

Федеральное государственное образовательное учреждение  
высшего профессионального образования  
«Южно-Уральский государственный университет»  
(национальный исследовательский институт)

*На правах рукописи*

**Соломахо Ксения Львовна**

ПРИМЕНЕНИЕ МЕТОДА ГЛАВНЫХ КОМПОНЕНТ  
ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМОВ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ  
ЭНЕРГОСБЫТОВОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

Специальность 05.09.03 – “Электротехнические комплексы и системы”

**Диссертация**

на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель –  
доктор технических наук,  
профессор  
Кирпичникова И.М.

Челябинск – 2015

## ОГЛАВЛЕНИЕ

|                                                                                                                    |           |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|-----------|
| <b>ВВЕДЕНИЕ.....</b>                                                                                               | <b>4</b>  |
| <b>ГЛАВА 1. СОСТОЯНИЕ ВОПРОСА И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ ...</b>                                                        | <b>11</b> |
| 1.1. Уровень развития энергетической отрасли в России .....                                                        | 11        |
| 1.2. Проблема прогнозирования генерирования объемов электроэнергии<br>электротехнических комплексов и систем ..... | 20        |
| 1.3. Методы и оценки качества функционирования систем прогнозирования<br>на предприятии .....                      | 22        |
| 1.4. Задачи и методы прогнозирования объемов выработки электроэнергии<br>.....                                     | 27        |
| 1.5. Обзор методов прогнозирования энергозатрат на промышленных<br>предприятиях .....                              | 29        |
| 1.6. Анализ энергетические характеристик основных потребителей<br>электроэнергии. ....                             | 33        |
| 1.7. Выводы по главе 1 .....                                                                                       | 35        |
| <b>ГЛАВА 2. МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМОВ<br/>ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ .....</b>                         | <b>36</b> |
| 2.1. Обзор методов прогнозирования объемов электроэнергии<br>электротехнических комплексов .....                   | 36        |
| 2.2. Классификация статистических методов прогнозирования .....                                                    | 38        |
| 2.3. Основные методы прогнозирования временных рядов .....                                                         | 40        |
| 2.3.1. Прогнозная экстраполяция .....                                                                              | 40        |
| 2.3.2. Регрессионный анализ (искусственные нейронные сети, ARIMA<br>модели) .....                                  | 43        |
| 2.3.3. Адаптивные методы прогнозирования .....                                                                     | 53        |
| 2.3.4. Прогнозирование с использованием гибридных систем .....                                                     | 54        |
| 2.3.5. Техноценоз .....                                                                                            | 57        |

|                                                                                                                          |            |
|--------------------------------------------------------------------------------------------------------------------------|------------|
| 2.4. Анализ работ по прогнозированию энергопотребления .....                                                             | 59         |
| 2.5. Выводы по главе 2 .....                                                                                             | 79         |
| <b>ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ОБЪЕМОВ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ ЭНЕРГОСБЫТОВОГО ПРЕДПРИЯТИЯ .....</b>   | <b>81</b>  |
| 3.1. Критерии создания математической модели для построения прогнозов электропотребления .....                           | 81         |
| 3.1.1. Требования к модели .....                                                                                         | 81         |
| 3.1.2. Требования к выбору метода для краткосрочного прогнозирования электропотребления энергосбытового предприятия..... | 84         |
| 3.2. Разработка способов формирования рациональной тестовой выборки                                                      | 85         |
| 3.3. Подготовка исходных данных для анализа .....                                                                        | 86         |
| 3.4. Алгоритм отбора исходных факторов .....                                                                             | 88         |
| 3.5. Формальная постановка задачи .....                                                                                  | 91         |
| 3.6. Прогнозирование электропотребления методом главных компонент .                                                      | 92         |
| 3.7. Выводы по главе 3 .....                                                                                             | 98         |
| <b>ГЛАВА 4. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ РЕГИОНА ДЛЯ ЭНЕРГОСБЫТОВОГО ПРЕДПРИЯТИЯ .....</b>                         | <b>99</b>  |
| 4.1. Модель на основе регрессионного анализа .....                                                                       | 99         |
| 4.2. Модель на основе метода главных компонент .....                                                                     | 108        |
| 4.3. Анализ влияния каждого фактора .....                                                                                | 113        |
| 4.4. Сравнение результатов .....                                                                                         | 114        |
| 4.5. Оценка ожидаемого экономического эффекта .....                                                                      | 120        |
| 4.6. Выводы по главе 4 .....                                                                                             | 121        |
| <b>ЗАКЛЮЧЕНИЕ .....</b>                                                                                                  | <b>122</b> |
| <b>ЛИТЕРАТУРА .....</b>                                                                                                  | <b>125</b> |
| <b>ПРИЛОЖЕНИЯ .....</b>                                                                                                  | <b>137</b> |

## **ВВЕДЕНИЕ**

### **Актуальность работы**

Актуальная для современных предприятий проблема энергоемкости была обозначена Президентом Российской Федерации в Указе от 4 июня 2008 года №889 «О некоторых мерах по повышению экологической и энергетической эффективности России». В Указе была поставлена глобальная задача по снижению энергоемкости российской экономики на 40% относительно 2007 года. В связи с этим на предприятиях, работающих в области электроэнергетики, стали проводить мероприятия по энергоэффективности, которые оказывают влияние на увеличение прибыли, за счет сокращения убытков. Одной из важных составляющих мероприятий по оптимизации энергетических затрат предприятия стало прогнозирование объемов электрической энергии, что является неотъемлемой частью ежедневной работы.

В настоящее время на большинстве предприятий применяются методы экспертных оценок, когда прогноз осуществляется сотрудником компании на основе использования простейших арифметических операций, что не может обеспечить высокую точность. Однако современные подходы к экономическому и техническому управлению, развитие информационных технологий, предъявляют все более жесткие требования к точности решения задач прогнозирования. Эффективным решением данной задачи является создание математической модели прогнозирования, адекватно описывающей исследуемый процесс. Использование при прогнозировании автоматизированных математических моделей на предприятии позволяет строить прогнозы с высокой точностью, сокращает время, затрачиваемое на процесс прогнозирования, а так же помогает принимать управленческие решения.

Статистических методов, лежащих в основе математической модели, в настоящее время известно большое количество, все они имеют свои достоинства и недостатки. Выбор статистического метода осуществляется

под требования конкретного предприятия, путем сопоставления положительных и отрицательных качеств метода, и исследования эффективности его применения на данном предприятии. Выбор статистического метода – очень важный этап при построении математической модели. Для выбора оптимального метода четко формулируют исходные требования: цель, интервал и точность прогноза, адаптивность прогнозной модели, ее быстроедействие и т.д.

Деятельность энергосбытовой компании, являющейся участником оптового рынка электроэнергии, включает в себя закуп объемов электроэнергии на этом рынке и реализация ее розничным потребителям. При этом объемы электроэнергии, закупаемые на оптовом рынке должны быть равны составленным прогнозам. В случае отклонения фактически потребленной электроэнергии от заявленной, энергосбытовое предприятие вынуждено докупать объемы электроэнергии или продавать излишне закупленные объемы электроэнергии на балансирующем рынке по невыгодной для предприятия цене. В конечном итоге все затраты отразятся в цене для потребителя. Кроме того, при больших отклонениях на энергосбытовое предприятие могут быть наложены меры оперативного воздействия. Так же создаются риски смены сбытовых компаний розничными потребителями. В итоге, энергосбытовое предприятие, являющееся гарантирующим поставщиком, несет финансовые потери и снижение экономических показателей.

Таким образом, разработка математической модели прогнозирования на энергосбытовом предприятии является актуальной, а ее реализация позволит повысить точность прогнозирования потребления объемов, влияя, тем самым, на снижение затрат предприятия.

### **Степень научной обоснованности проблемы**

Решению проблемы прогнозирования электроэнергии посвящено немало работ. Особый интерес представляют работы по краткосрочному прогнозированию объемов электропотребления таких учёных, как Воронов,

И.В., Демура, А. В., которые предложили прогнозирование на основе нейронной сети, Гнатьюка, В.И., Лагуткина, О. Е., которые предложили метод на основе техноценоза, Манусова В. З., Никифорова, Г. В., которые предложили прогнозирование на основе регрессионного анализа, Клеопатрова Д. И., предложившего прогнозирование на основе экспоненциального сглаживания. Однако предложенные методы не могут быть применены к решению задачи прогнозирования объемов потребления электроэнергии на энергосбытовом предприятии, в связи с некоторыми ограничениями, к которым относятся: невозможность использования большого числа факторов, использование субъективных оценок, необходимость использования статистических выборок за большой период времени, требования к техническим и программным инструментам. Данные ограничения отсутствуют в статистическом методе главных компонент.

**Объект исследования** – статистические данные энергосбытового предприятия по реализации объемов электроэнергии розничным потребителям, заключившим договора с энергосбытовым предприятием на расчеты за электроэнергию.

**Предмет исследования** – процесс прогнозирования объемов электропотребления потребителей энергосбытового предприятия.

**Целью** диссертационной работы является применение и адаптация статистического метода главных компонент для прогнозирования объемов электропотребления в области энергетики.

**Идея работы.** Прогнозирование объемов электроэнергии следует вести на основе метода главных компонент с учетом факторов и закономерностей, оказывающих влияние на изменение объемов электропотребления. Модель должна иметь высокую скорость вычисления прогнозных значений и сравнимую с другими моделями точность прогнозирования различных временных рядов. Погрешность не должна быть больше заданной величины.

### **Задачи исследования:**

- анализ статистических методов и моделей прогнозирования объемов потребления электроэнергии на промышленных предприятиях, определение наиболее эффективного метода прогнозирования;
- анализ факторов, влияющих на потребление объемов электроэнергии;
- разработка математической модели прогнозирования на основе метода главных компонент;
- оценка работы модели при прогнозировании объемов потребления электроэнергии на энергосбытовом предприятии и сравнительный анализ полученной модели по точности прогнозов с моделью на основе регрессионного анализа;
- экономическая оценка предложенной модели.

**Методы исследования.** В работе использовались теоретические методы и экспериментальные исследования, заключающиеся в научном анализе тенденций изменения объемов электропотребления в зависимости от изменения факторов, методы математической статистики, статистические выборки, факторы и данные метеослужбы. В работе использовались доклады предприятий, использующих статистические методы с результатами их использования.

**Достоверность полученных результатов** подтверждается на основе расчетов с помощью двух статистических методов, относительным совпадением результатов, совпадением результатов, полученных методом главных компонент и исходных данных, с учетом погрешности, не противоречащей поставленной задаче.

### **Научные положения, выносимые на защиту и их научная новизна**

1. С учетом общих тенденций изменения объемов электропотребления разработана математическая модель прогнозирования объемов электропотребления на основе метода главных компонент, отличающаяся от используемого метода регрессионного анализа меньшей погрешностью.

2. Определены наиболее значимые факторы, влияющие на энергопотребление, которые необходимо учитывать для повышения точности прогнозирования.

3. Предложена модель прогнозирования потребления объемов электроэнергии, значительно снижающая погрешность расчетов и обеспечивающая сокращение издержек энергосбытового предприятия в два и более раза.

**Практическое значение** работы заключается в следующем:

– модель прогнозирования энергопотребления энергосбытового предприятия разработана на основе заявки предприятия по снижению погрешности при составлении прогнозов потребления электроэнергии;

– разработанный метод прогнозирования объемов электропотребления на предприятии на основе метода главных компонент позволяет сократить издержки при составлении прогноза;

– модель прогнозирования энергопотребления внедрена в Центральном филиале ОАО «Челябэнергосбыт» для решения задачи прогнозирования объемов электропотребления потребителей, что подтверждается актом о внедрении.

**Апробация работы.** В полном объеме работа докладывалась и обсуждалась на расширенных заседаниях кафедр «Электротехника и возобновляемые источники энергии» и «Системы электроснабжения» ФГБОУ ВПО «Южно-Уральский государственный университет», г.Челябинск.

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на конференциях и семинарах, в том числе на: Общероссийской научно-практической конференции «Социально-экономические проблемы развития общества», Красноярск, 2009 г.; 62-й, 63-й, 66-й научно-практических конференциях аспирантов ЮУрГУ, Челябинск, 2010, 2011, 2014 гг.

**Публикации.** По теме диссертации опубликовано 10 научных статей (из них – 3 в периодических изданиях, **рекомендованных ВАК РФ**), 4 доклада на конференциях, 1 акт о внедрении модели на предприятии.

**Личный вклад автора** состоит в постановке задач исследования, исследовании методов решения, в формулировании и доказательстве научных положений, разработке модели для решения задач прогнозирования.

**Структура и объем работы.** Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, изложенных на 134 страницах машинописного текста, содержит 22 рисунка, 7 таблиц, список используемой литературы из 134 наименований.

**Соответствие научной специальности:** исследование, проводимое в рамках диссертационной работы, полностью соответствует формуле и пп. 4 области исследования, приведенной в паспорте специальности 05.09.03.

**Во введении** обоснована актуальность работы, сформулированы научные положения, их новизна, практическая значимость.

**В первой главе** диссертации обоснована необходимость повышения точности прогнозирования энергопотребления региона с целью экономии природных ресурсов при выработке электроэнергии и борьбы с высокой энергоемкостью предприятий в России. Определены требования для решения задачи прогнозирования электропотребления. Выполнен обзор методов прогнозирования энергозатрат на промышленных предприятиях.

**Во второй главе** выполнен обзор существующих математических методов прогнозирования, использующихся на крупных промышленных предприятиях. Проведен анализ научных работ, посвященных тематике прогнозирования в области энергетики. На основе проведенных исследований сделан вывод о том, что необходимо найти новый подход для решения задачи прогнозирования на предприятии ОАО "Челябэнергосбыт".

**В третьей главе** диссертации приведено построение различных математических моделей и создание прогнозов на основе построенных моделей, для более подробного изучения изменения электропотребления и

выбора оптимальной модели. Подробно изучен процесс электропотребления, выявлены законы, которые влияют на изменение объемов потребления.

**В четвертой главе** диссертации выполнено прогнозирование согласно разработанным математическим моделям. Проведен сравнительный анализ погрешностей на основе использования двух математических моделей.

**В заключении** сформулированы основные выводы и даны результаты исследований в соответствии с целью и задачами исследований.

**В Приложении** имеется акт о внедрении результатов диссертационной работы в производственный процесс энергосбытового предприятия ОАО «Челябэнергосбыт», Центральный филиал.

## **ГЛАВА 1. СОСТОЯНИЕ ВОПРОСА И ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ**

### **1.1. Уровень развития энергетической отрасли в России**

Сегодня одной из основных отраслей народного хозяйства любого государства считается энергетика, потенциальные возможности и уровень развития которой определяют экономическую мощь государства. Развитие мировой экономики связано с непрерывным ростом производства. Высокий уровень энергоемкости производства является важнейшей проблемой, существенно ограничивающей конкурентоспособность российской экономики. По различным оценкам, уровень потребления энергетических ресурсов на единицу ВВП в России по-прежнему превышает аналогичный показатель в развитых странах в два-три раза. Причем, этот разрыв сокращается незначительно, а в некоторые периоды, даже напротив, имеет тенденцию к увеличению. Суммарные объемы потребления электроэнергии в целом по России складываются из показателей электропотребления и выработки объектов, расположенных в Единой энергетической системе России, и объектов, работающих в изолированных энергосистемах (Таймырская, Камчатская, Сахалинская, Магаданская, Чукотская, а также энергосистемы центральной и северной Якутии). По данным системного оператора ЕЭС, которое осуществляет централизованное оперативно-диспетчерское управление в Единой энергетической системе России энергопотребление в 2012 году выросло на 1,7% по сравнению с уровнем энергопотребления 2011 года, до 1,038 трлн. кВт·ч. Потребление электроэнергии за декабрь 2012 года в целом по России составило 104,5 млрд. кВт·ч, что на 5,1% больше, чем в декабре 2011 года [103]. Потребление электроэнергии в 2013 году незначительно снизилось и в целом по России составило 1 031,2 млрд. кВт·ч, что на 0,6 % меньше, чем в 2012 году. Для снижения энергоемкости уже с 2000 года, в России разрабатываются программы по снижению энергоемкости, однако рост спроса на газ и на электроэнергию остаются выше предусмотренных «Энергетической

стратегией России» значений. Нехватка энергии может стать существенным фактором сдерживания экономического роста страны. По оценке, до 2015 года темпы снижения энергоемкости при отсутствии скоординированной государственной политики по энергоэффективности могут резко замедлиться. Это может привести к еще более динамичному росту спроса на энергоресурсы внутри страны. Запасов нефти и газа в России пока достаточно, однако задачи ресурсосбережения так же всегда актуальны [103].

Электроэнергия необходима как для работы любого предприятия, так и для бытового сектора. Производится электроэнергия преимущественно в местах, близких к источникам топлива и гидроресурсов на электростанциях. Для электростанций топливом служат природные богатства – уголь, природный газ, торф, ветер, солнце, вода, атомная энергия и другие природные ресурсы. В зависимости от вида преобразуемой энергии электростанции бывают: тепловые, газотурбинные, атомные, гидроэлектростанции, а также слабой мощности электрические станции местного назначения – ветряные, геотермальные, солнечные, морских приливов и отливов, дизельные и другие. Для выработки необходимых запланированных объемов электроэнергии происходит планирование необходимых ресурсов, которые будут переработаны. Планированием на электростанциях занимаются большие отделы, так как требуется рассчитать необходимое количество природных ресурсов, так чтобы полностью удовлетворить все потребности в электроэнергии. Запасы топливных ресурсов, должны использоваться эффективно и рационально. В настоящее время большое внимание уделяют разработке и внедрению различных программ экономии энергетических ресурсов[106].

Перед энергосетевой компанией также стоит задача рассчитать оптимальную нагрузку сетей и энергоблоков. Потребительская нагрузка может изменяться в зависимости от различных влияющих факторов, таких как: погоды и климата, времени суток, месяца года, географического расположения и экономических факторов. Своего максимального или

пикового уровня нагрузка может достигать совсем редко: например, на протяжении нескольких часов в году, но мощность электростанции или энергосистемы должна быть рассчитана и на пиковую нагрузку. Кроме того, избыток, или запас, мощности нужен для того, чтобы в случае необходимости можно было отключать отдельные энергоблоки для ремонта или технического обслуживания. Резервная мощность, согласно установленным стандартам, должна составлять в среднем 25% от полной установленной мощности [19]. Для того чтобы оценить эффективность использования электростанции и энергосистемы выполняют расчет как процентное отношение электроэнергии (в кВт·ч), выработанное фактически за весь год, к возможной максимально годовой производительности (в кВт·ч). Коэффициент нагрузки не достигает 100%, так как в любом случае неизбежны выключения энергоблоков по различным причинам, например, для технического планового обслуживания и в случае аварийного выхода из строя ремонта.

Электрическую энергию после выработки на электростанции необходимо доставить туда, где её начнут потреблять. Для начала необходимо доставить в крупные промышленные центры страны, которые не всегда территориально находятся возле самих электростанций, а чаще расположены на сотни километров, а иногда и тысячи километров от мощных электростанций. Передача электроэнергии это только первоочередная задача. Далее её требуется распределить среди большого количества различных потребителей – промышленных предприятий, жилых зданий, транспорта и т. д. При передаче электроэнергии происходят потери в линиях электропередач, что тоже необходимо учитывать при выработке объемов электроэнергии. Для передачи электрической энергии на большие многокилометровые расстояния осуществляют с использованием трансформаторов. Электросетевые компании или энергосистемы являются посредниками при передаче электроэнергии от трансформаторных подстанций к приёмникам электроэнергии. Электросетевые компании

обслуживают значительное количество предприятий, организаций и частных лиц. На электросетевую компанию так же возлагается ответственная работа по эффективному распределению электроэнергии. Важным процессом является прогнозирование электроэнергии необходимое потребителям. Для этого происходит постоянное отслеживание суммарного количества потребителей в разрезе по населению и предприятиям.

Большая часть электроэнергии уходит на нужды предприятий. Происходит постоянный мониторинг юридических лиц, в связи с тем, что их число постоянно меняется, так как предприятия создаются и ликвидируются. На любом предприятии технологические процессы связаны с потреблением энергии. В общем виде электроемкость предприятия это параметр, зависимый от множества особенных факторов. Эти параметры могут быть разнообразны: рост экономики и трансформация ее структуры; состав и объемы производства различных видов выпускаемой продукции; влияние климатических и погодных условий; развитие данного вида экономической деятельности и особенностей, связанных с ними технологических процессов; техническое состояние основных фондов и частота проведения модернизации изношенного оборудования, обновление технологии производства и т.д. Анализ различных видов деятельности России и зарубежных стран, показывает, что в России на предприятиях повышенная энергоемкость. Это связано с множеством влияющих факторов: природно-климатические условия, для Российского климата обычны низкие среднегодовые температуры, при низких температурах растет потребление топливно-энергетических ресурсов для надежного и устойчивого энергообеспечения потребителей, кроме того многие крупные промышленные центры удалены друг от друга, что приводит к росту энергозатрат для обеспечения обмена услугами и товарами между этими регионами [89]. Так же в России согласно проведенным исследованиям Росстат в электропотреблении преобладает доля промышленности и составляет 46,7% от общего потребления. Статистические данные показывают, что в последние годы доля

промышленности растет. При этом в состав промышленного электропотребления около 30% уходит на тяжелую электроемкую промышленность. Чуть ниже доля - это сфера услуг, на эту долю приходится 40-41% относительно 60-70% в других странах с развитой рыночной экономикой. Исследования показывают наличие в России большого объема устаревшего энерготехнологического оборудования, использование такого оборудования также приводит к росту электропотребления. В результате в России суммарный потенциал энергосбережения составляет 30-45% относительно современного уровня энергопотребления (рис.1.1) [47]

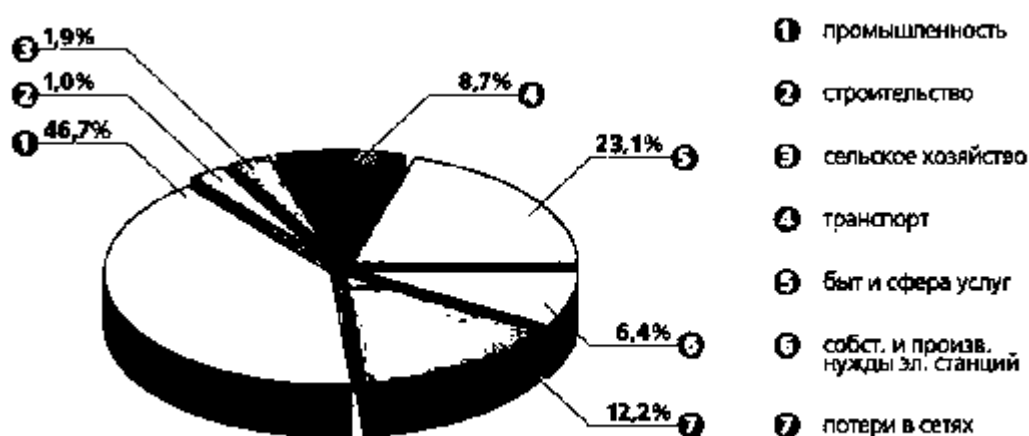


Рис.1.1. Доли распределения электроэнергии в России, 2012 год

В бытовом секторе так же отмечается рост электропотребления. Он вызван углублением электротарификации населения. Это связано с насыщением домашних хозяйств категориями разнообразных бытовых электроприборов. Растет перенасыщение приборами базовой группы (к ним можно отнести аудио- и телеаппаратуру, пылесосы, холодильники, утюги, стиральные машины и др.) На базовую группу выделяется в среднем 40% электроэнергии, потребляемой бытовым сектором. А также так называемой группы ускоренно-селективной (к ней относятся бытовых электроприборов, кроме базовой группы: это освещение, системы микроклимата, электроплиты), а так же появляться новые типы бытовых приборов, например сауны, джакузи и т.д. Также возросла и единичная мощность бытовых электроприборов. В последнее время параллельно с возрастанием

перенасыщенности домашних хозяйств электрическими приборами отмечен активный процесс смены устаревающих приборов на новые, с более высоким электропотреблением. Выросло потребление электроэнергии на приготовление пищи (рост количества электроплит), освещение, отопление и кондиционирование.

В связи с ростом энергопотребления важным и актуальным в настоящее время является вопрос энергоэффективности. Впервые он был обозначен 2 июля 2009 г. где президент Российской Федерации, выступая на заседании Государственного совета в Архангельске, обозначил пять приоритетов развития экономики, и, впервые определил в качестве одного из важных среди них энергоэффективность, которая, по его мнению, является важной макроэкономической проблемой, должна носить систематизирующий характер и пронизывать все остальные приоритеты технологических модернизаций.

Актуальна проблема энергоэффективности на промышленных предприятиях, так как напрямую влияет на результаты работы предприятия. На предприятиях изучают проблему энергоэффективности или рационального использования электроэнергии в качестве одной из мер для снижения общих издержек предприятия. Вместе с тем, путь развития отечественной экономики для решения проблемы энергосбережения возможен только при создании и последующего внедрения программ энергосбережения на предприятиях, а для этого необходимо исследование и сбор соответствующей методологической и методической баз. Задержание проведения энергосберегающих мероприятий отрицательно сказывается на общей экологической и социально-экономической ситуации и приводит к значительному экономическому ущербу на предприятиях. Кроме того, дальнейшей увеличение затрат в промышленности и прочих отраслях народного хозяйства приводит к растущему дефициту финансовых ресурсов, а это, в свою очередь, замедляет обновление производственной базы предприятия в соответствии с новейшими разработками научно-технического

прогресса. Чтобы сократить финансовые потери, при внедрении совокупности мероприятий по энергосбережению, необходимо создание методов оценки эффективности мероприятий энергосбережения, которые учитывают многовариантность использования источников инвестиций, которые выделены для реализации этих мероприятий. Снижение в издержках производства энергетической составляющей приведет к возможности получить дополнительные средства, которые можно использовать для обеспечения приемлемого уровня морального и физического износа технологического оборудования [48,124,125,126]. На производственных предприятиях рост расходов на энергетические ресурсы вызывает повышение себестоимости, что также негативно сказывается на конкурентоспособности предприятия.

В настоящее время для решения вопроса энергоэффективности разрабатывают программы энергосбережения, определяют систему показателей эффективности энергосбережения, производят оценку экономической эффективности от совокупности энергосберегающих мероприятий, и полученную экономическую выгоду. Мероприятия энергоэффективности в результате внесут положительные изменения на прибыль предприятий, за счет сокращения убытков. Одной из важных составляющих мероприятий по оптимизации энергетических затрат предприятия становится прогнозирование потребления электрической энергии.

Постоянные изменения на предприятии, изменения в секторе бытовых потребителей оказывают влияние на общее энергопотребление региона в целом, а это является проблемой сбытовых предприятий. Это связано с тем, что основной задачей сбытового предприятия является полное удовлетворение потребностей в электроэнергии региона. Энергосбытовое предприятие, является посредником между электростанцией и бытовым потребителем и должно выполнять постоянные исследования изменения потребностей региона в объемах электроэнергии. Для закупа необходимого

для потребителей объема электроэнергии на предприятии составляются прогнозы объемов электропотребления в кВт·ч, согласно которым и происходит закуп объемов на оптовом рынке. Основной задачей энергосбытового предприятия является составление как можно более точного прогноза электропотребления. Прогноз необходим для закупа требуемых объемов электроэнергии. В настоящее время в России реформирование в области электроэнергетики, привело к росту конкуренции на оптовом и розничном рынках электроэнергии. Процесс демонополизации в сфере сбыта электрической энергии привел к возникновению мелких независимых сбытовых компаний, в связи с этим энергосбытовой бизнес оказался в совершенно иных, непривычных условиях. Постепенный рост конкуренции на розничном и оптовом рынке электроэнергии предъявляет все новые, более жесткие требования к участникам рынка. Для энергосбытовых компаний, бывших монополистов, увеличивается риск снижения своих конкурентных позиций в данной борьбе. Либерализация региональных рынков электроэнергии привела к снижению рыночной доли бывших предприятий монополистов. Конечно, розничные рынки электроэнергии в большинстве субъектов Российской Федерации до сих пор характеризуются высокой степенью концентрации в условиях неразвитой конкуренции, однако в ряде крупных регионов уже очевиден рост конкуренции между сбытовыми компаниями. В связи со складывающейся сегодня ситуации перед сбытовыми организациями встала важная задача удержать крупных потребителей от ухода на оптовый рынок электроэнергии и защитить собственных клиентов от переманивания со стороны маленьких независимых компаний. Это показывает необходимость использовать новые подходы в управлении энергосбытовой организации, которые помогут ей сохранить и усилить свое конкурентное положение [48]. В результате, в условиях активного развития конкуренции на розничном и оптовом рынке электроэнергии для энергосбытовой компании актуальной становится задача эффективного распределения электроэнергии приобретаемой на оптовом рынке.

Использование современных технологий и эффективная работа с их применением помогает повышать конкурентоспособность предприятия, поэтому для предприятия актуален вопрос по разработке программ, для возможности управления покупкой и продажей электроэнергии. Для достижения этой задачи выполняют планирование и контроль процесса распределения объемов электроэнергии, и прогнозирование объемов потребляемой электроэнергии[19].

В настоящее время используется множество различных подходов, методов и моделей прогнозирования энергопотребления на дальнюю перспективу, но у каждого подхода есть свои особенности. Основным недостатком статистических методов, которые лежат в основе математических моделей прогнозирования, состоит в небольшой степени детализации прогнозируемых показателей и низком уровне доверия к получаемым результатам[116,119]. Это объясняется тем, что в рамках изучения общих тенденций энергопотребления скрыты причины приводящие к изменениям объемов энергопотребления, не изучаются взаимосвязи и с переменами в социально-экономическом развитии региона, и с соотношением потребления электроэнергии, тепла и топлива. Кроме того, использование стандартных подходов для прогнозирования объемов энергопотребления региона или отдельного административного района при нестабильной динамике изменения объемов электропотребления может привести к существенным погрешностям. При выборе существующих математических моделей, следует учитывать, что возможности их применения ограничены, поскольку при разработке математической модели, учитываются требования для предприятия - заказчика и установленные им условия.

На сегодняшний день набирают популярность статистические методы прогнозирования, которые предусматривают возможность использования неограниченного количества различных входных параметров, а функция влияния входного параметра на выходной результат может быть любой сложности – нелинейной, нестационарной и др. Кроме того, не все

параметры измеряются в одинаковых единицах: некоторые входные параметры модели являются численными (исторические значения потребления электроэнергии, время суток, температура воздуха и т.п.), а часть параметров – категориальными (тип облачности, время года, тип дня, и др.) [57,118,132]. Может использоваться неявное включение входных параметров. Например, построение дополнительной системы, каждый элемент которой ведет расчет для определенного случая, например, для определенного типа дня или времени года. Использование методов данной группы позволяют решить актуальные для предприятия задачи: сокращение электропотребления и экономия средств, направляемых на оплату за потребленную электроэнергию, разработка инструментария для управления электротехническим комплексом в условиях реформирования российской электроэнергетики, создание условий для быстрого возврата средств, вкладываемых в комплексную автоматизацию контроля и учета электропотребления, повышение конкурентоспособности и устойчивости модели в отличие от имеющихся в использовании. На сегодняшний день актуальна необходимость разработки новой методики (методологических подходов) прогнозирования объемов энергопотребления бытовых предприятий для решения проблемы эффективного распределения электроэнергии и увеличения прибыли.

## **1.2. Проблема прогнозирования генерирования объемов электроэнергии электротехнических комплексов и систем**

Задача планирования и прогнозирования энергопотребления всегда считалась важной для процессов закупа и реализации электроэнергии. В связи с реформами в области российской энергетики в последние годы она встала весьма остро. Правилами функционирования оптовых и розничных рынков потребителям установили обязанность точного планирования объемов электропотребления и обязали нести ответственность за нарушение планов: потребления в меньшем или большем объеме. Чем серьезнее

отклонения, тем более крупные финансовые затраты вынуждено нести предприятие за допущенные несоответствия.

Задачей любого энергосбытового предприятия является удовлетворение потребностей абонентов, с которыми заключены договора на реализацию электроэнергии. Энергосбытовое предприятие выполняет роль посредника – закупает необходимый объем электроэнергии на оптовом рынке и реализует в розницу. Постоянные изменения на предприятиях, изменения в бытовом секторе оказывают влияние на общее потребление электроэнергии потребителями, что является проблемой энергосбытовых предприятий. Энергосбытовое предприятие должно проводить постоянное исследование изменения потребностей в объемах электроэнергии, для составления как можно более точного прогноза объема электроэнергии для закупа на оптовом рынке. С развитием технологий требования к энергосбытовым предприятиям становятся все жестче [98,99].

Энергосбытовое как участник оптового рынка электроэнергии является посредником между рынком оптового закупа и конечным потребителем. Объемы электроэнергии, которые энергосбытовому предприятию необходимо закупить на оптовом рынке, равны спрогнозированным объемам. При этом очень важно составить прогноз с наименьшей погрешностью. В случае составления неточного прогноза закупленного объема может не хватить потребителям, либо, останется излишне закупленный нереализованный объем электроэнергии. При отклонении фактически реализованного объема от спрогнозированного в большую или меньшую сторону энергосбытовое предприятие вынуждено докупать, либо продавать излишне закупленную электроэнергию по невыгодной для предприятия цене на оптовом рынке. Эти ситуации приводят к финансовым потерям предприятия. Кроме того, в случае больших погрешностей отклонения факта от плана, на энергосбытовое предприятие накладываются штрафы, с возможным отстранением его от участия в торгах. Для возмещения финансовых затрат предприятие вынуждено поднимать цену на

электроэнергию для потребителя. Потребители, которых не устраивает цена, в этом случае могут перейти к другому гарантирующему поставщику, для приобретения электроэнергии по более низкой цене [100,131].

### **1.3. Методы и оценки качества функционирования систем прогнозирования на предприятии**

Важным этапом прогнозирования является оценка адекватности модели. При разработке модели прогнозирования исходная информация делится на две части, одна из которых охватывает более ранние данные, а другая - более поздние. С помощью данных первой группы оцениваются параметры модели прогноза, а данные второй группы рассматриваются как фактические данные прогнозируемого показателя. После разработки модели прогнозирования полученный прогноз сравнивают с данными второй группы, для оценки адекватности разработанной модели, т.е. соответствия фактическим статистическим данным. Кроме того, когда разрабатывают несколько моделей прогнозирования, не всегда очевидно какая из них лучше, точнее. Для оценки точности моделей применяют различные критерии [78,80,130].

При работе с регрессионными моделями принят порядок проверки, которую проводят выполняя следующие этапы [79]:

- первый этап – проверка статистической значимости полученных коэффициентов уравнения регрессии;
- второй этап – проверка общего качества построенного уравнения регрессии;
- третий этап – проверка свойств данных, выполнимость которых планировалась при оценивании уравнения.

Для определения адекватности полученного уравнения регрессии исследуемому процессу, возможен один из следующих вариантов [128]:

1. Построенная модель на основе F-критерия Фишера признается адекватной и все коэффициенты регрессии значимы. Такая модель считается

эффективной, и ее можно использовать для принятия управленческих решений и создания прогнозов.

2. Построенная модель по F-критерию Фишера в целом адекватна, но часть коэффициентов являются не значимыми. Модель пригодна для принятия некоторых решений, но для составления прогнозов такая модель использована быть не может.

3. Построенная модель по F-критерию Фишера в целом адекватна, но все коэффициенты регрессии являются не значимыми. Такая модель признается полностью неадекватной и ее отправляют на дополнительные исследования. На основе такой модели нельзя принимать решений и составлять прогнозы.

Для того чтобы оценить значимость уравнения регрессии в целом используют критерий Фишера [83,97], критерию Фишера предшествует дисперсионный анализ. Дисперсионный анализ в математической статистике может использоваться как самостоятельный инструмент для проведения статистического анализа. В эконометрике дисперсионный анализ чаще применяют как дополнительное средство для исследования качества построенной регрессионной модели. Принцип основной идеи дисперсионного анализа: общая сумма квадратов отклонений переменной ( $y$ ) от среднего значения раскладывается на две составляющие: «объяснимую» и «необъяснимую»:

$$\sum (y - \bar{y})^2 = \sum (\hat{y}_x - \bar{y})^2 + \sum (y - \hat{y}_x)^2, \quad (1.1)$$

где  $\bar{\hat{y}}$  — усредненное значение ряда рассчитываемых значений. Отношение объяснимой части дисперсии (переменной  $y$ ) к общей дисперсии называется коэффициентом детерминации и используется для оценки качества полученного уравнения регрессии. Соотношение между объяснимой и необъяснимой частями общей дисперсии можно вычислить по альтернативной формуле:

$$R^2 = \frac{\sum(\tilde{y}_x - \bar{y})^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} = 1 - \frac{\sum(y_i - \tilde{y}_x)^2}{\sum(y_i - \bar{y})^2} \quad (1.2)$$

Коэффициент детерминации  $R^2$  может принимать значения в диапазоне от нуля до единицы  $0 \leq R^2 \leq 1$ . С помощью коэффициента детерминации  $R^2$  определяют, какую часть дисперсии результативного результата ( $y$ ) смогло объяснить уравнение регрессии. Чем выше  $R^2$ , тем лучше уравнение регрессии описывает исходные данные и тем большая часть дисперсии результативного признака ( $y$ ) объяснило уравнение регрессии. При отсутствии в результате исследования зависимости между ( $y$ ) и ( $x$ ) коэффициент детерминации  $R^2$  будет близок к нулю. Таким образом, коэффициент детерминации  $R^2$  может применяться для оценки качества полученного уравнения регрессии. Использование коэффициента детерминации  $R^2$  для оценки качества модели, имеет недостаток, если необходимо включение в модель нового фактора (даже малозначимого), то это автоматически увеличивает величину  $R^2$ . [11] Так же на практике существует ряд ситуаций, в которых приведенная формула для расчета ошибок не даёт правильной информации о свойствах построенных моделей. Поэтому на практике для получения более объективной оценки качества модели стоит рассчитывать несколько коэффициентов. Анализ применяемых оценок показал, что наиболее широко применяются следующие пять оценочных параметров: MAPE, MAD, MSE, SSE, MPE, MSEN [104,105].

1. MAPE – (the mean absolute percentage error), средний абсолютный процент ошибки (средняя относительная ошибка прогноза):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t, \quad (1.3)$$

где где  $n$  — число ретроспективных наблюдений

$$\varepsilon_t = y_t - \hat{y}_t^{sim}, \quad (1.4)$$

где  $y_t$  — фактическое значение показателя на момент времени;  $t$ -й момент времени;

$y_t^{sim}$  — значение показателя, полученное с помощью модели, на  $t$ -й момент времени;

2. MAD (mean absolute deviation) - среднее абсолютное отклонение.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |Y_t - \hat{Y}_t| \quad (1.5)$$

3. MSE (Mean square error) - среднеквадратическая ошибка модели регрессии. Хорошее качество приближения данных параметрической модели показывает близость MSE к нулю.

$$MSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n e_i^2}{n - h}}, \quad (1.6)$$

где  $h$  — это количество параметров, входящих в модель регрессии.

4. SSE - (Sum of Square Error) - квадратическая ошибка

$$SSE = \sum_{t=1}^n (Y_t - \hat{Y}_t)^2 \quad (1.7)$$

Близость SSE к нулю говорит о хорошем качестве приближения данных параметрической моделью.

5. MPE — (mean percentage error), средний процент ошибки:

$$MPE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \frac{e_t}{y_t} \times 100 \% \quad (1.8)$$

MPE характеризует относительную степень смещенности прогноза. Высокое значение получается, когда связанные с занижением фактического предсказанного значения, потери при прогнозировании, уравниваются завышением. Эффективный прогноз должен быть несмещенным, и его значение MPE должно стремиться к нулю. Средняя процентная ошибка показателя не должна превышать 5%.

#### 6. MSEN (Mean Standart Error) – стандартная ошибка оценки.

Показывает надежность полученного рассчитанного значения. Стандартной ошибкой называется стандартное отклонение оценок, которые будут получены при нескольких случайных выборках данного размера из одной и той же группы данных. Чем ниже стандартная ошибка, тем наиболее достоверной является оценка. Стандартная ошибка среднего вычисляется по формуле:

$$SD_{\bar{x}} = \frac{\sigma}{\sqrt{n}}, \quad (1.9)$$

где  $\sigma$  — величина среднеквадратического отклонения генеральной совокупности, и  $n$  — объём выборки.

Поскольку дисперсия генеральной совокупности, как правило, неизвестна, то для оценки стандартной ошибки используют формулу:

$$SE_{\bar{x}} = \frac{s}{\sqrt{n}}, \quad (1.10)$$

где  $s$  — стандартное отклонение случайной величины на основе несмещённой оценки её выборочной дисперсии и  $n$  — объём выборки.

Полученные значения качества информационной пригодности построенной модели прогнозирования показывают, на сколько достоверна,

выбранная в качестве создателя прогноза, модель описывает бедующие значения исследуемого явления. Чем точнее созданная модель описала прошлые значения, тем выше вероятность того, что она будет предсказывать будущее с высокой точностью. Для определения надежности модели прогнозирования необходимо сравнивать фактические и предсказанные значения. Полученная разница дает возможность проверить, применима ли к конкретным данным выбранная модель и те предположения, на которых она основана.

#### **1.4. Задачи и методы прогнозирования объемов выработки электроэнергии**

При построении модели прогнозирования электропотребления для энергосбытового предприятия ставится несколько задач. Цель данного исследования: получить как можно больше информации из имеющихся данных и построить как можно более точный прогноз. Конкретные действия выбираются на основе имеющихся данных и доступности информационно – технических систем. Для решения поставленной задачи требуется проведения предварительных исследований, и описательного анализа[120,122,133].

Для решения задачи прогнозирования потребления электроэнергии, ставится ряд более мелких подзадач, которые, в конечном счете, позволят достичь поставленной цели: построить прогноз с максимальной заданной точностью. Общая задача разделяется на ряд подзадач, среди которых:

- описательный анализ временного ряда, или графический анализ. Географический анализ позволяет выявить явные тенденции и закономерности в исходных данных;
- исследование временного ряда, а также выявление регулярных и постоянных составляющих;
- получение точного прогноза временного ряда, с учетом колебаний;
- оценка качества построенного прогноза.

Изучение подходов прогнозирования показывает, что для прогнозирования объемов электропотребления не существует стандартного, единого метода: любое предприятие имеет особенные технологические циклы, которые, все вместе образуют временной процесс уникальный для предприятия. Конечно, во всех производственных циклах потребления электроэнергии можно найти схожие тенденции, тем самым собирая методическую базу, которая приведет к повышению точности прогнозов, однако, в нашем случае ее необходимо дополнить, учитывая специфику предприятия – заказчика.

Процессы потребления электроэнергии имеют функциональные, циклические и случайные тенденции. Проще всего поддаются прогнозированию циклические зависимости (обычно суточные, недельные и годовые). Циклические тенденции, по предварительным оценкам, составляют около 70 – 80% всех изменений в процессе потребления электроэнергии. Например, наиболее существенными циклическими факторами практически во всех производственных процессах считаются время, день недели и долгота светового дня.

Вторым из основных изучаемых факторов при решении задачи прогнозирования являются закономерности функционального характера. Их долевое участие составляет 10 – 15% от общего объема отклонений. В эту группу можно включить отклонения, которые объясняются известными и относительно предсказуемыми факторами, являющимися специфическими для предприятия – заказчика: температура воздуха или используемого теплоносителя, объемом поставок сырья, давлением газа, объемом самого производства и подобные. Анализ данных помогает выявить эти факторы и рассчитать их весовое участие в процессе энергопотребления. Решив задачу влияния факторов теоретически, на практике возможна проблема нехватки или недостоверности исходных данных: недоступность информации, ошибочные данные или задержка информации об объемах производства, все это приводит к получению недостоверного прогноза энергопотребления.

Третья, завещающая компонента прогноза – случайные тенденции. Их долевая часть в общем процессе невелика, но амплитуда отклонений может быть значительной. Не всегда случайные тенденции являются именно случайными, каждое отклонение может быть после изучения объяснено закономерными причинами. Но в момент составления заявки выполнить правильную оценку в таком случае будет или невозможным (к примеру, спрогнозировать из-за аварии внезапное отключение электроэнергии), или нецелесообразным (например, сбор сведений для предсказания режима электропотребления в праздничные дни может оказаться экономически неоправданным и ненужным). Поэтому при составлении прогнозов для случайных тенденций вносят вероятностные характеристики соответствующих явлений. Например, снижение нагрузки в праздничные дни можно выделить как отдельный процесс и разработать для него свою систему пониженных коэффициентов.

В связи с отсутствием универсальной методики и универсального программно – аппаратного средства для решения данной задачи, каждое предприятие решает задачу получения прогноза своими методами с учетом своей специфики.

### **1.5. Обзор методов прогнозирования энергопотребления на промышленных предприятиях**

Прогнозирование – это сложный многоэтапный процесс, в ходе которого должен исследоваться и решаться широкий круг научно-технических и социально-экономических проблем, для этого необходимо комбинировать и использовать разнообразные методы. В настоящее время в теории и практике плановой деятельности собран значительный набор различных методов и подходов разработки планов, и прогнозирования. По оценкам ученых, в статистике насчитывается свыше 150 различных методов прогнозирования, но в реальной жизни используется лишь 15-20 методов. Непрерывное развитие информационных систем и средств вычислительной техники дает

возможность расширять круг используемых методов планирования и прогнозирования совершенствовать их [111,117,134,121,123,127,129].

По общему принципу действия методы экономического прогнозирования разделяют на интуитивные и формализованные методы[109].

Интуитивные методы основаны на интуитивно-логическом мышлении. Группу этих методов используют в тех случаях, когда нет возможности определить и учесть влияние факторов из-за высокой сложности объекта прогнозирования или наоборот объект слишком прост и не требуется проведения сложных расчетов. Такие методы эффективно использовать и в некоторых других случаях, например, сочетая с формализованными методами для повышения точности прогноза.

Широкое распространение получили методы экспертных оценок, которые входят в группу интуитивных методов. Их успешно используют и в нашей стране, и за рубежом для получения прогнозных оценок развития научно-технического прогресса, производства, эффективности использования ресурсов и в ряде других случаев. Из интуитивных методов используются также методы исторических аналогий и прогнозирование по образцу. Здесь, например, может использоваться своеобразная экстраполяция. Методика прогнозирования имеется в анализе высокоразвитой системы (страны, региона, отрасли) одного и того же схожего уровня, который теперь появился в менее развитой аналогичной системе. Тогда на основании истории развития исследуемого процесса в высокоразвитой системе создается прогноз для менее развитой системы. На практике такие аналогии используют при определении путей развития структуры производства, новых отраслей или видов техники (производство ЭВМ, телевизоров и т.п.), потребления и т.д.

Группу формализованных методов делят на методы экстраполяции и методы моделирования. Они основаны на математической теории. Формализованные методы считаются более точными для простых объектов

прогнозирования. При использовании метода моделирования в результате получается математическая модель объекта прогнозирования с исходными и необходимыми нам параметрами. Проводя обработку исходных данных модель выдает прогнозируемые значения. В основе метода экстраполяции лежит инертность экономических процессов. Прогнозы, полученные при использовании метода экстраполяции, считаются так: по статистическим значениям объекта прогнозирования выявляется динамика его развития и применяется к текущим значениям. При краткосрочном прогнозировании метод экстраполяции применяется очень часто.

Прогнозирование электропотребления многих предприятий в настоящее время частично или полностью производится с помощью интуитивных методов прогноза. В роли экспертов выступают специалисты службы главного энергетика предприятия, ответственные за формирование и подачу заявок на потребление электроэнергии. При условии высокой квалификации эксперта прогноз может быть достаточно точным, а при низкой квалификации эксперта – величина ошибки прогноза будет велика. Высокая степень зависимости качества прогноза от квалификации экспертов позволяет утверждать, что интуитивные методы в целом не подходят для создания на их основе прогнозных моделей электропотребления промышленных предприятий, так как они не обеспечивают стабильную точность и практически не поддаются автоматизации[112,113].

В то же время следует отметить, что интуитивные методы, в частности методы коллективных экспертных оценок, полезны в процессе создания прогнозной модели электропотребления на основе формализованных методов. В таких случаях методы экспертных оценок следует использовать для анализа структуры электропотребления и выделения набора параметров, влияющих на него [25]. С помощью интуитивных методов при создании прогнозной модели электропотребления предприятия можно определить оптимальный набор ее входных параметров, а степень их влияния на выходной параметр –

электропотребление правильнее определять с помощью формализованных методов.

Проанализировав исследования [92, 42, 40, 2, 7, 43, 35, 8], к формализованным методам прогнозирования в зависимости от общих принципов действия можно отнести:

1. Экстраполяционные методы.
2. Системно – структурные методы.
3. Математические методы.
4. Ассоциативные методы.

Методы наименьших квадратов, экспоненциального сглаживания, вероятностного моделирования и адаптивного сглаживания включаются в группу прогнозной экстраполяции. К группе системно-структурных методов относятся методы морфологического анализа, функционально-иерархического моделирования, матричный метод. К математическим методам относятся корреляционно – регрессионный анализ, метод группового учета аргументы, факторный анализ, вариационные методы. К ассоциативным методам относятся два раздела: методы имитационного моделирования и историко-логического анализа.

Для создания прогнозной модели потребления электроэнергии в основу модели должны быть положены методы формализованной группы, это объясняется следующими причинами:

1. Формализованные методы прогноза хорошо поддаются автоматизации.
2. Прогноз, сделанный на основе формализованного метода прогнозирования, не зависит от субъективных факторов (как в случае с интуитивным прогнозом).

Наиболее эффективной при построении прогнозной модели электропотребления промышленного предприятия считается следующая концепция:

1. В основе прогнозной модели должен лежать один из формализованных методов прогнозирования.

2. Конфигурация прогнозной модели (определение набора входных параметров, от которых будет зависеть электропотребление) должна производиться с помощью интуитивного метода прогнозирования (экспертной оценки).

### **1.6. Анализ энергетических характеристик основных потребителей электроэнергии**

В Российской Федерации промышленные предприятия потребляют 50-70 % от общего объема электроэнергии. В данную группу входят крупные предприятия черной и цветной металлургии, машиностроения, химической промышленности, текстильных и продовольственных производств, стройматериалов. Большинство таких предприятий в среднем потребляет мощности в пределах 30-150 МВт. Промышленные производства требуют высокой надежности электроснабжения, не допуская перерывов подачи напряжения, возможно только на время включения резервного питания.

К группе коммунально-бытовых потребителей относятся различные здания и сооружения, расположенные в жилых районах населенных пунктов, городов. Здания данного типа – это административно-управленческие здания, жилые здания, магазины, учебные и научные заведения, здания культурно-массового назначения, здания здравоохранения, общественного питания и т.п. В этих зданиях характерны такие типы электропотребления как приборы электрического освещения, нагревательные приборы, к ним относят плиты, отопление, кондиционеры воздуха холодильники и морозильники, и другие приборы электронного типа, например видеотехника и аудиотехника. Большое число ламп накаливания в осветительных установках и приборах нагревательного типа дают высокие значения коэффициентов мощности на вводах в здания, в среднем 0,9-0,95 мВт в часы суточных пиковых нагрузок.

Группа коммунально-бытовых потребителей предъявляет средние требования к надежности. Группа допускает перерывы в электроснабжении на время оперативных переключений в распределительных электросетях. Однако высотные жилые здания с лифтовыми и пожарные установки, крупные учебные и зрелищные заведения и административные здания особого назначения, теплофикационные и водопроводные пункты и т.п., должны быть обеспечены автоматическим вводом резервного питания, который возьмет электроподачу на себя во время аварийных ситуаций.

Исследуемое в данной работе энергосбытовое предприятие имеет более 2000 договоров с юридическими лицами, в том числе с заводами и крупными промышленными предприятиями и в около 196 000 договоров с физическими лицами.

Необходимо учитывать, что для каждой группы свойственны свои тенденции изменения объемов электропотребления. Промышленные предприятия, для которых свойственна пятидневная рабочая неделя имеют малое потребление в праздничные дни и выходные дни. К тому же потребления не является равномерным в течении недели, после выходных и праздничных дней существует спад потребления, к середине недели рост электропотребления. В зимние периоды и летние так же изменяется электропотребление, что связано, с включение дополнительного оборудования, свойственного данному сезону. Бытовые потребители так же имеют свою специфику: зимой используются обогревательные установки, летом открывается дачный сезон, так же существует рост электропотребления в праздничные дни и выходные дни. Данные закономерности являются базовыми для данных групп потребления, однако должны быть исследованы более точно на конкретном предприятии.

### **1.7. Выводы по главе 1**

1. Проблема прогнозирования показателей является важной задачей предприятий, актуальна она, в том числе и для энергосбытовых предприятий, и является ежедневной частью работы.

2. Установлено, что в настоящее время существует большое количество статистических методов, с помощью которых осуществляется прогнозирование на промышленных предприятиях.

3. К математическим моделям в связи с развитием информационных систем предъявляют все более строгие требования. Модели для прогнозирования электропотребления региона должны учитывать целый ряд характеристик потребителей. В настоящее время предъявляются строгие требования к точности модели. Для создания адекватной модели требуется оценка по ряду критериев.

4. Для каждого предприятия, должна быть создана собственная, адаптированная под конкретные требования, модель прогнозирования. Для ее создания требуется подробное изучение данных и изучение специфических особенностей предприятия.

## **ГЛАВА 2. МЕТОДЫ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМОВ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ**

### **2.1. Обзор методов прогнозирования объемов электроэнергии электротехнических комплексов**

Существует большое количество методов прогнозирования, в работе [107] упоминается более 100. Существующие методы разделяют на две большие группы: группа интуитивных методов прогнозирования и группа формализованных методов прогнозирования.

В группе интуитивных методов для прогнозирования используют оценки экспертов и суждения. В настоящее время их часто применяют в политике, экономике, маркетинге, так как система, бедующее поведение которой необходимо спрогнозировать, может быть очень сложна и для нее невозможно рассчитать математическую модель, или очень проста и в математическом описании не нуждается. Вторая группа формализованные методы — методы прогнозирования, описанные в математической литературе. На их основе разрабатывают модели прогнозирования, другими словами определяют математическую зависимость, которая позволяет рассчитать будущие значения изучаемого процесса, или сделать прогноз [107]. Формализованные методы включают в себя модели прогнозирования. Модели прогнозирования разделяют на структурные и статистические модели.

В статистических моделях задается аналитически функциональная зависимость между внешними факторами и будущими и фактическими значениями временного ряда. К таким моделям относятся: модели экспоненциального сглаживания, регрессионные модели, авторегрессионные модели.

В структурных моделях задается структурно функциональная зависимость между внешними факторами и будущими и фактическими значениями временного ряда. К таким моделям относятся: модели на базе

цепей Маркова, нейросетевые модели, модели на базе классификационно-регрессионных деревьев [108].

Для прогнозирования электропотребления могут применяться и первая, и вторая группы, в приведенной работе для прогнозирования электропотребления региона применяются статистические модели.

Прогнозы, как правило, так же можно разделить на две группы:

1. Точечные – это прогнозы, фиксирующие одно значение прогнозируемого параметра объекта прогноза.
2. Интервальные – это прогнозы, фиксирующие два или больше возможных значений прогнозируемого параметра.

Как правило, в случае интервального прогноза говорят о верхней и нижней границе периода (доверительный интервал прогноза) и вероятности попадания величины прогнозируемого параметра объекта в этот интервал (рис. 2.1).

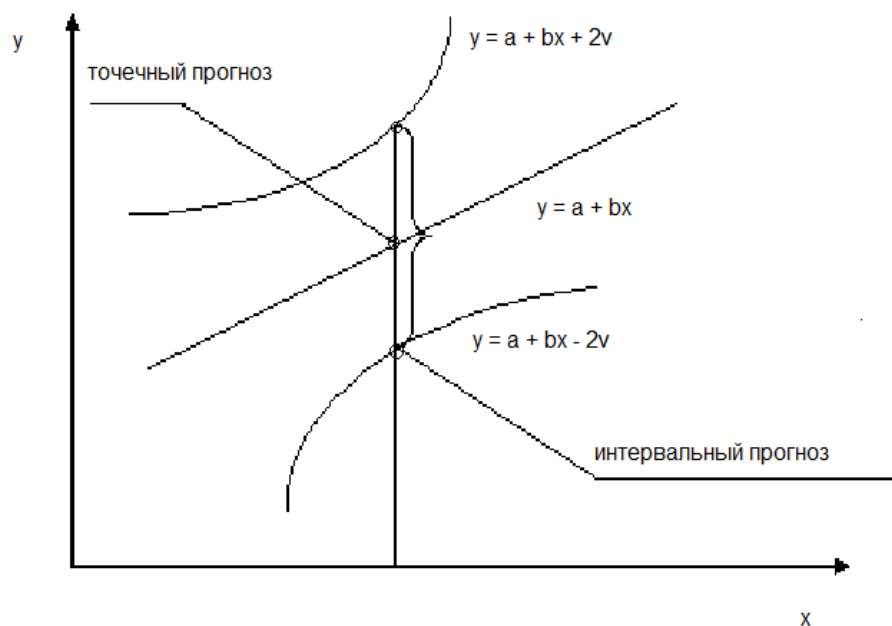


Рис.2.1. Точечный и интервальный прогнозы

При прогнозировании электропотребления промышленного предприятия применяется точечный прогноз, потому что в настоящее время правила оптового рынка не предполагают наличия допустимого интервала отклонения заявленной (прогнозной) величины от фактической. Любое

отклонение фактического электропотребления оплачивается по тарифам балансирующего рынка, что приводит к росту дополнительных финансовых издержек предприятия, связанных с оплатой этих отклонений. По времени упреждения прогнозируемого события различные исследователи выделяют различные типы прогноза [11, 76]. В любом случае деление прогноза на типы по времени упреждения зависит от объекта прогноза и конкретной задачи, для решения которой строится прогнозная математическая модель.

При прогнозировании потребления электрической энергии промышленного предприятия в соответствии с существующими требованиями рынка электроэнергии следует выделить следующие типы прогноза:

1. Краткосрочный (час, сутки, неделя).
2. Среднесрочный (месяц, квартал, год).
3. Долгосрочный (от двух лет и далее).

## **2.2. Классификация статистических методов прогнозирования**

Методом прогнозирования называется способ изучения объекта прогнозирования, который направлен на создание прогноза.

Чтобы определить подходящий метод прогнозирования для построения на нем прогнозной модели электропотребления энергосбытового предприятия, классифицируем имеющиеся методы прогнозирования (рис.2.2).

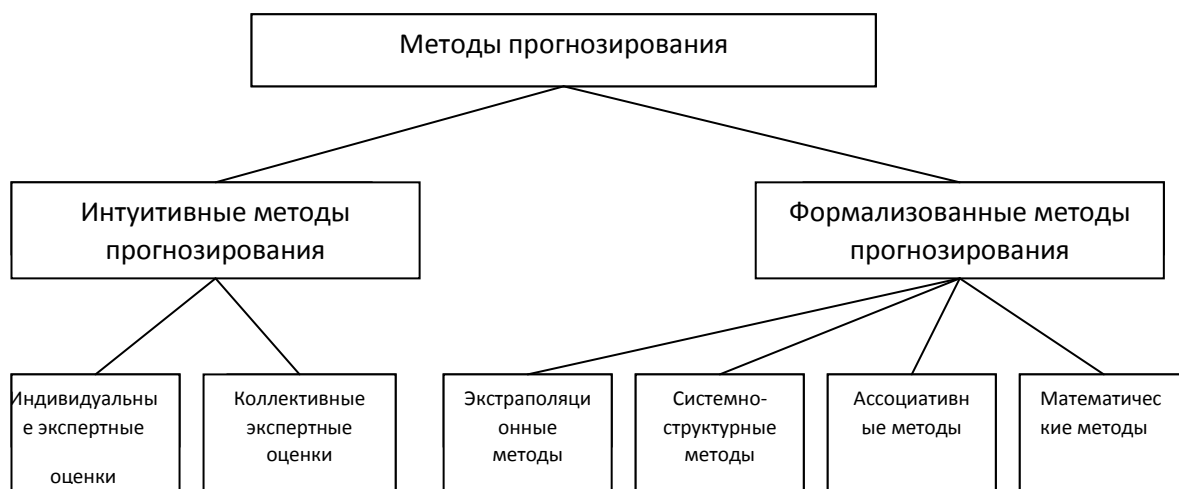


Рис.2.2. Классификационная схема методов прогнозирования

Все методы изначально делят на две группы интуитивные и формализованные по общему принципу действия. Первая группа «интуитивные методы» применяется тогда, когда объект прогнозирования или слишком прост, или слишком сложен и аналитически учесть влияние факторов практически невозможно. В таких случаях прибегают к изучению мнения экспертов. Данные индивидуальные и коллективные экспертные заключения используют или в качестве исходных данных или как итоговые прогнозы в комплексных системах прогнозирования.

В зависимости от принципов формализации интуитивные методы прогнозирования разделяют на две группы: индивидуальные экспертные оценки и коллективные экспертные оценки.

Метод коллективных экспертных оценок относится к комплексным системам прогнозирования, т.к. в комплексных системах прогнозирования соединены методы индивидуальных экспертных оценок и статистические методы обработки этих оценок [77].

### **2.3. Основные методы прогнозирования временных рядов**

Временной ряд – это последовательность значений какой-либо величины в разные моменты времени [84].

Временным рядом называется потребление электрической энергии каким-либо объектом (промышленным предприятием, цехом, энергообъединением и т.п.). Временной ряд представляет собой набор значений потребляемой мощности в различные моменты времени или объемов потребляемой электроэнергии за последовательный ряд интервалов времени.

Наиболее распространенными формализованными методами прогнозирования временных рядов считаются[49]:

1. Прогнозная экстраполяция.
2. Регрессионный анализ (прогнозирование с использованием искусственных нейронных сетей; прогнозирование на базе АРИМА моделей).
3. Адаптивные методы прогнозирования.
4. Прогнозирование с использованием гибридных систем.
5. Техноценоз.

Рассмотрим указанные методы более подробно и определим возможность их применения для прогнозирования электропотребления промышленных предприятий.

#### **2.3.1. Прогнозная экстраполяция**

Самый простой и самый распространенный метод – прогнозная экстраполяция. При создании прогнозов с помощью прогнозной экстраполяции собирают статистически складывающиеся тенденции изменения тех или иных количественных характеристик исследуемого объекта. При использовании прогнозной экстраполяции необходимо иметь информацию о истории тенденции развития объекта за период, в 2-3 раза больше срока прогнозирования. Метод экстраполяции, возможно, использовать при краткосрочном прогнозировании. К методам экстраполяции относятся следующие методы: метод наименьших квадратов и

его разновидности, метод скользящей средней, метод экспоненциального сглаживания.

Метод наименьших квадратов основан на минимизации суммы квадратических отклонений между фактическими и расчетными значениями. Этот метод имеет идею усреднения, как общего влияния неучтенных так и единичного влияния учтенных значений.

Метод скользящей средней используется, когда ряды динамики выдают резкие колебания показателей по периодам. Такие ряды, обычно, имеют слабую связь от времени и не показывают определенных тенденций изменения. Чаще всего, для простого решения такой задачи выполняется сглаживание или выравнивание динамического ряда. Существуют различные приемы, для осуществления сглаживания или выравнивания, суть сводится к замене фактических уровней динамического ряда расчетными, с более низким колебанием, чем исходные данные. Простой прием сглаживания заключается в вычислении скользящих средних, их использование поможет сгладить периодические и случайные колебания и таким образом определить имеющуюся тенденцию в исследуемом динамическом ряду. С помощью метод скользящей средней можно избавиться от случайных колебаний временного ряда, благодаря замене значений внутри выбранного диапазона рассчитанной средней арифметической величиной. Метод экспоненциального сглаживания был разработан Р. Брауном. С помощью метода есть возможность получить оценку параметров тренда, которая показывает не средний уровень процесса, а тенденцию, сложившуюся к моменту последнего наблюдения. Этот метод применяется достаточно часто когда изучаемые ряды динамики имеют умеренную связь во времени и может давать объяснимые прогнозы, а также обеспечивает учет большого количества показателей, полученных в периоды наблюдения. Сглаживание происходит с помощью взвешенной скользящей средней временного ряда, в которой веса подчинены экспоненциальному закону. Метод экспоненциального сглаживания не только использует выявленные

предыдущие зависимости для вычисления будущих зависимостей, но и имеет способность адаптироваться, под изменяющиеся во времени условия. Этот метод считается эффективным и надежным методом среднесрочного прогнозирования.

В основе методов прогнозной экстраполяции лежит представление временного ряда в следующем виде:

$$y_t = f(t) + \varepsilon_t, \quad (2.1)$$

где  $f(t)$  – некоторая неслучайная функция времени (тренд);  $\varepsilon_t$  – случайная величина с нулевой средней дисперсией  $D(\varepsilon_t)$ .

Другая, более сложная запись функции временного ряда выглядит следующим образом:

$$y_t = f(t) + S + C + \varepsilon_t, \quad (2.2)$$

где  $f(t)$  – детерминированная неслучайная компонента (тренд);  $S$  – сезонная составляющая;  $C$  – циклическая составляющая;  $\varepsilon_t$  – стохастическая компонента процесса.

Детерминированная компонента (или тренд)  $f(t)$  определяет существующую динамику развития процесса в целом, а стохастическая переменная  $\varepsilon_t$  показывает случайные колебания другими словами шумы исследуемого процесса. Таким образом, прогнозирование временного ряда сводиться к определению детерминированной компоненты, сезонной или циклической составляющей, а так же стохастической составляющей [85].

Рассмотрим достоинства и недостатки метода:

Достоинства:

- простота реализации прогнозной модели;
- возможность осуществления прогнозирования с минимальным набором входных параметров.

Прогнозная экстраполяция применяется для прогнозирования электропотребления объектов с достаточно стабильными регулярными изменениями величины электропотребления на долгосрочную перспективу.

Метод имеет следующие недостатки:

- невозможность учета множественных параметров влияющих на электропотребление промышленных предприятий;
- жесткая фиксация модели тренда, которая не позволяет учесть краткосрочные тенденции электропотребления, связанные с изменениями спроса, а, следовательно, и объемов выпуска продукции предприятия.

Метод экспоненциального сглаживания [56], впервые предложенный Р. Брауном [12], являющийся дальнейшим развитием метода прогнозной экстраполяции, получил наибольшее распространение для среднесуточного прогнозирования, прежде всего экономических показателей.

Для данного метода существенными недостатками, ограничивающими его применение, является сложность выбора параметра сглаживания, начальных условий и степени прогнозирующего полинома, что ограничивает его применимость для целей прогнозирования электропотребления. Кроме, того метод экспоненциального сглаживания не лишен вышеперечисленных недостатков, свойственных всем методам прогнозной экстраполяции.

### **2.3.2. Регрессионный анализ (искусственные нейронные сети, АРИМА модели)**

Регрессионным анализом называется раздел математической статистики, соединяющий методы исследования регрессионной зависимости между величинами по статистическим данным. В результате работы регрессионного анализа можно определить общий вид уравнения регрессии, выполнить расчет оценок неизвестных параметров, входящих в уравнение регрессии, и выполнить проверку статистических гипотез о полученной регрессии.

Задача регрессионного анализа решается после выполнения несколько шагов. Первым шагом является предварительная обработка исходных данных, вторым – определение вида уравнения регрессии, расчет

коэффициентов уравнения регрессии, третьим – оценка адекватности построенной модели согласно результатам наблюдений. Первичная работа состоит в стандартизации матрицы исходных данных, расчета коэффициентов корреляции, проверку их значимости и исключение, если есть, незначимых параметров. В результате выполнения первого шага преобразований будут получены стандартизованная матрица наблюдений и корреляционная матрица. Стандартизированной матрице можно дать следующую геометрическую интерпретацию: в  $n$ -мерном пространстве оси соответствуют исходным параметрам и показателю. Матрица – это совокупность  $n$  векторов в пространстве параметров, а каждая строка этой матрицы это вектор в  $n$ -мерном пространстве; оси  $n$ -мерного пространства соответствуют результатам отдельных наблюдений. Вектора в изучаемом пространстве наблюдений соответствуют столбцам матрицы. Все вектора имеют одинаковую длину, которая равна  $\sqrt{n}$ . Угол между двумя векторами определяет взаимосвязь соответствующих величин. Чем меньше этот угол, тем теснее связь, другими словами больше коэффициент корреляции [63].

При создании регрессионной модели следует учитывать, что регрессионное уравнение не выполняет оценку влияния каждого фактора на исследуемый показатель, такая оценка возможна лишь тогда, когда все другие факторы не связаны с исследуемым. Если исследуемый фактор связан с другими, влияющими на показатель, то при оценке будет получена смешанная характеристика влияния фактора. Эта характеристика содержит непосредственное и опосредованное влияние фактора, оказанное через связь с остальными факторами и их влиянием на исследуемый показатель. Поэтому в регрессионное уравнение не включают факторы, показывающие слабую связь с исследуемым показателем, но тесно связанные с другими факторами. Функционально связанные друг с другом факторы так же не включают в уравнение. Для оценки качества рассчитанного уравнения регрессии выполняют оценку степени близости между результатами наблюдений за

показателем и рассчитанными уравнением регрессии значениями в указанных точках пространства параметров. Задачу регрессионного анализа можно считать решенной, а модель качественной, если результаты близки. В противном случае регрессионную модель отправляют на доработку, вносят изменения в уравнение регрессии и вновь повторяют расчеты по оценке параметров.

Наиболее распространенным методом получения прогнозов электропотребления считается метод наименьших квадратов модели множественной регрессии [48, 86]. Для линейного случая модель множественной регрессии записывается в виде:

$$y_j = \sum_{i=1}^n a_i x_{ij} + \varepsilon_j, \quad (2.3)$$

где  $a_i$  - коэффициенты модели (коэффициенты регрессии);  $y_j, x_{ij}$  - соответственно значения  $j$  - й функции (зависимой переменной) и  $i$  - й независимой переменной (называемой так же предиктором или регрессором);  $\varepsilon_i$  - случайная ошибка;  $n$  - число независимых переменных в модели. В ряде случаев полагается, что  $a_i$  свободный член, и  $x_{0j} = 1$ .

Задача построения модели множественной регрессии сводится к определению регрессионных коэффициентов на основе имеющихся данных об объекте прогноза и влияющих на него факторов. Таким образом, корреляционные и регрессионные методы, могут учитывать влияние широкого набора параметров на выходную прогнозную величину электропотребления. Этим объясняется тот факт, что большинство из существующих прогнозных моделей электропотребления построены на основе этих методов [58,59].

В то же время получение прогнозов с помощью многофакторных регрессионных моделей предполагает неизменность значений коэффициентов этих моделей во времени [60].

В процессе работы промышленного предприятия возможно появление новой информации, что требует корректировки значений регрессионных коэффициентов его прогнозной модели. Такая корректировка является весьма трудоемкой процедурой, требующей большого количества исходных данных и объемов вычислений.

Искусственные нейронные сети являются современной технологией, которая используется во множестве дисциплин: статистике, нейрофизиологии, компьютерных науках, математике, физике. Технологию использования нейронных сетей применяют в разнообразных областях, например, распознавание образов, моделирование, в анализе временных рядов, обработке сигналов и управлении. Это возможно благодаря важному свойству нейронных сетей – способности самообучаться используя имеющиеся данные, обучение может проводить учитель или обучение может проходить без его вмешательства.

В настоящее время известно большое количество видов искусственных нейронных сетей, каждый вид имеет свои характерные особенности и используется для решения задач определенного вида [87, 88, 89, 90, 101].

Искусственные нейронные сети представляют собой сочетание двух типов элементов: первый тип – нейроны, второй тип – связи между нейронами. Нейроны – это простые процессоры или другими словами обрабатывающие элементы сети, их вычислительные возможности действуют в пределах правил комбинирования входных сигналов и правил активации. Это позволяет нейронам вычислять выходной сигнал по комбинации входных сигналов. Сигнал элемента, полученный на выходе сообщается остальным элементам по взвешенным связям, с каждой связью которых связан весовой коэффициент. В зависимости от значения весового сигнала передаваемый сигнал будет усилен, или подавляется [91].

На рис. 2.3. представлена простейшая нелинейная модель нейрона:

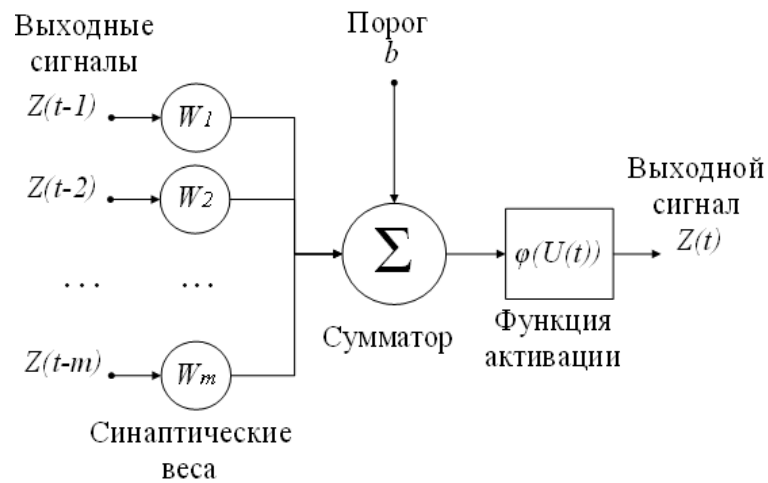


Рис.2.3. Нелинейная модель нейрона

В представленной модели находятся три основных элемента:

1. Набор связей (синапсов), каждая из которых характеризуется своим весовым коэффициентом. Сигнал  $Z_j$  на входе синапса  $j$ , связанного с нейроном  $m$ , умножается на вес  $W_{mj}$ .
2. Сумматор используется для сложения входных сигналов, которые взвешиваются относительно весовых коэффициентов нейрона.
3. Для ограничения амплитуды выходного сигнала нейронов используется функция активации. Стандартный диапазон выхода нейрона обычно попадает в интервал  $[0,1]$  или  $[-1,1]$ .

Пороговый элемент  $b_k$ , включенный в модель нейрона, показывает уменьшение или увеличение сигнала на входе, подаваемый на функцию активации.

Получаемая на выходе сумматора величина  $V_k$ , называется потенциал активации (индуцированное локальное поле).

В математическом представлении модель нейрона описывают следующей парой уравнений:

$$u_k = \sum_{j=1}^m \omega_{kj} x_j ; \quad (2.4)$$

$$y_k = \varphi(u_k + b_k), \quad (2.5)$$

где  $x_1, x_2, \dots, x_m$  - входные сигналы;  $\omega_{k1}, \omega_{k2}, \dots, \omega_{km}$  - синоптические веса нейрона  $k$ ;  $u_k$  - линейная комбинация входных воздействий;  $b_k$  - порог;  $\varphi(u_k + b_k)$  - функция активации;  $y_k$  - выходной сигнал нейрона.

Все нейроны можно отнести разделить на три типа: входные нейроны, которые получают сигналы из внешней среды; выходные нейроны, которые выводят во внешнюю среду результаты полученные после вычислений; скрытые нейроны, основное назначение которых трансформация сигналов.

Для решения различных задач широко применяются, известные на сегодняшний день, несколько различных видов искусственных нейронных сетей: сети на основе радикальных базисных функций, многослойный персептрон, рекуррентные нейронные сети, карты самоорганизации.

Многослойный персептрон имеет способность к обучению на своем опыте, за счет чего имеет высокую вычислительную мощность. Многослойный персептрон имеет высокую скорость и точность, что важно для прогнозирования электропотребления промышленных предприятий, но, как и другие статистические методы, имеет ряд недостатков, которые делают невозможным его использование на некоторых предприятиях [9].

Искусственные нейронные сети имеют следующие преимущества при использовании их для построения прогнозных моделей промышленных предприятий [9]:

- нелинейность – возможность установить сложные нелинейные зависимости исследуемого объекта от входных параметров, это обеспечивает меньшую ошибку прогноза, относительно других методов;

- самообучение – способность сети обучается на предоставленных исходных данных, самостоятельно определять значимость каждого исследуемого фактора, оценивать его влияние на конечную величину исследуемого объекта;

- адаптивность – при поступлении свежих данных сеть можно обучить дополнительно, благодаря этому есть возможность гибкой подстройки под изменившиеся условия работы на предприятии;

- высокая помехозащищенность – в случае отсутствия некоторой части данных ухудшается прогноз, но это происходит в гораздо в меньшей степени, чем при использовании других методов прогнозирования.

Искусственные нейронные сети имеют следующие недостатки: [9,102]:

- сложность при выборе числа скрытых слоев и определении количества нейронов в слое;

- сложность при выборе необходимой скорости обучения;

- возможен эффект «переобучение» при обучении нейронной сети.

Модели АРИМА, предложенные Дж.Боксом и Г. Дженкинсом [61], охватывают достаточно широкий спектр временных рядов, а небольшие модификации этих моделей позволяют весьма точно описывать и временные ряды с сезонностью, к которым можно отнести и электропотребление промышленного предприятия. В АРИМА – модели входят, как частные случаи, модели авторегрессии порядка  $p$  (AR( $p$ )-модели), модели скользящего среднего порядка  $q$  (MA( $q$ )-модели) и ARIMA( $p,q$ )-модели, представляющие собой объединение AR( $p$ )-модели и MA( $q$ )-модели.

Рассмотрим подробнее сущность перечисленных моделей. Прежде всего, следует отметить, что AR-, MA- и ARIMA- модели описывают не сам временной ряд, а остатки  $\varepsilon_t$ , получившиеся после вычитания из временного ряда  $x_t$  его неслучайной составляющей (тренда).

Модели авторегрессии порядка  $p$  или AR( $p$ )-модели определяют остатки  $\varepsilon_t$  следующим образом:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^p a_j \varepsilon_{t-j} + \delta_t, \quad (2.6)$$

где  $a$  - некоторый числовой коэффициент, не превосходящий по абсолютной величине единицу, а  $\delta_i$  - последовательности случайных величин, образующая белый шум.

Модели скользящего среднего порядка  $q$  или  $MA(q)$  – модели определяют остатки  $\varepsilon_t$  следующим образом:

$$\varepsilon_t = \sum_{j=1}^{\infty} k_j \varepsilon_{t-j} + \delta_t, \quad (2.7.)$$

где  $k$  - некоторый числовой коэффициент,  $\delta_i$  - последовательность случайных величин, образующая белый шум.

Авторегрессионные модели со скользящими средними в остатках или  $ARIMA(p,q)$  – модели включают в себя как члены, описывающие авторегрессию, так и члены моделирующие остаток в виде среднего.

Рассмотрим достоинства и недостатки методов. Задача построения модели множественной регрессии сводится к определению регрессионных коэффициентов на основе имеющихся данных об объекте прогноза и влияющих на него факторов. Таким образом, корреляционные и регрессионные методы, могут учитывать влияние широкого набора параметров на выходную прогнозную величину электропотребления. Этим объясняется тот факт, что большинство из существующих прогнозных моделей электропотребления, построенных на основе этих методов [58,59].

В то же время получение прогнозов с помощью многофакторных регрессионных моделей предполагает неизменность значений коэффициентов этих моделей во времени [39].

В процессе работы промышленного предприятия возможно появление новой информации, что требует корректировки значений регрессионных коэффициентов его прогнозной модели. Такая корректировка является весьма трудоемкой процедурой, требующей большого количества исходных данных и объемов вычислений. Этот факт наряду с весьма жесткими требованиями, предъявляемыми к исходной информации, приводит к тому,

что динамическое изменение характеристик прогнозной модели электропотребления промышленного предприятия зачастую невозможно.

В ряде случаев требования прогнозной модели к исходной информации для реальных наблюдений оказываются невыполнимыми, поэтому получаемые оценки оказываются неэффективными, а прогноз – неточным. Достаточно сложной является проблема выбора независимых влияющих факторов. Все это приводит к довольно сложной реализации многофакторных регрессионных прогнозных моделей электропотребления при условии соблюдения заданной точности прогноза.

Методы использования АРИМА моделей. Проблемы при использовании метода Бокса – Дженкинса [61] при прогнозировании электропотребления возникают, прежде всего, из-за неоднородности величины электропотребления, как временного ряда и сложности практической реализации прогнозных моделей, основанных на этом методе. Кроме того, методу Бокса – Дженкинса присущи характерные недостатки корреляционных методов, что ограничивает возможность его применения в некоторых случаях для прогнозирования на промышленных предприятиях, работающих в условиях рыночной экономики.

### **2.3.3. Адаптивные методы прогнозирования**

В основе адаптивных моделей лежит модель рекурсивного гармонического процесса, предложенная Дж. Юлом [92]. Группа этих моделей считается трендовыми моделями и в основе ее работы лежит предположение, что основные тенденции и факторы выявленные в прошлых периодах останутся аналогичными и в будущем или при прогнозе будут изменения, но которые можно будет объяснить значениями предыдущих периодов. В связи с различными реформами в настоящее время, происходит большое количество изменений и нововведений в экономике, социально-экономических процессах и на макроуровне, изменения во временных рядах становятся очень динамичными. Поэтому при исследовании ряда ученые часто сталкиваются с новыми, неиспользуемыми ранее, явлениями и с

возможностью использовать только короткие временные ряды. Если ранее использовались данные большого периода, то при моделировании они оказываются бесполезными и даже вредными. Это приводит к необходимости строить новые модели, опираясь в основном на данные за короткие периоды, наделяя модели адаптивными свойствами.

Для таких случаев существуют адаптивные методы. Цель адаптивных методов заключается в построении самонастраивающейся модели, она должна быть способной учитывать информационную ценность всех членов временного ряда и давать точные оценки будущих членов данного ряда. Адаптивные модели имеют преимущество в гибкости модели, однако на их универсальность, и возможность использовать в любых ситуациях и для любого временного ряда рассчитывать не следует.

Когда создается модель, следует учитывать наиболее вероятные закономерности развития исследуемого реального процесса. Ученому нужно заложить в модель те адаптивные свойства, которых достаточно для отслеживания реального процесса с заданной точностью.

В самом начале развития группы адаптивных моделей использовалась простейшая модель экспоненциального сглаживания, обобщение этой модели и привело к появлению целой группы адаптивных моделей. В основе простейшей адаптивной модели лежит вычисление экспоненциально взвешенной скользящей средней.

К методу адаптивных моделей, относят модель Брауна. В этом случае предполагается, что ряд генерируется моделью

$$x_t = a_{1,t} + \epsilon_t, \quad (2.8)$$

где  $a_{1,t}$  - варьирующий во времени средний уровень ряда,  $\epsilon_t$  - белый шум

Прогноз временного ряда получается по формуле:

$$\hat{x}_\tau(t) = S_t, \quad (2.9)$$

где  $S_t$  - значение экспоненциальной средней в момент времени  $t$ , которое вычисляется по формуле:

$$S_t = \alpha x_t + (1 - \alpha) S_{t-1}, \quad (2.10)$$

где  $\alpha = const, 0 < \alpha < 1$  - параметр сглаживания.

Рассмотрим достоинства и недостатки адаптивных методов. К этой группе относятся методы Брауна, Хольта и Хольта-Уинтерса [23]. Характерной чертой адаптивных моделей прогнозирования является их способность учитывать эволюцию характеристик изучаемых процессов, приспосабливаться к этой эволюции, предавая больший вес и тем самым большую информационную ценность наблюдениям по мере их приближения к текущему моменту прогнозирования [12]. Это свойство адаптивных методов является существенным достоинством с точки зрения их применимости для целей прогнозирования электропотребления промышленного предприятия. Само промышленное предприятие, его электропотребление (как совокупность процессов потребления электрической энергии всеми электроприемниками предприятия), представляет собой динамический процесс с изменяющимися свойствами. Первоначальное построение прогнозной модели на основании адаптивных методов прогнозирования производится по нескольким первым наблюдениям объекта прогнозирования. С помощью полученной прогнозной модели делается прогноз, который сравнивается с фактическими наблюдениями. По результатам сравнения происходит корректировка модели. Затем с помощью скорректированной модели делается прогноз по следующим наблюдениям и так до исчерпания всех наблюдений. Таким образом, модель постоянно приспосабливается к новой информации и к концу периода наблюдений отражает тенденции объекта прогнозирования, сложившиеся на настоящий момент.

Основным достоинством адаптивных методов является возможность получить точный прогноз на интервал больший, чем, например, при использовании метода экспоненциального сглаживания. Однако это справедливо лишь при очень длинных временных рядах, что предопределило применимость адаптивных методов для долгосрочного прогнозирования.

Кроме того, в настоящее время не существует методики оценки объема необходимой и достаточной исходной информации для адаптивных моделей прогнозирования, что усложняет процесс их реализации и работы [62].

#### **2.3.4. Прогнозирование с использованием гибридных систем**

Идея использовать удачные сочетания различных подходов достаточно универсальна. Такие сочетания так же можно назвать «гибридными». В таком случае, при удачном исходе гибрида ожидают получение синергетического эффекта, это значит значительное улучшение его показателей. Гибридная система состоит из двух и более интегрированных разнородных подсистем, которые объединены общей целью или совместными действиями [65,66].

Используется для описания процессов нелинейного вида. В связи с большим количеством методов искусственного интеллекта можно получить и весьма большое разнообразие их сочетаний. Для подбора наилучшего сочетания, необходимо перебрать несколько вариантов методов. Сочетая их друг с другом и выбрать наиболее подходящий, удовлетворяющий поставленным требованиям, Гибридные системы применяются в сложных случаях прогнозирования, для качественного решения задачи [64]. Гибридные системы позволяют объединять нечеткую логику и нейронные сети в гибридную систему. Данные динамические многорежимные системы в разных областях фазового пространства отличаются различным поведением, т.е. их фазовая траектория переходит из одной области в другую, в зависимости от внешнего воздействия. Математическое описание динамической системы невозможно привести к одной непараметрической модели или к одной системе дифференциальных или разностных уравнений. Из-за этого такие системы можно называть многорежимными, с точки зрения математического описания. Чаще всего создаваемые такими системами сложные процессы включают в себя подпроцессы, а спрогнозировать такой сложный процесс в случае отсутствия или неполноты информации о структуре генерирующей системы используя существующие методы

обработки информации делает невозможным получить достоверные результаты приемлемые по точности. Это связано с тем, что существующие методы обработки информации, которые используют для прогнозирования случайных процессов, не могут в полном объеме учесть многорежимность системы, а это приводит к ухудшению качества прогнозирования.

Примером гибридной системы является использование генетических алгоритмов для настройки нейронной сети [69]. Впервые генетические алгоритмы были предложены Дж. Холландом в 1976 г. В их основе лежит модель эволюции живой природы [70, 71, 94]. В качестве шифровки возможного решения интересующей проблемы генетический алгоритм берет каждую исследуемую единицу популяции и каждого соответствующего члена популяции. В качестве таких шифровок (генотипов) считаются двоичные строки, состоящие из 0 и 1. В зависимости от природы поставленной задачи генотипы могут интерпретировать разными способами. Если гибридная системы используется для определения будущих значений, генотип может быть интерпретирован для производства решений таких задач, как нахождение коэффициентов линейной регрессии, определение правил классификации, разработка производственного плана, определения структуры нейронной сети. Для определения качества каждого полученного генотипа используют понятие «жизнеспособности», т.е. определяют адекватность и избыточность созданной модели. Для того чтобы популяция генотипов эволюционировала, выполняется процесс псевдоестественного отбора с использованием псевдогенетических операторов, которые провоцируют разнообразие в популяции между признанно успешными поколениями.

Эволюционные алгоритмы, к которым относятся также канонические генетические алгоритмы, могут быть представлены в виде равенства:  $x[t+1] = v(s(x([t])))$ , где  $x[t]$  – популяция генотипов на итерации  $t$ ,  $v()$  – случайный вариативный оператор (оператор скрещивания или мутации),  $s()$  – оператор выборки. В результате канонический генетический алгоритм может быть

смоделирован как стохастический алгоритм, а с помощью него возможен перевод из одной популяции генотипов в другую, на основании использования выборки, скрещивания и мутации. В случае использования выборки собирается информация о текущей популяции и отбираются «высокоразвитые» генотипы. Методы скрещивания и мутация нарушают их в попытке раскрыть лучшие генотипы, и тогда эти операторы могут рассматриваться как основные эвристики для исследования [24].

Генетический алгоритм оперирует с набором решений, называемым популяцией. В процессе функционирования генетического алгоритма популяция переживает некоторое количество поколений (эпох), причем средняя приспособленность популяции ( в случае с прогнозными моделями мерой приспособленности является точность прогноза) возрастает в каждом последующем поколении за счет удаления особей с наихудшими параметрами и получения потомства в результате рекомбинации особей с наилучшими показателями.

Рассмотрим достоинства и недостатки системы. Гибридная система - это система, состоящая из двух и более интегрированных разнородных подсистем, объединенных общей целью или совместными действиями [65,66]. Например, использование нечетких нейронных сетей в качестве основы для построения прогнозной модели [65, 67, 68, 93].

Другой пример - генетические алгоритмы, порожденные Дж. Холландом в 1976 году. В их основе лежит модель эволюции живой природы [20,21,22]. Использование генетических алгоритмов дает возможность получить необходимую конфигурацию нейронной сети, а значит, полученную прогнозную модель потребления электроэнергии на ее основе, кроме того генетические алгоритмы упрощают сам процесс формирования нейронной сети путем ее автоматизации [23].

Основным недостатком применения генетических алгоритмов, которая приводит к невозможности их широкого применения, является сложность реализации таких алгоритмов и необходимость определенного уровня

информационной и технической инфраструктуры на предприятии. А также трудоемким процессом конфигурирования нейронной сети.

### 2.3.5. Техноценоз

Техноценоз включает ряд этапов, в состав которых входят процедуры рангового анализа взаимосвязанные между собой. Ранговым анализом называются методы изучения больших технических систем особого ценологического типа, которые называются техноценозами. Целью анализа является их статистический анализ, кроме того их оптимизацию, и полагающую в качестве основного критерия форму ранговых и видовых распределений. Ранговый анализ включает процедуры интервального оценивания, параметрического нормирования, прогнозирования и нормирования потребления ресурсов. Углубленный анализ ранговых параметрических распределений дает возможность значительно повысить эффективность рангового анализа. Он осуществляется в таких процедурах как: дифлекс-анализ (выполняется на этапе интервального оценивания), GZ-анализ (выполняется на этапе прогнозирования) и ASR-анализ (проводится на этапе нормирования). Углубленный вариант GZ-анализа делает возможным еще до начала процедуры прогнозирования выполнить выбор G-методологии или Z-методологии, это в свою очередь существенно ускоряет расчеты и повышает их точность (положительный эффект от использования данного анализа пропорционален размерам исследуемой базы данных). Согласно из закону эффективного построения техноценоза, для выбора метода необходимо рассматривать отношение объемов системного и гауссового ресурсов кластеров техноценоза. Согласно уравнениям закона оптимального построения техноценозов, гауссовый ресурс кластера равен :

$$W_G = \left( \int_{r_1}^{r_2} W^g(r) dr \right) - ((r_2 - r_1)W_2), \quad (2.11)$$

где  $W(r)$  — ранговое параметрическое распределение техноценоза по электропотреблению;  $Wg(r)$  — гауссовое распределение, соответствующее

кластерному распределению параметров в ранговой дифференциальной форме;  $W_2$  — значение электропотребления, соответствующее правой ранговой границе кластера[22,23].

Основным смыслом рангового анализа считается методика построения ранговых распределений и их последующее использование в целях оптимизации ценоза. Для выполнения оптимизации системы выполняется сравнение идеальной кривой с реальной, после изучения соотношения кривых можно сделать вывод: что необходимо изменить в ценозе, чтобы точки реальной кривой стремились попасть на идеальную кривую. Для этого определяются способы, средства, механизмы улучшения ценоза с целью устранения аномальных отклонений. При приближении экспериментальной кривой распределения к идеальной кривой вида, тем стабильнее система. При наличии отклонения необходима дополнительная работа с моделью либо номенклатурная оптимизация или целенаправленное удаление аномальных особей, либо параметрическая оптимизация или улучшение параметров аномальных особей.

Достоинством метода является оптимальное отражение процесса функционирования объектов техноценоза в обозримом будущем с учетом возможных изменений технологии, инфраструктуры, а также использования ресурсов. При использовании метода учет факторов выполняется, изначально введением в алгоритм модели управляющих воздействий, далее, реализацией стохастических обратных связей, и в последствии одновременной разработкой нескольких возможных вариантов развития техноценоза, а в дальнейшем при работе с моделью, постоянным исследованием адекватности результатов моделирования.

В качестве недостатков следует отметить, что метод, который основан на статистической модели, как и подобные методы, с высокой точностью рассчитывают значения краткосрочного прогнозирования (согласно исследованиям точный прогноз можно получить на 1 – 2 года, после этого ошибка резко возрастает). Вторым недостатком является невозможность

реализации критериев, которые основаны на сравнении вариантов управления электропотреблением. Эти недостатки возможно устранить. Для этого необходимо создание динамической адаптивной модели, отражающей процесс электропотребления на глубину от 5 до 7 лет и более. При этом наличие стохастической обратной связи является основным, что позволяет корректирующей базой данных по электропотреблению согласно результатам текущего моделирования.

В настоящее время предоставлено большое количество методов прогнозирования временных рядов. Линейка методов начинается от самых простых и заканчивается довольно сложными адаптивными методами, которые применяются в основном на крупных предприятиях, с целыми отделами занимающимися данным вопросом. Выбор оптимального метода определяется на каждом предприятии индивидуально. Нет универсального метода прогнозирования. Метод должен быть выбран таким образом, чтобы учитывать специфику предприятия, при решении задач предприятия.

Так же метод должен непрерывно дополняться, и изменяться с развитием предприятия, изменением цены и ситуации на рынке, учитывать изменения прочих, появляющихся факторов. От эффективности работы метода зависит эффективность принимаемых на их основе решений, от которых напрямую зависит конечный финансовый результат деятельности предприятия.

#### **2.4. Обзор работ по прогнозированию энергопотребления**

Изучению проблемы прогнозирования электропотребления посвящено большое количество работ и отечественных [1,2,3,4,5,6,7,8,9,10,74,81,82] и зарубежных [11,12,13], написанных учеными и исследователями. При общем единстве используемых методов прогнозирования [16,17,18] подходы, используемые при прогнозировании объемов электропотребления энергосистемами [14,15], в основном, отличаются от подходов по прогнозированию электропотребления промышленных предприятий набором используемых входных параметров.

Рассмотрим, как методы применяются в реальных условиях. Возьмем все группы, на которые делятся статистические методы [49]:

1. Прогнозная экстраполяция.
2. Регрессионный анализ (прогнозирование с использованием искусственных нейронных сетей; прогнозирование на базе АРИМА моделей).
3. Адаптивные методы прогнозирования.
4. Прогнозирование с использованием гибридных систем.
5. Техноценоз.

Рассмотрим применение данных методов на практике.

К первой группе относятся работы [72,73,31,114]. В работе [73] исследована зависимость потребления электроэнергии от метеорологических факторов. В качестве факторов были использованы температура и освещенность. Для анализа взято потребление с шагом один день. Скачки потребления особенно сильно сказались весной и осенью на грани с отопительным сезоном. В результате исследования выявлено, что комфортной температурой, при которой не используются коммунально-бытовые приборы, большая часть населения считает +20 градусов. Отапливать помещение необходимо при температуре наружного воздуха +10 градусов. Если централизованное отопление при данной температуре не функционирует, население начинает активно использовать электронагревательные приборы. Из анализа следует, что целесообразно рассматривать три зоны коррелированности электропотребления по отношению к температуре наружного воздуха: летний период (сезон без отопления), зимний период (отопительный сезон), переходный осенний и весенний периоды. При отключенном центральном отоплении и снижении температуры ниже +10 градусов влияние температуры на электропотребление резко возрастает и их зависимость становится нелинейной. Начиная с температуры +8 градусов каждый градус ее снижения сопровождается все большим приростом электропотребления. При математическом моделировании коэффициентов влияние температуры на

электропотребление необходимо учитывать следующее: при снижении температуры ниже некоторого порога коэффициент влияния уменьшается до нуля. При повышении температуры выше некоторого порога коэффициент становится отрицательным, что свидетельствует об увеличении электропотребления при повышении температуры вследствие включения приборов кондиционирования и охлаждения помещений. Коэффициент влияния так же зависит от наличия отопления, поэтому необходимо моделировать две зависимости для условий включенного и отключенного отопления.

Для энергообъединений с концентрированной коммунально-бытовой и осветительной нагрузкой к температурному влияющему фактору необходимо добавить факторы естественной освещенности (облачность) и некоторые дополнительные – влажность, сила ветра.

В работе [31] проанализированы нагрузки промышленных предприятий. Исследование базируется на предположении, что электрические нагрузки тесно коррелированы с параметрами технологического процесса производственной системы. Под параметрами технологического процесса понимаются некоторые нормативные показатели (среднее время, необходимое для выполнения работ на станке, число деталей выпускаемых в единицу времени, среднее время между приходами транспорта с определенным видом груза и т.д.). Метод используется для краткосрочного прогнозирования. Метод позволяет по заданным вероятностным характеристикам технологического процесса предприятия рассчитать вероятностные характеристики электрических нагрузок при стационарном и переходных режимах электропотребления мощности: графики распределения мощности по продолжительности, начальные и центральные моменты, а также автокорреляционную функцию потребляемой мощности, математическое ожидание и дисперсию времени потребления системой мощности выше заданного уровня. Получение соотношения и величины могут быть использованы при выборе элементов системы электроснабжения

промышленных предприятий , а так же при анализе и планировании электропотребления.

Ко второй группе относятся работы [5, 6, 15, 41, 73, 96, 55]. Рассмотрим работы более подробно. В работе [6] исследовано три регрессионных модели упрощенная, трендовая и факторная. Прогноз составляется краткосрочный сроком до года, шаг исходных показаний один месяц. В упрощенной модели предложено считать, что потребление в январе текущего года равно производству января предыдущего года и коэффициенту роста за предшествующие шесть месяцев. В трендовой модели в качестве единственного фактора используется время, которое представлено порядковым номером месяца. Построение этой модели предполагает сначала устранение сезонности и выявление тренда, прогноз значений тренда на перспективу и затем восстановление сезонности. В третьей модели – факторной, в число объясняющих факторов включены: время, средняя за месяц температура наружного воздуха и календарь (число дней в месяце, число выходных и праздничных дней). В этой модели сезонные колебания задаются температурой наружного воздуха. Для прогноза принимаются средние многолетние значения температуры. В результате исследования трех моделей была разработана четвертая модель (гармоническая), разработанная для более полного учета сезонных колебаний спроса. В ней в дополнение к названным ранее факторам использованы гармоники с колебаниями, которые были выявлены в результате анализа. В результате было выявлено, что усложнение модели повышает точность прогноза по сравнению с достаточно примитивным подходом всего на десятые доли процента, поскольку потребление электроэнергии в России в целом чрезвычайно инерционно. Гармоническая модель с учетом температур дала наименьшую гармоническую ошибку. Общее свойство трендовой модели – качественные прогнозы во всех случаях, когда в наблюдаемых процесса происходят малозаметные или регулярно повторяющиеся изменения.

В факторной модели формирование спроса на электроэнергию представлено в зависимости от воздействия двух групп факторов: природы и экономики. Под природой понимается изменение температуры окружающего воздуха и календарные факторы (число дней в месяце, выходные и рабочие дни), под экономикой – разность между фактическим спросом и той его частью, которая формируется природой. Для ее описания используется аналитическая функция, выбираемая из логически допустимых с помощью метода наименьших квадратов.

Ко второй группе также относится прогнозирование с помощью нейронных систем. В настоящее время многие исследователи в своих работах используют нейронные сети [6, 43, 44,45,46] . Они отмечают хорошие прогнозные способности и возможность динамически подстраиваться к изменившимся условиям, однако минусом является сложность определения оптимальной конфигурации и оптимального набора входных параметров нейронной сети. Кроме того, большинство вышеперечисленных публикаций лишь обосновывают возможность прогнозирования электропотребления с помощью нейронных сетей [47,44,49] не представляя каких – либо практических рекомендаций или методик по формированию на их основе действующих прогнозных моделей.

В работе [46] исследование прогнозирования с помощью нейронной сети с временем упреждения от нескольких минут до одного часа. В качестве факторов исследовано влияние рабочих и выходных дней, текущее время в которое получены входные данные, температура а так же учтена случайная переменная, представляющая ненаблюдаемые эффекты, влияющие на нагрузку. Наиболее оптимальным вариантом было пятиминутное усреднение входных данных. Сделаны выводы, что точность прогноза зависит от объема входных данных. Для получения минимальной погрешности необходимо комбинировать различные способы нормирования с учетом времени суток, дня недели и сезона года.

В работе [96] предложена следующая методика, внедренную на Магнитогорском металлургическом комбинате. Электропотребление нормируется на основании аналитических зависимостей удельного расхода электроэнергии от объема производства за месяц. Зависимости для каждого нормируемого вида продукции формируются на базе обычной отчетной статистической информации, имеющейся на любом производстве, путем ее математической обработки с целью сглаживания экспериментальной функции методом логарифмирования с последующим уточнением методом последовательных приближений. Для аппроксимации опытных данных выбрана экспоненциальная зависимость в силу того, что она наилучшим образом отражает реальный характер взаимосвязи объемов производства и удельных расходов электроэнергии. Такого рода зависимости построены для всех нормируемых видов продукции, производимой в зимний и летний периоды в отдельности. По зависимости, утвержденной на квартал или сезон, определяется плановая норма удельного расхода электроэнергии на плановый месячный объем производства. По итоговым значениям, полученным за месяц, которые могут значительно отличаться от плановых ввиду различных причин, плановый удельный расход пересчитывается, и уже новое его значение сравнивается с фактическим. Вывод об экономии или перерасходе электроэнергии делается в том случае, если фактический результат выходит за пределы зоны допустимых разбросов. В результате использования полученных зависимостей расхождение прогнозируемого и фактического значений электропотребления для комбината в целом не превышает 3%.

Предлагаемая аналитическая зависимость удельного расхода электроэнергии от месячного объема производства формируется на основе математической обработки статистических данных, полученных не при контролируемом активном эксперименте, а в условиях реального производства, которое характеризовалось значительным сокращением объема выпускаемой продукции, отсутствием у персонала опыта управления

электропотреблением, влиянием других негативных факторов, связанных с ухудшением общей экономической ситуации в промышленности. С учетом этого предусматривается возможность пометить часть анализируемых данных, чтобы они принимались в расчет.

Результаты реализованы в программе, которая позволяет анализировать данные из файла, указывать начальный и конечный период анализа. Задавать ширину зоны допустимого разброса параметров, получать зависимость и выводить ее на экран. Можно формировать зависимость удельного расхода электроэнергии от объема производства для нормирования электропотребления, выявлять подтасовки в отчетных данных, обнаруживать систематические ошибки в расчете счетчиков. Для анализа полученных данных в программу введен раздел позволяющий сопоставлять объем производства, удельный расход электроэнергии, мощность и долю постоянной составляющей электропотребления цеха за запрошенный отчетный месяц со средними данными за предыдущий год и со средними данными за контрольный год, за который может быть принят любой год из набора данных. Сопоставление выполняется относительно контрольного года, показатели которого принимаются за единицу.

В работе [41] предложен расчетно-аналитический метод, наряду с которыми применяются опытный и расчетно-статистический. Суть метода - использование предварительно рассчитанных норм удельного потребления на единицу продукции. Опытный метод разработки норм расхода используется при определении индивидуальных затрат электроэнергии по данным, полученным в результате испытаний оборудования в заданных режимах технологического процесса, предусмотренных регламентом или инструкцией. Расчетно-статистический метод основан на анализе статистических данных расходах ряд предшествующих лет о фактических удельных расходах и факторах, влияющих на их изменение. Расчетно-аналитический метод позволяет анализировать более детально влияние различных факторов на точность определения норм расхода, а также на

прогнозирование потребления электроэнергии и мощности. Этот метод предусматривает определение норм расчетным путем по статьям расхода, которые обусловлены основными и вспомогательными технологическими процессами и нуждами при производстве планируемого вида продукции. В расчетно-статистическом методе используется фактическое потребление электроэнергии, полученное по показаниям приборов учета. В результате внедрения основной фактор, наиболее сильно влияющий на потребление – интенсивности использования технологического оборудования. Метод внедрялся на насосно–перекачивающей станции. Эта станция характеризуется ритмичным характером работы, по графику, в зависимости от времени года. Метод позволил достаточно точно планировать потребление электроэнергии при заранее известном графике работы технологического оборудования. Из чего был сделан вывод, что основным при разработке норм расхода электрической энергии должен быть расчетно-аналитический метод с использованием вероятностных числовых характеристик вне зависимости от закона распределения электрических нагрузок.

В работе [15] проведено исследование Мурманской энергосистемы. Кольская энергосистема – одна из наиболее старых в стране, от нее питаются самые крупные производства области. В потреблении электроэнергии основное место занимают цветная металлургия - 64,2%, химическая и нефтехимическая промышленность – 17,4% . Главный потребитель тепла - цветная металлургия и коммунально-бытовой сектор. Из всего топлива расходуемого на энергетические нужды в области, около 90% приходится на производство теплоэнергии, поэтому основной потенциал повышения эффективности использования привозного органического топлива сосредоточен в системах теплоснабжения.

В Мурманской области развитие промышленности имеет очаговый характер, который определяется главным образом наличием сырьевой и промышленных баз, источников энергии и трудовых ресурсов. Это

обуславливает неравномерное размещение энергопотребителей и концентрацию основных категорий потребителей энергии и топлива в небольшом числе промышленных узлов при значительной удаленности друг от друга, а также определяет структуру энергопотребления. Сегодня в области нет собственных источников органического топлива. Поэтому в топливно-энергетическом балансе почти вся потребность в топливе покрывается за счет ввоза его из других регионов России. Анализ и прогнозированию электропотребления в области уделяется большое внимание. В рыночных условиях спрос на энергию определяется тремя факторами: развитием экономики, эффективностью энергоиспользования и динамики цен на энергоносители, которые тесно взаимосвязаны и совместно формируют возможные пути развития. Потребности региона в энергоносителях определяются исходя из предполагаемых уровней жизни населения, ввоза и вывоза продукции, изменения структуры и технологии производства. В настоящее время необходимость внедрения эффективной программы энергосбережения доказана, программа будет разрабатываться.

В работе [55] инженеры Магнитогорского металлургического комбината изучили влияние сезонного изменения температуры на электропотребление. Был использован метод регрессионного анализа. При наблюдении за электропотреблением металлургического комбината обращает на себя внимание заметное увеличение потребления электроэнергии в осеннее – зимний период года и уменьшение в весеннее – летний. Был проведен анализ для выявления стохастической зависимости между значением промышленного электропотребления и среднесуточной температурой воздуха. Выявлено, что возрастать электропотребление начинает с октября. В это время включаются коллективные и индивидуальные обогреватели на рабочих местах. Растут вентиляторная и тепловая составляющие электрической нагрузки. Низкие температуры оказывают влияние и на технологические процессы, в том числе и энергетических объектов. Меняются плотность воздуха, вязкость смазочных материалов и

охлаждающих жидкостей. Совместное проявление всех этих факторов приводит к ускоренному росту нагрузки комбината за относительно короткое время. Для проведения исследований и регрессионный анализ зависимостей. Содержание выборки суточных объемов подвергалось предварительному изучению, для того чтобы исключить из нее информацию, искаженную в результате выхода из строя систем учета электроэнергии.

В результате построена двухфакторная регрессионная модель. Коэффициенты регрессии статистически значимы и оценены критерием Стьюдента. Статистическое исследование было проведено как для комбината в целом, так и для отдельных производств. Были сделаны выводы, что существует объективная стохастическая связь между сезонными и среднесуточными температурами окружающей среды и электропотреблением комбината. Получены регрессионные уравнения представленные полиномами от третьей до пятой степени. «Сезонная» добавка к расходу электроэнергии составляет на менее 33-41 % на каждый градус весеннего и осеннего изменения температуры.

К методам третьей группы относятся работы [3, 50, 51, 53, 54]. В работе [3] «Развитие электропотребления на промышленных предприятиях в условиях неопределенности исходной информации» изучили использование метода экспоненциального сглаживания при прогнозировании электропотребления. В работе рассмотрено применения метода экспоненциального сглаживания для среднесрочного и долгосрочного прогнозирования электропотребления на промышленных предприятиях. Они отмечает, что он достаточно надежен и эффективен, так как позволяет получить оценку параметров труда, характеризующих не средний уровень процесса, а тенденцию, сложившуюся к моменту последнего наблюдения. Одновременно, варьируя значения параметра сглаживания, можно учитывать вероятность событий в прогнозе, например, сокращение объема производства в определенный период, либо по определенным видам работ, при условии, что подобные события проявлялись в той или иной степени в предыстории.

Однако, сделан вывод, что эта методика не подходит для промышленных предприятий, поскольку характер изменения производства предприятия не имеет в настоящее время устойчивых тенденций. Предлагается ввести параметр с целью учета в прогнозе вновь возникающих тенденций в электропотреблении. Зная, в каком году предыстории произошло какое либо изменение, вероятность повторения которого велика в перспективе (например, изменение технологии, ввод или свертывание производства и другие крупные структурные сдвиги), можно определить расчетный параметр сглаживания. Такой подход достаточно прост, но требует некоторого профессионально – логического анализа предыстории исследуемого процесса. Данная методика была применена для прогнозирования параметров электропотребления на металлургическом комбинате. Прогноз выполнялся на год вперед.

В работе [50] «Прогноз электропотребления промышленного предприятия в условиях нестабильной экономики» инженеры предприятия «Энергонадзор» акционерного общества «Пермэнерго» Пермской области исследуют методику прогноза электропотребления промышленного предприятия, основанную на применении многофакторных моделей, учитывающих в качестве исходных данных, как производственные показатели предприятия, так и другие факторы. Число факторов, используемых для построения модели, теоретически неограниченно. Модель позволяет не только рассчитать общее прогнозируемое электропотребление предприятия, но и определить весовые коэффициенты участия различных факторов. Методика обеспечивает постоянное совершенствование модели, что дает возможность отслеживать результаты внедрения тех или иных мероприятий по энергосбережению и поддерживать действующую на данный промежуток времени модель. Разработанная методика использует линейные модели и основана на построении электробаланса и экономического баланса предприятия.

Прогноз электропотребления промышленного предприятия происходит после выполнения следующих процедур:

- предварительный выбор объясняющих переменных;
- доказательство наличия связи между зависимыми и независимыми переменными, окончательное формирование массива объясняющих переменных;
- расчет числовых коэффициентов многофакторной модели;
- проверка жизнеспособности модели на ретроспективном материале;
- расчет прогнозируемого электропотребления;
- определение ожидаемой ошибки прогноза.

Исходная информация, обрабатывается согласно некоторым требованиям. Методика основана на применении действующей ежеквартальной отчетности предприятий. Предварительный выбор объясняющих переменных производится путем экспертных оценок с использованием отчетности. При этом среди всех видов продукции, отбираются те, производство которых дает максимальный доход, так чтобы общая стоимость их реализации составляла не менее 80% общего объема работ предприятия в стоимостном выражении.

Затем рассчитывают коэффициенты корреляции зависимой переменной от каждой независимой и проводится анализ. К дальнейшему использованию не допускаются независимые переменные, для которых: абсолютное значение рассчитанного коэффициента корреляции превышает единицу, знак рассчитанного коэффициента корреляции не совпадает с экспертной оценкой частной производной, рассчитанный коэффициент корреляции близок к нулю.

Отобранные после данной проверки независимые переменные могут быть допущены к построению многофакторной модели электропотребления, однако необязательно они все будут использованы. Число окончательно принятых в состав модели независимых переменных зависит от связей между ними. Сначала рассчитываются парные коэффициенты корреляции между

всеми независимыми переменными, и затем делается проверка всех рассчитанных коэффициентов по «нулевой гипотезе». Все независимые друг от друга переменные, безусловно, могут быть приняты для построения модели. Зависимые (коллинеарные) переменные тоже можно использовать, но при этом применять пошаговое наращивание числа переменных в составе модели. Сначала строится сравнительно простая модель с применением одной, двух зависимых переменных, оценивается ее эффективность. Затем наращивается число переменных в модели, и каждая новая модель сравнивается с полученными ранее. Выбирается наиболее эффективная модель. Прогноз электропотребления выполняется путем подстановки в уравнение выбранной модели плановых значений для прогнозируемого промежутка времени. Использование прогнозных моделей, отработанных для конкретного периода, на последующий период использовать нельзя, снижается точность прогноза. Прогноз делается на квартал. Отмечено, что на прогноз оказывает влияние сезонность, в данном методе ее используют методом сезонной волны.

В работе [51], исследования приводились в институте энергетики и автоматики АН Республики Узбекистан. Инженерами были изучены особенности изменения электропотребления от большого количество факторов на хлопкоочистительном заводе, который работает в круглосуточном режиме и перерабатывает хлопок-сырец различных сортов при резко изменяющихся условиях производства [51]. Режим работы этого предприятия зависит от многих факторов, определяющих число работающих агрегатов, и, естественно потребляемую мощность предприятия. К таким факторам относятся: сортность, засоренности хлопка, влажность, темпы поставок, погодные условия и т.д. В результате влияния указанных факторов расход электроэнергии расход электроэнергии на данном производстве резко изменяется. Единственным стабильным энергетическим показателем является потребляемая мощность одновременно работающего технологического оборудования. Для удобства анализа и расчета все оборудование было

разделено на группы. Первый блок – агрегаты машин работающих по нормативу (при отсутствии каких либо влияющих факторов). Вторым и последующие блоки, кроме базового, включают дополнительное оборудование. Полученная система блоков может быть положена в основу разработки норм удельного электропотребления и корректировки. Метод расчета заключается в следующем. Определяется удельная норма удельного расхода электроэнергии на базе статистических данных расхода за предшествующий год с учетом ожидаемых изменений в этом году. Затем определяется среднегодовая мощность. Зная планируемую среднечасовую производительность предприятия, находим удельное электропотребление на единицу перерабатываемой продукции. В течении года плановое значение уточняется и корректируется в зависимости от изменений определенных факторов. Метод оказался достаточно простым, погрешность составила 3 %

В работе [53] «Вероятностные алгоритмы оценки электрических нагрузок» были изучены вероятностные алгоритмы оценки электрических нагрузок. Электрическая нагрузка складывается из двух величин детерминированной и случайной. При этом детерминированная составляющая определяется технологическим процессом, а случайная влиянием ряда факторов, стохастических по своей природе, таких как метеоусловия, человеческий фактор и т.д. В то же время реальное состояние самого технологического процесса так же случайно, ибо определяется влиянием набора факторов учет и прогноз которых невозможны, например, выход в ремонт того или иного оборудования. Однако при этом ряд параметров остается детерминированным. В этом случае в качестве детерминированных будут рассматриваться ограничения, накладываемые на работу электроприемников технологическим процессом. Электрическая нагрузка некоторого объекта представляет собой случайный процесс того или иного рода. При исследовании методов, считалось что данные процессы стационарны или кусочно стационарны. Тогда на участке стационарности электрическую нагрузку можно представить как случайную величину. Такое

представление об электрической нагрузке достаточно общепринято в исследовательских работах и используется в ряде стандартных методов ее расчета, например, в методе упорядоченных диаграмм. Исчерпывающую информацию о случайной величине дает ее закон или плотность распределения. Проблема, однако, заключается в том, что вид закона распределения исследователями, как правило, либо задается априори, либо устанавливается на основе анализа достаточно большого объема экспериментального материала. Приемлемость такого метода для практики, не эффективна. Оценку вида закона распределения электрической нагрузки предлагается искать в классе непрерывных классических одно и двухпараметрических распределений. К данному классу относятся равномерное, экспоненциальное, нормальное, логарифмически нормально и гамма распределения. Известен и достаточно широко распространен параметрический способ оценки вида закона распределения, основанный на применении диаграммы Пирсона. Однако он является сложным для практического применения. Поэтому предложен другой алгоритм оценки вида и параметров закона распределения электрической нагрузки для отдельного потребителя.

Предполагается, что известны номинальная мощность потребителя и коэффициенты загрузки, по этим данным определяется плотность распределения. Вводится некоторое пространство параметров распределения активной мощности. Это пространство трехмерно и имеет следующие координаты: среднюю мощность, и среднеквадратичную мощность. После установления оценочной плотности и распределения электрических нагрузок для отдельных потребителей может быть поставлена задача получения плотности распределения активной мощности для объекта в целом. При решении данной задачи учитываются различие коэффициентов включения потребителей и технологические ограничения на работу отдельных потребителей.

Пусть задана некоторая система потребителей электрической энергии. Для каждого потребителя известны плотность распределения электрической нагрузки и индивидуальный коэффициент включения, который трактуется как вероятность работы потребителя в некоторый произвольный момент времени. На отдельных потребителях наложены связи, запрещающие их совместную работу. Вся система потребителей разделяется на группы по признаку наличия запрещающих связей между потребителями внутри группы и их отсутствия вне ее. Таким образом, полученные группы между собой не связаны. Для группы составляется матрица включений. Все варианты, содержащиеся в матрице включений, как реализуемые физически, так и не реализуемые вследствие наличия запрещающих связей, составляют полную группу событий. Плотность распределения активной мощности для варианта включения может быть найдена как сверка плотности распределений работающих в нем потребителей, так как последние независимы и имеют внутри варианта общий коэффициент включения. Варианты реализуются только в отдельности. Группы по условию их выделения между собой не связаны. Следовательно, их электрические нагрузки суть независимые случайные величины, чьи плотности распределения могут быть свернуты для получения плотности распределения активной мощности объекта в целом. Таким образом, предлагаемые алгоритмы последовательно реализуют представление об электрической нагрузке как о случайной величине, обладающей некоторым, как правило, заранее неизвестным законом распределения. Если есть частичная стационарности графика электрической нагрузки объекта электроснабжения и эти участки реализуются отдельно друг от друга, тогда, после получения плотности распределения для каждого стационарного участка они могут быть суммированы. Так вычисляют плотность распределения для целого объекта и для каждого участка стационарности графика нагрузки, которые обычно соотнесены определенному технологическому режиму. Предложенные алгоритмы реализованы в виде программ и используются при расчете электрических

нагрузок объектов месторождений газа и нефти на континентальном шельфе. Результаты показали высокую эффективность.

В работе [54] «Исследование динамики удельных показателей электропотребления промышленных предприятий» проводились работы по разработке системы отслеживания реализации тарифной политики энергетического объединения в Региональном отделении промышленных потребителей электрической энергии Энергосбыта АО «Ленэнерго» с начала 90-х годов. В настоящее время в качестве показателей используется: присоединенная мощность, договорная мощность, нагрузка аварийной брони, потребленная электроэнергия, тарифы на электроэнергию, оплаченная электроэнергия, сроки и структура платежей за электроэнергию. По этим показателям храниться информация за каждый месяц, начиная с 1992 г.

Промышленные потребители принадлежат к разным отраслям и значительно различаются как по объему и режиму потребления электроэнергии, так и по динамике и структуре оплаты. Причем основная часть потребления электроэнергии приходится на долю нескольких крупных абонентов (электропотребление восьми абонентов основных отраслей – машиностроения и металлообработки, нефтеперерабатывающей промышленности, цветной металлургии, деревообрабатывающей и целлюлозно-бумажной промышленности - составляет 42% промышленного потребления электроэнергии). Поэтому для выявления тенденций изменения показателей электропотребления целесообразно проводить классификацию потребителей не только по отраслевому признаку, но и в зависимости от количества потребляемой электроэнергии, платежеспособности абонента.

Отношение количества потребленной электроэнергии к количеству выпущенной продукции представляет собой расход электроэнергии на единицу продукции. Такое преобразование формулы позволяет использовать не количественные, а удельные показатели, а именно – удельный расход электроэнергии на единицу натуральной продукции.

Доля затрат на электроэнергию в стоимости выпущенной продукции зависит от следующих факторов: стоимости потребленной электроэнергии, определяемой количеством потребленной электроэнергии и тарифом на нее; стоимости произведенной продукции, определяемой количеством этой продукции и ценой на нее; расхода электроэнергии на единицу продукции; темпов изменения тарифа на электроэнергию и цен на произведенную продукцию. Проведенный анализ факторов, влияющих на долю затрат на электроэнергию в стоимости продукции промышленных предприятий. Было выявлено четыре варианта темпов изменения выпуска продукции и потребления электроэнергии. Вариант 1. При сокращении выпуска продукции и уменьшении электропотребления возможны три ситуации: удельный расход электроэнергии на единицу продукции остается неизменным, такое соотношение связано с процессами производства алюминия, при темпах сокращения производства, меньших чем темпы сокращения потребления, происходит снижение удельного расхода электроэнергии, например, при снижении производства определенного вида продукции, и если темпы сокращения производства продукции больше темпов снижения электропотребления, то происходит рост удельного расхода электроэнергии, например, на предприятиях черной металлургии. Второй вариант Сокращение выпуска продукции и рост электропотребления приводят к увеличению удельного расхода электроэнергии на единицу продукции. Казалось бы, сокращение выпуска продукции должно привести к уменьшению электропотребления промышленным предприятием. В действительности же, на ряде предприятий при сокращении выпуска продукции отмечается рост электропотребления, например, на производстве электростали. Вариант 3. С ростом выпуска продукции и сокращением электропотребления удельный расход электроэнергии падает, например, на предприятиях легкой промышленности. Вариант 4. При росте выпуска продукции и увеличении электропотребления возникают три ситуации для соотношения указанных показателей при различных темпах их изменения:

темпы увеличения производства продукции и потребления электроэнергии равны, тогда удельный расход электроэнергии не меняется, темпы увеличения выпуска продукции больше темпов роста электропотребления, то удельный расход энергии падает, при превышении темпами роста электропотребления темпов роста выпуска продукции удельный расход электроэнергии увеличивается. В рассмотренных вариантах происходит изменение удельных расходов электроэнергии в большую или меньшую сторону, в свою очередь это непосредственно влияет на долю затрат на электроэнергию в стоимости продукции. Исследования показали, что в условиях падения промышленного производства удельный вес затрат на электроэнергию в стоимости продукции в основном растет, однако возможны различные варианты доли затрат на электроэнергию, зависящие от темпов изменении объемов ее выпуска и потребления электроэнергии, скорости изменения цен покупателей и продавца электрической энергии.

В четвертой группе относятся работы [52]. В работе [52] «Структурные закономерности суточного электропотребления энергосистемы была разработала методика прогнозирования электропотребления ЭС, которая была внедрена на Гомельской ЭС. Метод разработан на основе метода кластерного анализа. Для анализа режимов работы энергосистемы был использован метод кластерного анализа, в частности структурной группировки (расчленение качественно однородной совокупности на группы, характеризующие ее строение, структуру). Под структурой понимается распределение частот встречаемости по интервалам группировки, где интервалы и число групп выбираются различным образом. Так как суточные данные, подлежащие анализу не имеют меток, указывающих на принадлежность к существующему классу, структурная группировка выполняется с помощью иерархической системы кластерного анализа, принцип построения которой заключается в следующем: вначале считается, что каждое суточное значение – отдельный кластер, затем в кластер последовательно объединяются два ближайших суточных значения, и в

конечном итоге – два самых отдаленных кластера. Существенной особенностью задачи является необходимость априорного задания числа классов. Автором разработан метод оптимизации структуры по коэффициенту вариации базисного класса, не превышающему 5%. Разбиение по указанному значению вариации коэффициентов, принимается за основу. Расчеты выполняются отдельно для осеннего зимнего и весеннего - летнего периодов. Конечным этапом классификации являлось формирование классов, объединяющих дни с близкими значениями электропотребления. Класс характеризуется: средним значением электропотребления дисперсией и числом суток. На структурной модели кроме базисного класса выделялся дополнительный класс, таким образом, чтобы длительность времени всех ступеней составила 90% общего числа дней периода. Разработанная методика позволяет выполнить анализ по дням недели, декадам, месяцам и формировать тренды значений соответствующих периодам.

Еще один подход к прогнозированию, в группе номер пять, основан на представлении промышленного предприятия в виде техноценоза, одним из параметров которого является электропотребление [22,23,24,25,26]. Применение вышеперечисленных методов вкупе с современными электро-вычислительными комплексами позволяет создавать математические модели электропотребления промышленного предприятия [27,28,29,30,31,32,33,34]. Данные прогнозные модели отличаются друг от друга набором входных параметров и методами прогнозирования. Следует отметить, что параметры производства (объем, скорость производства продукции, количество работающих технологических линий, агрегатов) оказывающих существенное влияние на величину и характер изменения электропотребления промышленных предприятий [35, 36,37,38] практически не используется в качестве входных для промышленных моделей.

Достаточно часто при прогнозировании электропотребления крупных многономенклатурных предприятий применяют предварительно рассчитанные нормы удельного потребления электроэнергии на единицу

продукции [39,40,41,42]. Однако такой подход к прогнозированию лишен гибкости и связан с обработкой больших объемов информации для вычисления норм электропотребления. При этом любые значительные изменения в технологическом процессе, его модернизация, приведут к снижению достоверности норм электропотребления и потребуют их пересчета.

## **2.5. Выводы по главе 2**

1. В настоящее время известно большое количество статистических методов. Для выбора оптимального метода для последующего построения на его основе прогнозной модели электропотребления промышленного предприятия, необходимо четко сформулировать ряд исходных требований: цель прогноза, интервал прогнозирования, точность прогноза, адаптивность прогнозной модели, ее быстродействие и т.д.

2. Исходные требования для энергосбытового предприятия должны определяться действующими правилами оптового рынка электроэнергии и мощности России.

3. Согласно установленных предприятием – заказчиком требований, цель краткосрочного прогноза сформулирована следующим образом: «Определить прогнозные значения потребления на неделю X в неделю X-1». Необходимо определить прогнозные значения недельного потребления электроэнергии на предстоящую неделю.

4. Вопрос о необходимой и достаточной точности прогноза должен определяться исходя из характеристик самого предприятия - участника рынка, как: доля затрат на электроэнергию в себестоимости конечного продукта или услуги предприятия, возможные финансовые потери при отклонениях фактических значений потребления электроэнергии от заявленных (спрогнозированных) значений.

5. В связи с тем, что повышение точности прогноза приводит к усложнению прогнозной модели, а значит, к удорожанию ее программной и аппаратной реализации необходимо решить вопрос о приемлемой точности.

Этот вопрос решается на основании сравнения затрат на электроэнергию и затрат на программно–аппаратный комплекс прогнозирования электропотребления.

6. Потребление электрической энергии предприятием зависит от множества быстро меняющихся факторов. В число факторов могут входить параметры окружающей среды (температура воздуха, наличие осадков, облачность, скорость и направление ветра), сезонность, выходные и праздничные дни, изменение климата, количество предприятий, количество автоматизированных электросчетчиками организаций.

7. Оптимальная прогнозная модель должна учитывать как можно больше влияющих факторов. Факторы могут быть взаимозависимыми друг от друга. Для повышения точности прогноза, необходимо проанализировать «вклад» каждого фактора в изменение величины потребления электроэнергии в сложной, постоянно изменяющейся системе, которой является предприятие ОАО «Челябэнергосбыт».

8. Обзор работ показал, что нет идеально подходящего метода, который бы смог учесть все особенности предприятия – заказчика, и учитывал факторы которые оказывают существенное влияние на изменение электропотребления региона. Необходимо найти новый подход для решения задачи прогнозирования на предприятии ОАО "Челябэнергосбыт".

## **ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА МОДЕЛИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ОБЪЕМОВ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ РЕГИОНА**

### **3.1. Критерии создания математической модели для построения прогнозов электропотребления**

Статистических методов известно большое количество, но невозможно использовать один метод и получить точный прогноз. Для достижения необходимой точности, обычно используют несколько методов в совокупности. При составлении прогнозов выбирают такую совокупность методов, которая может учитывать специфику предприятия и давать прогнозы с заданной точностью. При рассмотрении методов прогнозирования на различных предприятиях было выявлено, что все методы условно можно разбить на пять групп, в зависимости от общих принципов действия: прогнозная экстраполяция, регрессионный анализ (прогнозирование с использованием искусственных нейронных сетей; прогнозирование на базе АРИМА моделей), адаптивные методы прогнозирования, прогнозирование с использованием гибридных систем, техноценоз.

#### **3.1.1. Требования к модели**

Прогнозная модель объекта представляет собой систему уравнений (формул) с коэффициентами, которые формируются в процессе разработки модели на стадии качественного моделирования. На основании представленных данных прогнозная модель предсказывает величину выходного параметра. Прогноз с использованием прогнозной математической модели объекта является объективно и научно обоснованным.

При решении задачи прогнозирования электропотребления промышленного предприятия объектом прогнозирования является само электропотребление предприятия как совокупность процессов потребления электроэнергии всеми электроприемниками предприятия. Выходным параметром прогнозной модели является величина потребляемой электрической мощности в тот или иной момент времени или потребляемой

электроэнергии за тот или иной промежуток времени. Для промышленного предприятия, работающего в условиях оптового рынка электроэнергии, выходным параметром является величина почасового электропотребления в каждый час суток, на которые осуществляется прогнозирование. Входными параметрами прогнозной модели являются параметры, в той или иной степени влияющие на величину электропотребления.

В основе прогнозной модели лежит метод прогнозирования. Этот метод определяет набор алгоритмов и формул, на основании которых будет прогнозироваться поведение объекта прогнозирования. На выбор метода лежащего в основе прогнозной модели, влияют цели и задачи прогнозирования, а так же величина того интервала времени, на который производится прогнозирование [75].

После определения метода прогнозирования с использованием того или иного математического аппарата определяются ранее неизвестные параметры прогнозной модели – зависимости выходного параметра модели от выходных параметров. Фактически при создании прогнозной модели электропотребления определяются закономерности изменения выходного параметра модели от входных параметров. Фактически при создании прогнозной модели электропотребления определяются закономерности изменения выходного параметра (величины электропотребления) в зависимости от параметров, выбранных в качестве входных.

При решении задачи прогнозирования почасовой величины электропотребления промышленного предприятия, работающего на оптовом рынке электроэнергии, к прогнозной модели электропотребления предъявляются следующие требования:

1. Модель должна удовлетворять требованиям адаптивности и эволюционности. Она должна обеспечивать возможность включения достаточно широкого диапазона изменений, добавлений, чтобы было возможно последовательное приближение к модели, удовлетворяющей по точности результатов прогнозирования.

2. Модель должна быть достаточно абстрактной, чтобы допускать работу с большим числом входных параметров, но при этом, не настолько, чтобы возникали сомнения в надежности и практической полезности полученных на ней результатов прогноза.

3. Прогнозная модель должна обеспечивать формирование прогноза к заданному сроку, после получение предшествующих прогнозных входных данных.

4. Модель должна адаптироваться на реализацию с помощью соответствующих технических средств, то есть быть физически осуществимой на данном уровне развития техники.

5. Модель должна предусматривать возможность проверки истинности, соответствия ее оригиналу.

Существуют две этапа для определения оценки прогностических способностей модели объекта: прогнозирование прошедших периодов времени и работа в опытной эксплуатации. На первом этапе модель строится не на всех имеющихся исходных данных, а на так называемой обучающей выборке, из которой исключается несколько последних точек – это называется тестовая выборка. Затем с помощью разработанной математической модели строится прогноз по соответствующим интервалам времени, на которые приходится тестовая выборка и дается оценка прогностическим способностям созданной модели, оценивая разницу между исходными фактическими и полученными в результате прогноза значениями.

Модель, которая прошла первый этап с удовлетворительной оценкой прогностических способностей вводится в опытную эксплуатацию. Теперь модель рассчитывает прогнозные значения в чистом виде. По мере наступления будущего полученные значения прогноза сравниваются с его практическими значениями и оценивается эффективность работы модели.

### **3.1.2. Требования к выбору метода для краткосрочного прогнозирования электропотребления региона**

Для того чтобы выбрать оптимальный метод для последующего построения на его основе прогнозной модели электропотребления промышленного предприятия, необходимо, прежде всего, четко сформулировать ряд исходных требований: цель прогноза, интервал прогнозирования, точность прогноза, адаптивность прогнозной модели, ее быстродействие и т.д. Исходные требования будут определяться действующими правилами оптового рынка электроэнергии в мощность России. Цель краткосрочного прогноза предприятия – участника рынка можно сформулировать так: «Определить прогнозные значения потребления на неделю  $X$  в неделю  $X-1$ ». Иными словами, необходимо определить прогнозные значения недельного потребления электроэнергии на предстоящую неделю.

Вопрос о необходимой и достаточной точности прогноза должен определяться исходя из таких характеристик самого предприятия- участника рынка, как доля затрат на электроэнергию в себестоимости конечного продукта или услуги предприятия, возможные финансовые потери при отклонениях фактических значений потребления электроэнергии от заявленных (спрогнозированных) значений.

В то же время повышение точности прогноза приводит к усложнению прогнозной модели, а значит к удорожанию ее программной и аппаратной реализации. Следовательно, вопрос о приемлемой точности предприятия- участника рынка должно решать на основании сравнения затрат на электроэнергию (обусловленных отклонениями заявленных значений потребления от фактических его значений) и затрат на программно– аппаратный комплекс прогнозирования электропотребления.

Потребление электрической энергии предприятием зависит от множества зачастую быстро меняющихся факторов. В результате обзора

выявлено, что в число факторов могут входить (в зависимости от характеристики технологического процесса предприятия):

1. Параметры окружающей среды (температура воздуха, наличие осадков, облачность, скорость и направление ветра).
2. Объем выпуска продукции, пуск/останов технологических цепочек.
3. Ценовая ситуация на рынке электроэнергии (в случае возможности регулирования графика нагрузки).
4. Проведение плановых и внеплановых отключений, ремонтов.
5. Аварийные ситуации, сбои в работе технологических цепочек.

Оптимальная прогнозная модель должна учитывать как можно больше влияющих факторов. Кроме того, факторы могут быть взаимозависимыми друг от друга. Поэтому определить «вклад» каждого фактора в изменение величины потребления электроэнергии в сложной, постоянно изменяющейся системе, которой является предприятие ОАО «Челябэнергосбыт», достаточно трудно, и стояло целью данного исследования.

### **3.2. Разработка способов формирования рациональной тестовой выборки**

Задача прогнозирования будущих значений процессов, называемых временными рядами, используя его исторические значения, является основой для финансового планирования в различных областях экономики для эффективного управления и оптимизации объемов закупок и продаж объемов электроэнергии энергосбытовых предприятий.

В связи с тем, что временные ряды имеют огромное значение для выявления и изучения складывающихся закономерностей в развитии явлений экономической в настоящее время в любой организации осуществляется накопление различных важных показателей за прошлые периоды, экономические и физические показатели хранятся в базах данных, это помогает существенно увеличивать объемы входной информации для решения задачи прогнозирования. Так же развитие программных и

аппаратных средств дает пользователю все более мощные вычислительные платформы, их можно использовать для реализации сложных алгоритмов прогнозирования. Это очень важно с учетом современных изменяющихся подходов к экономическому и техническому управлению предприятием, и ужесточении требований к точности при составлении прогнозов. Все это приводит к тому что задача прогнозирования временных рядов усложняется параллельно с развитием информационных технологий.

Решение задачи прогнозирования временных рядов актуально в любое время. Ее решение является неотъемлемой частью ежедневной работы любой современной компании. Данная задача решается созданием модели прогнозирования, адекватно описывающей исследуемый процесс.

В предложенной работе, в связи с большим объёмом собранной информации: метеоусловия, погодные условия, выходные праздничные дни и так далее за три года, возникла необходимость классифицировать данные. Согласно свойству временного ряда - комбинацию исходных параметров, получаемых на сегодняшний день, можно найти в исторических данных. Метео- и геомагнитные условия, которые влияют на энергопотребление являются процессом мало изменяющимся и для прогнозирования могут быть использованы собранные данные прошлых периодов. Исходные данные были классифицированы по дням недели. Выделены выходные и праздничные дни в отдельную группу.

### **3.3. Подготовка исходных данных для анализа**

Методика классификации исходных данных для дальнейшего анализа базируется на алгоритмах извлечения закономерностей из исходных данных, результатом работы которых являются набор классов с различным набором значений одних и так же факторов. Благодаря использованию классов есть возможность сократить исходные данные и увеличить быстроту их обработки при подстановке в математическую модель для расчёта. Алгоритмов классификации довольно много, но несмотря на их обилие они не способны гарантировать качественное решение. Никакой самый лучший

метод сам по себе не даст хороший результат, так как для правильного решения данной задачи критически важным становится вопрос качества исходных данных. Чаще всего именно качество данных называют причиной построения неэффективной математической модели.

Для подготовки к анализу данные были проверены на их качество, исключены ошибочные значения. Описанной методикой рекомендуется пользоваться для подготовки статистических данных для обработки разработанным программным продуктом для прогнозирования с использованием метода главных компонент – « STATISTICA».

Ниже описаны правила, следуя которым, можно подготовить качественные данные в нужном объеме для анализа. Есть список рекомендаций по подготовке данных, которые были взяты за основу при подготовке исходных данных.

В настоящее время различными службами ведутся сборы различной информации и архивные базы для учета и анализа изменений исследуемого объекта, но не все данные собирают автоматическими системами. До сих пор большое количество информации вводится респондентами или операторами вручную. Из-за невнимательности или по другим причинам они допускают опечатки в цифрах, не заполняют обязательные поля, сокращают текст, вносят сведения не в те поля или редактируют собранные файлы, при некорректных подсчетах программой и так далее. Кроме того не во всех программах, в которые вносят сведения, настроены ограничения на значение вводимых данных. Например, в табличные операторы можно вносить информацию, не задавая даже тип данных. Некорректность так же возникает при перенесении одних табличных данных в другие с разными типами данных, табличные операторы могут обрезать данные либо изменять символы. Так же при сборе одной и той же информации в различных точках, например, метеостанциях и объединении файлов единую информационную базу данных могут возникнуть разногласия при определении формата представления данных одного типа. Качество данных не всегда бывает

удовлетворительного уровня, а это приводит результатам анализа, с большими погрешностями и несоответствующими действительности. Анализировать и исследовать такую информацию бессмысленно. Очевидно, что очень важно получить достоверные исходные данные, для этого применяются методы очистки исходных данных. Методы очистки включают в себя два шага: обнаружение некорректной информации и непосредственно очистка. Изначально исходные данные исследуются на предмет "загрязненности". Необходимо определить, есть ли в них ошибки, погрешности и какого они типа. В зависимости от типа обнаруженных некорректных значений на втором шаге происходит их очистка. После отработки второго этапа образуются данные, которые приведены к единому формату и обработанные от выявленных ошибок. Такие данные пригодны для дальнейшего исследования и могут использоваться в бизнес-анализе. Все собранные исходные данные были проверены на качество и отредактированы для исключения пустых значений и некорректных значений.

### **3.4. Алгоритм отбора исходных факторов**

Выбор количества факторов очень важен. Среди множества факторов экспертно были отобраны те, которые могли оказывать влияние на исследуемое значение. Эта оценка не являлась окончательной. В процессе анализа неизвестно, какой фактор оказывал наиболее сильное влияние на изучаемый процесс электропотребления. Очевидно, что вполне может оказаться, что фактор, который эксперты посчитали очень важным, таковым по сути не является и, наоборот, незначимый с их точки зрения фактор может оказывать значительное влияние для исследуемого предприятия и исследуемого региона. Набор факторов, который используется для составления прогнозов на каком либо предприятии не всегда подходит ко всем остальным предприятиям, факторы, оказывающие влияние подбираются индивидуально. Но для более точного отбора, было проанализировано большое количество факторов, которые предположительно могли оказывать влияние на изучаемый процесс и были использованы в обзорных работах и

предложенных математических моделях. Чем больше данных для анализа, тем лучше в случае, когда не известно какие факторы могут оказывать влияние, к тому же их проще отбросить на следующих этапах, чем собрать новые сведения. Необходимо учитывать, что не всегда экспертная оценка значимости факторов будет совпадать с реальной. Собранные данные были преобразованы к единому формату, Excel - текстовый файл с разделителями. Данные обязательно должны быть унифицированы, одна и та же информация везде должна описываться одинаково, это актуально в связи со сбором информации из разнородных источников. Далее необходимо было опередить способ представления данных, выбрав один из 4-х видов – число, строка, дата, логическая переменная (да/нет). Например, один из выбранных факторов – «Выходные и праздничные дни» – это довольно сложное понятие, но так как этот показатель действительно важен, то нужно было придумать способ его формализации 0 - рабочий день 100 – выходной день. При определении количества факторов внимание так же было уделено доступности факторов. Дело в том, что некоторые данные легко доступны, например, их можно извлечь из существующих информационных систем, они хранятся в архивных базах и просты к получению. Но есть информация, которую не просто собрать, в том числе и информация за давно прошедшие года, которые необходимо было изучить для исследования динамики изменений процессов.

Кроме того следует учитывать, что если для процесса характерна сезонность/цикличность, необходимо иметь данные хотя бы за один полный сезон/цикл с возможностью варьирования интервалов, т.к. цикличность может быть сложной, например, внутри годового цикла квартальные, а внутри кварталов недельные, то необходимо иметь полные данные как минимум за один самый длительный цикл

Отбор значимых факторов происходит поэтапно:

5. - создание списка факторов , согласно различным источникам данных, которые возможно оказывают влияние на исследуемое значение электропотребления.

- Построение описательной модели

- Расчет значимости значения фактора

Выброс фактора с неудовлетворяющей малой значимостью.

Далее происходит повторение пунктов 2-4.

В результате экспертного отбора факторов решено было оставить следующие:

- облачность;
- влажность;
- атмосферное давление;
- день недели;
- сезонность;
- температура воздуха;
- продолжительность светового дня;
- потребление электроэнергии в кВт·ч.

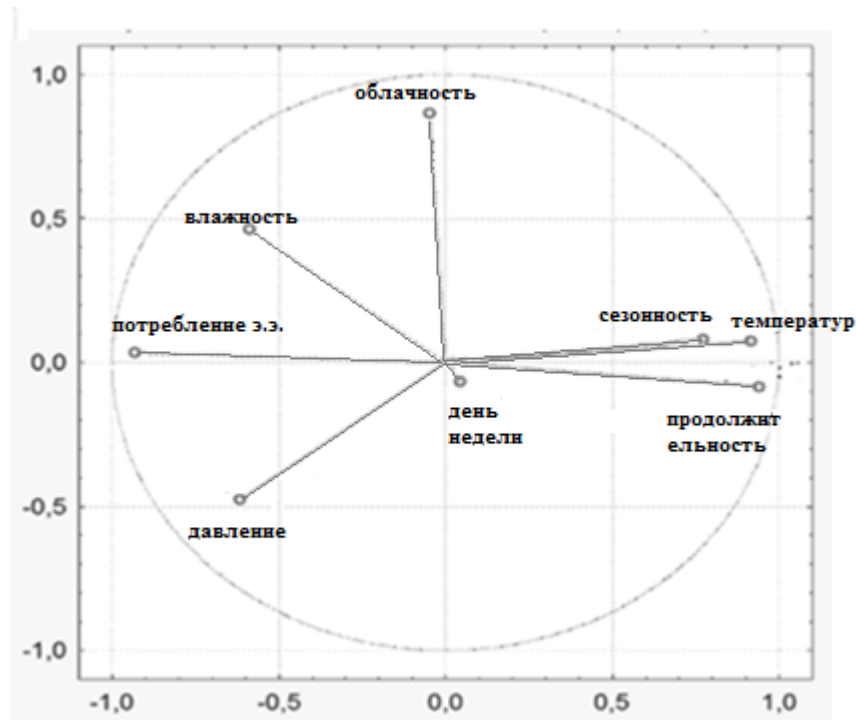


Рис.3.1. Корреляция факторов

Анализ корреляции факторов показывает, что напрямую на изменение объемов электроэнергии влияют сезонность, температура воздуха окружающей среды и продолжительность светового дня. Основываясь на этих данных, можно спрогнозировать потребление электроэнергии (рис.3.1.).

Кроме того в результате анализа данных, было выявлено, что наиболее эффективная модель получается при разбиении исходных данных по дням недели. Это связано с тем, что большая доля энергопотребления приходится на предприятия, в том числе и очень крупные: заводы, фабрики, различные производства. Для них основной пик электропотребления приходится на середину недели, выходные дни станки и цеха потребляют очень мало электроэнергии, в начале недели производственные станки и печи разогреваются, и потребление электроэнергии усиливается.

На электропотребление среди населения наибольшее значение оказывает фактор сезонности, летом увеличивается электропотребление в садовых товариществах, базах отдыха, дачах и так далее.

### **3.5. Формальная постановка задачи**

Пусть значения исходного временного ряда  $Z(t)$  доступны в дискретные моменты времени  $t = 1, 2, \dots, T$ . Предполагается, что на значения  $Z(t)$  оказывает влияние набор внешних факторов. Пусть первый внешний фактор  $X_1(t_1)$  доступен в дискретные моменты времени  $t_1 = 1, 2, \dots, T_1$ , второй внешний фактор  $X_2(t_2)$  доступен в моменты времени  $t_2 = 1, 2, \dots, T_2$  и т.д.

В случае, если дискретность исходного временного ряда и внешних факторов, а также значения  $T, T_1, \dots, T_S$  различны, то временные ряды внешних факторов  $X_1(t_1), \dots, X_S(t_S)$  необходимо привести к единой шкале времени  $t$ .

В момент прогноза  $T$  необходимо определить будущие значения исходного процесса  $Z(t)$  в моменты времени  $T+1, \dots, T+P$ , учитывая влияние внешних факторов  $X_1(t), \dots, X_S(t)$ . При этом считаем, что значения внешних факторов в моменты времени  $X_1(T+1), \dots, X_1(T+P), \dots, X_S(T+1), \dots, X_S(T+P)$  являются доступными.

### 3.6. Прогнозирование электропотребления методом главных компонент

В качестве статистического метода, с помощью которого будет осуществляться прогнозирование электропотребления региона, выбран метод главных компонент. Проведем исследование о возможности применять данный метод для решения поставленной задачи[115].

Имеются данные по потреблению электроэнергии одного из энергосбытовых предприятий за 2010-2013 год. Необходимо проанализировать объемы потребления и сделать прогноз потребления электроэнергии на следующий месяц, для определения в каких объемах необходимо будет закупить электроэнергию со станции.

В качестве исходных данных использовались следующие факторы:

- день недели;
- признак рабочего, выходного и праздничного дня;
- продолжительность дня от восхода солнца до захода солнца;
- среднесуточная температура Челябинской области;
- потребление электроэнергии бытовым потребителем за каждый день в кВт·ч;

Данные обрабатываются с помощью программы «STATISTICA». На первом шаге вычисляется ковариационная матрица. В результате получаем набор главных компонент и главных факторов, которые используются для определения статистических параметров регрессионной модели. При построении математической модели вся выборка делилась на две части: учебную и тестовую. Учебная выборка используется для построения модели, а тестовая выборка — для проверки полученной модели.

Полученная модель является вероятностной моделью и определена на выборке из генеральной совокупности, поэтому параметры модели ( $\alpha_i$ ) будут являться оценками коэффициентов модели, полученной на генеральной совокупности данных. Обычно желательно, чтобы эти оценки соответствовали характеристике BLUE, что означает Best (наилучшая),

Linear (линейная), Unbiased (несмещенная) Estimator (оценка), полученные оценки проверяются на статистическую значимость.

Представим, что экономический объект можно описать набором показателей  $x_{ki}^0$ , где  $i$  – номер показателя ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ),  $k$  – конкретный момент времени ( $k = 1, 2, 3, \dots, m$ ),  $n$  – количество показателей,  $m$  – количество временных моментов. Пусть все значения каждого показателя в определенные моменты времени создают временной ряд, который обозначается вектором  $x_i = \{x_{1i}^0, x_{2i}^0, \dots, x_{ni}^0\}^T$ . Тогда, пространство показателей экономического объекта возможно представить как матрицу временных рядов  $X^0$ . В этой матрице каждая строка включает значения всех показателей объекта в один момент времени, а каждый столбец матрицы содержит все значения одного показателя в разные моменты времени. Т.е., пространство показателей экономического объекта будет описано матрицей:

$$X^0 = [x_1 \ x_2 \ \dots \ x_n] = \quad (3.1)$$

В качестве центра распределения пространства показателей используются среднеарифметические значения показателей. Дисперсии показателей исследуемого экономического объекта представлен в виде ковариационной матрицы, порядок которой равняется размерности вектора исходных показателей. Ковариационная матрица определяется по формуле:

$$A = \frac{1}{n} X^T X \quad (3.2)$$

Собственные векторы ковариационной матрицы  $A$  вычисляются из уравнения:

$$(A - \lambda I) v_0 = 0, \quad (3.3)$$

где  $I$  – единичная матрица,  $v_0$  – собственный вектор,  $\lambda$  – собственное значение. Собственные векторы  $v_{0i}$ , которым равняются самые большие собственные значения, называются главными компонентами. Много

полезной информации о структуре изучаемого объекта и свойствах составляющих его слагаемых может дать визуальное и аналитическое изучение главных компонент.

Значимость полученной регрессионной модели определяется коэффициентом детерминации. Коэффициент детерминации построенной модели равен 0,45. Это означает сумма квадратов отклонений, объясняемых, составляет 45% общей суммы квадратов отклонений.

Если модель в целом признается значимой, то проверяется значимость каждой независимой переменной в отдельности. Задача заключается в том, чтобы определить является ли влияние данной независимой переменной существенным или же слагаемое с этой переменной может быть в модели опущено. Значимость оценки коэффициента регрессии можно проверить, если учесть, что она имеет  $t$ -распределение Стьюдента со степенями свободы  $m = n - k - 1$ . Поэтому  $\alpha_i$  отличается от нуля на уровне значимости  $P$  (с доверительным интервалом 95%), если  $t_i > t_{m,p}$ , где  $t_{m,p}$  — табличное значение  $t$ -критерия Стьюдента, определенное на уровне значимости  $P$  при числе степеней свободы  $m$ .

Для построенной модели при числе степеней свободы 393 и уровне значимости 5% коэффициент  $t_{m,p} = 1.96$ , а при уровне значимости 10% —  $t_{m,p} = 1.64$ .

Значения оценок коэффициентов модели представлены в таблице 1. Исходя из представленных результатов, можно сделать вывод и высокой значимости оценок коэффициентов  $\alpha_0$  и  $\alpha_1$  так же достаточная значимость для возможности использования коэффициентов  $\alpha_2$  и  $\alpha_3$  и  $\alpha_4$ .

Таблица 3.1

## Значения коэффициентов модели

|            |      | Факторы     |                                                |                                                          |                            |
|------------|------|-------------|------------------------------------------------|----------------------------------------------------------|----------------------------|
|            |      | День недели | Признак рабочего, выходного и праздничного дня | Продолжительность дня от восхода солнца до захода солнца | Среднесуточная температура |
| $i$        | 0    | 1           | 2                                              | 3                                                        | 4                          |
| $\alpha_i$ | 6,87 | -0,32       | -0,01                                          | -0,11                                                    | 0,03                       |
| $t_i$      | 6,83 | -9,25       | -1,73                                          | -1,51                                                    | 0,73                       |

При исследовании модели, в случае возникновения вопроса о отбрасывании независимой переменной, если значимость является не очень высокой, следует быть осторожным. При отбрасывании независимой переменной из уравнения регрессии по результатам анализа t-критерия. Если переменные  $X$  и  $Y$  взаимосвязаны, коэффициенты уравнения регрессии могут измениться при удалении статистически незначимых независимых переменных. Обычно, если имеется несколько статистически незначимых переменных, рекомендуется отбрасывать лишь одну независимую переменную, имеющую наименьшее значение, а не все их вместе. Такая реконструкция регрессионной модели останавливается тогда, когда все независимые переменные будут иметь статистически значимые значения.

Построим прогноз на тестовой выборке, которая начинается с 04.11.2013, и сравним прогнозные значения с реальными (рис.3.2):

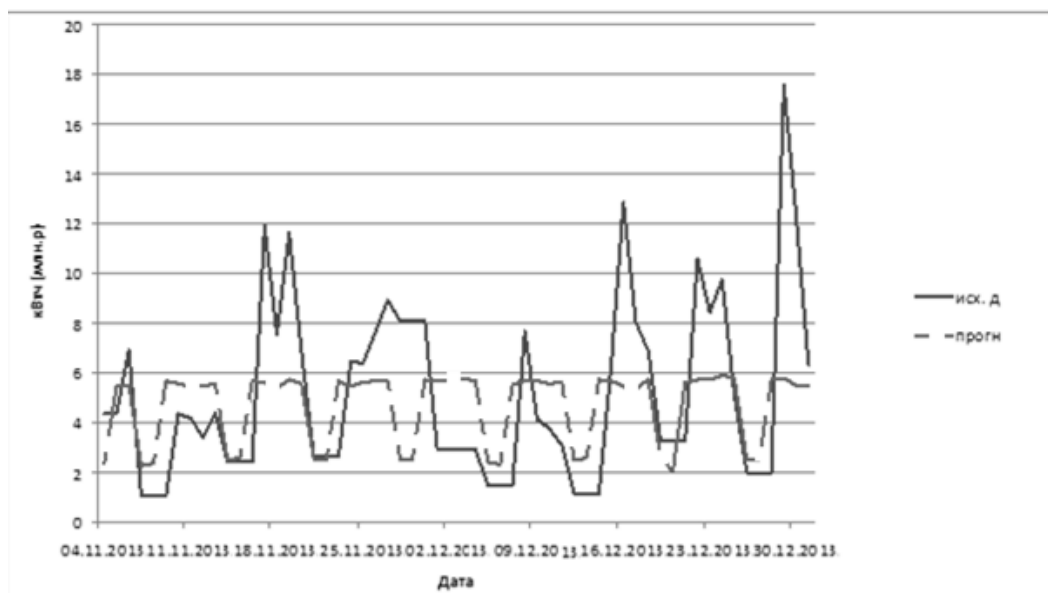


Рис. 3.2. Исходные данные и прогнозные значения тестовой выборки

На графиках видны выбросы, это может быть связано с погрешностями данных, либо корректировке данных учета электроэнергии перерасчетами. Однако просматривается закономерность снижения потребления электроэнергии на летний период и повышения потребления электроэнергии на осенний период. Для анализа на график добавим изменения температуры (рис.3.3):

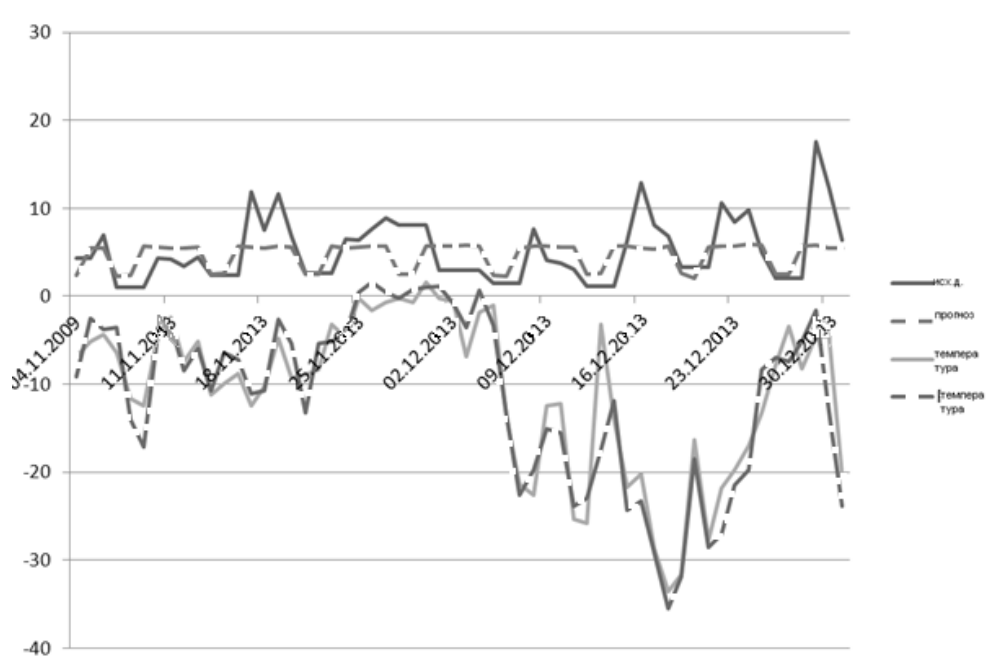


Рис.3.3. Исходные данные, прогнозные значения и фактор «среднесуточная температура»

Наложим на график потребления выходные дни. Очевидна закономерность, что в выходные дни, происходит снижение потребления (Рис. 3.4).

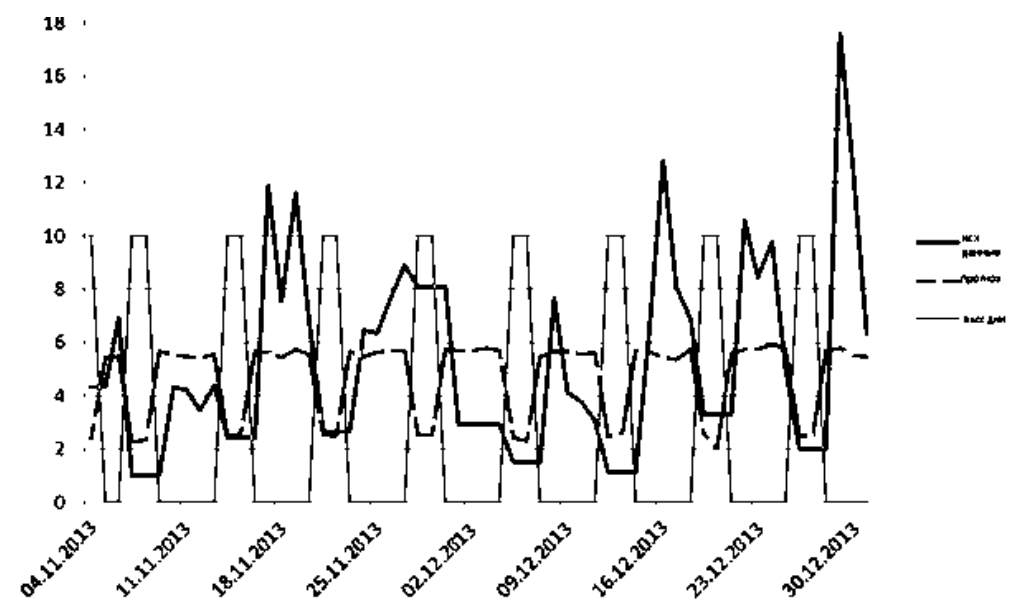


Рис.3.4. Исходные данные, прогнозные значения и фактор «день недели».

На рис.3.5 показано сравнение исходных данных и прогнозных значений полученных с помощью модели на основе главных компонент на тестовой выборке.

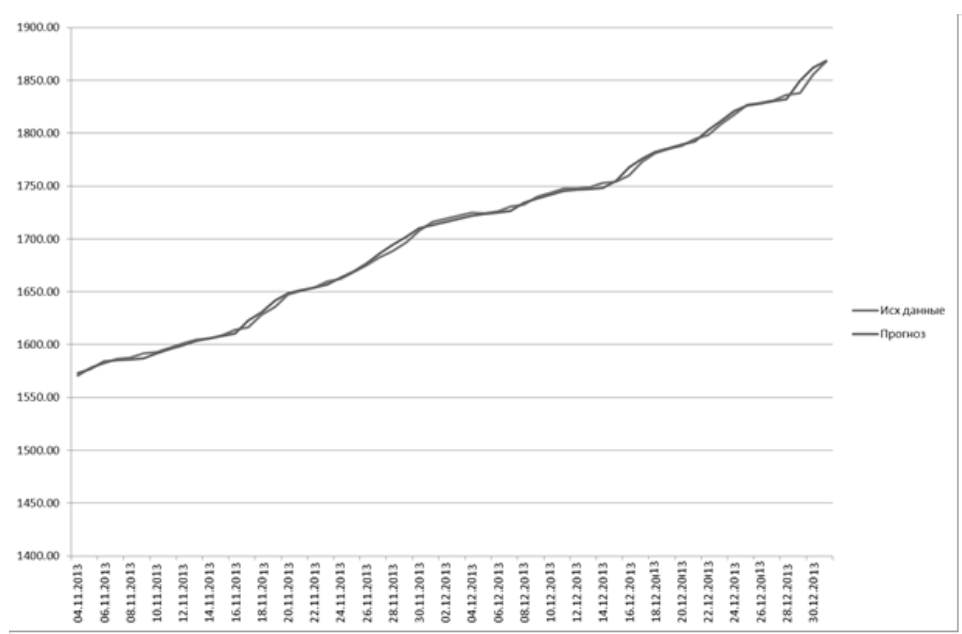


Рис.3.5. Исходные данные и результаты прогноза

По графику мы видим, что прогнозное значение приближено к исходному графику. Это говорит о правильности выбранного метода для прогнозирования потребления электроэнергии на небольшой период. Следовательно, данный метод может быть использован для прогнозирования объемов электропотребления на оптовом рынке.

Коэффициент детерминации модели имеет значение выше 0.9, что говорит о значимости полученной модели. Можно ожидать, что значимость коэффициентов модели также будет выше.

### **3.7. Выводы по главе 3**

1. Метод главных компонент может быть использован для прогнозирования электропотребления.
2. Метод главных компонент позволяет провести анализ корреляционной зависимости факторов и выявить малозначимые факторы.
3. Для повышения точности прогнозирования необходимо провести дополнительные исследования.
4. В связи с тем, что выявлены закономерности изменения по дням недели, одну построенную модель необходимо разбить на несколько согласно дням недели, что приведет к повышению точности прогноза.

## ГЛАВА 4. ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ РЕГИОНА ДЛЯ ЭНЕРГОСБЫТОВОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

### 4.1. Модель на основе регрессионного анализа

Регрессионным анализом называется это статистический метод определения зависимостей случайной величины  $y$  от переменных или аргументов  $x_j$  ( $j = 1, 2, \dots, k$ ), которые независимо от истинного закона распределения  $x_j$  рассматриваются в регрессионном анализе как неслучайные величины. В общем случае делают предположение, что случайная величина  $y$  имеет нормальный закон распределения и условное математическое ожиданием  $\gamma = \varphi(x_1, \dots, x_k)$ , которое являются функцией от переменных  $x_j$  и с постоянной, не зависящей от переменных дисперсией  $\sigma_2$ .

Чтобы провести регрессионного анализа на  $(k + 1)$ -мерной генеральной совокупности  $(y, x_1, x_2, \dots, x_j, \dots, x_k)$  берется  $n$ -размерная, и каждое  $i$ -е наблюдение характеризуется значениями переменных  $(y_i, x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{ij}, \dots, x_{ik})$ , где  $x_{ij}$  — значение  $j$ -й переменной для  $i$ -го наблюдения ( $i = 1, 2, \dots, n$ ),  $y_i$  — значение результативного признака для  $i$ -го наблюдения.

Используемая чаще всего множественная линейная модель регрессионного анализа имеет вид (модель 4.1):

$$y_i = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_j x_{ij} + \dots + \beta_k x_{ik} + \epsilon_i, \quad (4.1)$$

где  $\beta_j$  — параметры регрессионной модели;  $\epsilon_j$  — случайные ошибки наблюдения, не зависящие друг от друга. Такие ошибки имеют нулевую среднюю и дисперсию  $\sigma^2$ .

Модель считается справедлива для всех  $i = 1, 2, \dots, n$ , линейна относительно неизвестных параметров  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_j, \dots, \beta_k$  и аргументов.

Как следует из (модели 4.1), коэффициент регрессии  $\beta_j$  определяет, на какую в среднем величину изменится результативный признак  $y$ , если переменную  $x_j$  увеличить на единицу измерения, т.е. является нормативным коэффициентом.

В матричной форме регрессионная модель представлена в виде:

$$\gamma = X\beta + \varepsilon, \quad (4.2)$$

где  $\gamma$  — случайный вектор-столбец размерности  $(n \times 1)$  наблюдаемых значений результативного признака ( $y_1, y_2, \dots, y_n$ );  $X$  — матрица размерности  $(n \times (k+1))$  наблюдаемых значений аргументов, каждый элемент матрицы  $x$ , считается случайной величиной ( $i = 1, 2, \dots, n; j=0, 1, \dots, k; x_{0i} = 1$ );  $\beta$  — вектор-столбец размером  $(k+1) \times 1$  неизвестных, подлежащих оценке параметров модели (коэффициентов регрессии);  $\varepsilon$  — случайный вектор-столбец размерности  $(n \times 1)$  ошибок наблюдений, называемых остатками. Компоненты вектора  $\varepsilon_i$  не зависят друг от друга и имеют нормальный закон распределения с нулевым математическим ожиданием ( $M\varepsilon_i = 0$ ) и неизвестной постоянной  $\sigma^2$  ( $D\varepsilon_i = \sigma^2$ ).

При использовании на практике желательно, чтобы значение  $n$  превышало  $k$  не менее чем в три раза в модели (4.1)

$$X = \begin{pmatrix} 1 & x_{11} & \dots & x_{1k} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{i1} & \dots & x_{ik} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 1 & x_{n1} & \dots & x_{nk} \end{pmatrix}, Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ \vdots \\ y_i \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \beta = \begin{pmatrix} \beta_0 \\ \beta_1 \\ \vdots \\ \beta_j \\ \vdots \\ \beta_k \end{pmatrix} \quad (4.3)$$

При наличии свободного члена в модели указываются единицы в первом столбце матрицы  $X$  (4.1). Предполагается, что есть переменная  $x_0$ , которая во всех наблюдениях равна единице.

Целью регрессионного анализа является нахождение по выборке объемом  $n$  оценки неизвестных коэффициентов регрессии  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$  модели (4.1) или вектора  $\beta$  в (4.3).

Так как в регрессионном анализе  $x_j$  рассматриваются как случайные величины, а  $M\varepsilon_i = 0$ , то согласно (4.1) уравнение регрессии имеет вид:  $\gamma = \beta_0 + \beta_1 x_{i1} + \dots + \beta_j x_{ij} + \dots + \beta_k x_{ik}$  для всех  $i = 1, 2, \dots, n$ , или в матричной форме:  $\gamma = X\beta$ , где  $\gamma$  — вектор-столбец с элементами  $\gamma_1, \dots, \gamma_i, \dots, \gamma_n$ .

Для расчета оценки вектора-столбца  $\beta$  чаще всего используют метод наименьших квадратов. Согласно этому методу в качестве оценки выбирают вектор-столбец  $b$ , который минимизирует сумму квадратов отклонений наблюдаемых значений  $y_i$  от модельных значений  $\gamma_i$ , или квадратичную форму:

$$\theta = (Y - X\beta) = \sum_{i=1}^n (y_i - \gamma_i)^2 \xrightarrow{\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k} \min, \quad (4.4)$$

где символом «Т» обозначена транспонированная матрица.

Наблюдаемые и модельные значения результативного признака  $y$  представлены на рис. 4.1.

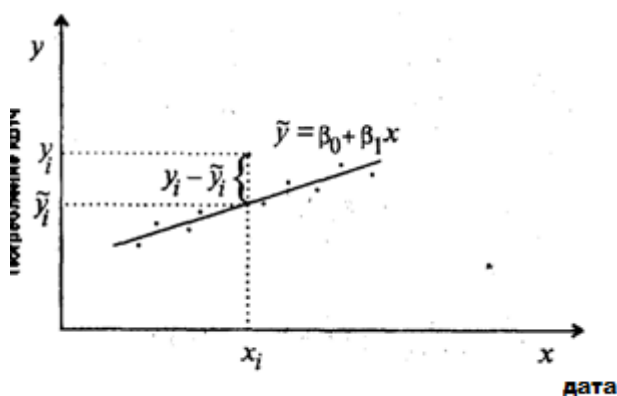


Рис.4.1. Наблюдаемые и модельные значения результативного признака  $y$

Дифференцируя квадратичную форму  $Q$  по  $\beta_0, \beta_1, \dots, \beta_k$ , с учетом (4.3) и (4.4), и приравнявая частные производные к нулю, в результате получаем систему нормальных уравнений:

$$\frac{\partial \theta}{\partial \beta_j} = 0, \text{ для всех } j = 0, 1 \dots k, \quad (4.5)$$

Решая эту систему получаем вектор-столбец оценок  $b$ , где  $b = (b_0, b_1, \dots, b_k)^T$ . По методу наименьших квадратов, вектор-столбец оценок коэффициентов регрессии вычисляется формулой:

$$b = (X^T X)^{-1} X^T Y, \quad (4.6)$$

где

$$b = \begin{pmatrix} b_0 \\ b_1 \\ \vdots \\ b_j \\ \vdots \\ b_k \end{pmatrix} \quad (4.7)$$

$X^T$  — транспонированная матрица  $X$ ;

$(X^T X)^{-1}$  — матрица, обратная матрице  $X^T X$ .

Получив значение вектора-столбца  $b$  и оценки коэффициентов регрессии, рассчитаем оценку  $\gamma_i$  уравнения регрессии:

$$\gamma = b_0 + b_1 x_{i1} + b_2 x_{i2} + \dots + b_k x_{ik} \quad (4.8)$$

или в матричном виде:

$$\gamma = X\beta, \text{ где } \gamma = (\gamma_1, \gamma_2, \dots, \gamma_n)^T \quad (4.9)$$

Оценка ковариационной матрицы вектора коэффициентов регрессии  $b$  рассчитывается по формуле:

$$S(b) = s^2 (X^T X)^{-1}, \quad (4.10)$$

где

$$s^2 = \frac{1}{n-k-1} (Y - Xb)^T (Y - Xb) \quad (4.11)$$

Т.к. на главной диагонали ковариационной матрицы расположены дисперсии коэффициентов регрессии, вычисляем:

$$s b(j-1) = s^2 [(X^T X)^{-1}]_{jj}, j=1, 2, \dots, k+1 \quad (4.12)$$

Для оценки значимости уравнения регрессии, т.е. гипотеза  $H_0: \beta = 0$  ( $\beta_0 = \beta_1 = \beta_k = 0$ ), используют F-критерий Фишера, наблюдаемое значение которого вычисляется по формуле:

$$F_{\text{набл}} = \frac{Q_R / (k+1)}{Q_{\text{ост}} / (n-k-1)}, \quad (4.14)$$

где

$$Q_R = (Xb)^T (Xb) \quad (4.15)$$

$$Q_{\text{ост}} = (Y - Xb)^T (Y - Xb) = \sum_{i=1}^n (y_i - \gamma_i)^2 \quad (4.16)$$

По таблице F-распределения для заданных  $\alpha$ ,  $v_1 = k + 1, v_2 = n - k - 1$  находят  $F_{кр}$ .

Гипотеза  $H_0$  отклоняется с вероятностью  $\alpha$ , если  $F_{набл} > F_{кр}$ . Можно сделать вывод, что уравнение является значимым, это значит что хотя бы один из коэффициентов регрессии отличен от нуля.

Для вычисления значимости отдельных коэффициентов регрессии, т.е. гипотезы  $H_0: \beta_j = 0$ , где  $j = 1, 2, \dots, k$ , используется t-критерий, рассчитывают  $t_{набл}(b_j) = b_j / s_{b_j}$ . По таблице t-распределения для заданного  $\alpha$  и  $v = n - k - 1$  находят  $t_{кр}$ .

Если  $t_{набл} > t_{кр}$  гипотеза  $H_0$  отвергается с вероятностью  $\alpha$ . Это значит, что исследуемый коэффициент регрессии  $\beta_j$  значим, т.е.  $\beta_j \neq 0$ . Иначе коэффициент регрессии признается незначимым и соответствующая переменная в модель включаться не должна. В этом случае выполняется алгоритм пошагового регрессионного анализа. Он состоит в том, что удаляется одна из незначимых переменных с соответствующим минимальным по абсолютной величине значением  $t_{набл}$ . После исключения вновь выполняют шаги регрессионного анализа, но числом факторов будет меньше на единицу. Такой алгоритм будет закончен, когда будет получено уравнение регрессии со значимыми коэффициентами.

Такой алгоритм пошагового регрессионного анализа не единственный, есть и другие алгоритмы, например алгоритм с последовательным включением факторов.

Регрессионный анализ позволяет получать не только точечные оценки  $b_j$  генеральных коэффициентов регрессии  $\beta_j$ , но и интервальные оценки последних с доверительной вероятностью  $\gamma$ . Интервальная оценка с доверительной вероятностью  $\gamma$  для параметра  $\beta_j$  представляется в виде:

$$b_j - t_{\alpha} s_{b_j} \leq \beta_j \leq b_j + t_{\alpha} s_{b_j} \quad (4.17)$$

где  $t_{\alpha}$  находят по таблице t-распределения при вероятности  $\alpha = 1 - \gamma$  и числе степеней свободы  $v = n - k - 1$ .

Интервальная оценка уравнения регрессии  $\gamma$  в точке, определяемой вектором-столбцом начальных условий  $X^0 = (1, x_1^0, x_2^0, \dots, x_k^0)^T$  имеет вид:

$$y \in [(x^0)^T b \pm t_{\alpha} \sqrt{(X^0)^T (X^T X)^{-1} X^0}] \quad (4.18)$$

Интервал предсказания  $\gamma_{n+1}$  с доверительной вероятностью  $\gamma$  определяется по формуле:

$$y \in [(x^0)^T b \pm t_{\alpha} \sqrt{(X^0)^T (X^T X)^{-1} X^0 + 1}], \quad (4.19)$$

где  $t_{\alpha}$  определяется по таблице t-распределения при  $\alpha = 1 - \gamma$  и числе степеней свободы  $\nu = n - k - 1$ .

Чем больше удаляется вектора начальных условий  $x_0$  от вектора средних  $\bar{x}$ , тем больше ширина доверительного интервала при заданном значении  $\gamma$  будет увеличиваться (рис. 4.2), где  $\bar{x} = (1, \bar{x}_1 \rightarrow \bar{x}_k)$ .

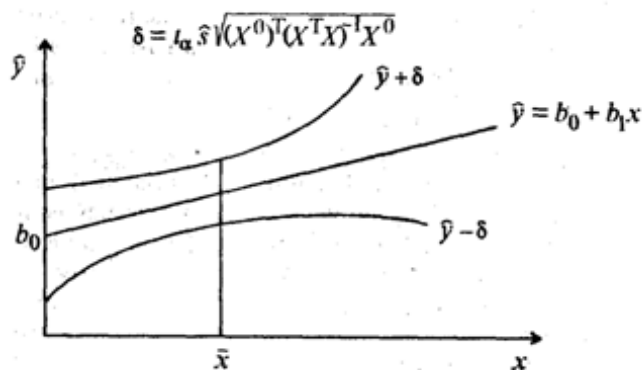


Рис. 4.2. Точечная  $\gamma$  и интервальная  $[\gamma - \delta < \gamma < \gamma + \delta]$  оценки уравнения регрессии  $\gamma = \beta_0 + \beta_1 x$

В работе выполнен анализ двумя регрессионными моделями: линейной и нелинейной для сравнительного анализа. Построить регрессионную модель для изучения зависимости потребления электроэнергии населением от следующих факторов:

- день недели;
- признак рабочего, выходного и праздничного дня;
- продолжительность дня от восхода солнца до захода солнца;
- среднесуточная температура Челябинской области;
- потребление электроэнергии бытовым потребителем за каждый день в кВт·ч;

Регрессионная модель в работе использовалась в двух видах:

а) линейной

$$x = a_0 + a_1x_1 + a_2x_2 + a_3x_3 + a_4x_4, (4.20)$$

где  $x_3$  - потребление электроэнергии,  $x_4$  - признак выходного, праздничного или рабочего дня,  $x_5$  - процент отношения периода, к периоду отпусков,  $x_6$  - продолжительность дня от восхода солнца до захода солнца,  $x_7$  - среднесуточная температура.

б) нелинейной

$$x = a_0 + a_1x_4 + a_2x_5 + a_3x_6 + a_4x_7 + a_5x_4^2 + a_6x_4x_5 + a_7x_4x_6 + a_8x_4x_7 + a_9x_5^2 + a_{10}x_5x_6 + a_{11}x_5x_7 + a_{12}x_6^2 + a_{13}x_6x_7 + a_{14}x_7^2 \quad (4.21)$$

Была дана оценка значимости коэффициентов регрессионной модели. Выполнены исследования по улучшению регрессионной модели путем удаления статистически незначимых коэффициентов. Результаты, полученные от использования линейной и нелинейной модели, были сравнены между собой.

Полученные модели проверяются на диапазоне, который не использовался при построении регрессионных моделей. Прогнозные значения сравниваются с исходными данными. В результате вычислены шесть видов ошибок:

- Среднее абсолютное отклонение (Mean Absolute Derivation, MAD);
- Среднеквадратическая ошибка (Mean Squared Error, MSE);
- Средняя стандартная ошибка (SSE);
- Средняя абсолютная ошибка в процентах (Mean Absolute Percentage Error, MAPE);
- Средняя процентная ошибка (Mean Percentage Error, MPE);
- Стандартная ошибка оценки (Mean Standart Error MSEN);

Классическая регрессионная модель. Отбросив статистически незначимые коэффициенты, получилась модель с тремя коэффициентами (Табл.4.1.) :

Таблица 4.1

## Коэффициенты линейной регрессионной модели

| Исходные факторы                                           | Коэффициент значимости |
|------------------------------------------------------------|------------------------|
|                                                            | 8,63                   |
| Рабочие выходные и праздничные дни                         | -10,62                 |
| День недели                                                | -1,67                  |
| Продолжительность дня(от восхода солнца, до захода солнца) | -1,75                  |

Коэффициент детерминации, то есть доля дисперсии (отклонения от математического ожидания) зависимой переменной, объясняемая рассматриваемой моделью зависимости, то есть объясняющими переменными составляет 0,49.

Таблица 4.2

## Ошибки модели на основе линейного регрессионного анализа

| Число<br>исходных<br>факторов | MAD  | MSE   | SSE   | MAPE % | MPE % | MSEN % |
|-------------------------------|------|-------|-------|--------|-------|--------|
| 5                             | 2,31 | 10,59 | 55,39 | -25,25 | 0,47  | 51,66  |
| 3                             | 2,30 | 10,57 | 55,56 | -26,30 | 0,45  | 51,61  |

График с реальными данными и спрогнозированными с помощью линейной регрессионной модели (Рис.4.3).

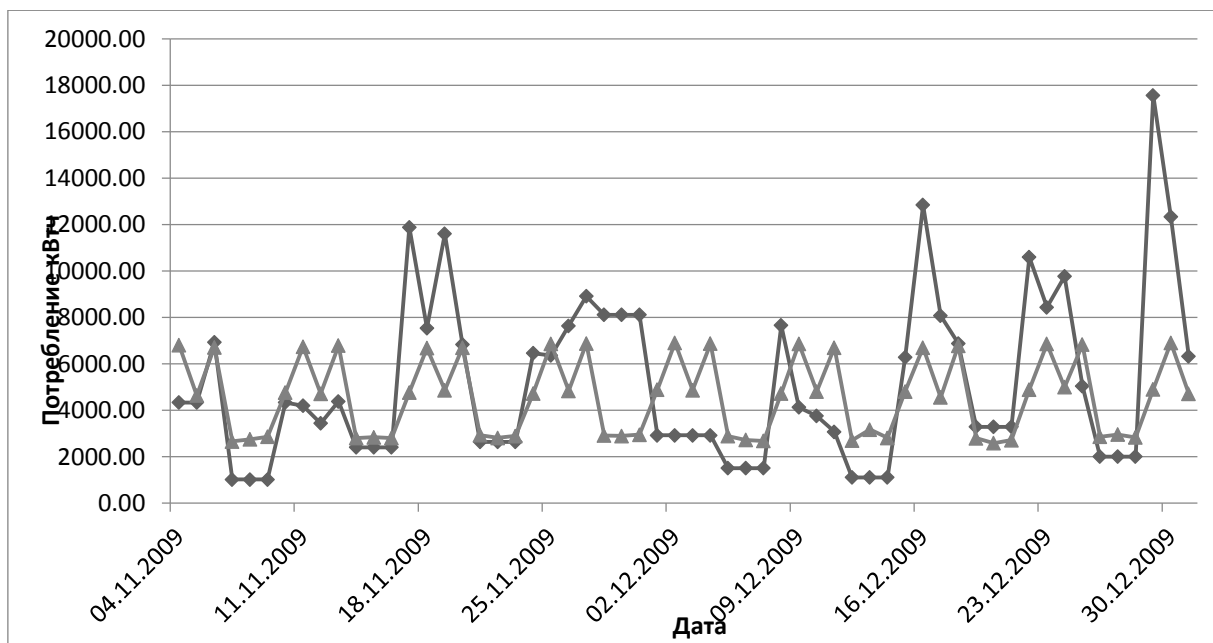


Рис. 4.3. Прогноз, полученный с помощью линейной регрессионной модели

Погрешность прогнозирования падает с уменьшением числа факторов. Однако для 3-х факторной нелинейной модели ошибка прогнозирования MSE и MAPE выше ошибки для линейной 5-ти факторной модели.

Классическая нелинейная регрессионная модель. Изначально взято 21 коэффициент. Исключив все незначимые коэффициенты выявлено, что оптимальным вариантом является 12-ти факторная модель.

Таблица 4.3

Ошибки модели на основе нелинейного регрессионного анализа

| Число<br>главных<br>факторов | MAD  | MSE  | SSE   | MAPE % | MPE % | MSEN % |
|------------------------------|------|------|-------|--------|-------|--------|
| 12                           | 2,27 | 10,7 | 48,78 | -8,91  | 0,55  | 51,91  |

График с реальными данными и спрогнозированными с помощью нелинейной регрессионной модели (Рис.4.4).

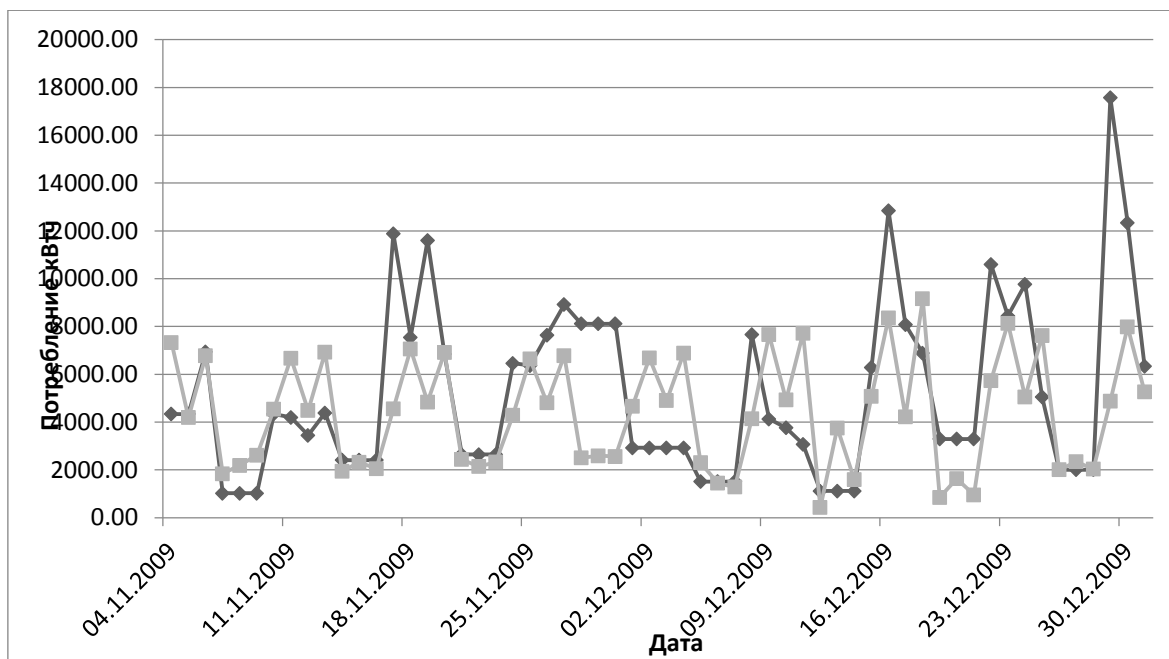


Рис.4.4. Прогноз, полученный с помощью нелинейной классической регрессионной модели

На графиках видны выбросы, это может быть связано с погрешностями данных, либо корректировке данных учета электроэнергии перерасчетами. Однако модель может выявлять общие тенденции изменения электропотребления.

#### 4.2. Модель на основе метода главных компонент

Методом главных компонент называется это комбинация приемов, которая позволяет выявить ведущие факторы вариации изучаемых случайных величин. Метод основывается на нахождении собственных чисел и собственных векторов корреляционной матрицы и после нахождения взвешиванием компонентов собственных векторов. После взвешивания эти компоненты дают значения коэффициентов корреляции с независимыми факторами, что представлено с помощью линейной комбинации значений анализируемых случайных величин. Комбинации собираются так, чтобы представлять собой оси ортогональной системы координат и при этом оставаться независимыми друг от друга. Метод главных компонент получает все большее распространение, его можно использован в тех случаях, когда можно предполагать, что значения случайной величины постоянно

изменяются под влиянием ограниченного числа факторов и эти факторы могут быть выражены через исследуемые случайные величины.

Особенностью метода главных компонент считается его способность уменьшать размерность данных, потеряв при этом минимальное количество информации. Используется в задачах для обработки многомерных наблюдений, когда исследователя интересуют лишь те признаки, которые обнаруживают наибольшую изменчивость при переходе от одного объекта к другому. Метод осуществляет переход к новой системе координат  $y_1, \dots, y_p$  в исходном пространстве признаков  $x_1, \dots, x_p$  которая является системой ортонормированных линейных комбинаций. Данный метод совмещает в себе достоинства многих других методов, в частности, анализа Фурье и регрессионного анализа. Одновременно он отличается простотой и наглядностью в управлении. Базовый вариант метода состоит в преобразовании одномерного ряда в многомерный с помощью однопараметрической сдвиговой процедуры, в исследовании полученной многомерной траектории с помощью анализа главных компонент (сингулярного разложения) и восстановлении (аппроксимации) ряда по выбранным главным компонентам. Таким образом, результатом применения метода является разложение временного ряда на простые компоненты: медленные тренды, сезонные и другие периодические или колебательные составляющие, а также шумовые компоненты. Полученное разложение может служить основой корректного прогнозирования, как самого ряда, так и его отдельных составляющих

Решение методом главных компонент, имеет, как минимум, четыре базовых варианта:

- заменить имеющиеся исходные данные линейными многообразиями меньшей размерности;

- выявить в ортогональной проекции на которые идет максимальный разброс данных подпространства меньшей размерности (среднеквадратичное отклонение от усредненного значения);

- выявить подпространства меньшей размерности, в ортогональной проекции, в области, где среднеквадратичное расстояние между точками будет наиболее максимальным;

- для исходной многомерной случайной величины создать такое ортогональное преобразование координат, чтобы в результате корреляции между отдельными координатами получился ноль.

Опишем поставленную задачу. Представим, что экономический объект можно описать набором признаков  $x_{ki}^0$ , где  $i$  – номер признака ( $i = 1, 2, 3, \dots, n$ ),  $k$  — обозначает момент времени ( $k = 1, 2, 3, \dots, m$ ),  $n$  — количество признаков,  $m$  — количество моментов времени. Все значения каждого признака в различные моменты времени образуют временной ряд, который обозначается вектором  $x_i = \{x_{1i}^0, x_{2i}^0, \dots, x_{ni}^0\}^T$ . Таким образом, пространство признаков экономического объекта можно представить в виде матрицы временных рядов  $X^0$ . Каждый столбец матрицы содержит все значения одного признака в различные моменты времени, а каждая строка включает значения всех признаков объекта в один момент времени. Таким образом, пространство признаков экономического объекта будет описываться матрицей

$$X^0 = [x_1, x_2 \dots x_n] = (4.22)$$

Среднеарифметические значения признаков используются в качестве центра распределения пространства признаков. Отцентрированное пространство признаков будем описывать матрицей  $X$ , которое определяется соотношением .

Дисперсии признаков экономического объекта представлены ковариационной матрицей, порядок которой равен размерности вектора исходных признаков. Ковариационная матрица определяется по формуле:

$$A = \frac{1}{n} X^T X \quad (4.23)$$

Собственные векторы ковариационной матрицы  $A$  определяются из решения уравнения  $(A - \lambda I)v_0 = 0$ , где  $I$  – единичная матрица,  $v_0$  – собственный вектор,  $\lambda$  – собственное значение.

На следующем шаге формируется матрица собственных векторов, которым соответствуют наибольшие собственные значения

$$V_0 = [v_{01}, v_{02}, \dots, v_{0p}] \quad (4.24)$$

Полученная матрица  $V_0$  представляет матрицу главных компонент. Визуальное и аналитическое изучение главных компонент может дать много интересной информации о структуре изучаемого процесса и свойствах составляющих его слагаемых.

Исследуемый объект в каждый момент времени характеризуется вектором пространства  $X$ . В каждый момент времени вектор признаков пространства  $X$  может быть представлен в виде суммы главных компонент:

$$x_i - X_i = \sum_k^p v_{0k} z_{ki}, \quad (4.25)$$

где  $z_{ki}$  – значение  $k$ -го главного фактора в  $i$ -й момент времени. Значение факторов в  $i$ -й момент времени образуют вектор  $z_i$

Формула (4.24) может быть записана в форме:

$$X = V_0 Z, \quad (4.26)$$

где  $Z$  — матрица главных факторов, состоящая из векторов  $z_i$ .

Умножая слева уравнение (4.25) на матрицу  $V_0^T$ , получим формулу для вычисления матрицы главных факторов:

$$Z = V_0^T X \quad (4.27)$$

Матрица главных факторов  $Z$  представляет новое редуцированное пространство, которое описывает динамику отклонения исходных признаков от их среднеарифметических значений. Размерность редуцированного пространства равно  $p \times m$  что меньше исходной размерности в  $n/p$  раз.

Линейная регрессионная модель на основе главных компонент. Для построения модели с помощью регрессии главных компонент необходимо вычислить главные компоненты ковариационной матрицы независимых переменных.

Обработаем данные с помощью программы, для работы с главными компонентами и регрессионным анализом «STATISTICA». Вычислим ковариационную матрицу и выделим главные компоненты.

Модель на основе главных компонент дает самые хорошие результаты. Изначально взято 21 компонент, отбросив незначимые, оптимальной получается 12 факторная модель. Ошибки модели:

Таблица 4.4

Ошибки модели на основе метода главных компонент

| Число<br>главных<br>факторов | MAD  | MSE   | SSE   | MAPE % | MPE % | MSEN % |
|------------------------------|------|-------|-------|--------|-------|--------|
| 12                           | 2,27 | 10,70 | 48,78 | -2,91  | 0,55  | 51,91  |

Прогноз, полученный с помощью нелинейной регрессионной модели на основе главных (Рис. 4.5):

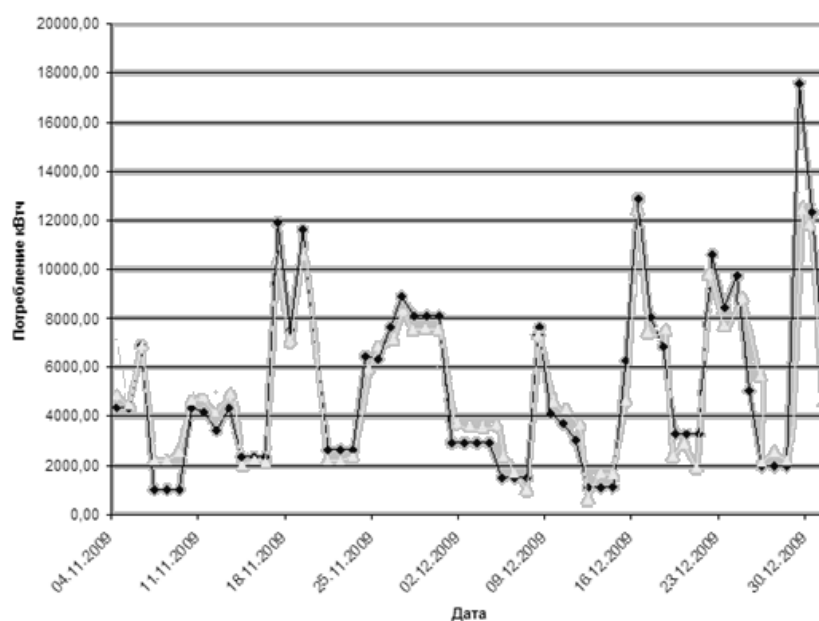


Рис.4.5. Прогноз, полученный с помощью модели на основе главных компонент

Из всех исследованных моделей, данная модель является самой эффективной, с наименьшей ошибкой. Полученный прогноз наиболее близок к исходным данным.

### 4.3. Анализ влияния каждого фактора

Исследуем каждый фактор в отдельности и оценим возможность прогноза по каждому фактору. Прогнозирование выполнено к программе МИДАС с использованием трехфакторной модели компонент. Исследуемые параметры:

1. Температура воздуха;
2. Давление;
3. Влажность;
4. Облачность;
5. Количество осадков;
6. Геомагнитная обстановка;

Наиболее точный прогноз с погрешностью 8% получаем при использовании показателей: давление, облачность, количество осадков. (Например, показатель облачность представлен на рис.4.6)

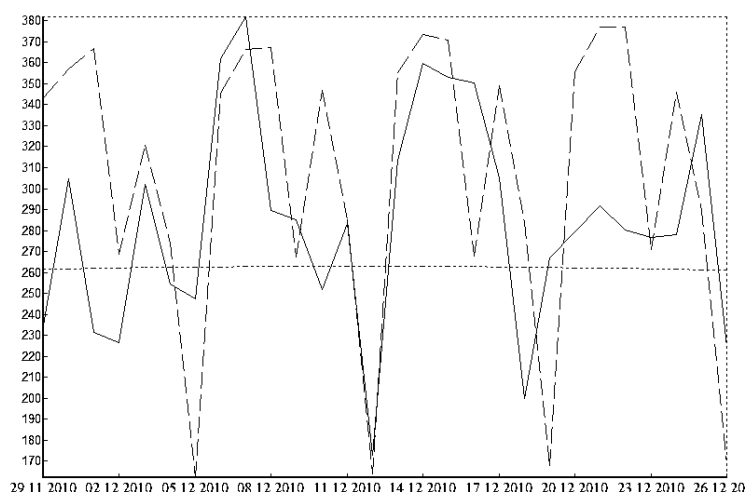


Рис.4.6. Прогнозирование с использованием фактора «облачность»

Наименьшую точность получаем, основываясь на показателе влажность (погрешность 20%).

Фактором, оказывающим наибольшее влияние на изменение электропотребления, является фактор прогноза погоды. В ходе проведенного исследования, было выявлено, электропотребление имеет прямую зависимость от фактора температура. Построение прогноза с учетом фактора температура дает меньшую погрешность, чем без учета фактора температура. Погрешность считается как средняя абсолютная погрешность в % (MAPE). Приведем в таблице погрешность при построении прогноза за следующие 24 часа каждого дня с использованием и без использования фактора температуры:

Таблица 4.5

Погрешность модели с учетом/отсутствием фактора «температура»

| День недели | Погрешность MAPE (без учета фактора температуры) | Погрешность MAPE (с учетом фактора температуры) |
|-------------|--------------------------------------------------|-------------------------------------------------|
| Понедельник | 3,52                                             | 3,13                                            |
| Вторник     | 5,7                                              | 5,36                                            |
| Среда       | 5,17                                             | 4,87                                            |
| Четверг     | 3,53                                             | 2,89                                            |
| Пятница     | 3,88                                             | 3,02                                            |
| Суббота     | 3,90                                             | 3,74                                            |
| Воскресение | 4,38                                             | 3,76                                            |

#### 4.4. Сравнение результатов

В настоящее время на энергосбытовом предприятии существует задача в создании модели, методики прогнозирования, с высокой скоростью вычисления прогнозных значений и с погрешностью, не превышающей больше заданной величины (3%). В работе математическая модель строилась с помощью метода главных компонент и расчеты проводились в программе

«STATISTICA». Исходные данные – объемы закупа электроэнергии на оптовом рынке за три года 2011- 2013 и температура окружающей среды.

После проведения обработки и анализа данных выявлено, что данные имеют большие различия в рабочие дни и выходные и праздничные. Выявлена общая тенденция энергопотребления в понедельник низкое потребление к среде происходит рост потребления к пятнице спад и в выходные и праздничные дни потребление очень низкое. Это связано с большим количеством потребителей – крупных промышленных предприятиях. На рис. 4.7 показано потребление трех недель.

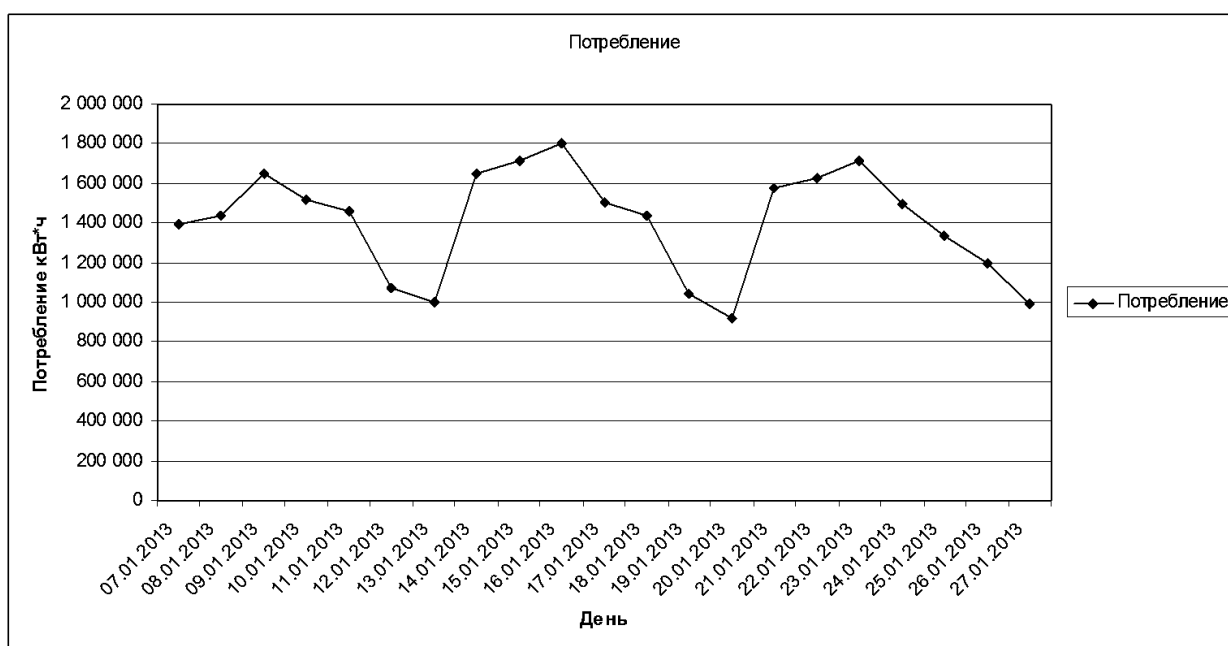


Рис.4.7. Общее потребление за три недели начиная с понедельника 07.01.2013

В связи с этим данные были разбиты по дням недели. Моделей для построения было построено в количестве 8 штук: понедельник, вторник, среда, четверг, пятница, выходные и праздничные дни. На рис. 4.8 показано потребление рабочих понедельников 2013 года.

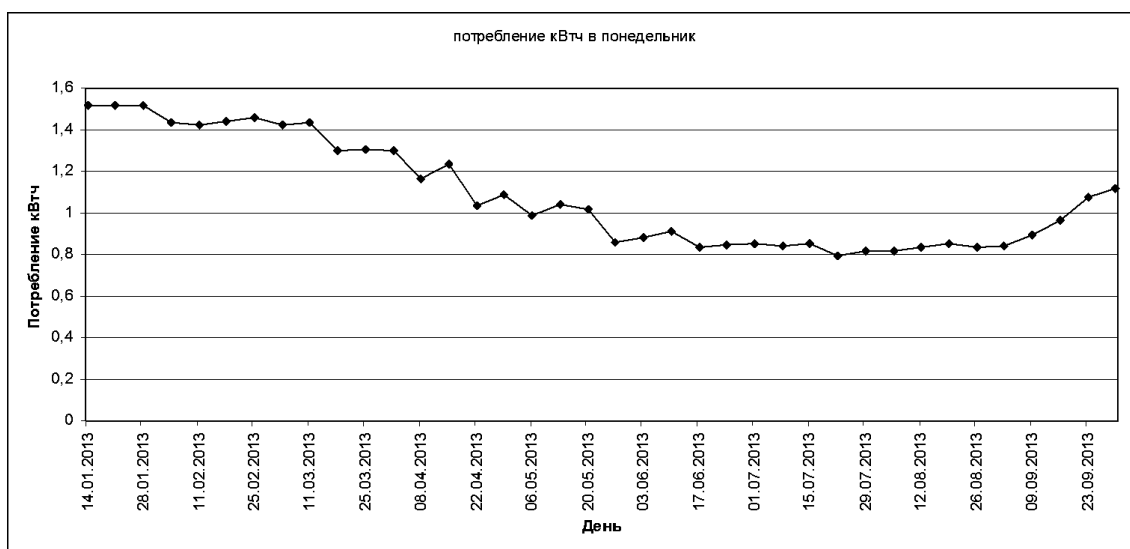


Рис 4.8. Потребление в Квт·ч в рабочие понедельники 2013 года

Для потребления в понедельники как и для других дней недели явно просматривается сезонность в зимние месяца электричество растет, в летние месяца происходит небольшой спад. Это связано с бытовым населением, в зимние месяцы потребление бытовых потребителей возрастает в связи с подключением обогревательных установок.

Кроме того в связи с одинаковыми тенденциями электропотребления далее выходные и праздничные дни объединены в один тип данных (построенный прогноз и фактические значения для субботы и воскресения представлены на рисунках 4.9 и 4.10).

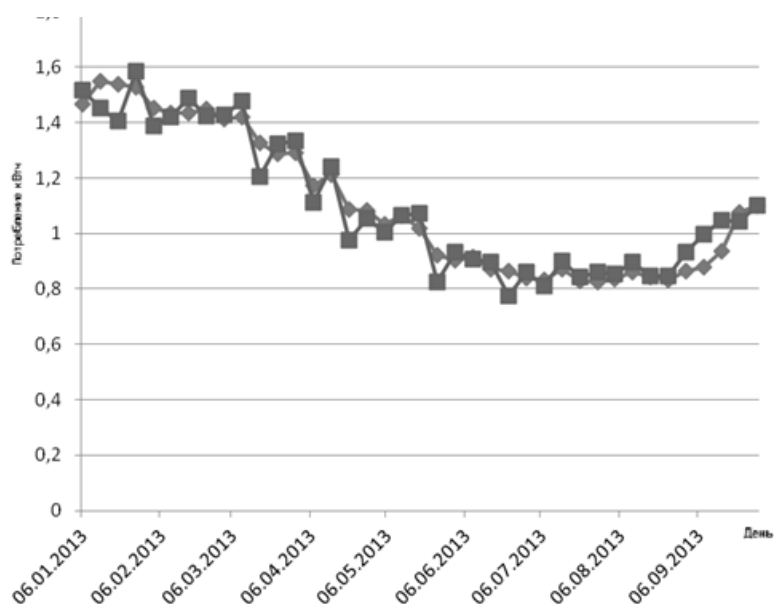


Рис. 4.9. Полученный прогноз и фактические значения субботнего дня

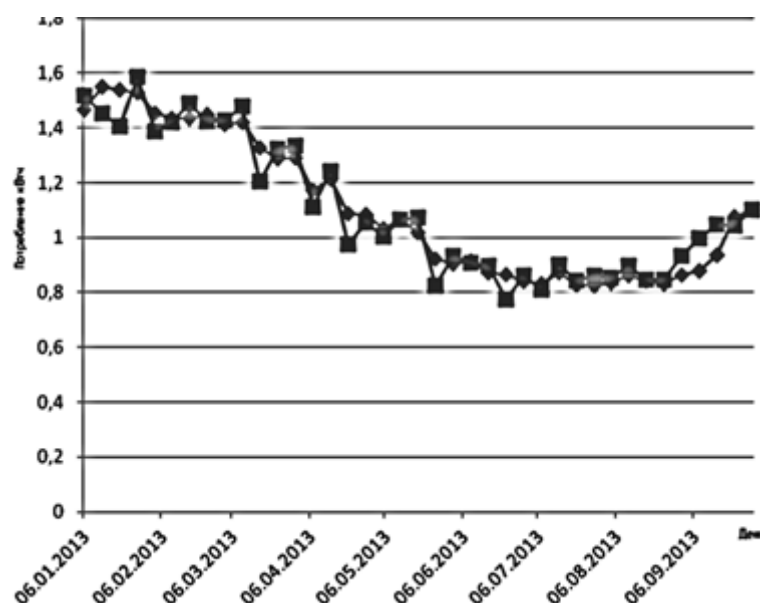


Рис.4.10. Полученный прогноз и фактические значения воскресного дня

Далее были построены и изучены 7 моделей: понедельник, вторник, среда, четверг, пятница, суббота, воскресенье с учетом отобранных факторов. Составлялся прогноз на следующие 24 часа. Модель с минимальной погрешностью – для дня четверг, модель с максимальной погрешностью вторник. День четверга считается устойчивым днем. На промышленных предприятиях с понедельника происходит рост потребления, связанный с нагревами печи включениями станков, на этом этапе возможны какие-то сбои (поломки станков), к четвергу работа предприятий приходит в стабильную стадию и какие либо колебания электроэнергии не выявляются. На рис.4.11 построенный прогноз и фактические значения для четверга, на рис. 4.12 построенный прогноз и фактические значения для вторника.

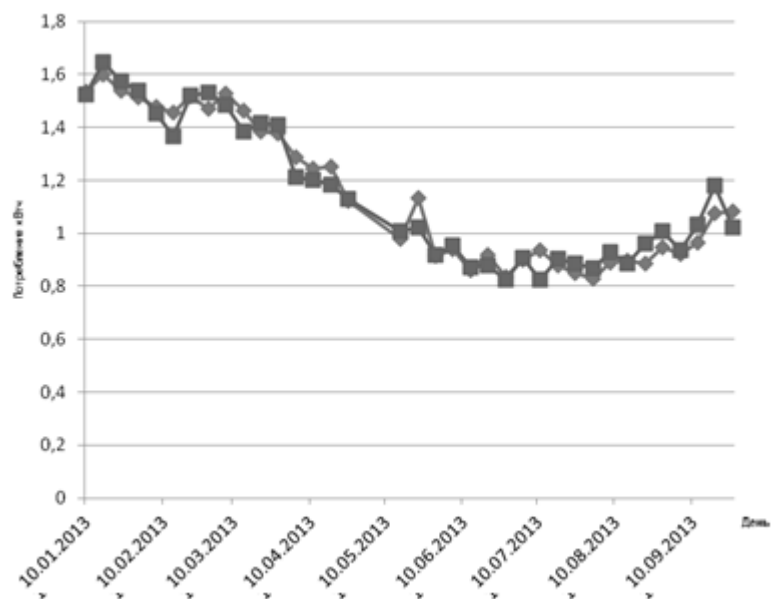


Рис. 4.11. Полученный прогноз и фактические значения четверга

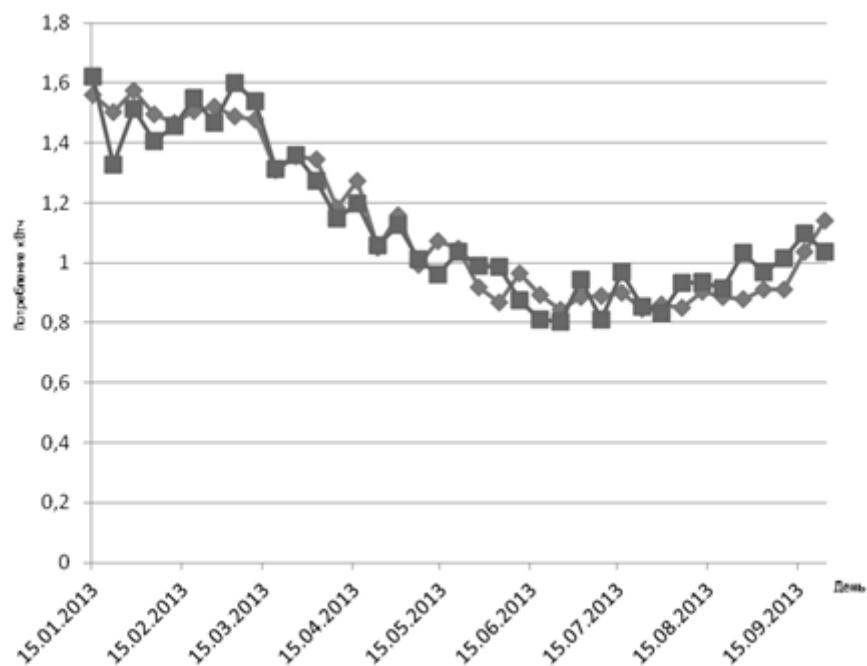


Рис.4.12. Полученный прогноз и фактические значения вторника

Однако погрешность остается выше 3% и необходимо исследовать возможность сокращения погрешности. В ходе работы были исследованы модель построения прогноза на 1 час, на 2 часа и на три часа.

Например, для дня понедельник получены следующие погрешности (табл. 4.6)

Таблица 4.6

## Сравнение погрешностей моделей при почасовом прогнозировании

| Часы  | Модель прогноза на 1 час<br>(погрешность MAPE) | Модель прогноза на 2 часа<br>(погрешность MAPE) | Модель прогноза на 3 часа<br>(погрешность MAPE) |
|-------|------------------------------------------------|-------------------------------------------------|-------------------------------------------------|
| 0-3   | 3,78                                           | 3,61                                            | 3,04                                            |
| 3-6   | 2,04                                           | 2,62                                            | 1,50                                            |
| 6-9   | 2,269                                          | 2,68                                            | 1,86                                            |
| 9-12  | 3,34                                           | 3,12                                            | 3,01                                            |
| 12-15 | 1,62                                           | 1,40                                            | 0,96                                            |
| 15-18 | 1,79                                           | 1,99                                            | 1,46                                            |
| 18-21 | 3,15                                           | 3,23                                            | 2,97                                            |
| 21-24 | 2,86                                           | 3,13                                            | 2,79                                            |

Наиболее удачной признана модель составления прогноза на следующие 3 часа по имеющимся предыдущим и типом матрицы зависимостей – ковариационная. Прогноз для дня понедельник на время с 12 до 15 часов приведен на рис 4.13.

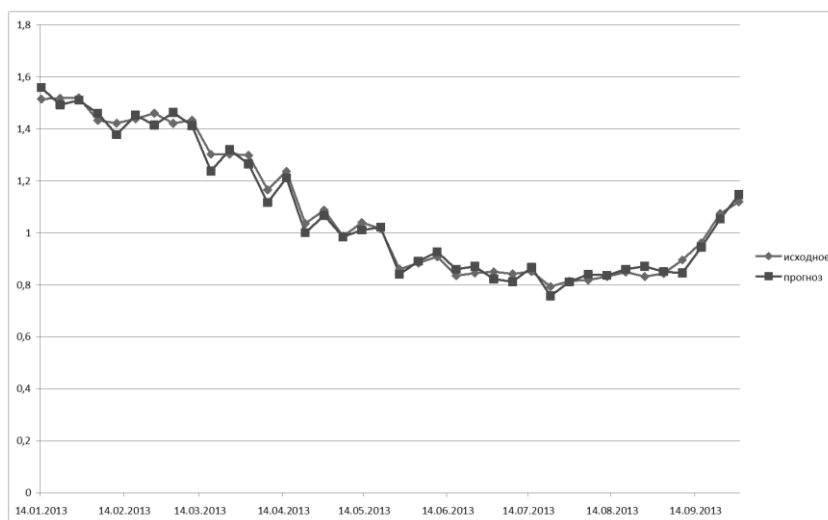


Рис. 4.13. Полученный прогноз и фактические значения понедельника

Для постарения прогноза необходимо разделение данных на дни недели понедельник, вторник, среда, четверг, пятница, суббота и воскресные дни возможно объединить в одну группу. Фактор температура можно не учитывать в связи с малым влиянием и возможным «шумом данных». Наиболее эффективной моделью считается модель прогнозирования на ближайшие три часа, по предыдущим часам. Прогноз с

минимальной погрешностью 2,894513 получилась для дня недели четверг, с максимальной погрешностью 5,368135 для дня недели вторник.

#### 4.5. Оценка ожидаемого экономического эффекта

Для оценки ожидаемого экономического эффекта сравним. Ошибки MAPE прогнозных моделей используемых на предприятии на основе регрессионного метода и предложенного на основе метода главных компонент. Сравнение величин ошибок представлено в табл. 4.7.

Таблица 4.7

Сравнение ошибок моделей

|                                                    | Пн    | Вт    | Ср    | Чт    | Пт    | Вых. и<br>пр. дни |
|----------------------------------------------------|-------|-------|-------|-------|-------|-------------------|
| Регрессионная<br>модель                            | 3.975 | 2.382 | 2.465 | 2.234 | 4.121 | 3.837             |
| Модель на<br>основе метода<br>главных<br>компонент | 0.937 | 1.176 | 0.945 | 0.645 | 1.065 | 1.237             |

Как видно из таблицы применение прогнозной модели на основе метода главных компонент снижает ошибку прогноза более чем в два раза.

Издержки энергосбытового предприятия, вызванные ошибками прогнозирования, прямо пропорционально зависят от величины этих отклонений. Это позволяет утверждать, что замена модели на основе регрессионного анализа, позволит снизить издержки, связанные с неточностью прогнозирования, в два и более раза.

Ориентировочно был произведен расчет годовой стоимости штрафов балансирующего рынка для рассматриваемого предприятия. За 2013 год фактическая величина штрафов балансирующего рынка составила 6, 376 млн. рублей.

В связи с закрытой информацией о издержках предприятия, связанных с ошибкой прогнозирования, была взята среднеотраслевая ошибка балансирующего рынка 8%.

За 2013 год величина ошибки прогноза электропотребления большинства участников оптового рынка составляет 8 %. Например, в открытом доступе есть информация что завод тяжелого машиностроения Свердловской области при закупе в 2013 г . 980 тыс.кВт ч за погрешность прогнозирования 8% понесла убытки в 6,376 млн.руб.. При использовании модели на основе метода главных компонент, погрешность будет сокращена в 2 раза.

#### **4.6. Выводы по главе 4**

1. В результате исследования выявлено, что прогнозирование электропотребления является эффективным инструментом для энергосбережения и повышения энергетической эффективности потребления электрической энергии.

2. Проведенный анализ методов и моделей прогнозирования объемов потребления электрической энергии на промышленных предприятиях доказал возможность использования метода главных компонент для решения задачи прогнозирования на энергосбытовом предприятии.

3. Анализ факторов влияющих на энергопотребление показал, что напрямую на изменение электропотребление оказывает влияние фактор – температура окружающей среды. Значимое влияние оказывают факторы: признак сезонности, продолжительность светового дня. Незначительное влияние оказывают факторы давление, облачность, количество осадков. Фактор влажность не оказывает влияние на изменение электропотребления.

4. Повышение точности прогноза возможно в случае разделения модели на несколько. При построении отдельных моделей для каждого дня недели и отделении выходных праздничных дней погрешность прогноза сокращается.

5. При прогнозировании методом главных компонент, модель каждого дня недели дает погрешность в среднем менее 3%.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Для того чтобы существенно повысить энергоэффективность российской экономики требуется внедрение в системах управления региональными, промышленными и корпоративными электротехническими комплексами методики оптимального управления электропотреблением, включающей этапы создания базы данных, выявления аномальных объектов, и прогнозирования электропотребления. Это дает возможность регионам, предприятиям и организациям извлекать из процесса энергосбережения новые ресурсы бюджетной экономии и дополнительные конкурентные преимущества, позволяет оптимизировать объемы при приобретении электроэнергии со станции.

В настоящее время известно множество разнообразных подходов, методов и моделей прогнозирования энергопотребления на отдаленную перспективу, но все они не лишены недостатков. Основным недостатком статистических методов состоит в малой степени детализации прогнозируемых показателей и низком уровне доверия к получаемым результатам. Это обусловлено тем, что в рамках общих тенденций скрыты конкретные причины происходящих изменений уровня энергопотребления, отсутствуют взаимосвязи и с переменами в социально-экономическом развитии региона, и с соотношением потребления электроэнергии, тепла и топлива. Кроме того, использование данных подходов для прогнозирования энергопотребления небольшого региона или отдельного административного района не учитывает все факторы, которые могут влиять при неустойчивой динамике изменения уровня потребления и могут привести к значительным погрешностям.

Развитие в области информатизации повышает требования к погрешности прогнозов для энергосбытовых предприятий. Актуальной задачей любого энергосбытового предприятия является прогнозирование электропотребления региона. Для закупа необходимых объемов на оптовом

рынке. Увеличение точности прогноза приводит к повышению экономических показателей работы предприятия и к снижению затрат.

В данной работе решена задача разработки модели для прогнозирования электропотребления для одного из энергосбытовых предприятий. Модель основана на методе главных компонент, который является разновидностью регрессионного анализа. Анализ методом главных компонент в задачах экономики позволяет выявить основные тенденции изменения исследуемых признаков экономического объекта и определить группы признаков, которые изменяются во времени одинаковым образом. Он позволяет, не отбрасывая конкретные признаки, учитывать лишь наиболее значимые комбинации их значений. Метод главных компонент применяется в целях уменьшения размерности данных с многих до нескольких факторов путем группировки исходных признаков таким образом, чтобы члены группы обладали корреляцией между собой, но группа в целом была бы независима от других групп. Линейно независимые группы признаков называют главными компонентами. Существует много ситуаций в финансовой практике, когда желательно определить линейно-независимые комбинации признаков, которые дают наибольший вклад в уровень изменчивости исследуемых процессов.

С помощью этого метода был проведен анализ влияющих факторов. Незначимые факторы были отброшены. Так же с помощью метода были проанализированы и выявлены тенденции изменения электропотребления. Составленный прогноз на основе метода главных компонент был сравнен с прогнозом, составленным с помощью регрессионной модели, погрешность при использовании метода главных компонент снизилась в 2,5 раза. Издержки энергосбытового предприятия, вызванные ошибками прогнозирования, прямопропорционально зависят от величины погрешности при прогнозировании. Это позволяет утверждать, что замена модели на основе регрессионного анализа, позволит снизить издержки, связанные с неточностью прогнозирования, в два и более раза.

Таким образом, в результате проделанной работы можно сделать следующие выводы:

1. Анализ статистических методов и моделей прогнозирования объемов потребления электроэнергии на промышленных предприятиях показал, что наиболее эффективным является метод главных компонент, обеспечивающий энергетическую эффективность потребления электроэнергии и энергосбережение в целом.
2. Анализ факторов, влияющих на энергопотребление, показал, что для повышения точности прогноза следует, как минимум, использовать факторы: температура окружающей среды, признак сезонности, продолжительность светового дня. Предложено для повышения точности прогнозирования, разбивать данные на рабочие и выходные дни. Выходные и праздничные дни возможно объединить в одну группу
3. Разработанная математическая модель прогнозирования на основе метода главных компонент имеет высокую скорость вычисления прогнозных значений и точность прогнозирования различных временных рядов.
4. Проведенная оценка эффективности работы предложенной модели показала, что ее использование значительно снижает погрешность расчетов при прогнозировании, в случае построения модели на 3 часа. Такая модель позволяет добиться погрешности 2,2%, по сравнению с 6% при использовании регрессионного анализа.
5. Установлено, что издержки энергосбытового предприятия, вызванные ошибками прогнозирования, прямо пропорционально зависят от величины отклонения от реального энергопотребления. При использовании метода главных компонент издержки в среднем по энергосбытовым предприятиям сокращаются в два и более раза.

## ЛИТЕРАТУРА

1. Авдеева, Н.Л. О прогнозах потребления электроэнергии в условиях рыночной экономики России [Текст] / Н.Л.Авдеева, Ю.М. Коган, А.Е. Романов // Энергетик. – 2003. - № 7. – С.9-11.
2. Агеева, Е.В. Проблемы прогнозирования потребности в электроэнергии как база для проектирования региональной электроэнергетики [Текст] / Е.В.Агеева, Ю.В. Власова, Ю.М. Коган // Энергетик. – 2008. - .36. – С. 9-11.
3. Анчарова, Т.В. Анализ и нормирование электропотребления предприятий средней и малой мощности с многономенклатурным производством [Текст] / Т.В. Анчарова, А. П. Пищур // Вестник МЭИ. – 2003. – №2 . = С.35– 40.
4. Астахов, Ю.Н. Использование методов теории подобия в прогнозировании выработки электроэнергии [Текст] / Ю.Н. Астахов, К.К. Зубков, В.Н. Кавченков, Т.Е. Пашенкова // Электричество. – 1993.№3. – С.13 – 21.
5. Белан, А.В. Пути и результаты совершенствования методов прогнозирования электропотребления [Текст] / А.В. Белан, В.И. Гордеев , А.В. Демура , И.И. Надтока // Промышленная энергетика . – 1993. - № 9 – 10. С. 23-26.
6. Беркович, М. М. Методология и опыт прогнозирования полезного отпуска электроэнергии потребителям [Текст] / М.М. Беркович, В.В. Косов, Е.В. Косова, Я.М. Уринсон, В.И. Эдельман // Энергетик. – 2003. – № 7. – С. 6 – 9.
7. Большов, Л.А. Прогнозирование электропотребления: современные подходы и пример исследования [Текст] / Л.А. Болшов, М.Ф. Каневский, Е.А. Савельева, В.А. Тимонин, С.Ю. Чернов // Известия Академии наук. Энергетика. – 2004. - №6. – С.74 – 93.
8. Борцов, Ю.А. 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.
9. Воронов, И.В. Использование нейронной сети для краткосрочного прогнозирования электропотребления промышленного предприятия [Текст] / И.В. Воронов, Е.А Политов, В.М. Ефременко // Вестник КузГТУ. – 2006. – № 6. – С. 71-73.
10. Жичкин, С.В. Модели электропотребления на основе нейронных сетей [Текст] / С.В. Жичкин // Электрика. – 2003. - № 2 . – С. 37 – 39.
11. Бэнн, Д.В.. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер; Пер. с англ. – М.:Энергоатомиздат,1987. – 568 с.
12. Льюис, К.Д. Методы прогнозирования экономических показателей / К.Д. Льюис; пер. с англ.: Е. З. Демиденко. – М.:Финансы и статистика,1986. – 132 с.

13. Makridakis, S. Forecasting: methods and applications. / S. Makridakis, S. Wheelwright, R. Hyndman. – N-Y.: John Wiley & Sons, 1998. – 420 p.
14. Перова, М.Б. Прогнозирование в региональной электроэнергетике / М. Б. Перова, И.В. Булавин, В.М. Санько. – Вологда. НПП «Легия», 2001. – 73 с.
15. Шуцкий, В. И Анализ и прогнозирование энергопотребления в Мурманской области [Текст] / В. И. Шуцкий, Н.М. Кузнецов, Е.А. Токарева, С.А. Фищук // Промышленная энергетика. – 1998. – № 10. – С. 5 – 9.
16. Нифонтов, И.Н. Ранговые оценки электропотребления промышленных предприятий [Текст] / И. Н. Нифонтов, М.Г. Ошурков, О.Е. Лагуткин // Электрика. – 2003. - № 12. – С. 18 – 22.
17. Суднова, В. В. Повышение качества планирования электропотребления на основе статистического анализа [Текст] / В. В. Суднова, А.Е. Якимов // Электричество. – 1992. - № 5. – С.12 – 16.
18. Фокин, Ю. А. Экспериментальное исследование вероятностно – статистических характеристик нагрузок в электро-снабжающей системе [Текст] / Ю.А. Фокин, И.С. Пономаренко, В. С.Павликов // Электричество. – 1983. – № 9. – С.9 – 15.
19. Владимирова, Л. П. Прогнозирование и планирование в условиях рынка: Учебное пособие / Л. П. Владимирова. – М., 2001. – 308 с.
20. Жуков, Д.М. К вопросу о методах и моделях прогнозирования нагрузки [Текст] / Д.М. Жуков // Электрика. – 2007. - № 12. – С. 37-39.
21. Олейников, В.К. Нормирование энергозатрат электропотребления металлургического предприятия как средство снижения рыночных рисков [Текст] / С.С. Новиков // Вестник МЭИ. – 2008. № 1. – С. 91-97.
22. Гнатюк, В.И. Моделирование процесса электропотребления объектов техноценоза [Текст] / В.И. Гнатюк // Электрика. – 2004. - №4. – С. 36-41.
23. Гнатюк, В.И. Прогнозирование электропотребления техноценоза классическим методом [Текст] / В. И. Гнатюк, С.Н. Гринкевич // Электрика. – 2006. - № 1. – С. 30-33.
24. Гнатюк, В.И. Тонкие процедуры рангового анализа по электропотреблению [Текст] / В. И. Гнатюк // Электрика. – 2007. - №12. С. 13 – 16.
25. Лагуткин, О. Е. Прогноз годового электропотребления крупных техноценозов [Текст] / О. Е. Лагуткин, М. Г. Ошурков // Известия вузов. Электромеханика. – 1995. - № 1 – 2. – С. 115 – 117.
26. Филиппов, С. Г. Ценологический подход к нормированию и прогнозированию электропотребления [Текст] / С.Г. Филлипов // Электрика. – 2004. - № 7. – С. 18 – 21.
27. Грачева, Е.И. Определение расхода электроэнергии на основе математической модели [Текст] / Е. И. Грачева, Р.С. Сайтбаталова // Промышленная энергетика. – 1999. - №4. – С. 24-25.
28. Калинин, Ф. Н. Применение комплексной иерархической модели технологических процессов переработки попутного нефтяного газа для определения и прогнозирования расхода электроэнергии на типовых

- газоперерабатывающих комплексах [Текст] / Ф. Н. Калинин, Л. Г. Гальперин, А.А. Поморцева // Промышленная энергетика. – 2006. - №8. – С. 29 – 31.
29. Родина, Л.С. Моделирование режимов электропотребления предприятий транспорт нефти [Текст] / Л. С. Родина, Н. В. Токочакова, Ю. Н. Колесник // Вестник МЭИ. – 2002. - № 3. – С. 71 – 74.
30. Родина, Л.С. Моделирование электропотребления участков нефтепровода с учетом состава насосных агрегатов [Текст] / Л. С. Родина, Н. В. Токочакова, Ю.Н. Колесник, С. И. Половинко // Вестник МЭИ. – 2005. - № 2. – С. 61 – 65.
31. Самосейко, В.Ф. Математическое моделирование потребления электроэнергии производственными системами [Текст] / В. Ф. Самосейко, В.А. Шошмин // Электричество. – 1995. - № 3. – С. 23-29.
32. Титова, Г. Р. Математическая модель прогнозирования электрической нагрузки в ЖКХ (на примере многоэтажных гаражей – стоянок) [Текст] / Г.Р. Титова, Е. Д. Розанова // Известия вузов. Проблемы энергетике. – 2006. - № 11-12. – С. 13-15.
33. Федотов, А. И. Нормирование электропотребления на основе математического моделирования [Текст] / А. И. Федотов, Г. В. Вагапов // Известия вузов. Проблемы энергетике. – 2008. - № 9-10. – С. 130-133.
34. Филиппова, Т. А. Модели прогнозирования электропотребления и мощности нагрузки электроэнергетических систем с учетом особенностей их функционирования на электроэнергетическом рынке. Ч. 1. [Текст] / Т. А. Филиппова, Ю. В. Дронова, Р. В. Зимин, А. Г. Русина, М. Л. Тутундаев // Научный вестник НГТУ. – 2007. - № 1 (26). – С. 123-130.
35. Ермоленко, П. С. Прогнозирование расхода электрической энергии нефтеперерабатывающего производства [Текст] / П. С. Ермоленко // Электрика. – 2006. - № 10. – С. 35-39.
36. Ефременко, В. М. Анализ электропотребления на предприятии по производству химического волокна [Текст] / В. М. Ефременко, И. В. Воронов // Вестник КузГТУ. – 2006. № 4. – С. 85-87.
37. Стоянов, Ст. Д. Участие быстроменяющихся электрических нагрузок в графиках нагрузок промышленных предприятий [Текст] / Ст. Д. Стоянов, Хр. Ст. Богданов // Промышленная энергетика. – 1994. - № 3. – С.42-46.
38. Сушков, В. В. Повышение качества планирования электропотребления на основе статистического анализа [Текст] / В. В. Суднова, А. Е. Якимов // Электричество. – 1992. - № 5. – С. 12 – 16.
39. Никифоров, Г.В. Совершенствование нормирования и планирования электропотребления в промышленном производстве [Текст] / Г. В. Никифоров // Промышленная энергетика. – 1999. - № 3. – С. 27-29.
40. Олейников, В. К. Нормирование энергозатрат при многономенклатурном производстве [Текст] / В. К. Олейников, Г. В. Никифоров // Промышленная энергетика. – 2000. - № 6. – С. 30 – 32.

41. Усихин, В. Н. О нормировании и планировании электропотребления на промышленных предприятиях [Текст] / В.Н. Усихин // Промышленная энергетика. – 1997. - № 4. – С. 30 – 37.
42. Хорьков, С. А. Методики составления баланса и расчета рангового распределения норм электропотребления многономенклатурного производства [Текст] / С. А. Хорьков // Промышленная энергетика. – 2007. - № 10. – С. 23-27.
43. Демура, А. В. Моделирование и прогнозирование на основе искусственных нейронных сетей [Текст] / А. В. Демура // Известия вузов. Электромеханика. – 2005. - № 5. – С. 29 – 32.
44. Манусов, В. З. Нейросетевые модели для анализа и прогнозирования нагрузки энергосистемы [Текст] / В. З. Манусов, С. В. Хохлова // Электрика. – 2004. - № 6. – С. 28-30.
45. Нечитайлов, В. Ю. Прогнозирование сбытовых показателей деятельности энергосистемы с помощью аппарата нейронных сетей [Текст] / В. Ю. Нечитайлов, И. А. Вилесов // Промышленная энергетика. – 2002. - № 4. – С. 2 – 8.
46. Шумилова, Г. П. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок с использованием искусственных нейронных сетей [Текст] / Г. П. Шумилова, Н Э. Готман, Т. Б Старцева // Электричество. – 1999. - № 10. – С. 6 – 12.
47. Манусов, В. З. Оценка и прогнозирование электропотребления в энергосистемах на основе нечеткого регрессионного анализа [Текст] / В. З. Манусов, А. В. Могиленко, В. П. Костромин // Электрика. – 2003. - № 7. – С. 41 – 43.
48. Тихонов, Э. Е. Методы прогнозирования в условиях рынка : Учебное пособие / Э. Е. Тихонов. – Невинномысск, 2006 – 211 с.
49. Головкин, Б. Н. Прогноз электропотребления промышленного предприятия в условиях нестабильной экономики [Текст] / Б. Н. Головкин, В. Н. Пирогов, А. П. Старцев // Промышленная энергетика. – 1996. - № 2. – С. 8-12.
50. Дзевенцкий, А. Я. Многовариантное решение задач анализа, прогнозирования и нормирования электропотребления на промышленных предприятиях, выпускающих разнородную продукцию [Текст] / А. Я. Дзевенцкий, К. Х. Ибрагимов, Ф. А. Хашимов // Промышленная энергетика. – 2000. - № 5. – С. 43 -46.
51. Родина, Л. С. Структурные закономерности суточного электропотребления энергосистемы [Текст] / Л. С. Родина, Н.В. Токочакова, В. Н. Токочаков // Промышленная энергетика. – 1996. – № 11. – С. 26 – 28.
52. Ершов, М. С. Вероятностные алгоритмы оценки электрических нагрузок [Текст] / М. С. Ершов, А. В. Егоров, Д. П. Сорокотягин, И. В. Ивановский // Промышленная энергетика. – 1998. - № 2. – С. 17 – 21.
53. Барыкин, Е. Е. Исследование динамики удельных показателей электропотребления промышленных предприятий [Текст] / Е. Е. Барыкин, А.

- В. Витушко, Э. М. Косматов, Л. И. Малькова // Промышленная энергетика. – 1998. - № 8. – С. 2 – 7.
54. Славгородский, В. Б. Влияние температуры воздуха на динамику суточного электропотребления кислородно–компрессорного производства Магнитогорского металлургического комбината [Текст] / В.Б. Славгородский, В. П. Прудаев, Ю. П. Коваленко // Промышленная энергетика. – 1998. – № 12. – С. 12 – 17.
55. Клеопатров, Д. И. Прогнозирование экономических показателей с помощью метода экспоненциального сглаживания / Д. И. Клеопатров, А. А. Френкель. – М.: Наука, 1973. – 298 с.
56. Льюис, К. Д. Методы прогнозирования экономических показателей / К. Д. Льюис; пер. с англ.: Е. З. Демиденкр. – М.: Финансы и статистика, 1986. – 132 с.
57. Коваленко, Ю. П. Сезонные закономерности электропотребления Магнитогорского промышленного узла [Текст] / Ю. П. Коваленко, В. Б. Славгородский // Промышленная энергетика. – 2003. - № 7. – С. 28 – 35.
58. Кудрин, Б. И. Методика обеспечения почасового прогнозирования электропотребления предприятий с учетом погодных факторов [Текст] / Б. И. Кудрин, А. В. Мозгалин // Вестник МЭИ. – 2007. - №2. – С. 105 – 108.
59. Никифоров, Г. В. Анализ устойчивости регрессионных моделей электропотребления [Текст] / Г. В. Никифоров // Промышленная энергетика. – 1999. - № 12. – С. 18-20.
60. Бокс, Дж. Анализ временных рядов. Прогноз и управление / Дж. Бокс, Г. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 520 с.
61. Гнатюк, В. И. Оценка адекватности работы динамической адаптивной модели электропотребления [Текст] / В. И. Гнатюк, С. Н. Гринкевич, Д. В. Луценко // Электрика. – 2006. - № 12. – С. 36 – 39.
62. Воронов, И. В. Методика выбора входных параметров нейронной сети для прогнозирования электропотребления промышленного предприятия [Текст] / И. В. Воронов, Е. А. Политов, В. М. Ефременко // Вестник КузГТУ. – 2007. - № 3. – С. 38
63. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Н. Хайкин. – 2-е изд. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. – 1104 с.
64. Батыршин, И. З. Нечеткие гибридные системы. Теория и практика / И. З. Батыршин, А. О. Недосекин, А. А. Стецко. – М.: Физматлит, 2007. – 208 с.
65. Морхов, А. Ю. Определение среднесменной мощности группы электроприемников с помощью теории нечетких множеств [Текст] / А. Ю. Морхов // Известия вузов. Электромеханика. – 1995. - № 1 – 2. – С. 121 – 123.
66. Pedrycz, W. A Distributed Fuzzy System Modeling / W. Pedrycz, C. W. Lam, A. Roch // IEEE Transactions on System, Man and Cybernetics. – 1995. - № 5. – P.41 – 43.
67. Zadeh, L. A. Fuzzy Logic, Neural Network and Soft Computing // Communication of the ACM. – 1994. - № 3. – P.78 – 84.

68. Батищев, Д. И. Генетические алгоритмы решения экстремальных задач / Д. И. Батищев. – Воронеж: ВГУ, 1994. – 135 с.
69. Вороновский, Г. К. Генетические алгоритмы, нейронные сети и проблемы виртуальной реальности / Г. К. Вороновский. – Харьков: Основа, 1997. – 112 с.
70. Fogel, D. B. Evolutionary computation: Toward a New Philosophy of Machine Intelligence / D. B. Fogel. – Piscataway, NJ IEEE Press, 1995. – 340 p.
71. Ярушкина, Н. Г. Нечеткие нейронные сети с генетической настройкой / Н. Г. Ярушкина. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 320 с.
72. Макоклюев, Б. И. Влияние метеорологических факторов на электропотребление [Текст] / Б. И. Макоклюев, Б. С. Павликов, А. И. Владимиров, Г. И. Фефлова // Электрические станции. – 2002. № 1. – С. 26 – 31.
73. Гальперова, Е.В. Особенности прогнозирование энергопотребления на региональном уровне [Текст]/ Е. В. Гальперова // Известия Академии наук. Энергетика. – 2004. - №4. С. 61-66.
74. Четыркин, Е. М. Статистические методы прогнозирования / Е. М. Четыркин. – М.: Финансы и статистика, 1979. – 199 с.
75. Лисичкин, В. А. Теория и практика прогностики / В.А. Лисичкин. – М.: Наука, 1972. – 223с.
76. Евланов, Л. Г. Экспертные оценки в управлении / Л. Г. Евланов, В. А. Кутузов. – М.: Экономика, 1978. – 134 с.
77. Воронов, И. В. Определение параметров, влияющих на электропотребление промышленного предприятия, с помощью метода экспертных оценок [Текст] / И. В. Воронов, Е. А. Политов, В.М. Ефременко // Вестник КузГТУ. – 2009. - № 5. – С. 61 – 64.
78. Агеев, С.П. Математическое моделирование процесса электропотребления приемников поточного производства [Текст] / С. П. Агеев //Электрика. – 2003. - № 2. – С.27 – 29.
79. Айвазян, С. А. Прикладная статистика и основы эконометрики, В. С. Мхитарян. – М.: Юнити, 1998. – 1022 с.
80. Ершов, М. С. Моделирование электропотребления в системах промышленного электроснабжения [Текст] / М.С. Ершов, С.А. Головатов, Г. Я. Григорьев // Промышленная энергетика. – 1999. - № 5. – С.22 – 25.
81. Ефременко, В.М. Анализ электропотребления на предприятии по производству химического волокна [Текст] / В.М. Ефременко, И.В. Воронво //Вестник КузГТУ. – 2006. – № 4. – С. 85 – 87.
82. Жежеленко, И. В. Вероятностное моделирование расчетных электрических нагрузок промышленных установок [Текст] / И. В. Жежеленко, В. П. Степанов, О.В Быховская // Электричество. – 1983. №7. – С.52 – 54.
83. Андерсон, Т. Статистический анализ временных рядов / Т. Андерсон; Пер. с англ. – М.: Мир,1976. – 760 с.

84. Легостаева, И. Л. Минимальные веса в задаче выделения тренда случайного процесса [Текст] / И.Л. Легостаева, А. Н. Ширяев // Теория вероятностей и ее применение. – 1971. – т. XVI. - № 2. – С. 29 - 31.
85. Болн, Б. Многомерные статистические методы для экономики / Б. Болн, К. Дж. Хуань. – М.: Наука, 1979. – 348 с.
86. Ибираимов, Т. Б. Прогнозирование тенденций финансовых рынков с помощью нейронных сетей / Т. Б. Ибираимова // Нейрокомпьютеры и их применение: Труды VIII всероссийской конференции. – М.: ИПУ РАН, 2002. – С.745 – 755.
87. Иванов, М.Н. Анализ роста курса акций с применением нейронных сетей / М. Н.Иванов // Нейрокомпьютеры и их применение: Труды VIII всероссийской конференции. – М.: ИПУ РАН, 2002. – С. 756 – 772.
88. Ивченко, В. Д. Применение нейросетевых технологий в различных областях науки и техники [Текст] / В. Д. Ивченко, С. С. Кананадзе // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. – 2005. - №6. – С. 28 – 29.
89. Курбацкий, В. Г. Прогнозирование электрической нагрузки с использованием искусственных нейронных сетей [Текст] / В. Г. Курбацкий, Н. В. Томин // электрика. – 2006. - № 7. – С. 26 – 32.
90. Калан, Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Калан. – М.: Издательский дом «Вильямс», 2003. - № 8 . – С. 29 – 31.
91. Вентцель, Е.С. Теория вероятностей / Е. С. Вентцел. – М.: Наука, 1964. – 576 с.
92. Hirota, K. A Disturbed Model of Fuzzy Set Connectives/ K. Hirota, W. Pedrycz // Fuzzy Sets and Systems. – 1994. – V. 68. – P. 157 – 170.
93. Братищев, Д. И. Генетические алгоритмы решения экстремальных задач / Д. И. Батищев. – Воронеж: ВГУ, 1994. – 135 с.
94. Копцева, Л. А. Нормирование и прогнозирование потребления электроэнергии в зависимости от объемов производства [Текст] / Л. А. Копцев // Промышленная энергетика. – 1996. - № 3. – С. 5 – 7.
95. Башкатова, Б.И. Социально-экономическая статистика: Учебник для вузов / Под ред. проф. Б.И. Башкатова. – М.: ЮНИТИ-ДАНА, 2002. – 703 с.
96. Шувалова, Е.Б. Теория статистики: Учебник / Р.А. Шмойлова, В.Г. Минашкин, Н.А. Садовникова, Е.Б. Шувалова; Под ред. Р.А. Шмойловой. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 656 с.: ил.
97. Елисеева, И.И. Статистика: Учебник / И.И. Елисеева, И.И. Егорова и др.; Под ред. проф. И.И. Елисеевой: - М.: ТК Велби, Изд-во Проспект, 2004.– 448 с.
98. Матюнина, Ю.В. Работа потребителей на рынках электроэнергии: учебное пособие / Ю.В. Матюнина, И.Г. Макаренко. М. : Издательский дом МЭИ, 2008. – 64 с.
99. Гужов, Н. П. Статистическое прогнозирование режимов электропотребления предприятий : учеб. пособие для электроэнергет. спец. / Н. П. Гужов ; Новосиб. электротехн. ин-т. — Новосибирск : НЭТИ, 1992.- 106

100. Курбангалиев, У. К. Требования к коммерческому учёту электрической энергии и мощности в условиях оптового рынка / У. К. Курбангалиев, Н. В. Лисицин // Энергетик. № 1. - 1996. - С. 2-4.
101. Воронов, И. В. Методика выбора входных параметров нейронной сети для прогнозирования электропотребления промышленного предприятия [Текст] / И. В. Воронов, Е. А. Политов, В. М. Ефременко // Вестник КузГТУ. – 2007. - № 3. – С. 38.
102. Бурдочкин, Ю.С. Энергоснабжение объектов и производственная энергетика. Издательство: Рубцовский индустриальный институт. – Рубцовск: РИО, 2005. - 141 с.
103. Федеральный портал PORTOWN. RU. Энергоэффективность России. <http://www.protown.ru/information/hide/7938.html>
104. Сайт HELPSTAT — сайте помощи по Общей теории статистики. ([www.helpstat.ru](http://www.helpstat.ru))
105. Елисеева, И. И., Курышева С. В., Костеева Т. В., Бабаева И. В., Михайлов Б. А. (2004). *Эконометрика*. Учебник под ред. И. И. Елисеевой. М.: Финансы и статистика.
106. Тихонов, Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. Невинномысск, 2006. 221 с.
107. Jingfei Yang, M. Sc. Power System Short-term Load Forecasting: Thesis for Ph.d degree. Germany, Darmstadt, Elektrotechnik und Informationstechnik der Technischen Universitat, 2006. 139 p.
108. Андрукович, П.Ф. Некоторые свойства метода главных компонент / П.Ф. Андрукович// Многомерный статистический анализ в социально-экономических исследованиях. М. : Наука, 1974. - С. 189-228.
109. Афанасьев, В.Н. Анализ временных рядов и прогнозирование: учебник/ В.Н. Афанасьев, М.М. Юзбашев. 2-е изд., перераб. и доп. — М.: Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2010. - 320 с.
110. Бэнн, Д.В.. Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер; Пер. с англ. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 568 с.
111. Валь, П.В. Концепция разработки системы прогнозирования электропотребления промышленного предприятия в условиях оптового рынка/ П.В. Валь, Ю.П. Попов// Промышленная энергетика. 2011.- №10. -С. 31-35.
112. Васильев, И. Е. Математическая модель расчета и прогнозирования удельного расхода электроэнергии при производстве водорода Текст. / И. Е. Васильев, Р. В. Ключев // Известия вузов. Электромеханика. 2002. - № 3. — С. 59 — 62.
113. Горчаков, А.А., Орлова И.В., Половников В.А. Методы экономико-математического моделирования и прогнозирования в новых условиях хозяйствования. М.: ВЗФЭИ, 1991.
114. Гофман, А.В. Учет температуры наружного воздуха при создании искусственной нейронной сети в задаче краткосрочного прогнозирования элек-

- тропотребления Самарской энергосистемы [Текст] / Гофман А.В., Ведерников А.С., Гольдштейн В.Г. // Электроэнергетика глазами молодежи: Научные труды всероссийской научно-технической конференции. - Екатеринбург: УрФУ, 2010 Т.1. – С. 334 – 337.
115. Дубров, А.М. Обработка статистических данных методом главных компонент. М.: Статистика, 1978.
116. Идиятуллин, Р. Г. Статистические методы исследования при разработке математической модели электропотребления производственного объекта Текст. / Р. Г. Идиятуллин, Д. В.
117. Кудрин, Б. И. Электроснабжение промышленных предприятий: Учебник для студентов высших учебных заведений / Б. И. Кудрин. М.: Интермет Инжиниринг, 2005. - 672 с.
118. Надтока, И.И. Анализ зависимостей электропотребления от температуры воздуха и освещенности в операционной зоне Ростовского РДУ/ И.И. Надтока, С.О. Губский// Изв. вузов. Электромеханика. 2009. - Спец. вып. - С. 105-107.
119. Нифонтов, И. Н. Ранговые оценки электропотребления промышленных предприятий [Текст] / И. Н. Нифонтов, М.Г. Ошурков, О.Е. Лагуткин // Электрика. – 2003. - № 12. – С. 18 – 22.
120. Ошурков, М.Г. Суточное и почасовое прогнозирование электропотребления металлургического предприятия для задач работы на оптовом рынке электроэнергии Текст. / М.Г. Ошурков, С.С. Новиков, П.А. Ширяев // Электрометаллургия. 2008. - № 10. - С. 39-43.
121. Поляхов, Н.Д., Приходько, И.А. Прогнозирование электропотребления на основе метода опорных векторов с использованием эволюционных алгоритмов оптимизации/ Н.Д. Поляхов, И.А.Приходько, Ван Ефэн // Современные проблемы науки и образования. – 2013. – № 2.
122. Сайтбаталова, Р. С. Оперативное прогнозирование режима электропотребления Текст. / Р. С. Сайтбаталова, Е. И. Грачева, В. А. Хатанов // Промышленная энергетика. 2000. -№ 6. - С. 27 - 29.
123. Сергеев, А.В. Программные средства прогнозирования и оптимизация плановых показателей энергетических балансов региональной энергосистемы Текст. / А.В. Сергеев //М.: НЦ ЭНАС, 2003.
124. Сушков, В. В. Оптимизация электропотребления нефтедобывающих предприятий Текст. / В. В. Сушков, А. Д. Гельд // Промышленная энергетика. 1998. - № 8. - С. 12 - 14.
125. Торопов, А.С. Анализ и прогнозирование расхода электроэнергии нетяговыми потребителями железных дорог : дис. . канд. техн. наук Текст. / А.С. Торопов ; Сибирский федеральный университет. Красноярск, 2007 -178 с.
126. Тубинис, В. В. Автоматизированные системы учета электроэнергии у бытовых потребителей // Энергосбережение, 2005, № 10.

127. Шестова, Е.А. Разработка методов тестирования потребителей электроэнергии / Е.А. Шестова// Известия ЮФУ. Технические науки. 2008. - №7.-С. 154—159.
128. Шмойлова, Р.А. Теория статистики: Учебник / Р.А. Шмойлова, В.Г. Минашкин, Н.А. Садовникова, Е.Б. Шувалова; Под ред. Р.А. Шмойловой. – 4-е изд., перераб. и доп. – М.: Финансы и статистика, 2004. – 656 с.
129. Яблонский, А.И. Модели и методы исследования науки.- М.: Наука,2001.-400с.
130. Alexiadis, M.C., Dokopoulos P.S., Sahsamanoglou H.S., Manousaridis I.M. Short-term forecasting of wind speed and related electrical power//Solar Energy. 1998.-V. 63. № 1.-P. 61-68.
131. Brierley, P.O., Batty W.J. Electric load modelling with neural networks: An Insight into the Black Box //Proc. ICONIP-97. Dunedin. 1997. -V. 2.-P. 1326-1329.
132. Park, D.C. Electric load forecasting using an artificial neural network Текст. / D.C. Park, M.A. El-Sharkawi, R.J. Marks II at al. // Transaction on power systems. 1991. - Vol. 6 (no. 2). - P. 442-449.
133. Sankar, K. Pal, Sushmita Mitra, Multilayer Perceptron, Fussy Sets, and Classification // IEEE, №5 1992.
134. Yao, S.J., Song Y.H., Zhang L.Z., Cheng X.Y. Wavelet transform and neural networks for short-term electrical load forecasting // Energy

# **ПРИЛОЖЕНИЯ**

УТВЕРЖДАЮ  
Директор Центрального филиала  
ОАО «Челябэнергосбыт»  
18 июля 2014 г.



**Соломахо К.Л.**

(аспирант кафедры ЭВИЭ ЮУрГУ)

**МЕТОДИКА КРАТКОСРОЧНОГО  
ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ОБЪЕМОВ  
ЭЛЕКТРОПОТРЕБЛЕНИЯ**

Челябинск, 2014

УТВЕРЖДАЮ  
Директор Центрального филиала  
ОАО «Челябэнергосбыт» Л.А.Саплин  
18 июля 2014 г.



## АКТ ВНЕДРЕНИЯ

научно-исследовательской работы

### «Методика краткосрочного прогнозирования объемов электропотребления»

Комиссия в составе: представителя Центрального филиала ОАО «Челябэнергосбыт», директора Саплина Л.А. и представителя ЮУрГУ, аспиранта кафедры электротехника и возобновляемые источники энергии Соломахо К.Л., составили настоящий акт о том, что в Центральном филиале ОАО «Челябэнергосбыт» внедрена методика расчета краткосрочного прогноза объемов электропотребления, разработанная лично аспирантом Соломахо К.Л.

Методика позволяет:

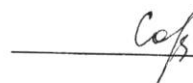
- выявлять тенденции изменения объемов электропотребления;
- выявлять влияние факторов на изменение электропотребления;
- получать краткосрочный прогноз объемов электропотребления с заданной точностью.

Представители:

От ОАО «Челябэнергосбыт»

  
/Л.А.Саплин /

От ЮУрГУ

  
/К.Л.Соломахо/

## ЭЛИТУ ИНЖЕНЕРНОГО СООБЩЕСТВА СТРАНЫ ПОПОЛНИЛИ ЧЕТЫРЕ СПЕЦИАЛИСТА ОАО «ЧЕЛЯБЭНЕРГОСБЫТ»



Профессиональное сообщество ученых России и СНГ озвучило имена победителей конкурса «Инженер года». Конкурс проводился среди инженеров, занятых на предприятиях, в организациях и различных учреждениях и оценивался по результатам деятельности 2013 года.

На XIII Всероссийском конкурсе «Инженер года – 2013» оценивали специалистов по двум направлениям:

**«Инженерное искусство молодых»** – для специалистов в возрасте до 30 лет включительно.

**«Профессиональные инженеры»** – для участников конкурса, имеющих стаж работы на инженерных должностях не менее пяти лет.

Потенциал соискателя определялся конкурсной комиссией по многим критериям. Учитывали не только неординарность технического мышления, эффективное применение полученных научных результатов на практике, но и наличие «экологического сознания», способность работать над междисциплинарными проектами, знание основ методологии научно-технического поиска.

Лучших инженеров выбирали представители независимых общественных научных объединений, Академии инженерных наук имени А.М. Прохорова и Межрегионального общественного фонда содействия научно-техническому прогрессу.

Компания ОАО «Челябэнергосбыт» представила на конкурс работы перспективных специалистов. Одним из победителей стала:

**Ксения Соломахо**, ведущий инженер-технолог Центрального филиала, представляла работу «Проблемы прогнозирования электропотребления бытовых потребителей». Отмечена дипломом победителя первого тура в «Инженерное искусство молодых» в номинации «Информатика, информационные сети, вычислительная техника».

**Ссылка на сайт:**

[http://esbt74.ru/news/elitu\\_inzhenernogo\\_soobshhestva\\_strany\\_popolnili\\_chetyre\\_spetsialisty\\_oao\\_cheljabenergosbyt/](http://esbt74.ru/news/elitu_inzhenernogo_soobshhestva_strany_popolnili_chetyre_spetsialisty_oao_cheljabenergosbyt/)



*Всероссийский конкурс*  
**«ИНЖЕНЕР ГОДА»**

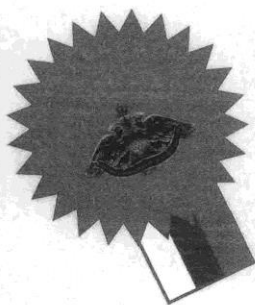
**ДИПЛОМ**

*ВРУЧЕН*

**Соломахо Ксении Львовне**

победителю первого тура конкурса  
**«Инженерное искусство молодых» в номинации**

Информатика, информационные сети, вычислительная техника



Председатель жюри конкурса:

**Ю.В. Гуляев**  
академик РАН,  
член президиума РАН

26 декабря 2013 г.

г. Москва

# **ПОБЕДИТЕЛИ**

ВСЕРОССИЙСКОГО КОНКУРСА «ИНЖЕНЕР ГОДА»

ПО РЕЗУЛЬТАТАМ 2013 ГОДА

ПО ВЕРСИИ

«ИНЖЕНЕРНОЕ ИСКУССТВО МОЛОДЫХ»,

НАГРАЖДЕННЫЕ ДИПЛОМОМ

ПОБЕДИТЕЛЯ ПЕРВОГО ТУРА

**ИНФОРМАТИКА,  
ИНФОРМАЦИОННЫЕ СЕТИ,  
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНАЯ ТЕХНИКА**



**ГЕЛЬД**

**Алексей Федорович**  
ведущий инженер-электроник центра информационных технологий ОАО «Златоустовский машиностроительный завод», г. Златоуст Челябинской области



**ГРАЧЕВА**

**Мария Михайловна**  
инженер 1 категории ОАО «ЦНИИ «Курс», г. Москва



**ДРОЖКИН**

**Игорь Владимирович**  
инженер-конструктор 2 категории производственно-технического комплекса печатных плат ОАО «Государственный Рязанский приборный завод», г. Рязань



**ЗАБОЛОТСКИХ**

**Ирина Александровна**  
ведущий инженер-программист отдела администрирования и сопровождения ERP систем Управления автоматизации ОАО «Челябэнергосбыт», г. Челябинск



**КУЛЮШИНА**

**Анастасия Александровна**  
инженер-программист 1 категории центра информационных технологий ОАО «Златоустовский машиностроительный завод», г. Златоуст Челябинской области



**МОКСЯКОВ**

**Алексей Николаевич**  
инженер-исследователь 3 категории научно-исследовательской группы ОКБ ФГУП «ВЯЦ-ВНИИЭФ», г. Саров Нижегородской области



**МУСАТОВ**

**Дмитрий Владимирович**  
ведущий инженер-программист отдела информационных технологий ОАО «Елецгидроагрегат», г. Елец Липецкой области



**ПЕТРОВ**

**Иван Константинович**  
преподаватель кафедры «Управление и информатика в технических системах», заведующего лабораторией технических средств автоматизации и управления Чебоксарского политехнического института (филиала) ФГБОУ ВПО «Московский государственный открытый университет имени В.С. Черномырдина», г. Чебоксары, Республика Чувашия



**СКОВОРОДИН**

**Алексей Сергеевич**  
системный администратор отдела интегрированных автоматизированных систем управления ОАО «Государственный Рязанский приборный завод», г. Рязань



**СОЛОМАХА**

**Ксения Львовна**  
ведущий инженер-технолог Центрального филиала ОАО «Челябэнергосбыт», г. Челябинск



**ТРУДОВА**

**Ирина Германовна**  
инженер-программист 2 категории отдела внедрения информационных технологий ОАО «Центр судоремонта «Звездочка», г. Северодвинск Архангельской области



**БАЛКО**

**Андрей Александрович**  
инженер-конструктор 2 категории ОАО «Омский научно-исследовательский институт приборостроения», г. Омск



**БЕРЕЗОВСКИЙ**

**Сергей Владимирович**  
исполняющий обязанности руководителя группы ФГУП «Ростовский-на-Дону научно-исследовательский институт радиосвязи», г. Ростов-на-Дону



**БОВИН**

**Евгений Сергеевич**  
начальник сектора ОАО «Научно-производственное объединение «Лианозовский электромеханический завод» ОАО «Концерн ПВО «Алмаз-Антей», г. Москва



**БОРИСОВА**

**Екатерина Николаевна**  
инженер ОАО «Научно-производственное объединение «Стрела», г. Тула

**РАДИОТЕХНИКА,  
ЭЛЕКТРОНИКА, СВЯЗЬ**



**АБРАМОВА**

**Елена Геннадьевна**  
начальник НИЛ ОАО «Омский научно-исследовательский институт приборостроения», г. Омск