходов нечеткой модели, а также от количества дополнительной информации, которая будет использована для уточнения прогноза. Как указано ранее, в разработанной процедуре прогнозирования ЭП дополнительным параметром является номер часа прогнозирования.

От выбора способа реализации системы прогнозирования зависит следующий этап – формирование и обучение ННС. В данном случае для построения системы прогнозирования потребления электрической нагрузки используется математический пакет MatLab, позволяющий автоматически генерировать модель нечеткого логического вывода из исходных данных.

Тестирование ННС осуществляется путем сравнения спрогнозированных значений нагрузки с фактическими и усреднением результатов расчета точности. Оценка адекватности построенной модели производится по следующему критерию:

МАРЕ – средняя ошибка в процентах:

$$e(\%) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_A^i - P_F^i|}{P_A^i} \times 100, \quad (6)$$

где  $P_A$  – фактическое значение нагрузки,  $P_F$  – результат восстановления (прогноза) и  $N$  – количество данных (часов).

Если качество прогноза, выполненного на построенной нейронечеткой модели, является неудовлетворительным, указанные этапы построения системы прогнозирования электрической нагрузки повторяются до тех пор, пока прогноз не будет соответствовать заданному критерию качества. В соответствии с новыми условиями функционирования НОРЭМ допустимая относительная погрешность для ЭЭС средней мощности (5 – 8 ГВт) лежит в пределах 2 – 5% .

**В третьей главе** рассмотрены вопросы разработки процедуры прогнозирования электрической нагрузки. Дана обобщенная функциональная схема системы прогнозирования ЭП, рассмотрен общий алгоритм формирования прогноза. Рассматриваются вопросы формирования обучающей выборки и пути повышения качества обучения нейронечетких систем.

Функционирование типовой системы прогнозирования электрической нагрузки (процедура прогнозирования) осуществляется в следующей последовательности:

- задание ретроспективных данных по нагрузке и номера часа прогнозирования через интерфейс системы;

- вейвлет-фильтрация данных по нагрузке и получение на выходе блока фильтрации четырех векторов, соответствующих аддитивным составляющим исходных данных;
- формирование входных векторов для ННС при помощи специального программного блока;
- прогнозирование нагрузки на час вперед по каждой составляющей вейвлет-разложения в отдельности;
- суммирование полученных прогнозов и вывод результата.

Для построения ННС выбрана функция `genfis2` математического пакета `MatLab`, которая производит более экономичное разбиение пространства входов на подобласти и является более эффективным инструментом для выявления правил из набора экспериментальных данных.

По проведенным исследованиям наилучшая глубина детализации, при которой компоненты исходной функции имеют относительно несложную форму, а точность восстановления является высокой – равна 3.

Для анализа данных ЭП с целью поиска оптимальной глубины вейвлет-разложения используется нелинейно-динамический подход (теория хаоса), с помощью которого показано, что временные ряды ЭП предсказуемы. Такой вывод делается на основе вычисления показателя Херста ( $H$ ) по методу нормированного размаха. Показатель Херста для анализируемого ВР равен 0,73, что говорит о выраженной персистентности (устойчивости тренда) ряда, а значит о наличии долговременной памяти. При увеличении зашумленности сигнала показатель Херста падает. Таким образом, показатель Херста можно считать мерой сложности исследуемого ВР.

Оценка получаемых при вейвлет-разложении временных последовательностей показала, что для анализируемого ВР ЭП, характеризующегося показателем Херста в интервале от 0,72 и выше, наилучшая глубина разложения равная трем, для интервала от 0,65 до 0,71 – 4 и 5 и для интервалов ниже 0,65 глубина разложения должна быть от шести и выше.

Наилучшая глубина разложения понимается в смысле получения относительно несложных (с отсутствием резких колебаний и выбросов) квазипериодических последовательностей на выходе блока вейвлет-фильтрации для аппроксимирующего уровня разложения.

Изменяя показатель Херста на входе блока вейвлет-фильтрации, можно регулировать глубину разложения ВР ЭП в зависимости от степени зашумленности сигнала. Разработанная система прогнозирования рассчитана на ВР с показателем Херста от 0,71 и выше.

Кроме того, в главе 3 представлены результаты оптимизации структуры нейронечетких систем на основе эволюционного моделирования.

При эксплуатации любой прогнозной модели рано или поздно возникает вопрос о возможности коррекции ее параметров. С каждым годом рост потребления электроэнергии увеличивается, меняются условия функционирования рынка электроэнергии и мощности, развиваются сами ЭЭС, в результате разработанная на определенном этапе система прогнозирования оказывается неадекватной текущему состоянию. Учитывая специфику электроэнергетики, а именно зависимость величины

электрической нагрузки от множества различных факторов (погодных условий; типа дня – выходной, рабочий, праздник; типа потребителя – промышленный и бытовой сектор), проблема переобучения системы прогнозирования очевидна, поскольку рано или поздно модель перестанет давать адекватный прогноз.

Для реализации возможности переобучения в систему прогнозирования была введена коррекция параметров модели по ошибке. Таким образом, общая структура системы прогнозирования приведена на рис. 5.

Прогноз на выходе системы сравнивается с фактическим значением нагрузки и, когда ошибка будет превышать заданный допустимый уровень (больше 3%), система переобучается заново на новых данных. Процесс переобучения занимает около пяти-семи минут. При краткосрочном прогнозировании на час вперед – это вполне приемлемая цифра.

Для реализации процедуры переобучения нейронечетких моделей в случае превышения ошибки прогнозирования допустимой нормы (3%), разработан блок оптимизации структур на основе генетического алгоритма (ГА) в Genetic Algorithm Toolbox пакета MatLab. Программа находит наилучшую структуру ННС, при которой система дает наименьшую ошибку прогнозирования. Время работы ГА составляет около пяти минут. При этом точность прогнозирования на 0,12% лучше, чем при ручном подборе оптимальной структуры системы прогнозирования электропотребления.

Разработана программа, реализующая модифицированный метод окон, для автоматического формирования входных переменных, обучающей и тестовой последовательностей для систем с различным числом входов и выходов, что существенно облегчает процедуру модификации ННС. Приведены блок-схемы всех разработанных программ.

**В четвертой главе** осуществляется экспериментальное исследование разработанной системы прогнозирования ЭП, реализующей многокомпонентную идею прогнозирования. Приведены результаты оценки точности системы, а также сравнительный анализ эффективности прогнозирования построенной системы с классическими регрессионными моделями и нейронечеткими моделями без предварительного преобразования данных. Представлен разработанный программный комплекс, реализующий систему краткосрочного прогнозирования электропотребления.

Результаты прогнозирования по каждой составляющей, а также общего итога прогнозирования приведены в табл. 1, а также графически на рис. 6, где кривая 1 – реальные значения, кривая 2 – итоговый прогноз системы.

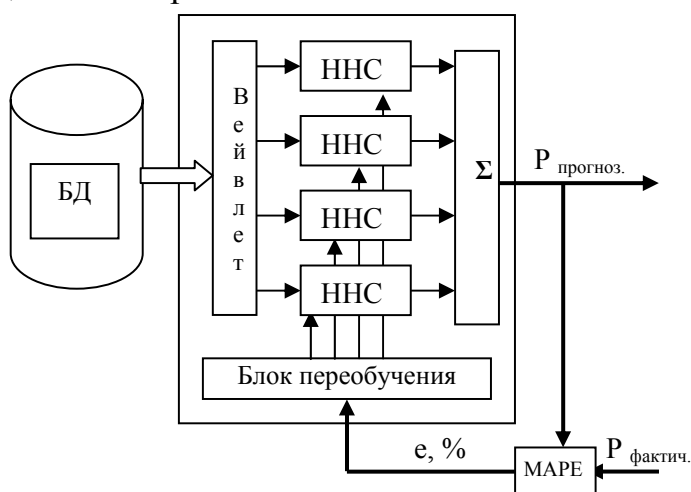


Рис. 5

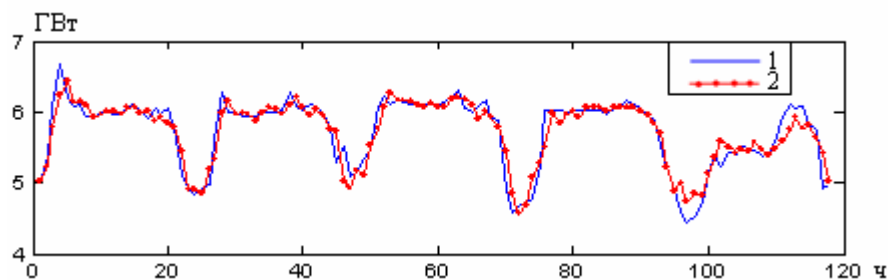


Рис. 6

Средняя точность прогнозирования составляет: для уровня аппроксимации – 0,56%; для детализации на уровне 3 – 3,54%; для детализации на уровне 2 – 4,13 %; для детализации на уровне 1 – 6,26%. Суммарная точность прогнозирования равна 1,6%. Точность оценивается по формуле (6).

Таблица 1

Прогноз, ГВт					Фактич., ГВт	Ошибка МАРЕ, %
Аппрокс.	Детал. 3	Детал. 2	Детал. 1	Общий		
5,67	-0,54	-0,07	-0,04	5,02	5,01	0,35
5,37	-0,32	0,15	-0,01	5,19	5,38	2,91
5,23	0,32	0,11	0,12	5,78	6,08	4,82
5,31	0,28	0,43	0,21	6,23	6,67	6,50
5,57	0,34	0,27	0,25	6,43	6,20	3,72
5,62	0,55	0,15	-0,17	6,15	6,08	1,30
5,77	0,51	-0,14	-0,01	6,13	6,11	0,48
5,92	0,27	-0,07	-0,02	6,10	5,95	2,62
6,02	-0,05	-0,02	-0,01	5,94	5,93	0,18

Несмотря на то, что точность прогнозирования для некоторых уровней детализации является невысокой, суммарное приближение к фактическому значению нагрузки выше при использовании вейвлет-разложения и прогнозирования каждой составляющей. Это объясняется тем, что нет необходимости в подборе такой архитектуры нечеткой нейронной сети, которая учитывала бы динамику изменения одновременно быстро- и медленноменяющихся компонент временного ряда.

Для оценки качества прогнозирования при искажении входной информации на вход системы подавалась намеренно зашумленная входная информация. Затем полученные в результате прогнозирования данные сравнивались с реальными значениями. Результаты исследований приведены в табл. 2.

Таблица 2

Искажение шумом $\epsilon_n$ , %	Н пок-ль Херста	МАРЕ, % аппрокс.	МАРЕ, % детал. 3.	МАРЕ, % детал. 2.	МАРЕ, % детал. 1.	МАРЕ, % прогноза
0	0,73	0,56	2,54	4,13	6,26	1,6
1,38	0,73	0,70	5,22	6,45	8,74	2,69
2,77	0,73	0,93	7,23	10,59	12,66	3,95
4,15	0,73	1,17	8,81	11,24	13,11	4,92
5,54	0,73	1,39	9,40	13,10	15,092	5,50
6,92	0,72	1,61	10,00	16,50	18,80	6,16

Представленные в таблице значения искажения шумом в процентах рассчитываются также по MAPE:

$$en(\%) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|P_A^i - P_N^i|}{P_A^i} \times 100, \quad (7)$$

где  $P_A$  – фактическое значение нагрузки,  $P_N = P_A + k\varepsilon(t)$ , где  $\varepsilon(t)$  – белый шум,  $k$  – постоянный коэффициент,  $N$  – количество данных (часов).

Как видно из анализа табл. 2, сильнее всего искажение данных оказывает влияние на ошибку детализирующих уровней, а особенно на ошибку уровней детализации 1 и 2, отвечающих за быструю динамику ВР. Это объясняется тем, что входные данные искажались высокочастотным шумом, который отфильтровывался вейвлет-преобразованием на детализирующие (высокочастотные) компоненты. Как видно из анализа табл. 2, при искажении входных данных до 6% (по MAPE), модель все еще выдает более или менее адекватный прогноз. Затем происходит резкое ухудшение прогнозных качеств модели, когда вейвлет-преобразование с глубиной разложения 3 уже не в состоянии отфильтровать высокочастотную составляющую на уровне аппроксимации и детализации 3. При этом показатель Херста  $H$  уменьшается с 0,73 до 0,72. Таким образом, этот интервал можно считать критическим для построенной модели.

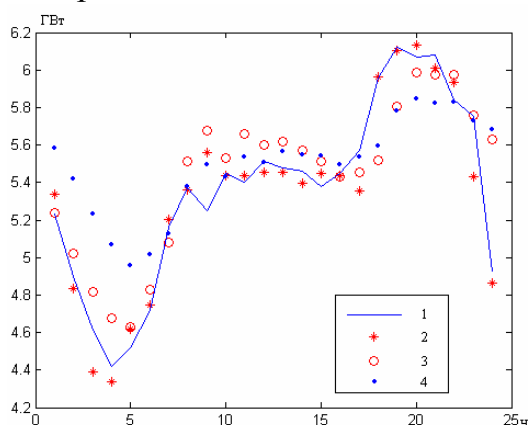


Рис. 7

Результаты сравнения с регрессионными моделями показали, что для всех исследованных линейных (по параметрам) моделей невозможно получить точность прогнозирования выше 2,8% в приемлемых границах 95% доверительного интервала.

Наилучшие результаты при прогнозировании на час вперед были получены для модели  $ARCC(20,10)$ . Точность прогнозирования составила 2,8%. Для

нейронечеткой модели с использованием вейвлет-теории точность прогнозирования при тех же условиях (прогнозирование на час вперед, одинаковая обучающая выборка) составляет 1,6%.

На рис. 7 графически приведено сравнение прогнозирования при помощи различных подходов. Кривая 1 – фактические данные почасовой нагрузки рабочего дня февраля, кривая 2 – прогноз ННС с использованием вейвлет-преобразования, кривая 3 – прогноз ННС и кривая 4 – прогноз  $ARCC(20,10)$ . Точность прогнозирования для ННС с использованием вейвлет-преобразования – 1,6%; для ННС – 2,1 %;  $ARCC$  – 2,8%.

На рис. 8 приведены результаты сравнения разработанной и регрессионной модели на предмет устойчивости к возможным неточностям входной информации. Кривая 1 – фактические данные, кривая 2 – прогноз ННС с использованием вейвлет-преобразования, кривая 3 – прогноз ННС и кривая 4 – прогноз  $ARCC$ . При искажении исходных данных на 3% точность прогнозирования составила для ННС с использованием вейвлет-преобразования – 4%; для ННС – 4,5%,  $ARCC$  – 6,3%. Отсюда

можно сделать вывод, что предложенная система прогнозирования обладает более устойчивым характером работы, по сравнению с классическими алгоритмами.

Кроме того, по сравнению с ННС без использования ВП построенная модель также характеризуется меньшей погрешностью прогноза. Это объясняется тем, что отфильтрованные на высоких уровнях детализации высокочастотные искажения имеют меньший масштаб (см. рис. 3) и ошибка прогнозирования для этих ВР вносит наименьший вклад в общую ошибку прогноза.

Для проверки адекватности построенной модели прогнозирования был проведен анализ остатков на наличие полезной информации и неучтенных моделью закономерностей. При корректном выполнении моделирования остатки должны являться результатом случайного рассеяния.

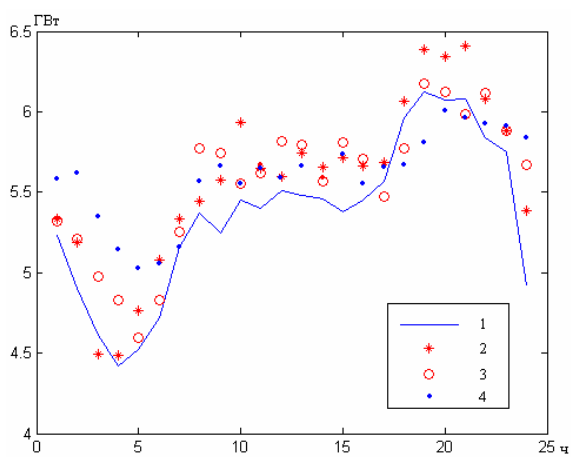


Рис.8

В рамках данной процедуры осуществлялась строгая проверка гипотезы относительно вида закона распределения по критерию Пирсона для стандартизированных остатков, проверка однородности дисперсий, наличие сериальных корреляций, а также выполнен тест остатков прогнозирования на белый шум с помощью критерия Бартлетта. В результате проведенных расчетов доказана случайность рассеяния остатков, что подтверждает адекватность разработанной модели.

Для предложенной системы прогнозирования разработан пользовательский интерфейс, позволяющий осуществлять процедуру прогнозирования как в пользовательском (ручном), так и в автоматическом режиме. Дескрипторная графика MatLab позволяет конструировать детали пользовательского интерфейса. Управляющая программа работает в двух режимах: *коррекция и моделирование* и *просмотр и прогнозирование*. В режиме *коррекции и моделирования* автоматически при помощи ГА осуществляется настройка прогнозной модели по ретроспективным данным ЭП, заданным оператором. В режиме *просмотра и прогнозирования* происходит непосредственно расчет прогнозируемого значения нагрузки, а также реализован графический просмотр результатов прогнозирования. Время расчета прогнозирующего значения составляет порядка 5 секунд.

В программе предусмотрена возможность сохранения и печати результатов прогнозирования в текстовом и графическом виде и ручной коррекции прогноза путем исключения из расчета выбранных уровней детализации ВР. Программа может работать как в ручном, так и в автоматическом режимах.

Для создания интерфейса были использованы средства GUI MatLab. Достоинством такого подхода к разработке общей системы прогнозирования можно отнести то, что мы не выходим за рамки одной среды разработки и отладки на всех этапах проектирования, что значительно облегчает дальнейшие модификации и усовершенствования модели. Вплоть до того, что возможно дополнительно разрабатывать вспомогательные интерфейсы для самостоятельного исследования результатов прогнозирования при использовании различных подходов.



**В заключении** подведены итоги и результаты проведенных исследований.

Основные результаты диссертационной работы могут быть сформулированы следующим образом:

1. Проведен анализ современных подходов к прогнозированию электрической нагрузки и выявлены наиболее перспективные направления улучшения качества и надежности прогнозов;

2. По результатам проведенного анализа разработана модель представления ретроспективных данных о нагрузке ЭЭС и процедура краткосрочного прогнозирования на основе нейронечеткого подхода и вейвлет-теории.

3. Разработана методика построения системы прогнозирования электрической нагрузки;

4. На основе предложенной методики выполнено построение системы прогнозирования электропотребления;

5. Выполнено исследование разработанной системы в среде MatLab. Точность прогнозирования составила 1,6 %. Исследование данной системы на устойчивость к возможным неточностям входной информации показало, что при искажении входных данных до 4% точность прогнозирования сохраняется в пределах до 5%.

6. Проведен сравнительный анализ качества и надежности прогнозирования построенной системы с классическими методами прогнозирования, который выявил, что использование вейвлет-разложения позволило повысить точность краткосрочного прогнозирования в 1,3 раза по сравнению с прогнозом, выполненным нейронечеткой моделью и в 1,7 раза по сравнению с прогнозом модели АРСС.

7. Разработан программный комплекс предложенной системы прогнозирования электропотребления.

Поставленные задачи диссертационного исследования успешно решены и цель достигнута.

Разработанная методика прогнозирования может быть использована не только для синтеза системы прогнозирования электропотребления, но также для прогнозирования более широкого класса нестационарных временных рядов отличающихся выраженной тренд-сезонной составляющей.

### **Публикации по теме диссертации**

#### **Статьи, опубликованные в изданиях, включенных в перечень ВАК:**

1. Модель прогнозирования нагрузки электроэнергетической системы на основе нейронечеткого подхода [Текст] / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Д.Н. Поляхов, Е.С. Анушина, Е.Ю. Шеина // Изв. СПб ГЭТУ «ЛЭТИ», Сер. Автоматизация и управление. – 2004. – Вып. 1. – С. 42–47.
2. Анушина, Е.С. Современные подходы и методы прогнозирования электропотребления [Текст] / И. А. Приходько, Е. С. Анушина // Изв. СПб ГЭТУ «ЛЭТИ», Сер. Автоматизация и управление. – 2005. – Вып. 1. – С. 37–42.
3. Анушина, Е.С. Использование интеллектуальных вычислительных технологий для решения задач прогнозирования [Текст] / Е.С. Анушина // Естественные и технические науки.– 2006. – №5. – С. 184-186

4. Анушина, Е.С. Использование современных подходов и методов для прогнозирования электропотребления [Текст] / Ю.А. Борцов, Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Е.С. Анушина // *Электротехника*. – 2006. – №8. – С. 30–35.

**Другие работы:**

5. Anushina, E.S. Forecast Model of power system load based on fuzzy neural approach (Модель прогнозирования электрической нагрузки на основе нейронечеткого подхода) [Текст] / N.D. Polyahov, I.A. Prikhodko, E.S. Anushina // Сб. тр. междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям SCM-2004. Saint-Petersburg., 17-19 June. – 2004. – Vol. 1. – P. 278–281.
6. Анушина, Е.С. Исследование нечетких и нейросетевых систем [Текст] / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, В.Е. Кузнецов, Е.С. Анушина, А.А. Карачев – СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2005. – 28 с.
7. Анушина, Е.С. Прогнозирование электропотребления на основе нейронечеткого подхода с использованием вейвлет-теории [Текст] / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Е.С. Анушина // Сб. тр. междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям SCM-2005. Saint-Petersburg, 27-29 June. – 2005. – Vol. 1. – P. 247–250.
8. Анушина, Е.С. Использование современных подходов при решении задач прогнозирования [Текст] / Е.С. Анушина // Сб. тр. 4-й Всероссийской науч. конф. УИТ. Санкт-Петербург, 10–12 октября. – 2006. – С. 181-184
9. Анушина, Е.С. Повышение точности прогнозирования электропотребления с использованием вейвлет-теории [Текст] / Е.С. Анушина // Одиннадцатая Санкт-Петербургская Ассамблея молодых ученых и специалистов. Санкт-Петербург. – 2006. – С. 39
10. Анушина, Е.С. Применение методов нелинейной динамики для совершенствования систем прогнозирования электропотребления [Текст] / Е.С. Анушина // Двенадцатая Санкт-Петербургская Ассамблея молодых ученых и специалистов. Санкт-Петербург. – 2006. – С. 49
11. Анушина, Е.С. Система прогнозирования электропотребления на основе нейронечеткого подхода с использованием вейвлет-теории [Текст] / Е.С. Анушина // Сб. тр. политехнического симпозиума - Молодые ученые – промышленности Северо-Западного региона. Санкт-Петербург, 8 декабря. – 2006. – С. 6-7
12. Анушина, Е.С. Прогнозирование электропотребления. Современные технологии и перспективы [Текст] / Е.С. Анушина // Сб. тр. политехнического симпозиума - Молодые ученые – промышленности Северо-Западного региона. Санкт-Петербург, 6 декабря. – 2007. – С. 58-59
13. Анушина, Е.С. Решение задачи прогнозирования на основе нейронечеткого подхода с использованием вейвлет-преобразования [Текст] / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Е.В. Хартян, Е.С. Анушина // Сб. тр. междунар. конф. по мягким вычислениям и измерениям SCM-2007. Saint-Petersburg, 20-22 June. – 2007. – Vol. 1. – P. 247–250.
14. Анушина, Е.С. Вейвлет-теория в задачах прогнозирования [Текст] / Н.Д. Поляхов, И.А. Приходько, Е.С. Анушина, Е.В. Хартян // *Изв. СПб ГЭТУ «ЛЭТИ»*. – 2008. – Вып. 4. – С. 50–54