

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

На правах рукописи



Демьяненко Татьяна Сергеевна

**СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ УПРАВЛЕНИЯ ЗАТРАТАМИ
НА ЭЛЕКТРИЧЕСКУЮ ЭНЕРГИЮ ПРОМЫШЛЕННОГО
ПРЕДПРИЯТИЯ ПО КРИТЕРИЮ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ**

Специальность 08.00.05 – «Экономика и управление народным хозяйством (экономика, организация и управление предприятиями, отраслями, комплексами: промышленность)»

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата экономических наук

Научный руководитель –
доктор экономических наук,
профессор Мохов В.Г.

Челябинск – 2018

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
ГЛАВА 1. АКТУАЛЬНЫЕ ЗАДАЧИ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ УПРАВЛЕНИЯ ЭНЕРГОЗАТРАТАМИ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ ПО КРИТЕРИЮ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ.....	18
1.1. Структура рынка электроэнергии и мощности	18
1.2. Совершенствование методического обеспечения промышленного предприятия для повышения его энергоэффективности	22
1.3. Анализ действующих методик принятия решений по тарифам и объемам электроэнергии для ОРЭМ РФ.....	33
Выводы	48
ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА МЕТОДИЧЕСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ОПЕРАЦИОННОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ СУБЪЕКТОВ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКИ НА ОРЭМ РОССИИ.....	49
2.1. Принципы формирования оптовой цены для субъектов электроэнергетики.....	49
2.2. Анализ эконометрических показателей ОРЭМ Урала	54
2.3. Методика принятия решений о долгосрочной перспективе показателей энергопотребления промышленного предприятия.....	79
Выводы	95
ГЛАВА 3. ЭКОНОМИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА МЕХАНИЗМА СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ УПРАВЛЕНИЯ ЗАТРАТАМИ НА ЭЛЕКТРИЧЕСКУЮ ЭНЕРГИЮ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ	97
3.1. Механизм управления энергозатратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности.....	97

3.2. Автоматизация механизма управления энергозатратами для промышленного предприятия	116
3.3. Оценка экономической эффективности внедрения механизма управления энергозатратами на промышленном предприятии	121
Выводы	126
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	128
ЛИТЕРАТУРА	129

ВВЕДЕНИЕ

Электроэнергетика является одной из ведущих отраслей российской экономики. В настоящее время Российская Федерация занимает 4 место в мире по производству электрической энергии. На ее долю приходится около 10 % ВВП страны [83].

Доля затрат на электроэнергию является весомой практически во всех отраслях экономики страны, поэтому электроэнергию можно назвать наиболее значимым продуктом промежуточного потребления. Сама отрасль электроэнергетики практически безальтернативно определяет границы возможностей развития экономики страны, так как является ведущей инфраструктурной отраслью [78]. Установившаяся позиция электроэнергетики в экономике страны требует обеспечения опережающего роста генерирующих мощностей, и существенных изменений в их качественных характеристиках [39]. Нехватка электроэнергии в регионах и в целом по стране неизбежно приводит к ограничению экономического роста.

В существующем сегодня виде оптовый рынок электроэнергии и мощности (ОРЭМ) функционирует с 1 сентября 2006 года, когда постановлением Правительства Российской Федерации были введены новые правила функционирования ОРЭМ [26, 82]. В настоящее время российский оптовый рынок электроэнергии является самым молодым в мире и наименее исследованным [78].

Накопление статистических данных является неотъемлемой частью функционирования ОРЭМ и его субъектов. Следовательно, формируются базы данных с большими объемами входной информации, которые требуют обработки мощными вычислительными платформами [76]. В связи с этим происходит постоянное развитие и усовершенствование как программных средств, так и моделей прогнозирования, которые все больше усложняются. Сложность разрабатываемых алгоритмов не говорит об их высокой точности, к

которой предъявляются все более высокие требования со стороны современных подходов к экономическому и техническому управлению [10].

В результате задача определения показателей функционирования субъектов электроэнергетики постоянно усложняется в процессе развития, как информационных технологий, так и статистической базы.

Актуальность темы

Декларированная на национальном уровне «Энергетическая стратегия России на период до 2035 года» предполагает комплексную структурную трансформацию энергетического сектора и его переход на качественно новый уровень, обеспечивающий потребности экономического развития страны [75]. Повышение уровня энергетической эффективности – одно из приоритетных направлений политики, обозначенные в энергетической стратегии России на указанный период.

В соответствии с Федеральным законом «Об энергосбережении и о повышении энергетической эффективности и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации» от 23.11.2009 г. N 261-ФЗ «Энергетическая эффективность – характеристики, отражающие отношение полезного эффекта от использования энергетических ресурсов к затратам энергетических ресурсов, произведенным в целях получения такого эффекта, применительно к продукции, технологическому процессу, юридическому лицу, индивидуальному предпринимателю» [101].

Таким образом, энергоэффективность для промышленного предприятия представляет собой отношение полезного эффекта от использования энергетических ресурсов к затратам на электропотребление:

$$\Phi = \frac{D}{TC},$$

где Φ – уровень энергоэффективности;

TC – затраты на электропотребление;

D – полезный эффект от электропотребления [92].

В контексте данного исследования, абстрагируясь от технологических особенностей извлечения полезного эффекта от электропотребления и полагая его неизменным, решалась экономическая задача – снижения затрат на электропотребление за счет совершенствования методического инструментария субъекта электроэнергетики в процессе его работы на отечественном энергетическом рынке.

В ряду резервов повышение уровня энергетической эффективности отечественного рынка электроэнергетики особое место принадлежит развитию математического аппарата экономических исследований энергорынка, методов его применения и встраивания в инструментальные средства для повышения обоснованности управленческих решений субъектов электроэнергетики при планировании и прогнозировании их операционной деятельности.

Несмотря на то, что с начала 50–х годов прошлого столетия не опровергнута концепция информационной эффективности фондового рынка, практика подталкивает исследователей в направлении поиска наиболее вариабельных моделей прогнозирования цен на фондовых рынках [48]. В российских условиях задача прогнозирования основных параметров рынка электроэнергетики является одной из самых актуальных и практически значимых фундаментальных задач для финансового планирования субъектов электроэнергетики и оптимизации их деятельности на ОРЭМ [17, 46].

Актуальность темы исследования обусловлена появлением в Российской Федерации новых субъектов в сфере потребления, производства и распределения электрической энергии, становлением радикально новых организационно-экономических отношений электроэнергетического рынка страны, которые в силу объективных причин не до конца исследованы, но должны учитываться при формировании управленческих решений субъектов электроэнергетики. В этих условиях у потребителей энергоресурсов появилась проблема обеспечения как можно более высокой точности краткосрочных прогнозов энергопотребления, т.к. в силу специфики организации работы отечественного энергорынка ошибка

в прогнозе приводит к существенному росту затрат за счет действующей системы почасовых штрафов балансирующего рынка.

В связи с этим особую своевременность и актуальность приобретает необходимость разработки математических и инструментальных методов моделирования потребления электрической энергии для обеспечения достаточно высокой точности прогноза энергопотребления.

Степень разработанности проблемы. Проблемами управления энергопотреблением предприятий с учетом его адаптации к особенностям функционирования территориального энергорынка занимаются как отечественные, так и зарубежные ученые, такие как Башмаков И.А., Бушуев В.В., Баев И.А., Гительман Л.Д., Дзюба А.П., Домников А.Ю., Зайцева Л.В., Катренко В.С., Ключев Ю.Б., Киреева Н.В., Копцев Л.А., Кудрявый В.В., Макаров А.А., Меламед Л.Б., Мохов В.Г., Некрасов А.С., Огороков В.Р., Ратников Б.Е., Синютин П.А., Соловьева И.А., Чучуева И.А., Chen K., Greene D.L., Hunt S., Mesarovic M., Thollander P., Wang H. и др.

В работах этих ученых рассматриваются вопросы формирования рынка электроэнергии как на территории РФ, так и за рубежом, исследуется дореформенная энергетика и постреформенный рынок электроэнергетики России, обосновываются методики и алгоритмы прогнозирования тарифов и объемов потребления, делается ряд научных и практических обобщений, составляющих теоретическую и методологическую базу настоящего исследования. Управлению затратами промышленного предприятия посвящены работы [1, 34], а непосредственной организации управления такие работы, как [43, 47, 81, 113]. Управлению затратами в электроэнергетике так же посвящен ряд работ, так в работах [6, 20, 33, 42] говорится о системах и механизмах управления, а особенности управления конкретно для электроэнергетики рассматриваются в [56, 112]. В работе [15] описывается управление затратами в условиях реформирования рынка электроэнергетики, в работах [18, 55] предлагаются антикризисные решения по управлению. Критерий энергоэффективности отдельно рассматривается в таких работах, как [25, 36,

126], а в работах [9, 11, 19, 20] об энергоэффективности уже говорится в разрезе развития отрасли энергетики в целом. Многие ученые занимались моделированием и прогнозированием основных параметров электроэнергетической отрасли. Краткосрочному прогнозированию объемов потребления посвящены работы [13, 125], в работах [14, 18] подробно рассмотрены процессы долгосрочного планирования. Прогнозирование в электроэнергетики сопряжено с обработкой большого количества статистической информации, ученые рассматривают объемы потребления как временные ряды [32, 118] и применяют различные методы статистического анализа [102, 103, 145]. Отдельный блок работ посвящен моделированию [31, 44, 52, 67, 147] и оптимизации электропотребления [3, 16, 17, 52, 110, 128]. О прогнозировании для управления энергопотреблением говорится в работах [22, 25, 68]. Даже такие нестандартные задачи как распознавание и прогнозирование в условиях неполной информации нашли свое отражение в работах [71, 93]. Нельзя не отметить работы, посвященные планированию энергопотребления [57, 59-61, 66], а так же экономическому состоянию и перспективам развития рынка электроэнергетики [65, 84, 91, 114, 117, 122]. При этом исследование динамики основных параметров отечественного рынка электроэнергетики, выявление значимых факторов, оказывающих прямое влияние на изменение тарифов и объемов потребления, а также построение алгоритмов прогнозирования на основе полученных исследований, не смотря на их научную и практическую значимость, с позиций энергоэффективности объектом отдельного исследования не выступало.

Задача построения системного подхода в исследовании проблемы управления затратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности и совершенствование методического обеспечения промышленных предприятий в виде комплекса алгоритмов долгосрочного и краткосрочного прогнозирования объемов потребления субъектов электроэнергетики, адекватно описывающих поведение временных рядов данных энергорынка РФ, имеющих высокую точность прогнозирования и

скорость вычисления, сравнимую с подобными авторегрессионными моделями, предопределили и обусловили цель и задачи данного диссертационного исследования.

Цель исследования

Целью диссертационного исследования является разработка метода управления затратами на электрическую энергию промышленного предприятия (потребителя и производителя электрической энергии) по критерию энергоэффективности при работе на ОРЭМ России.

Задачи исследования

Достижение поставленной цели потребовало решения следующих задач:

1. Провести динамический анализ особенностей электроснабжения российских потребителей, на основе которого определить направления совершенствования механизма управления операционной деятельностью промышленных предприятий при работе на ОРЭМ.

2. Определить доминантные факторы, влияющие на объем потребления электроэнергии промышленного предприятия, для обеспечения наиболее релевантных зависимостей предложения и спроса на электроэнергию субъектов электроэнергетики в процессе работы на ОРЭМ.

3. Разработать метод управление энергозатратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности, включающий комплекс экономико-математических моделей и алгоритмов для прогнозирования основных параметров ОРЭМ.

4. Оценить достоверность разработанного метода управления энергозатратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности на практике, на основе фактических данных ОЭС Урала.

5. Разработать стратегию поведения субъекта электроэнергетики, позволяющую снижать энергозатраты за счет ухода из зоны балансирующего рынка при достижении высокой точности прогнозных заявок на поставку и потребление электрической энергии.

6. Разработать механизм управления энергозатратами промышленных предприятий при работе на ОРЭМ РФ по критерию энергоэффективности для обеспечения конкурентоспособности промышленной продукции.

Теоретико-методологическую основу исследования составили фундаментальные и прикладные исследования отечественных и зарубежных ученых в области экономики энергопотребления субъектов электроэнергетики, современных тенденций функционирования отечественного рынка электрической энергии и мощности. В процессе исследования в рамках общего диалектического подхода применялись методы моделирования, эконометрического анализа, статистических оценок и прогнозирования.

Объект исследования – субъекты электроэнергетики, т.е. промышленные предприятия, осуществляющие продажу и покупку электрической энергии на ОРЭМ РФ.

Предметом исследования являются экономические отношения, возникающие в процессе управления энергозатратами промышленных предприятий по критерию энергоэффективности при работе на ОРЭМ РФ.

Информационно-эмпирическая база исследования включает в себя нормативные и законодательные акты, справочные материалы Федеральной службы государственной статистики, законодательные и нормативные документы, регламентирующие деятельность субъектов электроэнергетики России статистические данные, и другие информационные источники, характеризующие деятельность рынка электроэнергетики РФ, данные с официального сайта Системного оператора Единой энергетической системы России, научные статьи в периодических изданиях, материалы научных конференций и диссертационных исследований, монографии, учебники, источники в информационно-коммуникационной сети Интернет.

Научные результаты исследования получены с использованием методов экономико-математического моделирования, сравнительного и функционального анализов, методов обработки, анализа и группировки данных. Прикладное программное обеспечение разрабатывалось с использованием языка программирования C#, который сочетает в себе объектно-ориентированные и

контекстно-ориентированные концепции. Среда разработки: Microsoft Visual Studio. При проведении эмпирического анализа данных Системного оператора использовались пакет статистического анализа SPSS и MS Excel.

Научная новизна выполненного исследования состоит в следующем.

1. По результатам эмпирического анализа показателей эластичности спроса на электрическую энергию за период с 2009 г. по 2017 г. доказано, что отечественный ОРЭМ является неустоявшимся и декларируемая конкурентность производства и распределения электроэнергии не всегда обеспечивается, что приводит к росту энергоемкости промышленной продукции. Одними из основных причин низкой энергоэффективности на промышленных предприятиях, являются несовершенство методического инструментария промышленных предприятий при определении спроса на электрическую энергию и постоянная трансформация правил работы ОРЭМ. Задача повышения энергоэффективности промышленных предприятий предопределила актуальность и практическую значимость перспективного прикладного направления исследования – совершенствования методического обеспечения промышленных предприятий, наилучшим образом отвечающего правилам ОРЭМ РФ (п. 1.1.1 и п. 1.1.18 Паспорта ВАК специальности 08.00.05).

2. На основе многофакторного регрессионного анализа выявлены доминантные факторы, влияющие на объем потребления электроэнергии промышленного предприятия. Их использование при экономико-математическом моделировании операционной деятельности промышленных предприятий позволило получить новые, наиболее релевантные зависимости предложения и спроса субъектов электроэнергетики на электроэнергию в процессе работы на ОРЭМ, что обеспечивает снижение энергозатрат предприятий и повышение энергоэффективности их производства (п. 1.1.13 Паспорта ВАК специальности 08.00.05).

3. Разработан метод управления затратами на электропотребление промышленного предприятия, с использованием авторских моделей и алгоритмов управления потреблением электрической энергии по критерию

энергоэффективности. Отличительной особенностью метода является учет при прогнозировании электропотребления и объемов электроснабжения разделения выборки максимального подобия на положительные и отрицательные значения с разными уравнениями аппроксимации, что обеспечивает ошибку аппроксимации менее 2 %. Использование предлагаемого метода дает возможность разработать управленческие решения по снижению затрат на электропотребление за счет обеспечения более высокой точности прогноза и ухода субъектов электроэнергетики из зоны штрафных санкций балансирующего рынка ОРЭМ (п. 1.1.1 Паспорта ВАК специальности 08.00.05).

4. Разработан алгоритм автоматизированной экспертизы качества прогнозирования объемов потребления электроэнергии промышленного предприятия, что повышает практическую значимость полученных результатов исследования, т.к. позволяет промышленным предприятиям при реализации программ повышения энергоэффективности полностью исключить необходимость привлечения экспертов из-за автоматической идентификации модели перед каждым построением прогноза (п. 1.1.13 и п. 1.1.18 Паспорта ВАК специальности 08.00.05).

5. Сформирован механизм управления энергозатратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности, в основу которого положены компьютерные технологии обеспечения высокой точности прогнозирования основных параметров рынка на сутки вперед, адекватно отвечающие правилам работы энергорынка. Авторская компьютерная программа имеет государственную регистрацию и находится в свободном доступе, что обеспечивает ее доступность и позволяет при использовании сократить затраты на электропотребление и повысить энергоэффективность производства и конкурентоспособность продукции (п. 1.1.18 Паспорта ВАК специальности 08.00.05).

Практическая ценность работы

Разработанная модель и соответствующие ей алгоритмы прогнозирования по выборке максимального подобия с использованием автоматического

приведения временного ряда к стационарному виду и разными уравнениями аппроксимации для положительных и отрицательных значений могут применяться для принятия решений о требуемых для производства и потребления объемах потребления электрической энергии, а также других предметных областей, имеющих значительный объем накопленной статистической информации. Автоматизирована задача идентификации модели, что упрощает ее использование, так как устраняется необходимость привлечения эксперта. Возможность включения в модель неограниченного числа внешних факторов значительно повышает точность прогноза по сравнению с уже разработанными моделями данного класса. Разработанные алгоритмы реализованы на программном уровне и апробированы на практике.

Теоретические аспекты и выводы, содержащиеся в работе, вносят вклад в исследования по моделированию и финансовому планированию субъектов электроэнергетики, а также оптимизации их деятельности на оптовом рынке электрической энергии и мощности, что для повышения конкурентоспособности российских промышленных предприятий за счет роста их энергоэффективности является одной из наиболее актуальных задач.

Результаты исследования имеют высокую практическую значимость для субъектов электроэнергетики России, т.к. построенная модель существенно повышает точность прогнозирования основных параметров рынка, а в силу специфики организации работы отечественного энергорынка ошибка в прогнозе потребления приводит к существенному росту затрат за счет действующей системы почасовых тарифов балансирующего рынка. Полученные результаты могут быть использованы: субъектами энергорынка для планирования объемов производства электроэнергии; субъектами энергорынка при составлении заявок планируемых объемов потребления электроэнергии; органами государственной власти при формировании энергетической стратегии.

Апробация работы

Степень достоверности выносимых на защиту результатов прогнозирования объема потребления электроэнергии документально подтверждается ООО «ГазЭнергоСбыт», г. Пермь и ООО «Энергетические

технологии», г. Москва, использующих разработанные алгоритмы в операционной деятельности. Адекватность предложенных моделей подтверждена на основе статистических критериев.

Основные результаты исследования представлялись в виде докладов и получили положительную оценку на научных семинарах Лаборатории конструктивных методов исследования динамических моделей (г. Пермь, ПГНИУ, 2017-2018 гг.). Основные положения работы докладывались в 2016 г. на Международной научно-технической конференции «Пром-Инжиниринг», г. Челябинск [Mokhov V.G., Demyanenko T.S. Modelling prices of wholesale market of electric energy and power by the example of the UPS of the Ural. International Conference on Industrial Engineering. Chelybinsk, 19-20.05.2016].

Публикации.

По теме диссертационного исследования опубликовано 12 работ общим объемом 9,84 п. л. авторского текста, в том числе 2 статьи в журналах, входящих в наукометрическую базу Scopus, 7 статей в рецензируемых научных журналах, определенных ВАК для публикаций научных результатов диссертаций, 1 монография. Получено свидетельство о государственной регистрации программного продукта «Forecast Energy» [85].

Личный вклад соискателя

Все исследования проведены лично соискателем. Результаты исследования, теоретические и практические положения диссертации получены лично соискателем в процессе научных исследований. Материал, включенный в диссертацию из совместных публикаций, разработан самим соискателем.

Структура и объем работы диссертации. Поставленная цель и задачи определили логику и структуру диссертационного исследования (рисунок 1). Диссертационная работа состоит из введения, трех глав, заключения, списка использованной литературы. Работа содержит 144 страниц основного текста, 11 таблиц, 44 рисунка. Список использованной литературы включает 150 наименований.

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, определены цель и задачи, указана область исследования, раскрыта научная новизна, объект и предмет исследования, отмечена научная и практическая значимость работы.

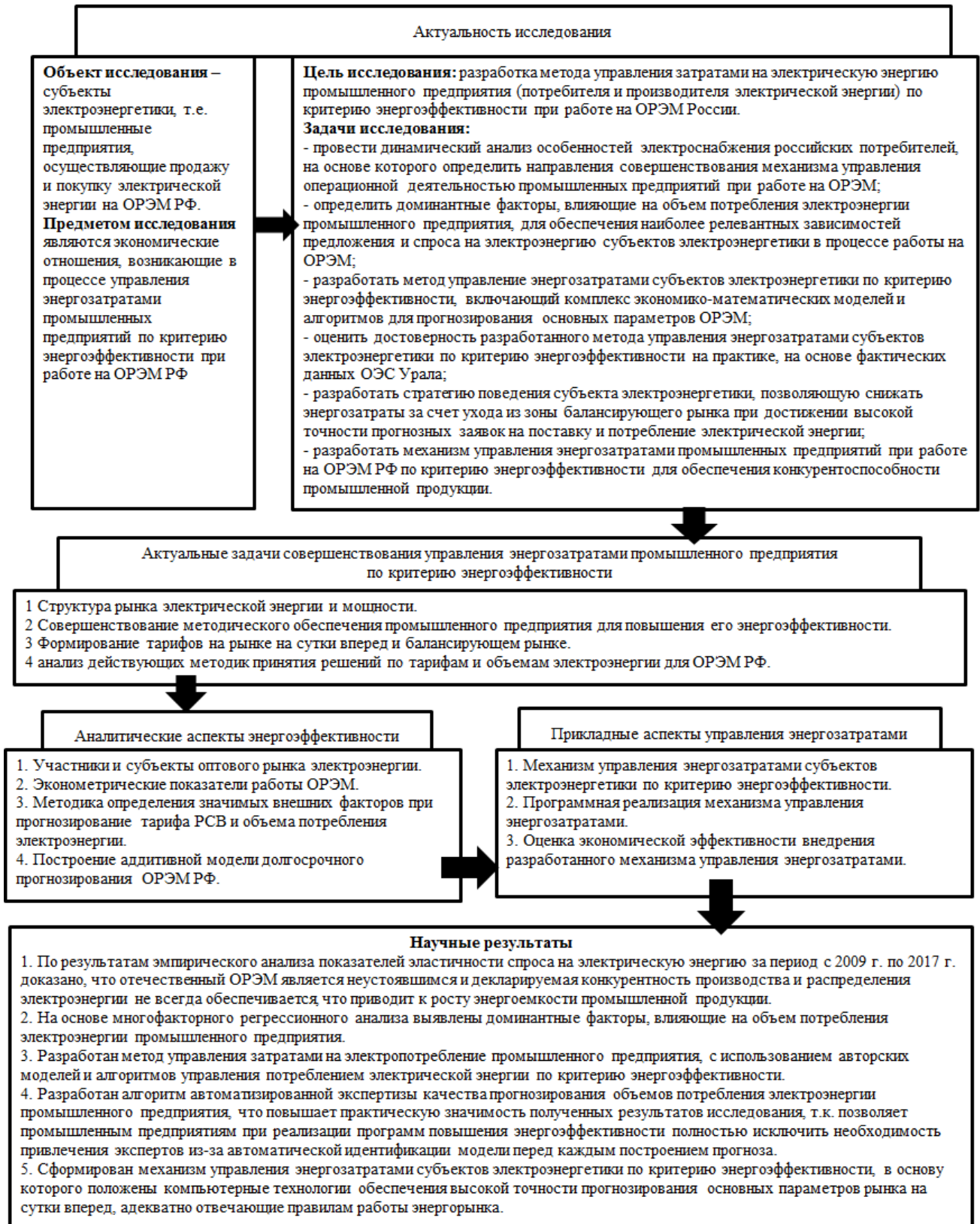


Рисунок 1 – Структурно-логическая схема исследования

В первой главе «Актуальные задачи совершенствования управления энергозатратами промышленного предприятия по критерию энергоэффективности» рассмотрены особенности самого молодого в мире энергетического рынка – ОРЭМ России. На основе эмпирического анализа особенностей электропотребления российских потребителей доказана актуальность и практическая востребованность совершенствования методического обеспечения промышленных предприятий при работе на ОРЭМ России, для повышения их энергоэффективности. Проведен обзор существующих методов прогнозирования основных параметров энергетического рынка и сделан анализ их применимости к отечественному рынку электроэнергетики.

Во второй главе «Разработка методического обеспечения операционной деятельности субъектов электроэнергетики на ОРЭМ России» рассмотрены методики формирования цены рынка на сутки вперед и балансирующего рынка, проведен парно-регрессионный и многофакторный регрессионный анализ основных показателей рынка электроэнергии, обоснованы основные внешние факторы, влияющие на изменение тарифа рынка на сутки вперед. Проведен анализ временного ряда потребления электрической энергии в ОЭС Урала ОРЭМ, построена модель долгосрочного прогнозирования электропотребления на основе гармонического анализа. Отличительной особенностью предложенной модели является использование полинома второго порядка в качестве функции тренда и включение сразу двух типов гармоник (годовой и недельной), которые обоснованы анализом построенных автокорреляционных функций.

В третьей главе «Экономическая оценка механизма совершенствования управления затратами на электрическую энергию промышленных предприятий» сформирован механизм управления энергозатратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности, в основу которого положены компьютерные технологии обеспечения высокой точности прогнозирования основных параметров рынка на сутки вперед, адекватно отвечающие правилам работы энергорынка. Авторская компьютерная

программа, лежащая в основе механизма управления, после ввода исходной информации работает в автоматическом режиме, не требует высокой квалификации компьютерных пользователей. Программа имеет государственную регистрацию и находится в свободном доступе, что обеспечивает ее доступность и позволяет при использовании сократить затраты на электропотребление и повысить энергоэффективность как на уровне отдельного промышленного предприятия, так и на уровне региона и страны в целом. Определены резервы энергоэффективности субъектов электроэнергетики при совершенствовании методического обеспечения в процессе формирования заявок на ОРЭМ. Проведена оценка экономического эффекта от использования разработанного метода для промышленных предприятий Челябинской области.

В заключении содержатся основные выводы и результаты диссертационного исследования.

ГЛАВА 1. АКТУАЛЬНЫЕ ЗАДАЧИ СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ УПРАВЛЕНИЯ ЭНЕРГОЗАТРАТАМИ ПРОМЫШЛЕННОГО ПРЕДПРИЯТИЯ ПО КРИТЕРИЮ ЭНЕРГОЭФФЕКТИВНОСТИ

В данной главе будут рассмотрены структура рынка электроэнергетики и мощности, сформулированы формальная и содержательная постановки задачи прогнозирования объема электропотребления для снижения затрат промышленного предприятия по критерию энергоэффективности, а также приведен обзор существующей методической базы решения поставленной задачи. Достаточно подробные обзоры методов прогнозирования ОРЭМ приведены в работах [80, 94, 108], отличие данного обзора заключается в рассмотрении классических методик прогнозирования применительно к построению моделей прогнозирования ОРЭМ России, а так же рассмотрена применяемая на сегодняшний день методика прогнозирования энергетического рынка РФ.

1.1. Структура рынка электроэнергии и мощности

Электроэнергетика является одной из ведущих отраслей российской экономики. Россия по производству электроэнергии находится на 4 месте в мире, в 2017 г. ее производство выросло на 0,3%: выработка составила 1,063 трлн кВт·час. На ее долю приходится около 10% ВВП страны [79].

Электрическая энергия как товар обладает рядом специфических свойств:

- способность передаваться на значительные расстояния и в больших количествах;
- способность трансформироваться в другие виды энергии;
- высокие скорости передачи;
- способность к изменениям (напряжение, частота).
- электроэнергия не является обычным предметом материального мира;

- энергию невозможно накопить в необходимом количестве и сохранить в каких-либо емкостях, отсюда следует экономическая специфика: невозможно купить большой объем электроэнергии, пока низкая цена и тем самым сэкономить;
- все полезные свойства электроэнергии реализуются только в процессе ее использования;
- учет использования электроэнергии в каком-либо производстве фиксируют специальные приборы учета, т.к. сама она исчезает после использования и не материализуется в продукции [79].

Из-за отмеченной специфики электроэнергии в стране достаточно долго дискутировался вопрос о том, может ли она являться товаром? В настоящее время в Российской Федерации, согласно Гражданскому кодексу Российской Федерации, договор энергоснабжения – это разновидность договора купли-продажи [28].

Широкое распространение электрической энергии, ее специфичность как товара и наличие эффекта масштаба при ее производстве и распределении обусловили необходимость государственного регулирования тарифов [64].

Различают несколько видов структур электроэнергетической отрасли:

- вертикальная интеграция – отсутствие конкурентных рынков и регулирование государством цен и объемов электрической энергии;
- монополия – существует единственное предприятие, которое контролирует производство и сбыт электроэнергии, само предприятие защищено, как правило, самим государством от вхождения на рынок новых фирм;
- разделение на конкурентные и естественно-монопольные виды деятельности [49].

Рынок, при котором развиваются конкурентные отношения в отрасли, признан в мировой практике наиболее эффективным для построения взаимодействия субъектов электроэнергетики. Подтверждением вышесказанного является дореформенный рынок электроэнергетики в России, когда в условиях

монопольного производства энергии и государственного регулирования тарифов сложились неразрешимые экономические противоречия, основными из которых являются:

- кризис неплатежей;
- несоответствие тарифов издержкам на производство и реализацию;
- более быстрый рост цен на материалы и топливо, чем на отпускаемую электроэнергию;
- наличие перекрестного субсидирования [35, 94].

При конкурентном рынке электроэнергии конечный розничный потребитель, покупая электроэнергию, помимо самого товара оплачивает сопутствующие затраты. Эти затраты обусловлены тем, что поставка электроэнергии невозможна без дополнительных услуг, которые с течением времени сформировались в отдельные рынки:

- рынок системных услуг;
- рынок финансовых прав на передачу;
- рынок мощности;
- рынок производных финансовых инструментов [75].

В настоящее время сформирован оптовый рынок электроэнергии, который включает в себя все вышеперечисленные сегменты рынка. Цена электроэнергии на розничном рынке включает в себя стоимость всех составляющих оптового рынка [23, 75]. Подробная схема представлена на рисунке 1.1.

Участники и субъекты оптового рынка электроэнергии

Участниками оптового рынка являются:

- поставщики электрической энергии и мощности (генерирующие компании или организации, имеющие право продажи производимой на генерирующем оборудовании электрической энергии (мощности), организации, осуществляющие экспортно-импортные операции);
- покупатели электрической энергии и мощности, получившие статус субъектов оптового рынка и право на участие в торговле электрической энергией (мощностью) на оптовом рынке [87, 107].



Рисунок 1.1 – Состав оптового рынка электрической энергии и мощности РФ

Статус субъектов оптового рынка, участников обращения электрической энергии на оптовом рынке получают:

- поставщики электрической энергии, присоединенные к электрическим сетям и имеющие в собственности или на ином предусмотренном федеральными законами основании генерирующее оборудование, установленная генерирующая мощность которого превышает минимально допустимое значение, устанавливаемое правилами оптового рынка, или обладающие правами продажи электрической энергии, производимой на таком оборудовании;
- потребители электрической энергии, которые присоединены в установленном порядке к электрическим сетям и количественные характеристики заявленного потребления электрической энергии которых превышают минимально допустимые значения, устанавливаемые правилами оптового рынка (крупные потребители электрической энергии);
- энергосбытовые организации, которые приобретают электрическую энергию в целях последующей ее реализации на розничных рынках и количественные характеристики заявленного приобретения электрической энергии которых превышают минимально допустимые значения, устанавливаемые правилами оптового рынка;
- гарантирующие поставщики вне зависимости от количественных характеристик обслуживаемого ими объема потребления электрической энергии;
- территориальные сетевые организации в части оплаты потерь, возникающих в их сетях, в порядке, определяемом Правительством Российской Федерации;

Федерации или уполномоченным им федеральным органом исполнительной власти [107].

Все субъекты оптового рынка входят в состав Некоммерческого Партнерства «Совет рынка» и делятся на:

1. Поставщики электрической энергии и мощности – владельцы генерирующего оборудования.
2. Покупатели электрической энергии и мощности:
 - энергосбытовые организации;
 - крупные потребители;
 - гарантирующие поставщики;
 - организации, осуществляющие экспортно-импортные операции;
 - территориальные сетевые организации в целях осуществления функций гарантирующего поставщика.
3. Инфраструктурные организации [87].

1.2. Совершенствование методического обеспечения промышленного предприятия для повышения его энергоэффективности

Содержательная постановка задачи

В настоящее время на территории Российской Федерации действует двухуровневый (оптовый и розничный) рынок электроэнергии и мощности (ОРЭМ).

Статистическая информация параметров электроэнергетики, находящаяся в свободном доступе, пригодна для представления в виде временных рядов, которые являются наиболее удобной формой представления данных для прогнозирования.

Временной ряд (или ряд динамики) – собранный в разные моменты времени статистический материал о значении каких-либо параметров (в простейшем случае одного) исследуемого процесса. Каждая единица

статистического материала называется измерением или отсчётом, также допустимо называть его уровнем на указанный с ним момент времени. Во временном ряде для каждого отсчёта должно быть указано время измерения или номер измерения по порядку. Временной ряд существенно отличается от простой выборки данных, так как при анализе учитывается взаимосвязь измерений со временем, а не только статистическое разнообразие и статистические характеристики выборки [5, 12].

Временной ряд – это последовательность упорядоченных во времени числовых показателей, характеризующих уровень состояния и изменения изучаемого явления [5].

В источнике [5] подробно рассмотрена этимология понятия временного ряда и его непривычность для статистики России, в отличие от понятий ряды динамики, динамические ряды и статическое изучение динамики.

Для каждого временного ряда обязательными элементами являются время и соответствующее ему значение показателя.

Практически во всех источниках [5, 10, 12, 40, 63, 86, 89] временные ряды различают:

1. По времени:

- моментные – значение показателя характеризует изучаемое явление в конкретный момент времени;
- интервальные – показатель является результатом, накопленным за период времени.

Главным преимуществом интервальных рядов над моментными является то, что сумма их показателей дает реальный результат, например, объем произведенной продукции за год. Сумма показателей моментного ряда реальной информативности не несет.

2. По форме представления показателей:

- абсолютные величины – значение самого изучаемого явления;
- относительные величины – индекс показателя в процентах или долях;

- средние величины.

3. По расстоянию между датами или интервалами:

- полные временные ряды – когда даты периодов следуют с равными интервалами;
- неполные временные ряды – принцип равных интервалов не соблюдается.

4. По содержанию показателей:

- частные показатели – применяются, когда исследуемое явление характеризуется только по одному конкретному показателю;
- агрегированные показатели – применяются, когда исследуемое явление характеризуется комплексно по нескольким частным показателям. Как правило, это относительные показатели.

В некоторых источниках литературы данные временные ряды называются изолированные и комплексные [12, 89].

Таким образом, временной ряд объема потребляемой электрической энергии на участке территории Российской Федерации является моментным, абсолютным, полным с частными показателями.

Классификация методов прогнозирования

В источниках литературы встречаются различные варианты определения прогноза.

Прогноз – вероятностное научно обоснованное суждение о возможных состояниях объекта и (или) об альтернативных путях и сроках достижения объектом этих состояний [63].

Прогноз (от греч. Πρόγνωσις – предвидение, предсказание) – предсказание будущего с помощью научных методов, а также сам результат предсказания. Это научно обоснованное суждение о возможных состояниях объекта в будущем и (или) об альтернативных путях и сроках их осуществления [86].

В настоящее время существует огромное количество методов прогнозирования временных рядов, их можно разделить на:

- интуитивные;

- формализованные;
- фактографические [2, 109].

Особый интерес из-за высокой точности представляют формализованные методы.

Интуитивные методы прогнозирования

Интуитивные методы прогнозирования – это методы решения сложных, не формализуемых проблем за счет получения прогнозных оценок развития объекта в будущем, независимо от информационной обеспеченности методом экспертных оценок [10].

Суть интуитивных методов заключается в проведении экспертами интуитивно-логического анализа ситуации и вынесением прогнозного развития событий на основе этого анализа. Чаще всего данная группа методов используется тогда, когда нет возможности построить удобоваримую формализованную модель, например, в социально-экономических областях [70].

Метод экспертных оценок применим для решения следующих задач:

- разрабатываются альтернативные стратегии принятия решений с определением их приоритетности;
- составляются сценарии развития событий за определенный промежуток времени для исследуемого объекта;
- определение вероятных временных промежутков происхождения событий;
- определение альтернативных путей использования имеющихся ресурсов;
- определение и ранжирование по приоритетности задач для достижения поставленной цели и др. [5, 63].

Формализованные и фактографические методы прогнозирования

Очень часто в литературе две близкие группы методов прогнозирования: формализованные и фактографические объединяют в одну, что подробно описано в источниках [5, 40, 63, 86, 89]. Формализованные методы прогнозирования – методы, которые используют математическое описание

выявленных закономерностей объекта при получении прогнозных значений. Фактографические методы прогнозирования – используют в качестве источника информации действительно свершившиеся факты, которые зафиксированы на каком-либо носителе информации с помощью количественных или качественных характеристик [12].

Формализованные методы разделяются на:

1. Статистические методы прогнозирования – совокупность методов обработки количественной информации об объекте прогнозирования, объединенной по принципу выявления содержащихся в ней математических закономерностей изменения характеристик данного объекта с целью получения прогнозных моделей. Примеры моделей: наивные модели, методы простых и скользящих средних, методы экстраполяции.

2. Имитационное прогнозирование – используется при анализе и прогнозировании систем, в которых на конечный результат влияет множество как внешних, так и внутренних параметров. Модель имитационного прогнозирования включает в себя различные комбинации значений факторов, как прогнозных, так и известных, в результате чего получается несколько вариантов принятия решений. Примеры моделей: нейронные сети.

3. Историко-логический анализ основан на исследовании исторических аналогий в развитии разных объектов или одного объекта в разные периоды времени [10, 108].

4. Методы аналогий основаны на выявлении сходства, общих черт в закономерностях развития различных процессов. Аналогом, как правило, является объект другой природы или отрасли со схожим процессом развития [5, 97].

5. Опережающие методы прогнозирования основаны на определенных принципах специальной обработки научно-технической информации, учитывающих ее свойство опережать практическое применение инноваций. Примеры: метод огибающих, патентный метод, цитатно-индексный метод.

Для временных рядов при нахождении прогноза существенно наличие или отсутствие корреляции по времени между ошибками [17, 90, 109]. Так в источнике [5] автор выделяет 2 вида прогнозирования: условное и безусловное. Безусловное прогнозирование подразумевает, что матрица $X[n \times k]$ независимых переменных точно известна. В источнике [63] приводится следующее определение безусловного прогнозирования – прогноз, в котором будущее состояние объекта прогнозируют без учета возможных будущих состояний прогнозного фона. Примером может быть, прогнозирование спроса на конкретный продукт питания. Одним из регрессоров является цена продукта, которая, как правило, известна на несколько будущих периодов.

Условное же прогнозирование означает, что в независимой переменной содержатся ошибки. Очень часто на практике встречаются ситуации, когда для прогнозирования временного ряда сначала необходимо получить прогноз независимой переменной, что неизбежно приводит к отклонениям от истинных значений. Именно поэтому применение регрессионных моделей в чистом виде для прогнозирования рынка электроэнергетики не получило широкого распространения. Очевидным регрессором, от которого зависит объем потребления электроэнергии, является температура окружающей среды или погодные условия в целом. Но при прогнозе объема потребления электроэнергии на сутки вперед должна быть известна точная температура воздуха на сутки вперед, а, как правило, известен только прогноз. На рисунке 1.2 представлена динамика объема потребления электроэнергии по ОЭС Урала с 01.01.2009 по 31.12.2014.

На графике четко прослеживаются снижения потребления в летние периоды, что обусловлено увеличением светлого времени суток и повышением температуры окружающей среды. Доказательством зависимости объема потребления от температуры окружающей среды является коэффициент корреляции, который для каждого года приближен к -1, что говорит об обратной зависимости, то есть при повышении температуры

снижается объем потребления. Расчет коэффициентов корреляции приведен в Главе 2.

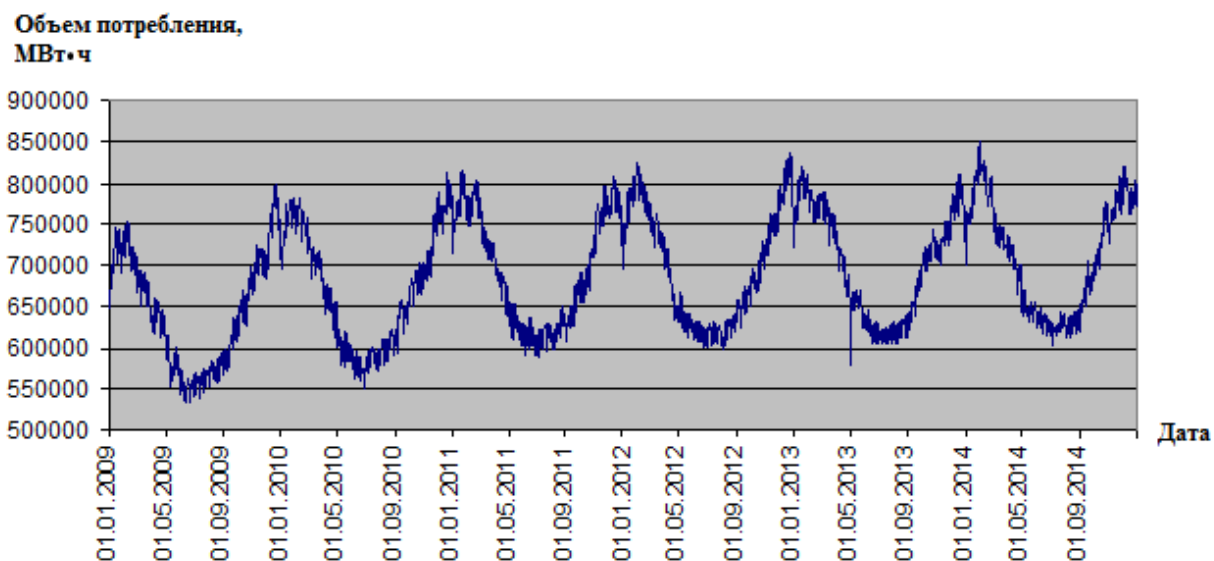


Рисунок 1.2 – Потребление электроэнергии ОЭС Урала 2009 – 2014 гг.

Этапы прогнозирования

Процесс прогнозирования в наиболее общем виде включает 8 этапов.

1. Предпрогнозная ориентация – совокупность работ, предшествующих разработке задания на прогноз и включающих:

- определение объекта;
- цели и задачи прогнозирования;
- период основания;
- период упреждения прогноза.

2. Разработка задания на прогноз, т.е. такого документа, который определяет цели и задачи прогноза и регламентирует порядок его разработки.

3. Прогнозная ретроспекция – исследование истории развития объекта прогнозирования и прогнозного фона с целью получения их систематизированного описания.

4. Прогнозный диагноз – исследование систематизированного описания объекта прогнозирования и прогнозного фона с целью выявления тенденции их развития и выбора (разработки) моделей и методов прогнозирования.

5. Прогнозная перспекция – разработка прогноза по результатам прогнозного диагноза.

6. Верификация прогноза – оценка достоверности и точности прогноза или проверка его обоснованности.

7. Корректировка прогноза – уточнение прогноза на основании его верификации и/или дополнительных данных.

8. Синтез прогнозов – разработка системного прогноза [92, 96, 129].

Задача прогнозирования заключается в определении функциональной зависимости, которая будет описывать поведение исходного временного ряда наиболее точно. Данная зависимость может быть регрессионной, т.е. последующие значения ряда функционально зависят от предыдущих, или факторной, т.е. значения временного ряда функционально зависят от значений другого временного ряда.

Формальная постановка задачи

Прогнозирование без учета внешних факторов подразумевает выявление функциональной зависимости будущих значений временного ряда от его предыдущих (авторегрессия) [96, 97].

Пусть значения временного ряда доступны в равные по интервалу моменты времени $t = 1, 2, \dots, T$. Исходный временной ряд обозначим как $Y(t) = Y(1), Y(2), \dots, Y(T)$, зная все его значения, необходимо определить значения временного ряда $Y(T+1), Y(T+2), \dots, Y(T+P)$. Момент времени T называется моментом прогноза, а величина P — временем упреждения [10, 108].

Модель, описывающая функциональную зависимость будущих значений временного ряда от прошлых:

$$\hat{Y}(t) = f(Y(1), Y(2), Y(3), \dots, Y(T)) + \varepsilon_t \quad (1.1)$$

где $\hat{Y}(t)$ – модельное (прогнозное) значение;

$Y(1), Y(2), Y(3), \dots, Y(T)$ – известные значения временного ряда;

ε_t – ошибка модели.

Цель моделирования – создание математической модели, в которой для заданного горизонта упреждения P среднее суммы ошибок модели стремиться к минимуму [17]:

$$\bar{E} = \frac{1}{P} \sum_{t=1}^P |\varepsilon_t| \rightarrow \min \quad (1.2)$$

На рисунке 1.3 показано графическое изображение отклонений реальных значений временного ряда объема потребления электроэнергии от модельных. Отклонения выделены зеленым цветом. Модель построена на основе авторегрессии первого порядка, уравнение модели для выбранного участка:

$$\hat{Y}_t = 0,9599 \cdot Y_{t-1} + 25982 \quad (1.3)$$

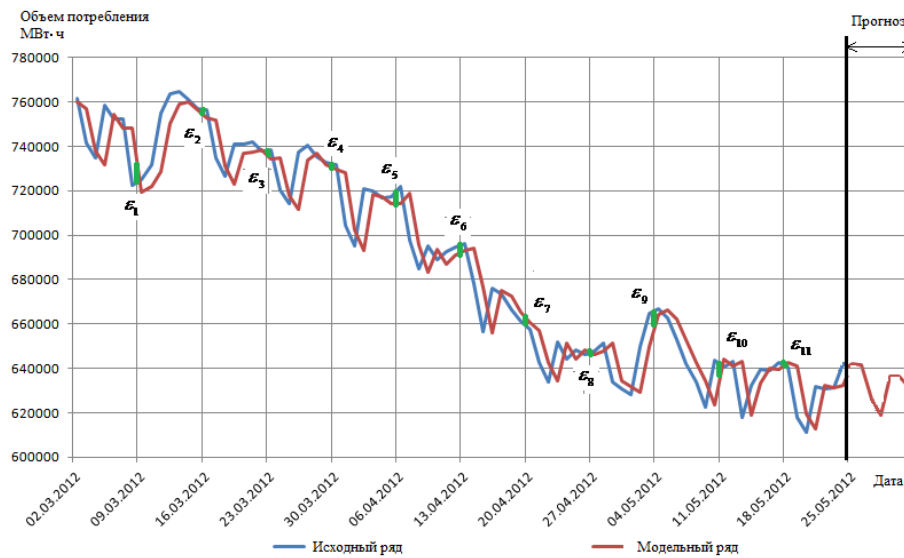


Рисунок 1.3 – Прогнозирование временного ряда без учета внешних факторов на примере авторегрессии

Прогнозирование с учетом внешних факторов подразумевает выявление функциональной зависимости будущих значений временного ряда от его предыдущих и от внешних факторов, оказывающих влияние на исследуемый временной ряд [108, 137].

Пусть значения временного ряда $Y(t) = Y(1), Y(2), \dots, Y(T)$ доступны в равные по интервалу моменты времени $t = 1, 2, \dots, T$. А значения временного ряда внешнего фактора $X_1(t_1) = X_1(1), X_1(2), \dots, X_1(T_1)$ доступны в равные по интервалу моменты времени $t_1 = 1, 2, \dots, T_1$. Если дискретные моменты времени $t = 1, 2, \dots, T$ и $t_1 = 1, 2, \dots, T_1$ не совпадают, то необходимо привести их к единой шкале времени.

Точечная оценка ($\bar{y}_i$) – единичная оценка прогнозов исследуемой величины. Точечные оценки экономических параметров, как правило не имеют содержательного смысла, так как вероятность их происхождения близка к нулю [41].

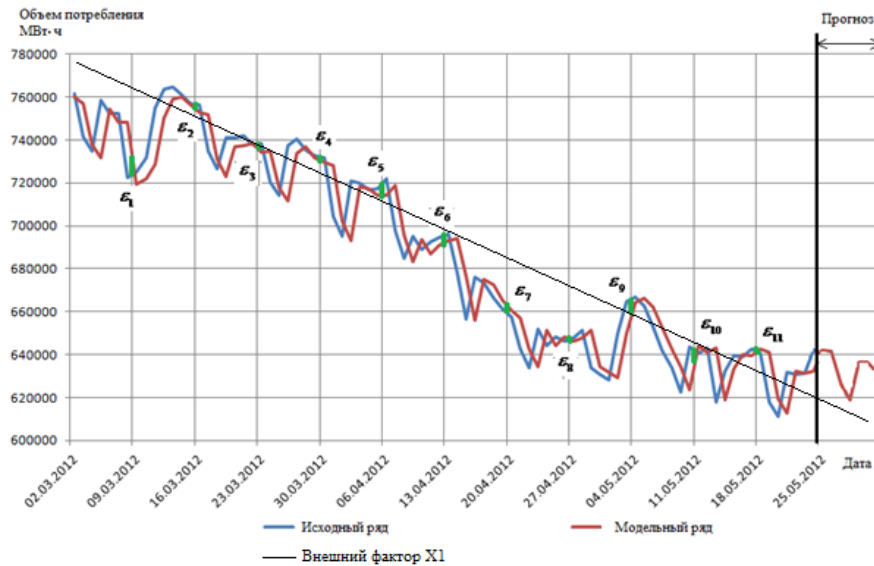


Рисунок 1.4 – Прогнозирование временного ряда с учетом одного внешнего фактора на примере авторегрессии

Интервальная оценка (y_i) – числовой промежуток (доверительный интервал), в котором с заданной вероятностью находится прогнозный параметр [41]. Ошибка прогноза определяется как разность между точным и прогнозным значением:

$$e_t = y_t - \bar{y}_t \quad (1.6)$$

где e_t – ошибка прогноза в момент времени t ;

y_t – фактическое значение в момент времени t ;

$\bar{y}_t$ – прогнозное значение в момент времени t .

Следовательно, точность прогноза тем выше, чем меньше ошибка. На практике часто используют следующие методы оценки ошибки прогноза [108, 109]:

1. Среднее абсолютное отклонение (mean absolute derivation, MAD).

Оценивает ошибку в тех же единицах, что и исходный ряд.

$$MAD = \frac{1}{n} \sum |y_i - \bar{y}| \quad (1.7)$$

где n – размер выборки или число наблюдений.

2. Средняя процентная ошибка (mean percentage error, MPE). Позволяет оценить не только процент ошибки, но и ее смещение в положительную или отрицательную сторону.

$$MPE = \frac{1}{n} \sum \frac{(y_i - \bar{y})}{y_i} \cdot 100\% \quad (1.8)$$

3. Средняя абсолютная ошибка в процентах (mean absolute percentage error, MAPE)

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum \frac{|y_i - \bar{y}|}{y_i} \cdot 100\% \quad (1.9)$$

Перечисленные способы оценок, как правило, применяются для точечных оценок.

Чтобы перейти к интервальному прогнозу, необходимо к точечному добавить возможную величину ошибки: $y_i = \bar{y}_i \pm \delta$, где y_i – интервальное значение прогноза; $\bar{y}_i$ – точечное значение прогноза; δ – вероятная ошибка прогноза.

Вероятная ошибка прогноза определяется как: $\delta = t_\alpha \cdot \sigma$, где t_α – критерий Стьюдента; σ – среднеквадратическое отклонение [109].

Среднеквадратическое отклонение рассчитывается по формуле:

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum (y_i - \bar{y}_i)^2}{n}} \quad (1.10)$$

1.3. Анализ действующих методик принятия решений по тарифам и объемам электроэнергии для ОРЭМ РФ

На сегодняшний день в РФ применяются 2 официальные методики построения прогнозов свободных (нерегулируемых) цен на электрическую энергию, находящиеся в открытом доступе на официальном сайте Администратора торговой системы (www.atsenergo.ru):

- методика построения прогнозов свободных (нерегулируемых) цен на электрическую энергию по субъектам Российской Федерации;

- методика построения прогнозов свободных (нерегулируемых) цен мощности за 1 МВт пикового потребления по субъектам Российской Федерации [72, 100].

В указанных методиках электропотребление рассматривается как случайный нестационарный процесс, разделяемый на регулярную (тренд) и нерегулярную составляющие. Регулярная составляющая описывается в качестве математической модели, параметры которой определяются путем аппроксимации на период упреждения уже известных значений электропотребления [133, 144, 148, 149]. В модель прогнозирования допускается включение следующих независимых факторов:

- время;
- интервальные данные метеорологических параметров таких как: температура окружающей среды, процент влажности, освещенность, наличие осадков и т.д.

Все данные по метеорологическим параметрам регулярно получаются Системным Оператором от Гидрометцентра России.

При прогнозировании ОРЭМ в РФ используются четыре базовых класса моделей:

- регрессионные зависимости, имеющие в качестве аргументов значимые внешние и внутренние факторы;
- модели, представленные периодическим рядом Фурье;
- аддитивные (составные) функции, включающие наборы элементарных функций;
- обученная нейронная сеть.

Рассмотрим все 4 класса более подробно.

1. Регрессионные зависимости

К данному классу относят как парную регрессию (линейную, нелинейную, сводящуюся к линейной и нелинейную, не сводящуюся к линейной), так и

многофакторные регрессии (линейные и нелинейные). Отдельное место в регрессионном анализе занимает авторегрессия.

Регрессионные модели

Предназначены для исследования зависимостей между двумя и более переменными. Во многих источниках классическая регрессионная модель выглядит как:

$$Y = X\beta + \varepsilon \quad (1.11)$$

где Y – $n \times 1$ вектор зависимых переменных;

X – $n \times k$ матрица независимых переменных;

ε – $n \times 1$ вектор ошибок, β – $k \times 1$ вектор параметров.

Регрессионные модели применяются тогда, когда есть ярко выраженная зависимость временного ряда от внешних факторов. Модель прогнозирования линейной регрессии описывается уравнением:

$$Z(t) = \alpha_0 + \alpha_1 X(t) + \varepsilon_t \quad (1.12)$$

где $Z(t)$ – прогноз процесса Z в момент времени t ;

$X(t)$ – значение внешнего фактора в момент времени t ;

α_0, α_1 – коэффициенты регрессии;

ε_t – ошибка модели.

Значения коэффициентов регрессии чаще всего находятся с помощью метода наименьших квадратов или максимального правдоподобия. Оба метода широко описаны в литературе [5, 40, 41, 63, 86, 89, 97].

Зависимость не всегда является линейной, а может быть описана какой-либо функцией.

На практике функция зависимости процесса $Z(t)$ от внешнего фактора $X(t)$ известна очень редко, что сильно снижает востребованность именно этого класса моделей при прогнозировании временных рядов. Так же зависимость может быть не постоянной, например, как описывалось выше, объем потребления электроэнергии в летние и зимние периоды.

Достоинства: простота вычислительных алгоритмов и моделирования, наглядность, независимость методики моделирования от типа исходных данных.

Недостатки: сложность поиска коэффициентов для нелинейных функций, необходимость привлечения эксперта или эмпирический перебор для определения функциональной зависимости, сложность объяснения причинно-следственной связи функции, ошибка прогноза регрессора ухудшает прогноз временного ряда, сложность определения вида функциональной зависимости.

Временной ряд объема потребления электроэнергии не является линейным процессом, так же как и внешние факторы (регрессоры), поэтому прогнозирование объемов потребления с помощью регрессионных моделей дает низкую точность прогноза, но их применение возможно для отбора внешних факторов для других моделей прогнозирования.

Авторегрессионные модели

Авторегрессионная модель имеет сотни модификаций и является основой для новых и более точных моделей прогнозирования. Данная модель получила широкое распространения благодаря своей простоте и прозрачности процесса прогнозирования. Суть ее заключается в том, что будущее значения исследуемого явления линейно зависят от предыдущих значений этого же явления.

Сама модель прогнозирования выглядит следующим образом:

$$Z_t = c + \sum_{i=1}^n a_i Z_{t-i} + \varepsilon_t \quad (1.13)$$

где $a_1 \dots a_n$ – коэффициенты авторегрессии;

c – константа, которая часто предполагается равной нулю для упрощения модели;

ε_t – ошибка модели (белый шум).

Простейшим примером является авторегрессионный процесс первого порядка AR(1)-процесс:

$$Z_t = c + a_1 Z_{t-1} + \varepsilon_t \quad (1.14)$$

Для данного процесса коэффициент авторегрессии совпадает с коэффициентом автокорреляции первого порядка [10, 139].

Наиболее распространенной авторегрессионной моделью прогнозирования является авторегрессия интегрированного скользящего среднего с учетом внешнего фактора (ARIMAX). Данной модели посвящены работы [10, 115, 120, 139, 141].

Построение модели AR и модели MA предполагает стационарность временных рядов. Стационарность во временных рядах означает то, что взаимное распределение вероятностей наблюдений ряда не зависит от времени. В качестве приема преодоления проблемы нестационарности временного ряда можно использовать переход к ряду приращений.

Если ряд приращений порядка p является стационарным, то исходный временной ряд называется интегрируемым порядка p .

В общем случае модель идентифицируется следующими параметрами:

- порядок авторегрессии;
- порядок интегрирования;
- порядок скользящего среднего;
- внешний фактор [10, 120].

Модель ARIMAX (p, d, q) описывается уравнением:

$$Z(t) = AR(p) + \alpha_1 X_1(t) + \dots + \alpha_s X_s(t) \quad (1.15)$$

где $\alpha_1 \dots \alpha_s$ – коэффициенты внешних факторов $X_1(t) \dots X_s(t)$.

Достоинства: простота и прозрачность моделирования, возможность моделирования временных рядов без внешних факторов, широкий спектр применения.

Недостатки: сложность поиска коэффициентов для нелинейных функций, необходимость привлечения эксперта или эмпирический перебор для определения функциональной зависимости.

Касательно рынка электроэнергетики, приемлимая точность прогнозирования, как правило, возникает только на один период вперед. При более длительных периодах упреждения прогноз строится на уже полученных

модельных значениях, что приводит к значительному снижению точности прогнозирования. Поэтому данный класс моделей целесообразно применять для краткосрочного прогнозирования (1 период) и для выявления сезонности (автокорреляционная функция).

2. Аддитивные (составные) функции, включающие наборы элементарных функций

Данный класс моделей основывается на аддитивности процессов, то есть функциональная зависимость исследуемого процесса описывается суммой простейших функций, то есть описание процесса происходит по частям. Из наиболее распространенных формализованных моделей к данному классу (в качестве отдельных составляющих аддитивной модели) можно отнести: модели скользящего среднего и экспоненциального сглаживания, с помощью которых, как правило, находят уравнение тренда, а также метод главных компонент, цепи Маркова и классификационно-регрессионные деревья [96, 97, 132].

Методы скользящего среднего

В литературе разделяют два основных метода: простого скользящего среднего и двойного скользящего среднего.

1. Метод простого скользящего среднего.

Прогноз строится на основе последних k значений временного ряда, что удобно для больших рядов. Скользящее среднее порядка k – это среднее значение k последовательных наблюдений.

$$\bar{y}_t = \frac{(y_{t-1} + y_{t-2} + \dots + y_{t-k})}{k} \quad (1.16)$$

где $\bar{y}_t$ – прогнозное значение временного ряда;

y_i – предыдущие значения исследуемого ряда;

t – длина ряда;

k – количество наблюдений в скользящем среднем.

2. Метод двойного скользящего среднего.

Процедура сглаживания временного ряда проводится дважды. Сначала по формуле простого скользящего среднего, а затем по формуле [109]:

$$\bar{y}_t^* = \frac{(\bar{y}_{t-1} + \bar{y}_{t-2} + \dots + \bar{y}_{t-k})}{k} \quad (1.17)$$

где $\bar{y}_t^*$ – вторичное скользящее среднее

Прогнозное значение на p периодов вперед рассчитывается по формуле:

$$\bar{y}_{t+p} = a_t + b_t p \quad (1.18)$$

где a_t – сумма первичного скользящего среднего и разницы между первичным и вторичным скользящим средним.

$$a_t = \bar{y}_t + (\bar{y}_t - \bar{y}_{t-1}^*) \quad (1.19)$$

где b_t – коэффициент корректировки.

$$b_t = \frac{2}{k-1}(\bar{y}_t - \bar{y}_{t-1}^*) \quad (1.20)$$

Группа этих методов применима к данным, которые имеют незначительные колебания с течением времени. Основной вопрос, который возникает при применении данных методов, это значение параметра k , так как при разных значениях параметра будут получаться различные значения прогноза [109, 143].

К достоинства модели относится: простота реализации и моделирования, универсальность анализа результата, независимость методики моделирования от типа исходных данных.

Недостатки: недостаточная гибкость, как следствие низкая точность прогноза.

Данный класс моделей возможно применять для краткосрочного анализа трендов и выявления сезонностей на рынке электроэнергетики, поэтому целесообразно его использовать в совокупности с другими моделями прогнозирования.

Модели экспоненциального сглаживания

Модель экспоненциального сглаживания (ES) применима для описания и экономических процессов. В основе данной модели лежит идея регулярного пересмотра прогнозируемых значений с поступлением новой информации о фактических [27, 146]. Модель экспоненциального сглаживания присваивает

убывающие веса старым наблюдениям по мере появления новых. «Старение» данных происходит по экспоненте, и последние наблюдения оказывают большее влияние на модель, нежели предыдущие [7, 108, 134].

Модель описывается уравнением:

$$U_{t+1} = \alpha \cdot y_t + (1 - \alpha) \cdot U_t \quad (1.21)$$

где t – период, предшествующий прогнозному;

$t+1$ – прогнозный период;

U_{t+1} – прогнозируемый показатель;

α – параметр сглаживания;

y_t – фактическое значение исследуемого процесса за период, предшествующий прогнозному;

U_t – экспоненциально взвешенная средняя для периода, предшествующего прогнозному [24, 27, 109, 111].

Согласно теории автора метода профессора Брауна, величина α определяется, исходя из длины интервала сглаживания. Более точный метод определения параметра α пока не определен [24, 99]. Параметр α предлагается вычислять по формуле:

$$\alpha = \frac{2}{n + 1} \quad (1.22)$$

где n – число наблюдений, входящих в интервал сглаживания.

Достоинства: возможность изменения коэффициента сглаживания, простота модели и расчетов, графическая интерпретация результатов.

Недостатки: будущий прогноз зависит от точности предыдущего прогноза, прогноз зависит от коэффициента сглаживания, который определяется экспертно, или путем подбора и анализа результатов расчета нескольких вариантов, применяется только при краткосрочном прогнозировании.

Для рынка электроэнергетики возможность применения только в комплексе с другими методами прогнозирования в силу сложности определения параметра сглаживания и невозможности учета «выбросов». Невозможность

снижения значимости исторических значений удаленных от периода упреждения в силу наличия сезонности.

Метод главных компонент

Классическими методами математического моделирования достаточно сложно исследовать модели социально-экономических систем, которые построены на большом количестве взаимосвязанных факторов.

Для такого типа задач необходимо выделить главные факторы и тем самым снизить их общее количество, т.е. $x^{(1)}, \dots, x^{(p)} \rightarrow z^{(1)}, \dots, z^{(p')}, p' < p$. Факторы определяются исходя из причинно-следственных связей между процессами внутри экономической системы. Одним из методов определения факторов является метод главных компонент, где исходные признаки группируются таким образом, чтобы члены группы коррелировали друг с другом, но в целом сама группа независима от других. Метод главных компонент состоит из следующих этапов, подробно описанных в [21, 74]:

1. Центрирование и нормирование переменных – переход к:

$$\left(x_i^{(j)} - \bar{x}^{(j)}\right) / \sqrt{\sigma_j} \quad (1.23)$$

2. Вычисление матрицы ковариаций

$$\Sigma = \begin{pmatrix} \hat{\sigma}_{11} & \dots & \hat{\sigma}_{1p} \\ \dots & \dots & \dots \\ \hat{\sigma}_{p1} & \dots & \hat{\sigma}_{pp} \end{pmatrix}, \quad (1.24)$$

где $\hat{\sigma}_{kj} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i^{(k)} - \bar{x}^{(k)}) (x_i^{(j)} - \bar{x}^{(j)})$

3. Нахождение собственных чисел $\lambda_1 \geq \lambda_2 \geq \dots \geq \lambda_p > 0$ характеристического уравнения $|\Sigma - \lambda E| = 0$.

4. Нахождение собственного вектора $l^{(k)}$ для каждого корня λ_k

$$(\Sigma - \lambda_k E) l^{(k)} = 0, \quad \|l^{(k)}\| = 1. \quad (1.25)$$

5. Переход к новым переменным $Z = XL$

где $z^{(k)} = X l^{(k)}$, $k = 1, \dots, p'$ – новые переменные, «главные компоненты».

Достоинства: высокая точность прогнозирования, возможность измерить причинно-следственные связи между различными процессами, снижение количества значимых факторов.

Недостатки: допущение о том, что размерность данных может быть эффективно понижена путем линейного преобразования, допущение о том, что больше всего информации несут те направления, в которых дисперсия входных данных максимальна.

Данный класс методов широко применяется для прогнозирования рынка электроэнергетики в различных модификациях.

Прогнозирование с помощью цепей Маркова

Цепь Маркова – это последовательность случайных событий с конечным или счётным числом исходов, характеризующаяся тем свойством, что, при фиксированном настоящем будущее независимо от прошлого [8, 51, 87].

Пример цепи Маркова для трех состояний приведен на рисунке 1.5.

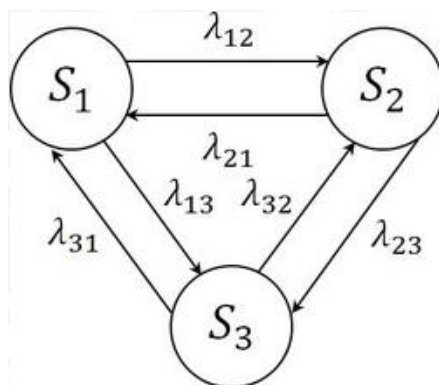


Рисунок 1.5 – Цепь Маркова для трех состояний

где S_n – состояния процесса, $n \in (1;3)$;

α_{ij} – вероятность перехода из состояния S_i в состояние S_j , $i, j \in (1;3)$

Если текущее состояние процесса S_i , то в качестве будущего состояния процесса выбирается такое состояние S_j , вероятность перехода в которое максимальна. Выбор последующего состояния определяется с помощью матрицы перехода [58, 87, 105, 134].

Достоинства: простота моделирования, прозрачность вычислений.

Недостатки: сложность определения вероятностей перехода, малый период упреждения прогноза.

Данный класс моделей подразумевает выбор перехода из одного состояния системы в другое на основе наибольшей вероятности перехода. Непосредственное применения данной модели для прогнозирования объема потребления электроэнергии нецелесообразно, так как все возможные варианты объема потребления и будут состояниями перехода системы. Возможно использование для определения смены тренда.

Прогнозирование с помощью классификационно-регрессионных деревьев

Метод классификационно-регрессионных деревьев широко используется в анализе данных, так как позволяет прогнозировать дальнейшее поведение объекта или системы [69, 95]. Структура классификационно-регрессионного дерева представляет собой структуру, состоящую из значений целевой функции («листья»), атрибутов, от которых зависит целевая функция («ветки») и атрибутов оставшихся узлов, которые отвечают за различные случаи исхода [69, 108, 134]. Чтобы классифицировать новый случай, надо спуститься по дереву до листа и выдать соответствующее значение. Пример дерева решений представлен на рисунке 1.6.

Если внешние факторы, влияющие на процесс $Z(t)$, непрерывны, то используются регрессионные деревья; если факторы категориальные, то – классификационные деревья. В случае, если необходимо учитывать факторы обоих типов, то используются смешанные классификационно-регрессионные деревья [69, 134].

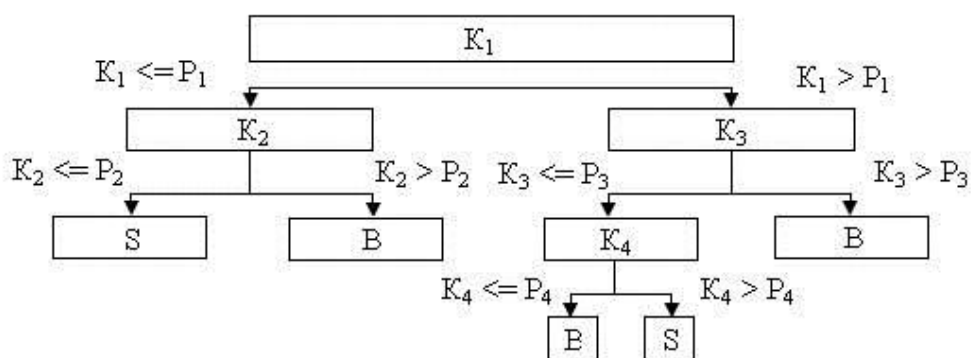


Рисунок 1.6 – Дерево принятия решений

Достоинства: способность работы с интервальными переменными, масштабируемость, не требует нормализации данных.

Недостатки: необходимость регулировки «глубины дерева», сложность принятия решения о прекращении ветвления.

Аналогично моделям на базе цепей Маркова возможно применение данного класса моделей не для непосредственного прогнозирования объема потребления электроэнергии, а для вспомогательного моделирования поведения системы.

3. Модели, представленные периодическим рядом Фурье

Данный класс моделей применяется в том случае, когда доказано в исследуемом процессе наличие периодических колебаний (сезонные колебания). В таком случае исходный процесс рассматривается как гармонический колебательный процесс [30].

Для каждой точки справедливо выражение:

$$y_t = f(t) + \sum_{k=1} (a_k \cos(kt \frac{2\pi}{n}) + b_k \sin(kt \frac{2\pi}{n})) \quad (1.26)$$

где y_t – фактический уровень ряда в момент (интервал) времени t ;

$f(t)$ – выровненный уровень ряда в тот же момент времени;

a_k, b_k – параметры колебательного процесса (гармоники) с номером k , в совокупности оценивающие размах (амплитуду) отклонения от общей тенденции и сдвиг колебаний относительно начальной точки.

В общем случае можно выделить $n/2$ колебательных процессов, для ряда состоящего из n уровней, где k – параметр гармоник. Ниже представлены формулы расчета колебательного процесса:

$$\varepsilon_t = y_t - f(t) \quad (1.27)$$

$$a_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t \cdot \cos(kt \frac{2\pi}{n}), (k = 1, 2, \dots, \frac{n}{k} - 1) \quad (1.28)$$

$$b_k = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t \cdot \sin(kt \frac{2\pi}{n}), (k = 1, 2, \dots, \frac{n}{k} - 1) \quad (1.29)$$

$$a_{n/2} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n \varepsilon_t \cdot \cos(\pi t), \quad b_{n/2} = 0 \quad (1.30)$$

Как правило, на практике модели прогнозирования временных рядов, представленные исключительно разложением на гармоники не нашли широкого применения, в отличие от аддитивных моделей, состоящих из модели трендовой составляющей и модели сезонных колебаний [109, 132].

Достоинства: высокая точность описания колебательных процессов, возможность моделирования процессов с несколькими колебательными процессами.

Недостатки: сложность учета внешних факторов, отсутствие учета трендовой составляющей.

Как отдельный вид модели периодические ряды Фурье не применяются при прогнозировании ОРЭМ в силу того, что не учитывается тренд (постоянная составляющая), но в совокупности с регрессионными и авторегрессионными моделями периодические ряды Фурье широко применяются при прогнозировании ОРЭМ РФ.

4. Нейросетевые модели

Нейросетевые модели (ANN) на сегодняшний день являются наиболее популярными при прогнозировании различных процессов.

В основе модели лежит понятие нейрона, который представляет собой сумматор, имеющий единственный выход, множество входов и матрицу весов:

$$\begin{aligned} y &= f(u) \\ u &= \sum_{i=1}^n \omega_i x_i + \omega_0 x_0 \end{aligned} \quad (1.31)$$

где x_i — сигналы на входах нейрона;

ω_i — веса входов;

u — индуцированное локальное поле;

$f(u)$ — передаточная функция;

x_0 — дополнительный вход нейрона;

ω_0 — вес дополнительного входа.

Сигналы на входах нейрона находятся в диапазоне $[0;1]$ и могут быть либо дискретными, либо аналоговыми. Каждый нейрон характеризуется своим

текущим состоянием по аналогии с нервными клетками головного мозга, которые могут быть возбуждены или заторможены. Искусственный нейрон обладает группой синапсов – однонаправленных входных связей, соединенных с выходами других нейронов, а также имеет аксон – выходную связь данного нейрона, с которой сигнал поступает на синапсы следующих нейронов. Каждый синапс характеризуется величиной синаптической связи или ее весом w_i , который является эквивалентом электрической проводимости биологических нейронов.

Для прогнозирования временных рядов чаще всего используется сеть прямого распространения, где сигнал движется только в одном направлении: от входа к выходу [104, 116, 130, 131]. В литературе, в зависимости от способа связи нейронов, сети разделяют на три основных типа [104, 142, 150]:

- однослойные сети прямого распространения;
- многослойные сети прямого распространения;
- рекуррентные сети.

Многослойный перцептрон является подклассом сетей прямого распространения и представляет собой совокупность нескольких элементов (рисунок 1.7):

- входной слой (множество входных узлов);
- n скрытых слоев;
- выходной слой [136].

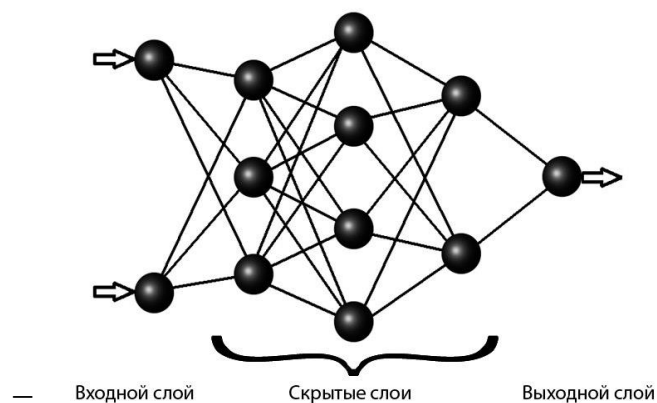


Рисунок 1.7 – Архитектура трехслойного перцептрона

Выход с каждого нейрона сети обрабатывается нелинейной активационной функцией. Для применения обучающего алгоритма обратного распространения ошибки активационная функция должна быть непрерывной, дифференцируемой и монотонно неубывающей. Так же для более эффективных вычислений при обучении желательно чтобы производная активационной функции находилась легко.

Функция активации бывают трех основных типов [38, 108, 124, 127]:

- функция единичного скачка;
- кусочно-линейная функция;
- сигмоидальная функция.

Достоинства: возможность моделирования нелинейных процессов, масштабируемость, высокая адаптивность модели.

Недостатки: отсутствие прозрачности вычислений, сложность определения алгоритма обучения, высокая ресурсозатратность, сложность программной реализации.

Данный класс моделей широко применяется для прогнозирования объема потребления электроэнергии, дает достаточно высокую точность прогноза, но имеет высокую ресурсозатратность и сложность алгоритмов, поэтому продолжаются работы над поиском более простых для реализации и понимания методов прогнозирования [124, 127, 136].

Исходя из анализа качества результатов прогнозирования по отдельным территориям Системным оператором принимается решение об использовании той или иной модели для будущих прогнозов. В качестве модели «по умолчанию» используется аддитивная модель, включающая в себя многофакторную регрессионную зависимость и модель, представленную рядом Фурье.

В официальном источнике [72] подробно описаны 2 методики расчета прогнозной траектории электропотребления на интервале упреждения, которые различаются способами формирования траектории притяжения и адаптации коэффициентов прогнозирующей математической модели. Под траекторией

притяжения понимаются ретроспективные данные точек притяжения. Точка притяжения – ожидаемые значения электропотребления, включаемые в обучающую выборку на интервале упреждения с целью стабилизации прогнозных значений. Точки притяжения получаются либо при помощи методов прогнозирования, работающих на более длительных интервалах упреждения, либо из фактических графиков потребления за прошлые интервалы времени, либо из заявок участников рынка (при их наличии у системного оператора) [72, 75, 100].

Выводы

1. Задача высокоточного прогнозирования временных рядов объема потребления электроэнергии имеет высокую актуальность для субъектов ОРЭМ в силу существующей системы штрафов за отклонения в поданных системному оператору заявок.

2. В настоящий момент для прогнозирования ОРЭМ наибольшую применимость имеют регрессионные модели, включая авторегрессию, и нейросетевые модели, но в силу их недостатков, применительно к прогнозированию ОРЭМ продолжается поиск новых алгоритмов и методов.

3. Так как применение «чистых» существующих методов прогнозирования не дает требуемой точности, то все большее распространение получают различные комбинированные алгоритмы, которые включают в себя сразу несколько уже существующих методик прогнозирования.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА МЕТОДИЧЕСКОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ОПЕРАЦИОННОЙ ДЕЯТЕЛЬНОСТИ СУБЪЕКТОВ ЭЛЕКТРОЭНЕРГЕТИКИ НА ОРЭМ РОССИИ

2.1. Принципы формирования оптовой цены для субъектов электроэнергетики

Формирование цены на рынке на сутки вперед

На оптовом рынке действует организованная система договоров между субъектами оптового рынка. На рынке электроэнергии различают несколько типов торговых сделок:

- централизованное планирование режимов, при котором цены определяются на основе результата аукциона ценовых заявок поставщиков и покупателей, так же данный вид называется спот-рынком или рынком «на сутки вперед» (далее рынок РСВ);
- двусторонние договора на поставку между генерирующими компаниями и покупателями электроэнергии, субъекты оптового рынка свободны в выборе контрагентов по таким договорам, но по такому договору, поставщики обязаны предоставлять, а покупатели приобретать заявленный в договоре объем;
- совмещенные торговые сделки, при которых генерирующие компании могут заключать двусторонние договора и участвовать в централизованном планировании, подавая ценовые заявки.

Оптовый рынок электроэнергетики должен предусматривать обеспечение достаточного количества мощности для покрытия спроса на электрическую энергию с учетом необходимого резерва электрической мощности с использованием наиболее эффективных ресурсосберегающих технологий. Таким образом, поставщики обязаны поддерживать генерирующее оборудование в состоянии готовности к производству электрической энергии. Контроль за

своевременной и надлежащей реализацией инвестиционных программ генерирующих компаний, сформированных по результатам торговли мощностью, осуществляется системным оператором. Отбор мощности так же проводит системный оператор.

Рынок «на сутки вперед» организован в форме аукциона ценовых заявок. Основная цель аукциона – установить цены и объемы электрической энергии с максимальной взаимной выгодой для поставщиков и покупателей. Каждая ценовая заявка содержит 24 значения планового объема электроэнергии и 24 значения цены, по которой участник готов купить/продать указанный объем.

Ценовые заявки подаются организатору аукциона за сутки. Продавцы указывают в заявке минимальную цену, по которой они готовы продать указанный объем электроэнергии, а покупатели, соответственно максимальную цену, по которой они готовы купить [37].

Помимо заявки с указанной ценой, существуют ценопринимаящие заявки, они означают, что покупатель готов приобрести указанный объем электроэнергии за любую цену. Аналогичные заявки существуют и для поставщиков, где они готовы продать указанный объем по любой цене, даже нулевой.

После принятия всех заявок от покупателей организатор аукциона ранжирует их в порядке убывания. Это означает, что покупатель всегда готов купить указанный объем по цене ниже, чем он указал в заявке. Таким образом, формируется кривая спроса, которая имеет ступенчатый вид и состоит из всех заявок. Заявки поставщиков сортируются в порядке возрастания цены, формируя тем самым кривую предложения. И в кривой спроса, и в кривой предложения ценопринимаящие заявки проходят в первую очередь.

Точка пересечения кривых спроса и предложения дает равновесную цену и объем. Участники аукциона цены в заявках которых совпали с равновесной, называются ценообразующими. Заявки покупателей, которые оказались справа от равновесной цены не могут ничего купить по более дешевой цене, также, как и

поставщики не могут ничего продать по более дорогой цене. Схема образования равновесной цены представлена на рисунке 2.1.



Рисунок 2.1 – Формирование равновесной цены рынка на сутки вперед [37]

Данный аукцион является закрытым, т.к. ни покупатели, ни продавцы не знают о содержании ценовых заявок, поданных другими участниками, и не могут заранее предсказать цены и прошедшие на рынок объемы. Ценообразование на таком аукционе является маржинальным, что является наиболее эффективным способом организации торгов в условиях конкурентной среды [37].

Из всего вышесказанного вытекает важность точности прогнозирования объемов потребления и производства электроэнергии. Очевидно, что погрешности в прогнозных значениях объемов возникают регулярно, поэтому помимо рынка на сутки вперед существует балансирующий рынок, который представляет собой рынок отклонений фактического почасового производства и потребления электроэнергии от планового торгового графика. Объемы на балансирующем рынке регулируются Системным оператором посредством снижения или увеличения производства электроэнергии [50]. Участники рынка, которые допустили ошибки в планировании, могут купить или продать электроэнергию на балансирующем рынке, но цены на нем очень невыгодны. На рисунке 2.2 видны отклонения цены рынка на сутки вперед и индекса балансирующего рынка на примере декабря 2014 г., данные взяты с

официального сайта оптового рынка электроэнергии и мощности (<http://br.so-ups.ru/>).

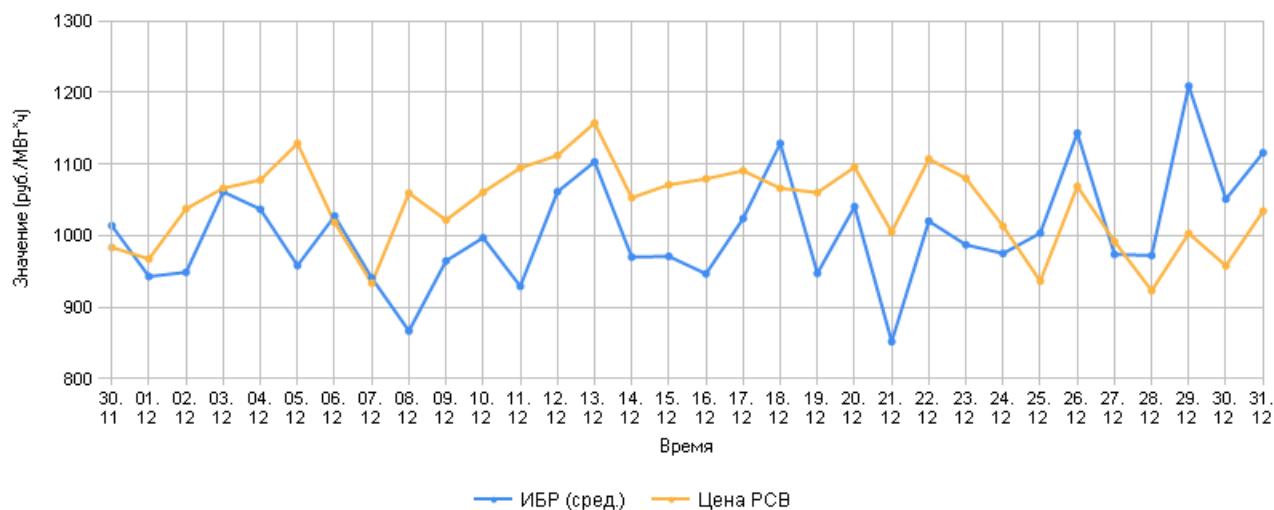


Рисунок 2.2 – Отклонения цены РСВ и индекса БР с 30.11.2014 по 31.12.2014 на примере ОЭС Урала

Формирование цены на балансирующем рынке

Цены балансирующего рынка формируются на основании рыночных кривых спроса и предложения, при возникновении изменений спроса, если нужно большее или меньшее количество электроэнергии. Если фактическое электропотребление энергосистемой превысило план, то системный оператор поочередно рассматривает заявки генераторов, начиная с ближайшей справа от равновесной цены. Заявки генераторов присоединяются пока не будет удовлетворена потребность покупателей в электроэнергии (рисунок 2.3). Цена балансирующего рынка в данном случае будет равна точке пересечения необходимого покупателям объема с кривой предложения [37, 50, 62].

Если же возникла обратная ситуации и фактическое электропотребление энергосистемой оказалось ниже плана, то системный оператор поочередно снижает нагрузку электростанций, начиная с ближайшей слева от равновесной цены. Цена балансирующего рынка в данном случае будет определена по цене заявки генератора, чья ступень оказалась на пересечении с необходимым потребителям объемом (рисунок 2.4).

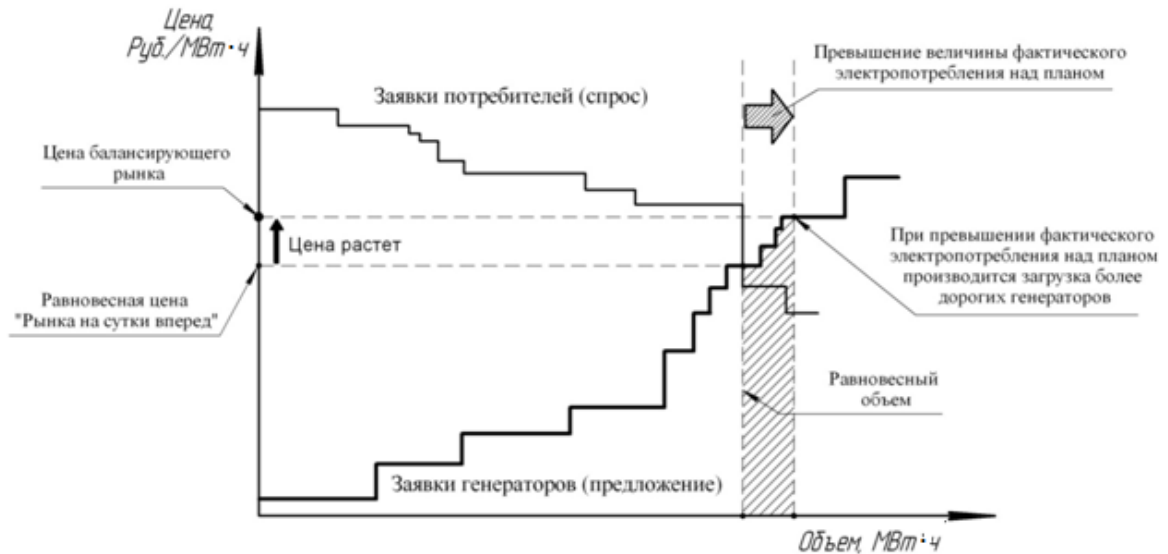


Рисунок 2.3 – Формирование цены балансирующего рынка при превышении фактического энергопотребления над планом [37]



Рисунок 2.4 – Формирование цены балансирующего рынка при снижении фактического энергопотребления от плана [37]

При любых отклонениях от плановых значений энергопотребления цена становится невыгодной, по сравнению с ценой на рынке на сутки вперед. Т.е. при ошибках в планировании у потребителей, они покупают электроэнергию по завышенной цене и обратная ситуация при ошибках в планировании у поставщиков, когда они продают электроэнергию по заниженной цене. Таким образом, важность точности прогнозирования выходит на первый план, т.к. планирование с наименьшими погрешностями приводит к уменьшению затрат, а,

следовательно, к увеличению прибыли. Ниже предложена математическая модель прогнозирования отклонения ИБР от РСВ по выборке максимального подобия [37, 62].

Проведено большое количество исследований в области прогнозирования непосредственно тарифов ОРЭМ, но из всего вышесказанного следует важность прогнозирования не только тарифов РСВ, но и отклонений ИБР от РСВ. При отрицательном отклонении, т.е. ИБР меньше, чем РСВ, происходит разгрузка дорогих генераторов, будут работать более дешевые, следовательно, если поставщик электроэнергии хочет участвовать в аукционе, то, зная прогнозное отклонение, он подает заявку СО с ценной ниже, чем прогнозная РСВ. Потребитель же при отрицательном отклонении для гарантированного участия в аукционе может подавать в заявке цену ниже от прогнозной РСВ на величину не превышающей прогнозного отклонения. При положительном отклонении происходит загрузка более дорогих генераторов, для участия в аукционе генераторы могут подавать заявку с ценой выше прогнозной РСВ на величину прогнозного отклонения [23].

Таким образом, прогнозирование отклонений ИБР от РСВ в tandem с прогнозными значениями тарифа РСВ и объемами потребления повысят экономическую выгоду и эффективность работы как производителей, так и потребителей.

2.2. Анализ эконометрических показателей ОРЭМ Урала

Анализ динамики эконометрических показателей

На сегодняшний день промышленные предприятия накапливают в базах данных статистическую информацию об экономических, финансовых и физических показателях функционирования предприятия, что приводит к необходимости обработки большого потока входных данных при принятии управленческих решений. Появление огромных массивов входных данных

обусловило внедрение в ежедневную операционную деятельность практически каждого предприятия необходимости использования вычислительных платформ, которые совершенствуются одновременно с усложнением вычислительных задач, стоящих перед предприятием. Требования к скорости вычислений и точности прогнозирования ужесточаются одновременно с развитием математического аппарата и информационных технологий.

Методы статистического анализа, пригодные для определения функциональных зависимостей в электроэнергетике, достаточно разнообразны. Особый интерес для рынка электроэнергетики представляет парная регрессия, т.к. с ее помощью можно исследовать и оценить зависимость потребления электроэнергии от тарифа РСВ.

Суть метода парной регрессии заключается:

- в построении и анализе статистической модели в виде уравнения регрессии (уравнение корреляционной связи), приближенно выражающей зависимость результативного признака (y) от одного или нескольких факторов (x);
- в оценке тесноты и определении вида связи (корреляции) между результативным признаком и влияющими на него факторами;
- построении прогнозного значения и доверительного интервала по полученному уравнению регрессии [109].

В нашем случае задача заключается в построении уравнения связи (уравнения регрессии), которое бы определяло зависимость между сложившимися тарифами на электроэнергию (x) и уровнем потребления (y), а также в анализе тесноты связи между этими факторами.

Построим поле корреляции заданных параметров (рисунок 2.5). Входные данные взяты с официального сайта Системного оператора Единой энергетической системы России ([www.http://so-ups.ru/](http://so-ups.ru/)). Для примера расчетов выбраны данные потребления и цены рынка на сутки вперед (РСВ) по объединённой энергетической системе (ОЭС) Урала с 01.01.2013 г. по 31.12.2013 г.

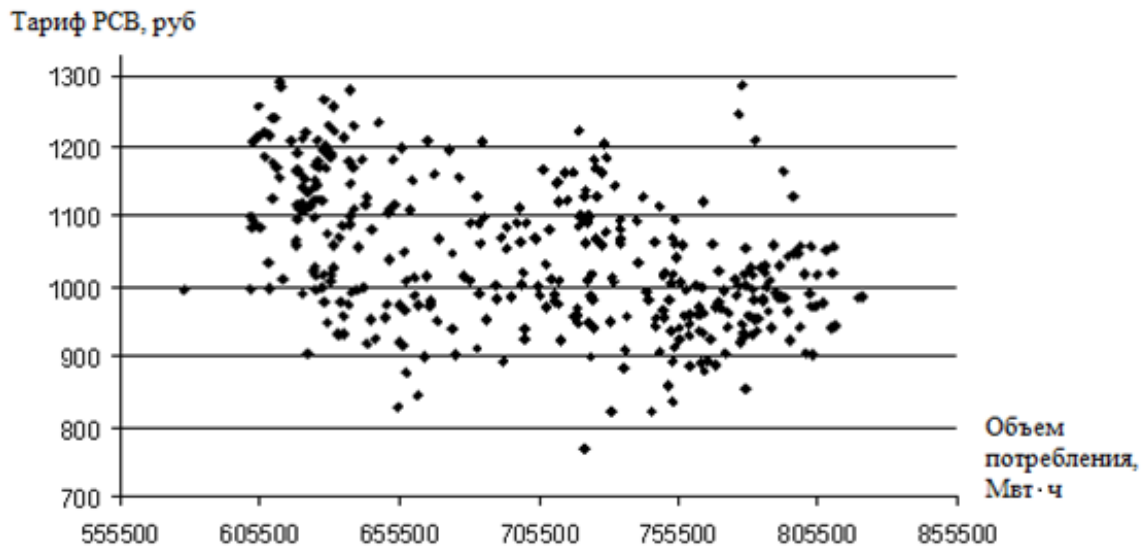


Рисунок 2.5 – Поле корреляции потребления электроэнергии и тарифа РСВ за январь-декабрь 2013 г.

По полю корреляции нельзя определить вид корреляционной связи. Более того, можно предположить, что корреляционная связь между признаками практически отсутствует. Однако, уменьшение наблюдаемого интервала, например, до января 2013 г. (рисунок 2.6) выявляет очевидную линейную корреляцию.

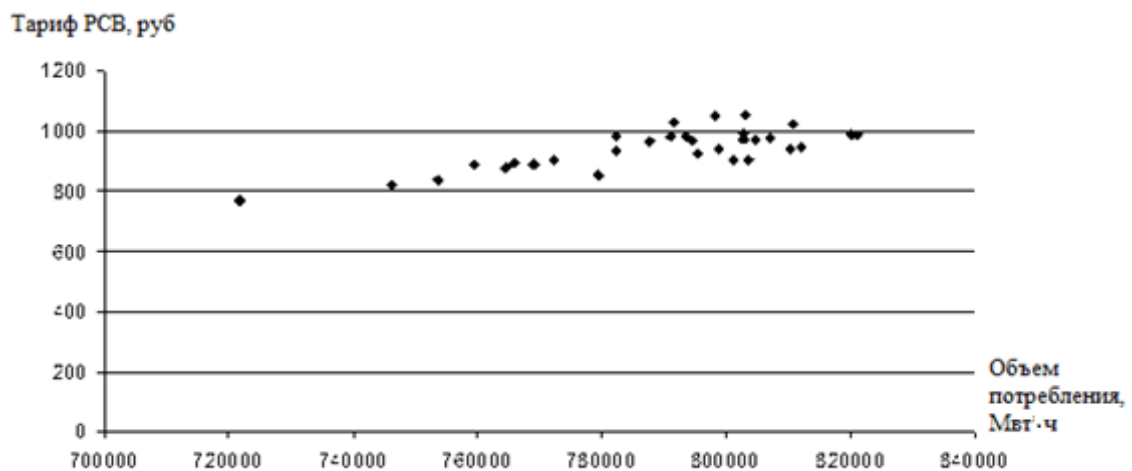


Рисунок 2.6 – Поле корреляции потребления электроэнергии и тарифа РСВ за январь 2013 г.

Таким образом, прежде чем делать выводы о наличии зависимости, следует рассчитать эконометрические показатели для различного вида моделей (линейной, степенной, экспоненциальной, гиперболической и обратной) парной

регрессии и определить уровень связи фактора (объясняющей переменной) с результатом (зависимой переменной).

Уравнение линейной связи (ЛР), где под влиянием факторного признака изменяются значения исследуемого явления, можно записать в следующем виде:

$y_x = ax + b$, где a – коэффициент регрессии.

Найти теоретическое уравнение исследуемого процесса, означает найти коэффициенты линейной функции, которые, как правило, находят с помощью способа наименьших квадратов, который дает систему нормальных уравнений для нахождения параметров прямой:

$$\begin{cases} a \sum x + nb = \sum y \\ a \sum x^2 + b \sum x = \sum xy \end{cases} \quad (2.1)$$

Решив эту систему уравнений, найдем искомые параметры.

$$\begin{cases} a = \frac{n \sum xy - \sum x * \sum y}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \\ b = \frac{\sum x^2 * \sum y - \sum x * \sum xy}{n \sum x^2 - (\sum x)^2} \end{cases} \quad (2.2)$$

где a, b – параметры уравнения регрессии; y – результативный признак; x – факторный признак; n – численность совокупности.

Коэффициенты уравнения регрессии вычисляются по формулам:

$$a = \frac{\overline{xy} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{\overline{x^2} - (\bar{x})^2}, \quad b = \bar{y} - a \bar{x}, \quad (2.3)$$

где $\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n}$, $\bar{y} = \frac{\sum y_i}{n}$, $\overline{xy} = \frac{\sum x_i y_i}{n}$, $\overline{x^2} = \frac{\sum x_i^2}{n}$.

В силу того, что функциональная форма связи двух параметров экономической системы не всегда является линейной, целесообразно построить помимо линейной парной регрессии еще степенную (СР), которая имеет вид: $y = b_0 x^{b_1}$, экспоненциальную регрессию (ЭР, $y = b_0 + b_1 e^x$), гиперболическую регрессию (ГР, $y = b_0 + b_1 \frac{1}{x}$), обратную регрессию (ОР, $y = \frac{1}{b_0 + b_1 x}$) [5, 109].

Точность прогнозирования временных рядов оценим с помощью средней абсолютной ошибки в процентах (MAPE):

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{|y(i) - \hat{y}(i)|}{y(i)} \cdot 100\%. \quad (2.4)$$

где $y(i)$ - фактическое значение, $\hat{y}(i)$ - прогнозное значение.

Для получения более полной информации о возможности применения регрессионных моделей при прогнозировании потребления электроэнергии были рассчитаны уравнения регрессий для данных 2009-2015 гг. Построения уравнения парной регрессии с помощью метода наименьших квадратов и его оценки по средней абсолютной ошибке недостаточно, т.к. важно быть уверенными, являются ли они «лучшими» среди всех остальных. Поэтому полученное уравнение должно удовлетворять теореме Гаусса-Маркова [10, 75, 109], согласно которой оценки параметров линейной регрессии, полученные методом наименьших квадратов, будут несмещенными и эффективными (т.е. будут иметь наименьшую дисперсию) в классе линейных несмещенных оценок.

1. Математическое ожидание случайного члена ε_i равно нулю в любом наблюдении:

$$M(\varepsilon_i) = 0. \quad (2.5)$$

2. Дисперсия случайного члена ε_i постоянна для всех наблюдений:

$$D(\varepsilon_i) = \sigma_\varepsilon^2. \quad (2.6)$$

3. Значения случайного члена в любых наблюдениях ε_i и ε_j не коррелируют между собой:

$$Cov(\varepsilon_i; \varepsilon_j) = 0 \quad (i \neq j) \quad (2.7)$$

4. Случайный член должен быть распределен независимо от объясняющих переменных x_i ;

$$Cov(\varepsilon_i; x_i) = M(\varepsilon_i; x_i) = 0. \quad (2.8)$$

Данной теореме не удовлетворяют уравнения степенной и обратной функции, поэтому в дальнейшем их рассматривать не будем [109, 135].

Для каждого года, с 2009 по 2015, были построены и рассчитаны:

- уравнения линейной, экспоненциальной и гиперболической парных регрессий;
- средний коэффициент эластичности (КЭ) – показывает среднее изменение результативного признака y в процентах при изменении фактора x на 1%. Рассчитывается по формуле:

$$\bar{L} = f'(\bar{x}) \frac{\bar{x}}{\bar{y}}. \quad (2.9)$$

Результативный признак неэластичен по факторному, если средний коэффициент эластичности по модулю меньше 1, в противном случае говорят об эластичности y по x , т.к. процентное изменение фактора приводит к еще большему изменению результативного признака. Если коэффициент эластичности равен 1, то между переменными наблюдается единичная эластичность. Может возникнуть ситуация, когда коэффициент эластичности равен бесконечности, тогда говорят о совершенной эластичности, при нулевом значении коэффициента – о совершенной неэластичности [98].

1. Коэффициент корреляции (КК) – это мера линейной зависимости двух случайных величин. Выборочный коэффициент корреляции r_{xy} принимает значения в диапазоне $-1 \leq r_{xy} \leq 1$. Чем ближе значение коэффициента корреляции по модулю $|r_{xy}|$ к единице, тем сильнее линейная зависимость между признаком и фактором. При $|r_{xy}| = 1$ связь становится функциональной, т.е. все наблюдения описываются с помощью линейного уравнения. В зависимости от знака коэффициента корреляции различают прямую связь ($r_{xy} > 0$) и обратную ($r_{xy} < 0$). Численное значение коэффициента корреляции рассчитывается по формуле:

$$r_{yx} = \frac{n \sum x_i y_i - (\sum x_i) \cdot (\sum y_i)}{\sqrt{[n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2] \cdot [n \sum y_i^2 - (\sum y_i)^2]}} \quad (2.10)$$

2. Коэффициент детерминации (КД) – отношение объясненной части $D(\hat{y})$ дисперсии результативного признака y ко всей дисперсии $D(y)$. Коэффициент детерминации является одной из базовых оценок точности построенной модели. Принимает значения в интервале от 0 до 1. Чем ближе значение коэффициента к 1, тем лучше построенная модель описывает исходные данные. Рассчитывается по формуле:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum e_i^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}. \quad (2.11)$$

3. F-критерий Фишера основывается на выдвижении гипотезы H_0 о статистической незначимости уравнения регрессии. Данная гипотеза отвергается и принимается гипотеза H_1 о статистической значимости, если выполняется условие $F_p > F_k$, где F_k – критическое значение F-критерий Фишера для данного объема наблюдений, которое определяется по таблицам F-критерия Фишера при числе степеней свободы $k_1 = k$, где k число независимых переменных в уравнении регрессии, $k_2 = n - k - 1$ и заданному уровню значимости α . F_p рассчитывается по формуле:

$$F = (n - 2) \cdot \frac{R^2}{1 - R^2} \quad (2.12)$$

4. Значимость коэффициентов уравнения парной регрессии оцениваются с помощью t-статистики на основе стандартных ошибок коэффициентов регрессии, т.е. оценки стандартного отклонения функции плотности вероятности коэффициента регрессии. Стандартные ошибки коэффициентов регрессии (S_a, S_b) определяются по формулам:

$$S_a = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2 \cdot \sum_{i=1}^n x_i^2}{(n - 2) \cdot n \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}; \quad S_b = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}{(n - 2) \cdot \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2}}. \quad (2.13)$$

Если ошибки ε_i имеют нормальное распределение, то отношения

$$t_a = \frac{a}{S_a}, \text{ и } t_b = \frac{b}{S_b} \text{ являются } t\text{-статистиками, с числом степеней свободы } n-2.$$

Оценка статистической значимости коэффициентов регрессии аналогична оценке статистической значимости всего уравнения, т.е. выдвигается гипотеза H_0 о статистической незначимости коэффициента. Данная гипотеза отвергается и принимается гипотеза H_1 о статистической значимости, если выполняется условие $t_a > t_{\text{крит}}$ где $t_{\text{крит}}$ – критическое значение t -критерия, которое определяется по таблицам t -критерия Стьюдента с числом степеней свободы $k1 = n - k - 1$ (k – число независимых переменных в уравнении регрессии) и заданному уровню значимости α .

5. Доверительный интервал – интервал, в котором находится значение исследуемого параметра с заданной надёжностью. Или это нижняя и верхняя граница интервала прогнозируемого параметра $Y_{p\min}$, $Y_{p\max}$, содержащего точную величину прогнозного значения Y_p ($Y_{p\min} < Y_p < Y_{p\max}$) для X_p (прогнозное значение x) с заданной вероятностью.

Рассчитывается по формуле:

$$\hat{y}_p - \Delta_{\hat{y}_p} < \hat{y}_p < \hat{y}_p + \Delta_{\hat{y}_p} \quad (2.14)$$

где $\Delta = t_{1-\alpha, n-2} \cdot S_{\hat{y}_p}$

$S_{\hat{y}_p}^2$ – стандартная ошибка индивидуального значения прогноза:

$$S_{\hat{y}_p}^2 = S_e^2 \left(1 + \frac{1}{n} + \frac{(x_p - \bar{x})^2}{\sum (x_i - \bar{x})^2} \right). \quad (2.15)$$

S_e^2 – представляет собой несмещенную оценку остаточной дисперсии

$$S_e^2 = \frac{\sum (\hat{y}_i - y_i)^2}{n-2} \quad (2.16)$$

$t_{1-\alpha, n-2}$ – определяется по таблицам t -критерия Стьюдента [75, 109, 135].

Сводные результаты рассчитанных показателей по данным 2009-2017 гг. представлены в таблице 2.1, результаты построения доверительных интервалов в таблице 2.2. x_p принято значением тарифа РСВ на 1 января каждого последующего года.

Таблица 2.1 – Эконометрические показатели парно-регрессионного анализа по данным 2009-2017 гг.

Год	Вид	Уравнение регрессии	КЭ	КК	КД	MAPE, %	F_p	t_a	t_b
2009	ЛР	$\hat{y} = -19,822x + 656683,435$	-0,012	-0,03	0,0009	9,38	0,32	29,05	-0,57
	ЭР	$\hat{y} = 637890,070 + 3203,832e^{0,001x}$	0,006		0,0001	9,45	0,04	28,21	91,83
	ГР	$\hat{y} = 588503,779 + 34695770,567 \cdot \frac{1}{x}$	-0,084		0,0139	9,20	5,11	26,20	1001422
2010	ЛР	$\hat{y} = -57,919x + 719514,4345$	-0,073	-0,08	0,0070	9,08	2,56	23,48	-1,60
	ЭР	$\hat{y} = 726350,995 - 23828,193e^{0,001x}$	-0,069		0,0075	9,08	2,74	23,71	-658,58
	ГР	$\hat{y} = 628992,782 + 34712848,248 \cdot \frac{1}{x}$	-0,062		0,0043	9,12	1,57	20,50	957871
2011	ЛР	$\hat{y} = -130,020x + 815853,0481$	-0,181	-0,16	0,0240	8,46	8,94	19,44	-2,99
	ЭР	$\hat{y} = 797903,412 - 40664,163e^{0,001x}$	-0,146		0,0168	8,53	6,21	18,94	-935,55
	ГР	$\hat{y} = 530694,006 + 152397360,944 \cdot \frac{1}{x}$	-0,236		0,0395	8,33	14,95	12,65	3516901
2012	ЛР	$\hat{y} = -232,887x + 926583,7874$	-0,333	-0,40	0,1585	7,61	68,37	32,88	-8,27
	ЭР	$\hat{y} = 930311,412 - 86451,264e^{0,001x}$	-0,328		0,1644	7,57	71,40	33,10	-3067,25
	ГР	$\hat{y} = 479021,242 + 211964999,329 \cdot \frac{1}{x}$	-0,320		0,1428	7,73	60,48	16,53	7566487
2013	ЛР	$\hat{y} = -289,966x + 1004844,169$	-0,431	-0,46	0,2073	7,02	94,93	32,20	-9,74
	ЭР	$\hat{y} = 990942,326 - 101156,731e^{0,001x}$	-0,429		0,2113	6,98	97,27	31,84	-3407,67
	ГР	$\hat{y} = 408526,442 + 303681877,581 \cdot \frac{1}{x}$	-0,426		0,1930	7,14	86,84	12,98	10113540
2014	ЛР	$\hat{y} = -526,296x + 1293032,026$	-0,820	-0,67	0,4451	5,62	291,2	37,75	-17,06
	ЭР	$\hat{y} = 1231325,538 - 171564,275e^{0,001x}$	-0,809		0,4447	5,63	290,7	35,94	-5560,8
	ГР	$\hat{y} = 129780,315 + 639040284,463 \cdot \frac{1}{x}$	-0,813		0,4374	5,65	282,1	3,76	20576605,73
2015	ЛР	$\hat{y} = 80,01x + 619543,9$	-0,414	0,10	0,0102	8,13	3,73	14,03	1,93
	ЭР	$\hat{y} = 617444,837 - 30011,171e^{0,001x}$	0,131		0,0113	8,12	4,16	13,99	724,44
	ГР	$\hat{y} = 771177,748 - 70357731,94 \cdot \frac{1}{x}$	0,094		0,0076	8,15	2,79	17,44	-1695227

Окончание таблицы 2.1

2016	ЛР	$\hat{y} = -138,5x + 853866,4$	-0,333	-0,40	0,1585	7,61	68,37	32,88	-8,268
	ЭР	$\hat{y} = 933584,5 - 87605e^{0,001x}$	-0,328		0,1469	7,65	62,51	236,6	-0,011
	ГР	$\hat{y} = 472121,6 - 218878750,2 \cdot \frac{1}{x}$	-0,320		0,1428	7,73	60,47	16,52	7566487
2017	ЛР	$\hat{y} = -18,69x + 730564,94$	-0,028	-0,02	0,0004	9,63	0,16	14,76	0,4
	ЭР	$\hat{y} = 741643 - 10687e^{0,001x}$	-0,046		0,0012	9,62	0,45	14,99	228,7
	ГР	$\hat{y} = 716480,3 - 5929546,8 \cdot \frac{1}{x}$	0,008		0,0001	9,63	0,013	14,48	126833

Таблица 2.2 – доверительные интервалы парно-регрессионного анализа по данным 2009-2017 гг.

Год	Вид	S_e^2	$S_{\hat{y}_p}^2$	Δ	Левая граница	Правая граница	Отношение границ	% Δ к прогнозируемому значению
2009	ЛР	68983,44	69670,46	136554,10	502291,68	775399,88	1,544	21,38
	ЭР	69010,73	69698,02	136608,12	509161,32	782377,56	1,537	21,15
	ГР	68533,70	69216,24	135663,84	491395,08	762722,76	1,552	21,63
2010	ЛР	69744,22	70251,15	137692,26	545284,70	820669,21	1,505	20,16
	ЭР	69727,06	70233,87	137658,38	543914,95	819231,71	1,506	20,20
	ГР	69839,14	70346,76	137879,65	546139,52	821898,82	1,505	20,16
2011	ЛР	66163,39	67712,27	132716,04	602145,69	867577,77	1,441	18,06
	ЭР	66408,36	67962,97	133207,41	589175,26	855590,09	1,452	18,44
	ГР	65635,97	67172,50	131658,10	642043,86	905360,06	1,410	17,02
2012	ЛР	63739,51	64609,66	126634,94	654663,70	907933,57	1,387	16,21
	ЭР	63516,55	64383,66	126191,97	642766,16	895150,09	1,393	16,41
	ГР	64330,33	65208,54	127808,74	691276,82	946894,30	1,370	15,60
2013	ЛР	57403,82	58780,83	115210,43	706711,81	937132,67	1,326	14,02
	ЭР	57257,41	58630,90	114916,57	685933,19	915766,34	1,335	14,35
	ГР	57917,60	59306,93	116241,59	773677,72	1006160,9	1,300	13,06
2014	ЛР	49918,79	52102,07	102120,06	858903,32	1063143,4	1,238	10,63
	ЭР	49936,04	52120,08	102155,36	806768,58	1011079,3	1,253	11,24
	ГР	50266,59	52465,08	102831,56	1039947,7	1245610,9	1,198	9,00
2015	ЛР	63045,13	65615,71	128606,79	541409,79	798623,36	1,475	19,19
	ЭР	63008,24	65577,31	128531,54	545309,95	802373,02	1,471	19,07
	ГР	63125,47	65699,32	128770,66	530876,85	788418,18	1,485	19,52

Окончание таблицы 2.2

2016	ЛР	63739,51	64609,66	126634,94	654663,70	907933,57	1,387	16,21
	ЭР	64176,33	65052,44	127502,78	674663,61	929669,18	1,378	15,90
	ГР	64330,33	65208,54	127808,74	691276,82	946894,30	1,369	15,60
2017	ЛР	69253,77	72136,49	141387,51	577387,6	860162,6	1,490	19,67
	ЭР	69226,23	72107,80	141331,3	580228,9	862891,5	1,487	19,59
	ГР	69267,79	72151,09	141416,14	565664,7	848497,0	1,500	20,00

Результаты парно-регрессионного анализа

Результаты 2009 г.

Коэффициент эластичности для всех моделей близок к 0, что говорит о совершенной неэластичности потребления электроэнергии по тарифу, функциональная зависимость между спросом и тарифом отсутствует, что подтверждают близкие к 0 коэффициенты корреляции и детерминации. Экспоненциальная регрессия дает положительный коэффициент эластичности, т.е. при увеличении тарифа, объем потребления будет не уменьшаться, а увеличиваться, но он сильно близок к 0, поэтому говорить о прямой зависимости однозначно нельзя. Несмотря на то, что для гиперболической модели коэффициент детерминации выше, чем для других моделей парной регрессии, его значение недостаточно велико, чтобы говорить о зависимости потребления электроэнергии от тарифа в 2009 г. Из всех полученных уравнений парно-регрессионного анализа значимым, т.е. применимым для прогнозирования является только уравнение гиперболической регрессии, что подтверждается результатами тестов F-критерия Фишера и t-статистиками. Доверительный интервал рассчитывался для значения вероятности 0,95. Т.е. с вероятностью 95 % можно говорить, что точное значение попадет в указанный интервал. Диапазон доверительного интервала составляет 21 % от прогнозного значения. Правила работы на оптовом рынке встроены таким образом, что данной точности недостаточно, чтобы избежать штрафов при ошибках прогнозирования, поэтому практика требует поиск более точных методов прогнозирования.

Увеличение или уменьшение тарифа на электроэнергию по данным 2009 г. в малой степени отказывает влияние на спрос.

Результаты 2010 г.

Аналогично 2009 г. функциональная зависимость между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ отсутствует, ошибка аппроксимации находится на верхней границе нормы, но коэффициенты уравнений и сами уравнения являются статистически не значимыми, поэтому зависимость между объемом потребления и тарифом носит случайный, а не статистический характер. Диапазон доверительного интервала составляет чуть более 20 %.

Результаты 2011 г.

Функциональная связь между признаками очень слабая, но позволяет говорить о направлении этой связи, т.е. между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ для 2011 г. существует обратная зависимость. Коэффициент детерминации показывает, какая часть дисперсии результативного признака у объяснена уравнением регрессии. Полученные значения коэффициента детерминации для всех уравнений близки к 0, т.е. для гиперболической регрессии 3,9% дисперсии результативного признака объясняется построенным уравнением регрессии, следовательно, уравнение регрессии слабо описывает исходные данные. Но результаты F-критерия Фишера и t-статистик говорят о статистической значимости полученных уравнений регрессий.

Результаты 2012 г.

Зависимость между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ становится значимой, т.к. коэффициент корреляции равен минус 0,4, эластичность все еще слабая, но ошибка аппроксимации для всех уравнений становится удовлетворительной. Разброс доверительного интервала составляет 16 % к прогнозному значению.

Результаты 2013 г.

Наилучший результат показывает уравнение экспоненциальной регрессии, т.к. имеет самую низкую ошибку аппроксимации и самый высокий коэффициент детерминации и эластичности. Коэффициент корреляции показывает явную обратную зависимость между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ.

Результаты 2014 г.

Зависимость между показателями стала явно функциональной, эластичность для всех уравнений близка к 1, ошибка аппроксимации говорит о пригодности полученных уравнений для составления по ним прогнозных значений. Результаты F-критерия Фишера и t-статистик так же говорят о статистической значимости уравнений, т.е. уравнения уже описывают исходные данные не случайно, а статистически. Коэффициент детерминации значимо отличен от 0, таким образом, соответствующее уравнение регрессии объясняет 44 % дисперсии результативного признака. Наилучший результат построения доверительного интервала показывает гиперболическая регрессия, разброс составляет всего 9 % к прогнозному значению.

Результаты 2015 г.

Коэффициенты корреляции, детерминации и эластичности объема потребления электроэнергии по тарифу РСВ, по всем моделям близки к 0, что говорит о низкой функциональной связи между показателями, а, следовательно, об отсутствии значимой зависимости объема потребления от тарифа. Средняя ошибка аппроксимации находится в удовлетворительных пределах ($<10\%$), но для текущей ситуации на рынке электроэнергетики требуются более точные модели прогнозирования. Согласно результатам F-критерия Фишера значимым является только уравнение экспоненциальной регрессии, что и доказывается наименьшей ошибкой аппроксимации и результатами t-критерия Стьюдента, т.к. только в уравнении экспоненциальной регрессии оба коэффициента уравнения являются значимыми, т.е. отличными от нуля. Таким образом, не смотря на удовлетворительную ошибку аппроксимации, использование парно-регрессионного анализа для прогнозирования потребления в зависимости от

тарифа не дает удовлетворительных результатов, т.к. отсутствует функциональная зависимость между показателями.

Результаты 2016 г.

Зависимость между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ вновь становится значимой, т.к. коэффициент корреляции равен минус 0,4. Показатели 2016 г. очень близки к показателям 2012г. Эластичность возрастает по сравнению с 2015 г. примерно до минус 0,33, что говорит о явной обратной зависимости между объемом потребления и тарифом РСВ. Ошибка аппроксимации для всех уравнений удовлетворительна и находится в допустимом диапазоне. Разброс доверительного интервала составляет 16% к прогнозному значению.

Результаты 2017 г.

Коэффициент корреляции становится близок к 0, то есть линейная зависимость между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ вновь пропадает, не смотря на низкий уровень данного коэффициента, зависимость является обратной, о чем свидетельствует знак минус. Согласно критерию Фишера все построенные уравнения парной регрессии статистически не значимы, из чего можно сделать вывод о сильном влиянии колебательной составляющей.

Анализ динамики эконометрических показателей.

График динамик ошибки аппроксимации, коэффициентов эластичность, корреляции и детерминации для построенных уравнений регрессий по данным 2009-2017 гг. представлены на рисунках 2.7, 2.8, 2.9, 2.10, соответственно.

Анализ полученных результатов позволяет сделать следующие выводы:

1. В 2009 и 2010 гг. нельзя однозначно говорить о направлении реакции потребителей при изменении тарифа РСВ, т.к. коэффициент эластичности близок к 0. Для всех моделей с 2011 по 2014 гг. реакция потребителей на изменение тарифов по всем исследуемым годам примерно одинакова: при росте тарифного давления, потребление электрической энергии снижается, о чем говорит знак «-» в значениях эластичности спроса по цене.

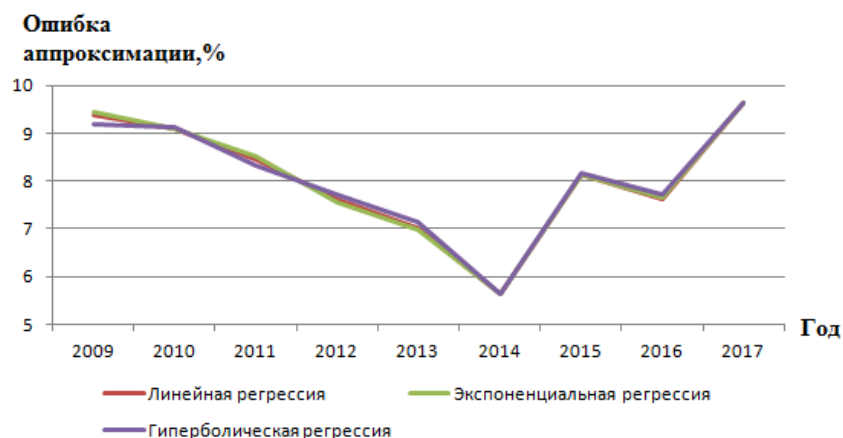


Рисунок 2.7 – Динамика ошибки аппроксимации для уравнений линейной, экспоненциальной и гиперболической парных регрессий по данным 2009-2017 гг.

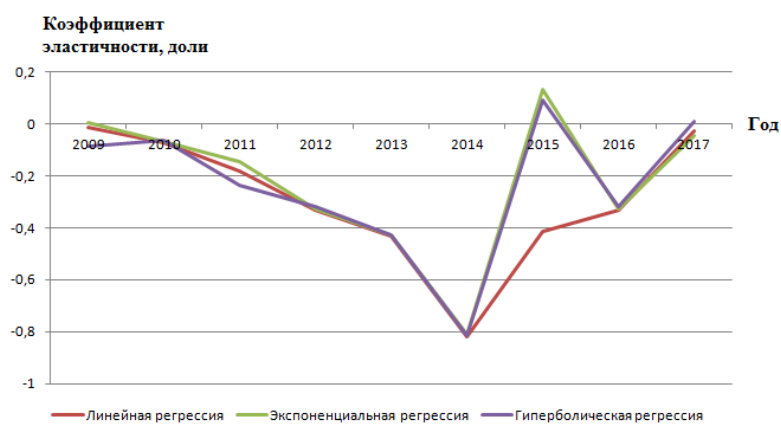


Рисунок 2.8 – Динамика коэффициентов эластичности для уравнений линейной, экспоненциальной и гиперболической парных регрессий по данным 2009-2017 гг.

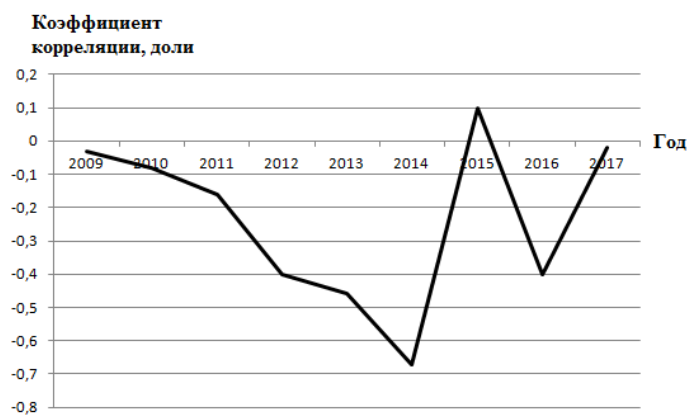


Рисунок 2.9 – Динамика коэффициента корреляции для уравнений линейной, экспоненциальной и гиперболической парных регрессий по данным 2009-2017 гг.



Рисунок 2.10 – Динамика коэффициентов детерминации для уравнений линейной, экспоненциальной и гиперболической парных регрессий по данным 2009-2017 гг.

2. С 2009 г. по 2011 г. можно говорить о совершенной неэластичности спроса по цене, что связано с началом реформы ценообразования в электроэнергетике.

3. С 2012 г. по 2014 г. коэффициент эластичности постепенно увеличивается, но в 2012-2013 гг. его значения всё ещё намного меньше 1, что является явным признаком неэластичности.

4. В 2014 г. коэффициент эластичности достигает уровня, при котором можно говорить об эластичности спроса по тарифу, т.к. при росте тарифа на 10 %, спрос на потребление энергии падает более чем на 8 %.

5. Показатели 2015 г. близки к показателям 2009 г., когда происходило начало реформы электроэнергетики и рынок не был конкурентным.

6. До 2014 г. динамика всех показателей улучшалась, функциональная зависимость становилась сильнее и в 2014 г. можно было говорить о значимой обратной зависимости между объемом потребления электроэнергии и тарифом РСВ.

7. Остаточная дисперсия и границы доверительных интервалов достигли своего минимума в 2014 г., но в 2015 г. функциональная зависимость между показателя пропала, что обусловлено мировым экономическим кризисом.

8. С 2009 г. до 2014 г. рынок электроэнергетики стремительно развивался как конкурентный, но в 2015 г. все показатели вернулись к посреформенному периоду.

9. В 2016 г. рынок вновь возобновил свое развитие как конкурентный, но в 2017 показатели вновь вернулись к 2015 г.

Для достоверности проведенного парно-регрессионного анализа было построено и оценено линейное уравнение регрессии всего периода: с 2009 по 2016 гг. Построение только линейной модели обусловлено малым различием между построенными моделями линейной, экспоненциальной и гиперболической парных регрессий.

Уравнение:

$$\hat{y} = 656566,67 + 35,43 \cdot x \quad (2.17)$$

Коэффициент корреляции равен 0,09, следовательно, зависимость между признаками очень слабая, но имеет положительную направленность, т.е. при увеличении тарифа РСВ объем потребления так же увеличивается, о чем так же свидетельствует положительный коэффициент при объясняющей переменной в уравнении парной регрессии. Коэффициенты уравнения и самой уравнение, согласно критериям Стьюдента и Фишера, являются значимыми, т.е. не носят случайный характер. Коэффициент детерминации близок к 0 (равен 0,017), что говорит о необходимости включения в модель дополнительных факторов. Ошибка аппроксимации равна 9,10%.

Основным недостатком парно-регрессионного анализа при прогнозировании потребления электроэнергии является то, что значения цен РСВ считаются заданными. На практике такое невозможно, т.е. необходимо для прогнозирования объема потребления предварительно спрогнозировать цены РСВ, используя другие методы, что на практике дает еще большую ошибку. Ошибка прогноза тарифов добавится (наложится) к ошибке прогноза объема потребления.

Определение значимых факторов

В случаях, когда нет возможности выделить один доминирующий фактор и необходимо включать в модель несколько влияющих факторов используют модели множественной регрессии, задача которой не только построить многофакторную зависимость, но и определить степень влияния каждого отдельного фактора на исследуемый показатель [75, 109].

Многофакторная регрессия описывается уравнением:

$$y = f(x_1, x_2, \dots, x_p) + \varepsilon \quad (2.18)$$

где ε – ошибка модели (случайная величина),

$x_1, x_2, \dots, x_p$ – факторные признаки (независимые переменные).

Аналогично парной регрессии многофакторные различают по функциональной форме.

Линейная многофакторная регрессия описывается уравнением:

$$\hat{y} = a + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_p \cdot x_p \quad (2.19)$$

Коэффициенты b_i при факторах x_i характеризуют скорость изменения результативного признака y при изменении конкретного фактора на единицу при постоянном уровне других факторов модели.

Степенная многофакторная регрессия описывается уравнением:

$$\hat{y} = a \cdot x_1^{b_1} \cdot x_2^{b_2} \cdot \dots \cdot x_p^{b_p} \quad (2.20)$$

Коэффициенты b_i являются степенями факторов x_i , т.е. отражают процентное изменение результативного признака y при изменении конкретного фактора на 1 % при постоянном уровне других факторов модели, часто их называют коэффициентами эластичности [12].

Парно-регрессионный анализ показал, что с 2009 по 2014 гг. рынок электроэнергетики развивался как конкурентный, но с 2015 по 2017 гг. тенденция показателей изменилась. Прежде чем перейти к построению экономико-математической модели, необходимо убедиться, что, не смотря на различия в поведении двух данных выборок, они являются частями единой

совокупности, и нет необходимости в построении различных уравнений регрессии, а следовательно, и факторы, оказывающие влияние, для двух выборок будут едины. Для ответа на вопрос, являются ли полученные выборки частями одной объединенной выборки, воспользуемся тестом Чоу.

Выдвигается гипотеза H_0 , что две выборки являются частями одной общей выборки. Данная гипотеза отвергается при уровне значимости α , если выполняется неравенство:

$$F = \frac{(E^2 - E_1^2 - E_2^2) \cdot (n - k_1 + k_2)}{(E_1^2 + E_2^2) \cdot (k_1 + k_2 - k)} > F_{\alpha; k_1 + k_2 - k; n - k_1 + k_2} \quad (2.21)$$

где E^2 – сумма квадратов остатков объединенной выборки;

E_1^2 – сумма квадратов остатков первой выборки;

E_2^2 – сумма квадратов остатков второй выборки;

k_1 – количество объясняющих переменных первой выборки;

k_2 – количество объясняющих переменных второй выборки;

k – количество объясняющих переменных объединенной выборки;

$F_{\alpha; k_1 + k_2 - k; n - k_1 + k_2}$ – квантиль Фишера при заданном уровне значимости α и числом степеней свободы $k_1 + k_2 - k$ и $n - k_1 + k_2$;

n – количество наблюдений в объединенной выборке.

Результаты теста Чоу для линейных парных регрессий двух выборок подтверждают гипотезу H_0 . Следовательно, весь период данных потребления и тарифа РСВ с 2009 по 2015 гг. можно рассматривать как единую совокупность. Исследование отдельных периодов этой совокупности не даст искаженных представлений о поведении всей совокупности в целом.

Одно из основных требований, предъявляемых к факторам модели – это то, что они не должны иметь функциональной зависимости, то есть быть взаимно коррелированы, что может привести к ненадежности оценок коэффициентов регрессии и некорректному пониманию влияния факторов на результирующий признак [10, 121].

Основным способом выявления мультиколлинеарности (зависимости факторов) является построение матрицы парных корреляций:

$$R = \begin{pmatrix} r_{x_1x_1} & r_{x_1x_2} & \dots & r_{x_1x_p} \\ r_{x_2x_1} & r_{x_2x_2} & \dots & r_{x_2x_p} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ r_{x_px_1} & r_{x_px_2} & \dots & r_{x_px_p} \end{pmatrix} \quad (2.22)$$

В качестве факторов для построения модели потребления электрической энергии были выбраны: индекс балансирующего рынка, тариф РСВ, среднесуточная температура окружающей среды, выходные и рабочие дни, время года.

Говорят о наличии линейной зависимости между факторами X_i и X_j , если коэффициент парной корреляции $r_{x_ix_j} > 0,8$, т.е. один из факторов должен быть исключен из модели.

Время года и выходные дни являются качественными факторами, т.е. не имеющими количественного выражения, но их влияние на поведение исследуемого явления может быть очень велико, поэтому данные признаки вводятся в модель с помощью фиктивных переменных, которые задаются бинарно:

$$z_1 = \begin{cases} 1, & \text{рабочий день} \\ 0, & \text{не рабочий день} \end{cases} \quad (2.23)$$

уравнение регрессии принимает вид:

$$\hat{y} = a + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_p \cdot x_p + c_1 \cdot z_1 + c_2 \cdot z_2 + \dots + c_m \cdot z_m \quad (2.24)$$

Каждая фиктивная переменная (их m штук) добавляется в уравнение с определенным коэффициентом c_i .

Так как фиктивная переменная может принимать только значения 0 или 1, то новый член регрессии $c_i \cdot z_i$ оказывает влияние только на изменение свободного члена уравнения. Для понимания влияния фиктивной переменной на

где x_1 – индекс балансирующего рынка;

x_2 – тариф рынка на сутки вперед;

x_3 – среднесуточная температура окружающей среды;

z_1 – качественный фактор рабочих и нерабочих дней;

z_2, z_3, z_4 – фиктивные переменные для качественного фактора времени года.

Полученное уравнение показывает, что в среднем при увеличении среднесуточной температуры окружающей среды на один градус, объем потребления снижается на 4026,7 МВт·ч при неизменном уровне остальных факторов, увеличение тарифа РСВ и индекса балансирующего рынка повышает средний уровень потребления на 137,6 и 36,7 МВт·ч соответственно. В рабочие дни потребление в среднем увеличивается на 18863,8 МВт·ч.

Для оценки влияния качественных факторов на коэффициенты при объясняющих переменных было построено объединение моделей для каждого фактора в отдельности:

$$\begin{aligned}
 \hat{y}_{x_1} &= 618886 + 70,8x_1 + 42035,7z_1 + 32908,9z_2 + 70195,1z_3 + 135931,7z_4 + \\
 &+ x_1((-27,5)z_1 + 54,5z_2 + 65,7z_3 + 50,2z_4) \\
 \hat{y}_{x_2} &= 613512,6 + 74,2x_2 + 38612,0z_1 + 34812,4z_2 + 72203,7z_3 + 139988,1z_4 + \\
 &+ x_2(22,7z_1 + 50,1z_2 + 63,6z_3 + 52,3z_4) \\
 \hat{y}_{x_3} &= 698078,8 + 5126,9x_3 + 22255,2z_1 + 37556,8z_2 + 16824,4z_3 + 80158,0z_4 + \\
 &+ x_3(348,9z_1 + 3753,0z_2 + 675,1z_3 + 4108,4z_4)
 \end{aligned} \tag{2.28}$$

Согласно t-критерию Стьюдента, все коэффициенты при фиктивных переменных для обеих моделей оказались значимыми, что обосновывает их введение в модель как множественной регрессии, так и другие модели прогнозирования объема потребления электрической энергии. На данном этапе исследования еще рано говорить о необходимости введения в модель всех вышеперечисленных факторов [138, 140].

Матрица парных корреляций представлена в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Матрица парных корреляций

	ИБР	РСВ	температура	рабочие дни	зима	весна	лето
ИБР	1	0,923	0,128	0,103	-0,117	-0,190	0,183
РСВ	0,923	1	0,147	0,097	-0,115	-0,148	0,172
температура	0,128	0,147	1	0,059	-0,729	0,055	0,655
рабочие дни	0,103	0,097	0,059	1	-0,055	-0,008	0,033
зима	-0,117	-0,115	-0,729	-0,055	1	-0,332	-0,333
весна	-0,190	-0,148	0,055	-0,008	-0,332	1	-0,336
лето	0,183	0,172	0,655	0,033	-0,333	-0,336	1

Анализ матрицы парных корреляций показал, что высокой зависимостью обладают объясняющие переменные ИБР и РСВ, что говорит о необходимости исключения одного из этих факторов из модели многофакторной регрессии. Так же высокую корреляцию показывают качественный фактор зимнего периода и среднесуточная температура. Т.к. более двух факторов дают коэффициент корреляции выше 0,6, то для оценки наличия мультиколлинеарности факторов удобнее использовать величину определителя $\text{Det } R$ матрицы парных коэффициентов корреляции между факторами. Чем ближе к нулю определитель, тем сильнее мультиколлинеарность между факторами и тем ненадежнее результаты множественной регрессии. Для полученной в таблице 3 матрицы парных корреляций $\text{Det}|R| = 0,022$, т.е. значение определителя близко к нулю.

Статистическую значимость мультиколлинеарности факторов определяют с помощью $\chi^2_{\alpha,k}$ критерия Пирсона. Величина $\left[n - 1 - \frac{1}{6}(2p + 5) \lg \text{Det}|R| \right]$ имеет приближенное распределение $\chi^2_{\alpha,k}$ с $df = \frac{1}{2} p(p - 1)$ степенями свободы. Выдвигается гипотеза H_0 о независимости переменных, т.е. $\text{Det}|R| = 1$. Если фактическое значение $\chi^2_{\alpha,k}$ превосходит табличное (критическое) $\chi^2_{\text{факт}} > \chi^2_{\text{табл}(\alpha, df)}$ то гипотеза H_0 отклоняется и мультиколлинеарность считается доказанной. По данным для ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг. $\chi^2_{\text{факт}}$ значительно превосходит табличное значение, следовательно, наличие мультиколлинеарности между факторами доказано. Для того, чтобы определить какие из линейно зависимых факторов рациональнее убрать из модели,

необходимо рассчитать дисперсию результативного признака и каждого фактора в отдельности. Существует так же метод, согласно которому, исключаются фактор наиболее коррелирующий с остальными факторами [12, 109].

Расчетные значения дисперсий представлены в таблице 2.4.

Таблица 2.4 – Дисперсия результативного признака и каждого фактора

Фактор	Дисперсия
ИБР	120865834315,62
РСВ	120854362671,20
температура	121178861203,17
рабочие дни	121179575585,21
зима	121179723449,27
весна	121179721966,59
лето	121179721831,80

Анализ таблицы 2.4 показывает, что разница между дисперсиями коррелирующих факторов настолько мала, что исключить можно любой из них. В силу того, что формальные методы не дали однозначного ответа о том, какой фактор подлежит исключению, экспертно был выбран фактор ИБР, т.к. значение тарифа РСВ несет больший экономический смысл. Исключение качественного фактора «зима» повлечет потерю смысла факторов «весна» и «лето», т.к. это градации одного признака «время года», поэтому из модели должны быть исключены все три фактора. Т.к. формальные показатели у факторов температуры и времени года практически равны друг другу, то логичнее исключить качественный признак времени года из модели, т.к. это приведет к снижению количества переменных в модели.

После исключения коррелирующих факторов из модели множественной регрессии она приняла вид:

$$\hat{y} = 594561,7 + 100,9 \cdot x_1 - 4948,9 \cdot x_2 + 18826,8z_1 \quad (2.29)$$

где x_1 - тариф рынка на сутки вперед;

x_2 - среднесуточная температура окружающей среды;

z_1 - качественный фактор рабочих и нерабочих дней.

Преобразованная матрица парных корреляций факторов представлена в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – матрица парных корреляций после удаления зависимых факторов

	PCB	температура	рабочие дни
PCB	1	0,147	0,097
температура	0,147	1	0,059
рабочие дни	0,097	0,059	1

Определитель данной матрицы равен 0,967, следовательно, удаление из модели факторов ИБР и времени года привело к избавлению от мультиколлинеарности в модели многофакторной регрессии

Повышение тарифа PCB на единицу увеличивает объем потребления электроэнергии на 100,9 единиц при фиксированном уровне остальных факторов, что является интересным фактом для экономического анализа, т.к. наблюдается явная прямая зависимость спроса от цены. Повышение температуры на единицу приводит к снижению потребления на 4948,9 МВт·ч, в рабочие дни расход электроэнергии увеличивается в среднем на 18826,8 МВт·ч. Анализ по t-критерию Стьюдента показал значимость коэффициентов уравнения регрессии, т.е. отсутствия случайности в их формировании. Коэффициент детерминации оценивает долю вариации результата за счет представленных в уравнении факторов в общей вариации результата. Для полученной модели $R^2 = 0,89$, что говорит о весьма тесной связи между факторами и результатом. Средние частные коэффициенты эластичности доказали отсутствие значимой эластичности между факторами и результативным признаком, но тариф PCB оказывает более сильное влияние на объем потребления электроэнергии, чем другие два фактора. Средний частный коэффициент эластичности для данного фактора, равный 0,14 показывает, что, хотя эластичность очень слабая, но зависимость положительная, т.е. при увеличении тарифа увеличивается объем потребления.

Средняя ошибка аппроксимации составила 2,71 %, следовательно, полученное уравнение множественной регрессии допустимо при прогнозировании объема потребления электроэнергии.

Таким образом, значимыми факторами при прогнозировании объема потребления являются тариф PCB, среднесуточная температура окружающей

среды и рабочие/нерабочие дни недели. Включения последних двух факторов в модель привело к увеличению коэффициента детерминации с 0,017 до 0,89 и снизило ошибку аппроксимации с 9,09 % до 2,71 %.

2.3. Методика принятия решений о долгосрочной перспективе показателей энергопотребления промышленного предприятия

Временной ряд является совокупностью трех компонент:

- тренда или долговременной тенденции (T);
- периодических или сезонных колебаний (S);
- случайных колебаний (E).

Данные по объему потребления электроэнергии можно отнести к временному ряду, т.к. показатели объема потребления являются численными показателями, упорядоченными во времени и характеризующими уровни развития потребляемой электроэнергии в последовательные моменты времени. Пример временного ряда объема потребления электроэнергии по данным ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг. представлен на рисунке 2.11.

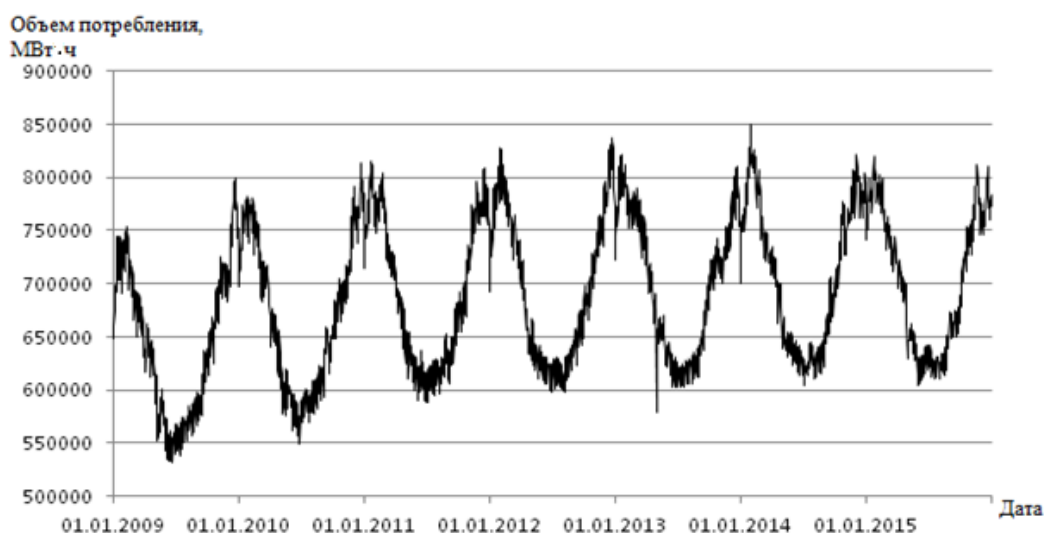


Рисунок 2.11 – Потребление электроэнергии ОЭС Урала 2009 – 2015 гг.

Из рисунка 2.11 очевидно наличие случайных и периодических колебаний, наличие тренда необходимо доказать с помощью формальных методов.

Интерес для данного исследования представляет анализ не только временного ряда объема потребления электроэнергии, но и тарифа РСВ [54]. График динамики тарифа рынка на сутки вперед представлен на рисунке 2.12.

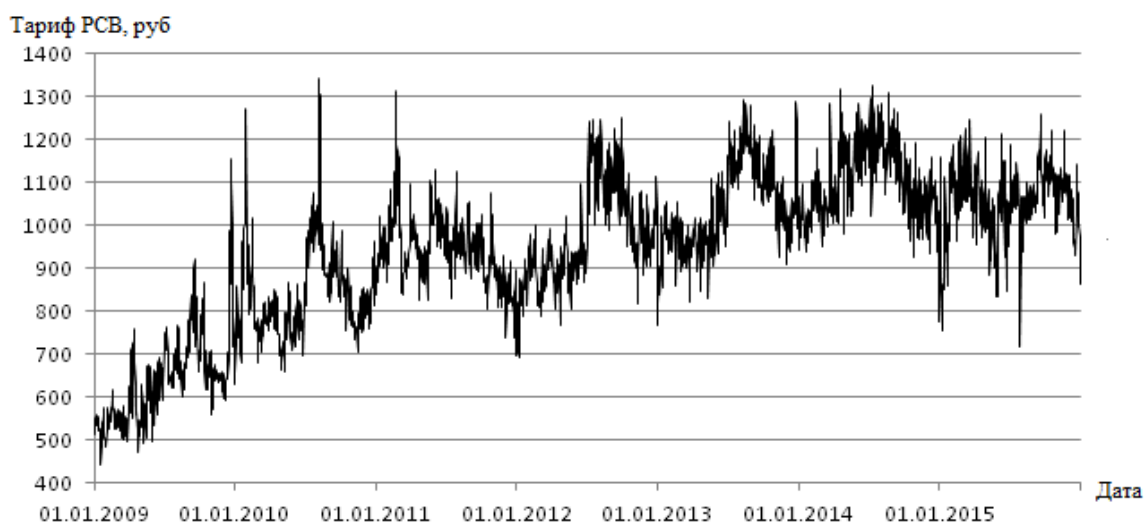


Рисунок 2.12 – Тариф рынка на сутки вперед по данным ОЭС Урала 2009 – 2015 гг.

Графический анализ временного ряда объема потребления электроэнергии (рисунок 2.12) свидетельствует о наличии сезонных колебаний, период которых равен 1 году. Пики сезонных колебаний наблюдаются при переходе из 4 квартала в 1. Т.к. амплитуда периодических колебаний примерно постоянна, то для исследования выберем аддитивную модель временного ряда:

$$Y = T + S + E \quad (2.30)$$

Одной из важнейших классических задач экономики является моделирование тенденции экономического процесса, которое начинается с определения наличия или отсутствия самой тенденции и предположений о ее характере.

Наиболее широко применимым методом диагностики наличия тенденции является метод сравнения средних, с помощью которого определяется наличие монотонной тенденции. Временной ряд разбивается на две примерно равные части $y_1, y_2, \dots, y_{n_1}$ и $y_{n_1+1}, y_{n_1+2}, \dots, y_{n_1+n_2}$ с количеством уровней n_1 и n_2 , для каждой части вычисляются средние значения уровней ($\bar{y}_1, \bar{y}_2$) и выборочные дисперсии (s_1^2, s_2^2).

Значение критерия Стьюдента рассчитывается по формуле:

$$\tau = \frac{|\bar{y}_1 - \bar{y}_2|}{\sqrt{\frac{s_1^2}{n_1} + \frac{s_2^2}{n_2}}} \quad (2.31)$$

Нулевая гипотеза о равенстве средних (об отсутствии тенденции) отвергается, если выполняется условие $\tau > t_{1-\alpha, m}$, где $t_{1-\alpha, m}$ – табличное значение t -критерия Стьюдента при уровне значимости α и числе степеней свободы $m = n_1 + n_2 - 2$.

Другим распространенным методом выявления наличия тенденции является метод Фостера-Стюарта, который дает более надежные результаты. Начиная со второго, каждому уровню ряда y_i , присваиваются два бинарных значения p_i и q_i . $p_i = 1$, если уровень y_i меньше всех предыдущих уровней и $p_i = 0$ в противном случае; $q_i = 1$, если уровень y_i больше всех предыдущих уровней и $q_i = 0$ в противном случае [109].

Далее вычисляется t -статистика по формуле:

$$t_p = \frac{\sum_{i=2}^n (p_i - q_i)}{2 \sum_{i=2}^n \frac{1}{i}} \quad (2.32)$$

Гипотеза о наличии тенденции подтверждается, если выполняется неравенство $t_p > t_{1-\alpha, n-1}$, где $t_{1-\alpha, n-1}$ – табличное значение t -критерия Стьюдента при уровне значимости α и числе степеней свободы $n - 1$.

Согласно методу сравнения средних, для временного ряда объема потребления электроэнергии $\tau = 7,62 > t_{0,95,2555} = 1,96$, а для ряда тарифа РСВ $\tau = 36,48 > t_{0,95,2555} = 1,96$.

Согласно критерию Фостера-Стюарта, для временного ряда объема потребления электроэнергии расчетное значение $t_p = 50,537$, что больше табличного значения $t_{0,95,2556} = 1,96$, а для ряда тарифа РСВ $t_p = 109,5$,

следовательно, наличие тенденции установлено обоими методами для обоих временных рядов [77].

При прогнозировании временных рядов часто используют интеграцию первого порядка, т.е. прогнозирование не самого ряда или процесса, а его изменения или прироста. Т.е., получаем ряд $\tilde{Z}(t) = Z(t) - Z(t-1)$, где $Z(t)$ – исходный временной ряд, а $\tilde{Z}(t)$ – ряд прироста или разности соседних значений.

На практике иногда модель временного ряда получается более точной, если использовать интеграцию второго порядка, т.е. делать не одно вычитание, а два последовательно:

$$\begin{aligned}\tilde{Z}(t) &= Z(t) - Z(t-1) \\ \tilde{\tilde{Z}}(t) &= \tilde{Z}(t) - \tilde{Z}(t-1)\end{aligned}\tag{2.33}$$

В таком случае интегрировать, т.е. суммировать, придется дважды, чтобы спрогнозировать будущее значение искомого временного ряда. Брать порядок интеграции больше 2 неразумно, т.к. давно показана неэффективность подобных моделей [75, 77].

Исследование на наличие тренда были проведены для рядов абсолютных изменений тарифа РСВ и объема потребления электроэнергии. Наличие тенденции в обоих временных рядах подтверждается методом Фостера-Стюарта, следовательно, с вероятностью 0,95 можно утверждать, что присутствует восходящая тенденция в рядах абсолютных приростов тарифа РСВ и объема потребления.

Для определения степени полинома, который описывает тенденцию используют метод определения наличия тренда в рядах последовательных разностей. Сначала наличие тенденции подтверждается во временном ряду разностей первого порядка ($\Delta y_t = y_t - y_{t-1}$), если наличие тенденции подтверждается, то исследуется ряд разностей второго порядка ($\Delta^2 y_t = \Delta y_t - \Delta y_{t-1}$) и так далее, пока наличие тенденции не будет опровергнуто. Уравнение тренда описывается полиномом порядка n , если временной ряд разностей n -ого порядка тенденцию не содержит:

$$y_t = a_0 + a_1 t + a_2 t^2 + \dots + a_n t^n \quad (2.34)$$

Описанная выше методика применима для доказательства наличия тренда полиномиального вида. В случае, когда необходимо подтвердить или опровергнуть наличие экспоненциальной тенденции используют отношения последовательных уровней ряда $k_t = \frac{y_t}{y_{t-1}}$. Временной ряд содержит тренд экспоненциального вида ($y_t = a_0 \cdot a_1^t$), если наличие тенденции в исходном временном ряду подтверждается, а в ряду последовательных отношений нет.

Линейная зависимость между последовательными логарифмами уровней ряда $\ln y_t$ и логарифмами промежутков времени $\ln t$, говорит о степенном виде ($y_t = a_0 \cdot t^{a_1}$) тренда.

Было проведено исследование наличия тенденции для разностей уровней с 1 по 10 порядков, для каждого полученного ряда методом Фостера-Стюарта подтверждается наличие тенденции. Исследование разностей уровней более высоких порядков нецелесообразно, т.к. сложность вычислений по построенным моделям не оправдывается их точностью. Таким образом, исследование разностей уровней разных порядков не дает однозначного ответа об эффективном применении полиномиальных функций [4, 75]. Наличие степенной и экспоненциальной зависимостей тоже отвергаются, т.к. существует тенденция между цепными коэффициентами ряда, а коэффициент корреляции между натуральным логарифмом уровней ряда и натуральным логарифмом промежутков времени равен 0,244, что говорит об отсутствии корреляционной зависимости.

Аналогичные исследования были проведены отдельно для каждого года временного ряда объема потребления электроэнергии. Сводные результаты представлены в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – Показатели критерия Фостера-Стюарта для разностей уровней с 0 по 6 порядков

Порядок	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015
0	6,48	22,67	16,19	12,95	6,48	6,48	29,14
1	3,24	16,18	12,95	6,47	19,42	9,71	3,24
2	6,47	12,94	6,47	12,94	3,24	6,47	6,47
3	9,70	3,23	3,23	3,23	9,70	6,47	12,93
4	6,47	6,47	0	16,17	3,23	12,94	0
5	3,24	6,47	0	6,47	0	12,95	3,24
6	3,24	3,24	9,71	19,42	6,47	0	16,18

Анализируя полученные результаты, можно сделать следующие выводы:

1) Тенденция присутствует в каждом временном ряду, т.к. расчетное значение критерия Фостера-Стюарта для разности уровней 0 порядка, т.е. для исходного ряда, выше, чем табличное значение 1,96.

2) Для 2011 и 2015 гг. наблюдается полиномиальная зависимость 4-ого порядка, т.к. расчетное значение критерия Фостера-Стюарта для этих лет ниже табличного.

3) Для 2013 и 2015 гг. наблюдается полиномиальная зависимость 5 и 6 порядков соответственно.

Хотя использование полиномов высоких порядков может привести к повышению точности модели, но их построение и вычисления по ним являются трудоемким процессом. Т.к. в исследуемом временном ряду наблюдается сезонность, а наличие тенденции установлено, то целесообразно построить уравнения каждой компоненты аддитивной модели в отдельности.

Уравнение тенденции получим с помощью метода скользящего среднего. Цель сглаживания временного ряда по методу скользящего среднего заключается в получении ряда с меньшим разбросом уровней.

Было проведено сглаживание временного ряда объема потребления электроэнергии для различных интервалов сглаживания:

- недельный, $g=7$;
- месячный, $g=30$;
- годовой, $g=365$.

Временной ряд полностью не подверженный колебаниям получился для интервала сглаживания равного 365, т.е. с периодом в 1 год. Результаты сглаживания для разных интервалов представлены на рисунке 2.13.

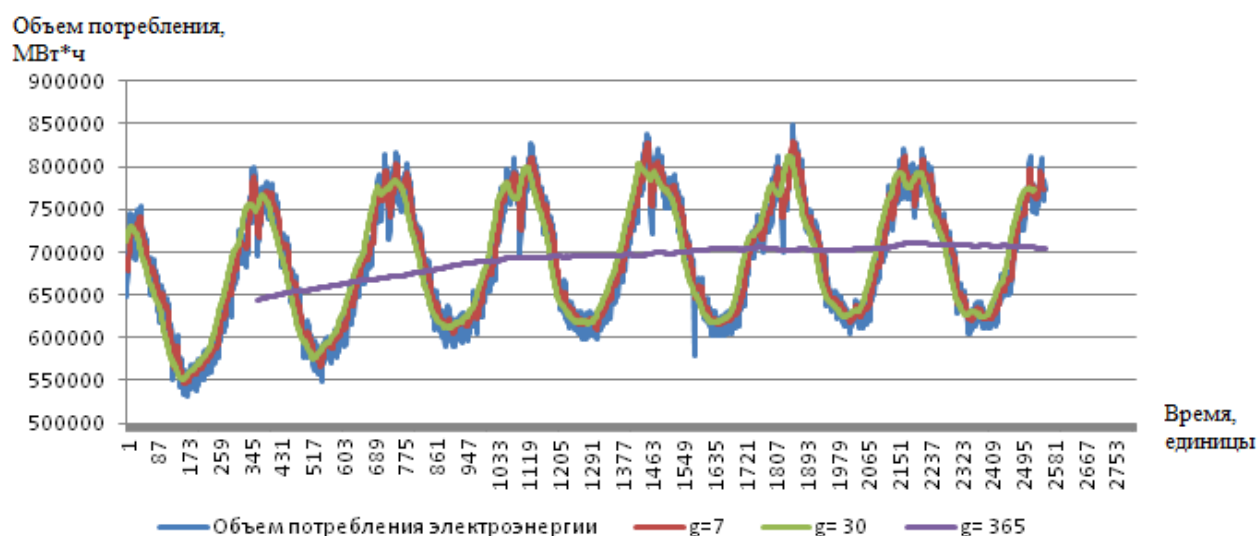


Рисунок 2.13 – Сглаживание методом скользящего среднего объема потребления электроэнергии.

Были построены различные модели, описывающие полученный сглаженный временной ряд, сводные результаты представлены в таблице 2.7.

Таблица 2.7 – Уравнения моделей тренда и их характеристики

Вид модели	Уравнение	Критерий Фишера	Ошибка аппроксимации, %	Коэффициент детерминации
Полином второго порядка	$y = -0,0198x^2 + 82,53x + 621322$	84371,26	0,33	0,975
Линейная	$y = 24,834x + 664577$	9366,73	0,98	0,810
Экспоненциальная	$y = 664603 \cdot e^{0,00004x}$	8943,71	1,89	0,803
Степенная	$y = 585841 \cdot x^{0,0248}$	25601,88	1,22	0,921
Логарифмическая	$y = 16862 \ln(x) + 578918$	24681,17	1,21	0,919

Согласно результатам таблицы 2.7 наибольшую эффективность показывает модель полинома второго порядка, т.к. имеет наибольший коэффициент детерминации и наименьшую среднюю ошибку аппроксимации, т.е. наилучшим образом описывает исходные данные. Данная модель будет взята как трендовая составляющая аддитивной модели исследуемого ряда.

Выводы о наличии сезонной составляющей временного ряда можно сделать с помощью выявления корреляционной зависимости между последовательными уровнями временного, которая называется *автокорреляцией уровней* временного ряда.

Коэффициенты автокорреляции отражают степень тесноты связи между уровнями исходного временного ряда и уровнями ряда, сдвинутыми на один или несколько временных промежутков назад [12, 109]:

$$r_{\tau} = \frac{\sum_{t=\tau+1}^n (y_t - \bar{y}_{1\tau}) \cdot (y_{t-\tau} - \bar{y}_{2\tau})}{\sqrt{\sum_{t=\tau+1}^n (y_t - \bar{y}_{1\tau})^2 \cdot \sum_{t=\tau+1}^n (y_{t-\tau} - \bar{y}_{2\tau})^2}} \quad (2.35)$$

где τ – порядок коэффициента корреляции или лаг (величина сдвига величина сдвига уровней ряда во времени),

$$\bar{y}_{1\tau} = \frac{\sum_{t=\tau+1}^n y_t}{n - \tau} \quad \bar{y}_{2\tau} = \frac{\sum_{t=\tau+1}^n y_{t-\tau}}{n - \tau} \quad (2.36)$$

С помощью графической интерпретации автокорреляционной функции (корреллограммы) можно определить наличие отдельных компонент функции, описывающей временной ряд.

Корреллограмма объема потребления электроэнергии для $\tau \in [1; 401]$ представлена на рисунке 2.14.

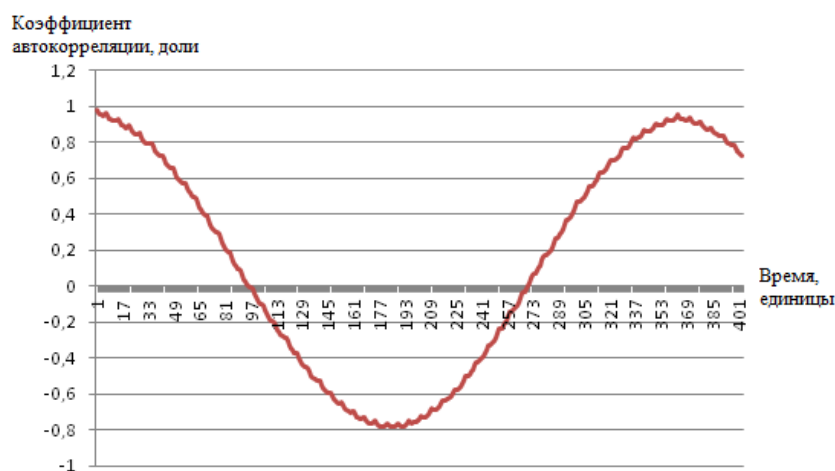


Рисунок 2.14 – Корреллограмма объема потребления электроэнергии при диапазоне лага от 1 до 401 для данных ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг.

На коррелограмме отчетливо видны слабые колебания малого периода, для подтверждения их наличия была построена коррелограмма для одномесячного периода, она представлена на рисунке 2.15.

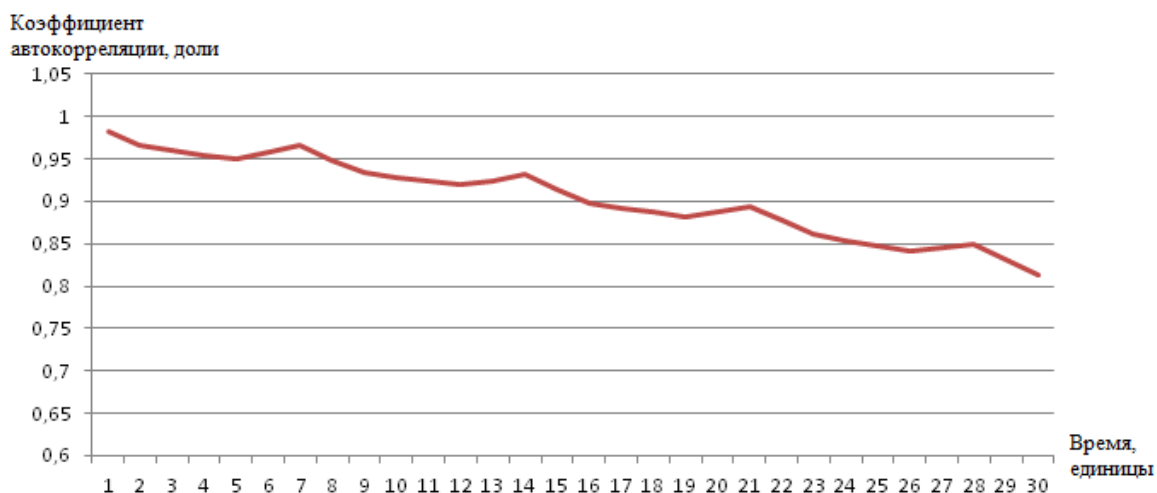


Рисунок 2.15 – Коррелограмма объема потребления электроэнергии при диапазоне лага от 1 до 30 для данных ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг.

Согласно проведенному автокорреляционному исследованию можно сделать следующие выводы:

1. Наиболее высоким оказался коэффициент автокорреляции первого порядка, что подтверждает наличие тенденции во временном ряду.
2. Несущественно отличающимся от коэффициента автокорреляции первого порядка оказались коэффициент автокорреляции для $\tau = 364$, $\tau = 729$, $\tau = 1091$, следовательно, временной ряд объема потребления электроэнергии содержит циклические колебания с периодом в 1 год.
3. Помимо годовых колебаний присутствует циклическая составляющая с лагом в 7 дней.

Описанные выше коэффициенты автокорреляции являются линейными, поэтому отражают тесноту линейной связи между исследуемым временным рядом и рядом сдвинутых уровней. Анализируя полученные коэффициенты, можно делать вывод только о наличии или отсутствии линейной зависимости. О наличии нелинейной зависимости исследуются коэффициенты автокорреляции временного ряда, где уровнями являются логарифмы исходных значений, если они отличны от нуля, то можно утверждать наличие нелинейной тенденции.

Для исследуемого временного ряда все коэффициенты автокорреляции для логарифмов уровней ряда отличны от нуля, следовательно, присутствует нелинейная зависимость.

Ранее было доказано, что весь временной ряд является обобщенным для временных рядов каждого года в отдельности, т.е. каждый год является выборкой из общей совокупности, а также наличие полиномиальной зависимости 4 порядка для 2011 и 2015 гг.

Степень полинома, описывающего тенденцию, характеризуется количеством экстремумов коррелограммы. Целесообразность построения полиномов 4 порядка подтверждает коррелограмма на рисунке 2.15, где отдельно взятый годовой временной ряд содержит 3 экстремума.

Полученные уравнения, ошибки прогноза и коэффициенты детерминации, показывающие качество построенных моделей представлены в таблице 2.8.

Таблица 2.8 – Уравнения полиномов четвертого порядка для временных рядов объема потребления электроэнергии с 2009 по 2015 гг.

Год	Уравнение	Ошибка, %	Коэффициент детерминации
2009	$y = -0,0002x^4 + 0,1661x^3 - 36,269x^2 + 1562,5x + 701094$	4,910682	0,9377
2010	$y = -0,0002x^4 + 0,162x^3 - 34,17x^2 + 1196,9x + 746474$	2,877219	0,942
2011	$y = -0,0002x^4 + 0,1819x^3 - 39,539x^2 + 1748,4x + 757172$	3,040805	0,938
2012	$y = -0,0002x^4 + 0,1729x^3 - 38,557x^2 + 1769,2x + 759796$	2,253088	0,932
2013	$y = -0,0002x^4 + 0,1829x^3 - 40,211x^2 + 1861,3x + 766893$	3,159744	0,940
2014	$y = -0,0003x^4 + 0,2197x^3 - 48,139x^2 + 2458,3x + 757234$	1,377442	0,938
2015	$y = -0,0002x^4 + 0,1876x^3 - 40,076x^2 + 1766x + 765114$	1,261525	0,9477

Средняя ошибка аппроксимации при построении полиномов временных рядов не является информативной, т.к. время задается номером уровня ряда, следовательно, чем больше уровней ряда в выборке, тем выше будет средняя ошибка аппроксимации, поэтому была рассчитана ошибка для прогноза первого месяца следующего года.

Полученные уравнения полиномов 4 порядка с высокой точностью описывают исходные данные, о чем свидетельствуют показатели детерминации

близкие к 1 для каждого уравнения, еще одним подтверждением эффективности полученных моделей является низкая средняя ошибка прогнозного периода, которая не превышает 5 %.

Полином четвертого порядка содержит до трех экстремумов, но если рассмотреть исходный временной ряд, то максимальные значения приходятся на переходные периоды от одного года к другому, что соответствует двум экстремумам за период. Помимо этого, было доказано наличие сезонных колебаний с периодом в 1 год. Из всего вышесказанного, можно говорить о периодичности и наличии гармонической составляющей временного ряда. Согласно гармоническому анализу, временной ряд представляется как совокупность гармонических колебательных процессов. Для каждой точки этого ряда справедливо выражение:

$$y_t = f(t) + \sum_{k=1} (a_k \cos(kt \frac{2\pi}{n}) + b_k \sin(kt \frac{2\pi}{n})) \quad (2.37)$$

где y_t – фактический уровень ряда в момент (интервал) времени t ;

$f(t)$ – выравненный уровень ряда в тот же момент времени,

a_k, b_k – параметры колебательного процесса (гармоники) с номером k , в совокупности, оценивающие размах (амплитуду) отклонения от общей тенденции и сдвиг колебаний относительно начальной точки.

Для временного ряда объема потребления электроэнергии модель периодических колебаний принимает вид:

$$y_t = a_0 + a_1 \cos(t \frac{2\pi}{T}) + b_1 \sin(t \frac{2\pi}{T}) \quad (2.38)$$

$$\text{где } a_0 = \bar{y}, \quad a_1 = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n y_t \cos(t \frac{2\pi}{n}), \quad b_1 = \frac{2}{n} \sum_{t=1}^n y_t \sin(t \frac{2\pi}{n})$$

T – длина периода. В нашем случае $T=365$, что подтверждается автокорреляционным исследованием.

После проведенных расчетов уравнение приняло вид:

$$y_t = 689012,2 + 90158,79 \cos(t \frac{2\pi}{365}) + 12764,41 \sin(t \frac{2\pi}{365}) \quad (2.39)$$

Средняя ошибка аппроксимации полученной модели составляет 3,39%.

Графики построенной модели и временного ряда представлены на рисунке 2.16.



Рисунок 2.16 – Временной ряд объема потребления электроэнергии по данным ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг. и гармоническая модель периодических колебаний.

Согласно F-критерию Фишера полученная гармоническая модель является статистически значимой, а t-критерий Стьюдента подтверждает значимость полученных коэффициентов, график доверительного интервала модели представлен на рисунке 2.17.

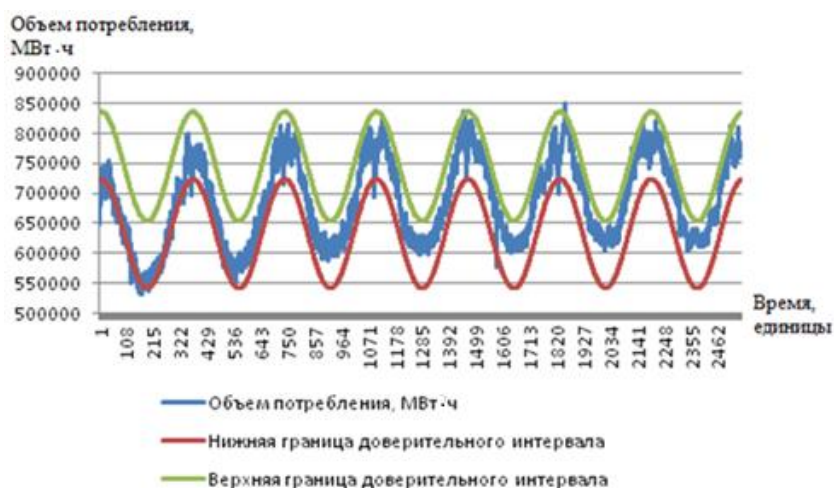


Рисунок 2.17 – Доверительный интервал гармонической модели объема

Таким образом, при совмещении полученных моделей тренда и сезонной составляющей получилось следующее уравнение [123]:

$$y_t = -0,0198x^2 + 82,53x + 621322 + 90158,79 \cos\left(t \frac{2\pi}{365}\right) + 12764,41 \sin\left(t \frac{2\pi}{365}\right) \quad (2.40)$$

потребления электроэнергии по данным ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг.

График полученной модели и исходного временного ряда представлен на рисунке 2.18.

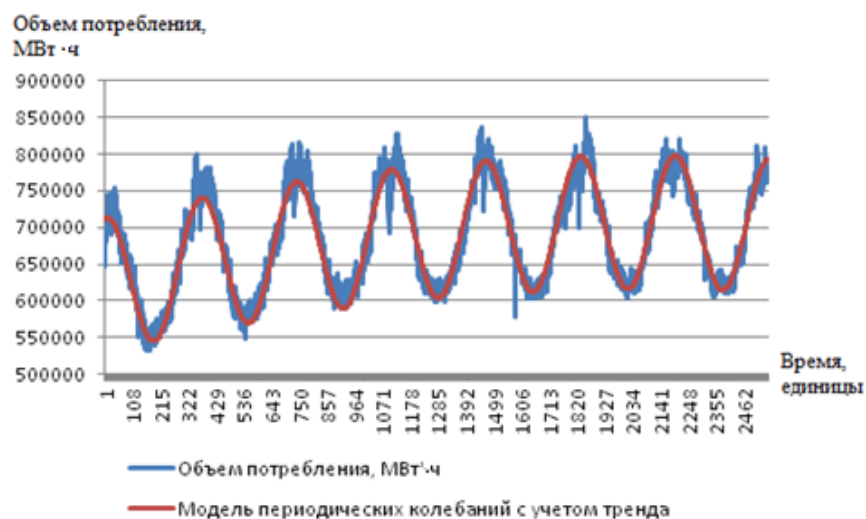


Рисунок 2.18 – Временной ряд объема потребления электроэнергии по данным ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг. и гармоническая модель сезонных колебаний с учетом трендовой составляющей

Ширина доверительного интервала для полученной модели в среднем составляет 12 %, что является хорошим показателем для текущей экономической ситуации. Сам доверительный интервал представлен на рисунке 2.19.



Рисунок 2.19 – Доверительный интервал гармонической модели сезонных колебаний с учетом трендовой составляющей

Для временного ряда объема потребления электроэнергии было определено два типа гармонических колебаний, поэтому модель принимает вид:

$$y_t = a_0 + a_1 \cdot \cos\left(t \frac{2\pi}{T_1}\right) + b_1 \sin\left(t \frac{2\pi}{T_1}\right) + a_2 \cdot \cos\left(t \frac{2\pi}{T_2}\right) + b_2 \sin\left(t \frac{2\pi}{T_2}\right) \quad (2.41)$$

$$a_0 = \bar{y}; \quad a_1 = \frac{2}{n_1} \sum_{t=1}^n y_t \cdot \cos\left(t \frac{2\pi}{n_1}\right); \quad b_1 = \frac{2}{n_1} \sum_{t=1}^n y_t \cdot \sin\left(t \frac{2\pi}{n_1}\right); \quad (2.42)$$

$$a_2 = \frac{2}{n_2} \sum_{t=1}^n y_t \cdot \cos\left(t \frac{2\pi}{n_2}\right); \quad b_2 = \frac{2}{n_2} \sum_{t=1}^n y_t \cdot \sin\left(t \frac{2\pi}{n_2}\right); \quad (2.43)$$

где T – длина периода. В нашем случае $T_1=365$, $T_2=7$, что подтверждается автокорреляционным исследованием.

После проведенных расчетов уравнение приняло вид:

$$y_t = 68766,6 + 92183,7 \cos\left(t \frac{2\pi}{365}\right) + 16740,9 \sin\left(t \frac{2\pi}{365}\right) + 8931,8 \cos\left(t \frac{2\pi}{7}\right) + 4503,5 \sin\left(t \frac{2\pi}{7}\right) \quad (2.44)$$

Средняя ошибка аппроксимации полученной модели составляет 3,32 %. С учетом ранее найденного уравнения тренда:

$$y_t = -0,0198x^2 + 82,53x + 621322 + 92183,7 \cos\left(t \frac{2\pi}{365}\right) + 16740,9 \sin\left(t \frac{2\pi}{365}\right) + 8931,8 \cos\left(t \frac{2\pi}{7}\right) + 4503,5 \sin\left(t \frac{2\pi}{7}\right) \quad (2.45)$$

Графическая интерпретация полученной модели представлена на рисунке 2.20.

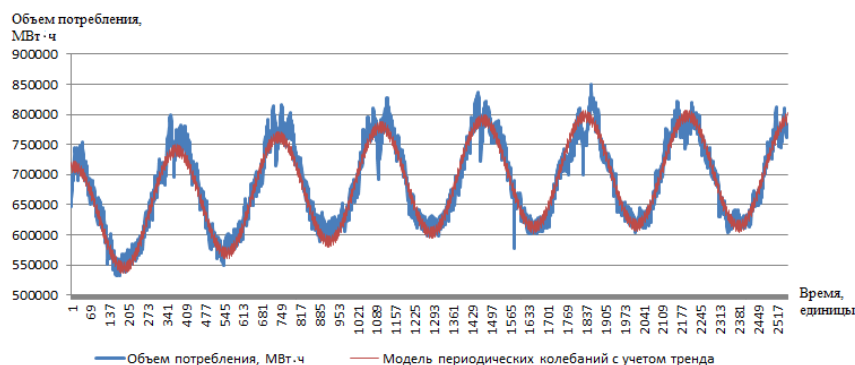


Рисунок 2.20 – Временной ряд объема потребления электроэнергии по данным ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг. и модель сезонных колебаний с учетом трендовой составляющей и двух типов гармоник

Средняя ошибка аппроксимации полученной модели составляет 2,18 %.

Модель считается адекватной, если остатки:

- являются случайными;
- распределены по нормальному закону;
- имеют равное нулю среднее значение $\bar{e} = 0$;
- независимы между собой.

Можно сделать утверждение о случайности остатков, если во временном ряду остатков отсутствует тенденция [53]. На практике для установления наличия или отсутствия тенденции остатков используют критерий серий. После определения медианы e_m упорядоченного ряда остатков каждому уровню e_t в соответствие знак «+», если $e_t > e_m$, и знак «-», если $e_t < e_m$. Последовательность одинаковых знаков называется серией, считается число серий V и максимальная длина серии $L_{\max}$, чтобы утверждать о случайности остатков, одновременно должны выполняться два условия:

$$L_{\max} < [3,3(\lg n + 1)] \quad V > \left[\frac{1}{2}(n + 1 - 1,96\sqrt{n-1}) \right] \quad (2.46)$$

Данные условия для построенной модели не выполняются, т.к. максимальная длина серии равна 47, а первое условие $[3,3(\lg n + 1)] = 14,7$; количество серий составило 574, а второе условие $\left[\frac{1}{2}(n + 1 - 1,96\sqrt{n-1}) \right] = 1228$.

Таким образом, остатки модели не являются случайными.

Можно утверждать о нормальном распределении остатков, если одновременно выполняются условия:

$$|A| < 1,5\delta_A \quad \left| \mathcal{E} + \frac{6}{n+1} \right| < 1,6\delta_{\mathcal{E}} \quad (2.47)$$

где A – выборочная характеристика асимметрии, $\mathcal{E}$ – выборочная характеристика эксцесса, δ_A , $\delta_{\mathcal{E}}$ – среднеквадратические ошибки выборочных характеристик асимметрии и эксцесса, определяемые соотношениями:

$$\begin{aligned}
A &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^3}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}} & \mathfrak{A} &= \frac{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^3}{\sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n e_t^2}} - 3 \\
\delta_A &= \sqrt{\frac{6(n-2)}{(n+1)(n+3)}} & \delta_{\mathfrak{A}} &= \sqrt{\frac{24n(n-2)(n-3)}{(n+1)^2(n+3)(n+5)}}
\end{aligned} \tag{2.48}$$

Если же выполняется хотя бы одно из неравенств:

$$|A| \geq 2\delta_A \quad \left| \mathfrak{A} + \frac{6}{n+1} \right| \geq 2\delta_{\mathfrak{A}} \tag{2.49}$$

то гипотеза о нормальном характере распределения остатков отвергается. Другие случаи требуют дополнительной проверки с помощью более мощных критериев.

Для полученной модели остатки не являются нормально распределенными, т.к. вышеописанные условия не выполняются.

Гипотеза о равенстве нулю среднего значений ряда остатков $\bar{e} = 0$ отвергается с помощью критерия Стьюдента при выполнении условия:

$$t_p = \frac{|\bar{e}|}{\sqrt{\frac{1}{n-1} \sum_{t=1}^n (e_t - \bar{e})^2}} \sqrt{n} > t_{1-\alpha, n-1} \tag{2.50}$$

Для полученной модели гипотеза о равенстве нулю остатков отвергается, т.к. расчетное значение $t_p = 14,03$ больше табличного $t_{крит} = 1,96$.

Отсутствие зависимости между остатками подтверждает нулевое значение критерия Фостера-Стьюарта.

Не смотря на невыполнение 3 из 4 условий об адекватности модели временного ряда, полученная модель является статистически значимой согласно критерию Фишера и имеет среднюю ошибку аппроксимации 2,25%, а коэффициент детерминации 0,92. Данные факты свидетельствуют о том, что модель с высокой степенью точности описывает исходные данные и может быть применена для предварительной оценки объема потребления электрической энергии.

Выводы

1. В данной главе рассмотрены три вида эконометрического анализа:
 - парно-регрессионный;
 - многофакторный;
 - анализ и оценка временного ряда.
2. При этом рассчитаны соответствующие показатели и критерии, приведена доказательная база эффективности и адекватности полученных моделей.
3. Исследование проводилось на основе данных 2009 – 2015 гг. о ценах и объемах потребления электроэнергии ОЭС Урала, взятых с официального сайта Системного оператора Единой энергетической системы России.
4. В качестве зависимой переменной для парно-регрессионного анализа был выбран объем потребления электрической энергии, а в качестве объясняющей тариф рынка на сутки вперед по данным ОЭС Урала с 2009 по 2015 гг. Реформа ОАО «РАО ЕЭС России» была проведена в 2008 г., был осуществлён переход к конкурентному рынку производства электроэнергии. Спрос на электрическую энергию становится близким к эластичному по тарифу только в 2014 г., что отражает средний коэффициент эластичности 0,82 и динамическое увеличение абсолютных значений коэффициента эластичности и корреляции с течением времени.
5. Показатели 2015 г. близки к показателям 2009 г. когда рынок не был конкурентным. Прогнозирование объема электропотребления с помощью парно-регрессионного анализа является удовлетворительным, т.к. средняя ошибка аппроксимации, равная 9,09 % находится в пределах нормы, но в текущей рыночной ситуации требуются более точные методы прогнозирования.
6. Не смотря на значительное отличие показателей 2015 г. от общей динамики, показатели каждого года в отдельности являются выборками объединенной совокупности всего промежутка с 2009 по 2015 г, что подтверждено тестом Чоу.

7. Для многофакторного анализа были отобраны факторы тарифа рынка на сутки вперед, индекса балансирующего рынка, температура окружающей среды, рабочие дни (с учетом праздничных), время года. Последние 2 фактора были введены в модель как фиктивные переменные. Свою значимость для введения в модель показали только тариф рынка на сутки вперед, температура окружающей среды и рабочие дни. Включения последних двух факторов в модель привело к увеличению коэффициента детерминации с 0,017 до 0,89 и снизило ошибку аппроксимации с 9,09 % до 2,71 % по сравнению с парной регрессией.

8. Установлено наличие трендовой составляющей, описываемой полиномом второго порядка, полученное уравнение является статистически значимым и дает среднюю ошибку аппроксимации 0,33 %. Доказана периодичность временного ряда объема потребления электрической энергии, период составляет 1 год. Построена аддитивная модель временного ряда с учетом трендовой и гармонической сезонной составляющих. Ширина доверительного интервала для полученной модели в среднем составляет 12 %, а средняя ошибка аппроксимации 2,25 %, что является хорошим показателем для текущей экономической ситуации.

ГЛАВА 3. ЭКОНОМИЧЕСКАЯ ОЦЕНКА МЕХАНИЗМА СОВЕРШЕНСТВОВАНИЯ УПРАВЛЕНИЯ ЗАТРАТАМИ НА ЭЛЕКТРИЧЕСКУЮ ЭНЕРГИЮ ПРОМЫШЛЕННЫХ ПРЕДПРИЯТИЙ

3.1. Механизм управления энергозатратами субъектов электроэнергетики по критерию энергоэффективности

Согласно определениям, во многих источниках, энергоэффективность – это рациональное использование энергетических ресурсов, т.е. обеспечение того же энергетического уровня предприятия и производства, но при меньшем энергопотреблении. Исходя из данного определения, необходимо не только снижать и эффективно расходовать прямое потребление электрической энергии без потери качества производства (энергосбережение), но и оптимизировать финансовые затраты, которые несет предприятие при покупке и производстве электроэнергии. Электрическая энергия является специфичным товаром, который нельзя купить «впрок», и форма продажи в виде аукциона, управляемым Системным оператором, так же накладывает значительные ограничения на способы финансовой экономии. Так как аукцион является закрытым, то предприятия при подаче заявок на объемы электрической энергии Системному оператору не могут заранее знать точную цену, чем ближе цена поданной заявки к равновесной, тем больше для предприятия вероятность непопадания на балансирующий рынок, где цены покупки и продажи совсем не выгодны. Аналогичная ситуация возникает и при планировании необходимого объема электроэнергии, каждый субъект ОРЭМ, как производитель, так и потребитель, стремятся подать заявку с объемом максимально приближенным к равновесному, иначе опять возникает необходимость перехода на балансирующий рынок. Периодически у предприятий возникает необходимость подачи ценопринимающей заявки, то есть производитель готов продать конкретный объем по любой цене, которую установит рынок. Логично

предположить, что подобная ситуация у производителя возникает тогда, когда очевидны излишки производства из-за сильного отклонения от равновесной цены, установленной Системным оператором. Например, производитель подал заявку с сильным отклонением в большую сторону от равновесной цены, то есть, объемы электроэнергии, произведенные его генераторами, будут продаваться в последнюю очередь или вообще будут переданы на балансирующий рынок, где цена продажи будет значительно ниже равновесной [37, 45]. Таким образом, производителю выгоднее подать ценопринимающую заявку, то есть продать по той цене, которую установит Системный оператор, но большое количество ценопринимающих заявок со стороны производителей приведет к снижению тарифов в целом, что опять же становится финансово невыгодным [37, 106]. Покупатель ценопринимающую заявку подает тогда, когда произошли ошибки в планировании объемов. Например, покупатель сильно занижил требуемый объем, тогда нехватку ему придется докупать на балансирующем рынке, где цена покупки значительно выше равновесной.

Таким образом, каждый субъект электроэнергетики напрямую заинтересован в наиболее точном планировании объема потребления и стоимости электроэнергии, так как финансовая экономия возможна не только при сокращении энергопотребления или его сбережении, но и при высокой точности планирования производства. Вся система аукциона Системного оператора нацелена на стимулирование повышения точности подаваемых заявок.

Из всего вышесказанного вытекают следующие требования к механизму управления:

- высокая точность прогнозирования равновесной цены;
- высокая точность объемов потребления электроэнергии;
- оперативное принятие решений о подаваемых тарифах и объемах в заявках Системному оператору с целью планирования производства и финансовой экономии за счет торгов не на балансирующем рынке;
- простота использования механизма управления в виде компьютерной программы;

- универсальность механизма управления, то есть единая система, которая позволит прогнозировать все необходимые предприятию показатели;
- введение в механизм управления не только общих внешних факторов, влияющих на изменения цены и объема потребления, но и индивидуальных для каждого конкретного предприятия.

Для обеспечения корректной работы механизма управления предприятию, не зависимо продавцу или покупателю, необходимо обеспечить хранение и накопление необходимой информации:

- данные Системного оператора (тариф РСВ, объемы генерации или потребления электроэнергии по региону или по стране в целом, в зависимости от регионального или федерального уровня предприятия);
- данные по общим факторам (температура окружающей среды, рабочие и не рабочие дни);
- данные по индивидуальным факторам (объемы потребления конкретного предприятия, генерирующие мощности и т.д.).

Для реализации механизма управления была разработана экономико-математическая модель прогнозирования временных рядов, которая основывается на выборке максимального подобия из исторических данных с предварительным приведением временного ряда к стационарному виду и построением разных уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных уровней ряда. Разработанная модель включает 4 основных алгоритма:

1. Алгоритм приведения временного ряда к стационарному виду.
2. Алгоритм прогнозирования без учета внешних факторов.
3. Алгоритм прогнозирования с учетом значимых внешних факторов.
4. Алгоритм нахождения длины выборки (параметра M).

Алгоритм приведения временного ряда к стационарному виду

Временной ряд называется стационарным, если уровни ряда приблизительно однородны и имеют вид непрерывных случайных колебаний вокруг некоторого среднего значения, причем ни средняя амплитуда, ни

характер этих колебаний не обнаруживают существенных изменений с течением времени.

Для определения стационарности временного ряда используется тест Дики-Фуллера (тест на единичный корень), который основан на оценке параметра $\lambda = \alpha_1 - 1$ уравнения $\tilde{Y}(t) = \lambda \cdot Y_{t-1} + \varepsilon_t$. Гипотезы: $H_0: \lambda = 0$; $H_1: \lambda < 0$. Если значение t-статистики Стьюдента для параметра λ меньше нижнего порогового значения DF-статистики, то нулевую гипотезу $\lambda = 0$ (о наличии единичного корня $\alpha_1 = 1$) следует отклонить и принять альтернативную о стационарности процесса Y_t .

Пусть дан временной ряд $Y_t = \{(y_i, t_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, y_i – уровни временного ряда, t_i – временные метки (моменты или интервалы наблюдений), n – количество уровней временного ряда. Исходный временной ряд проверяется на стационарность с помощью теста Дики-Фуллера, при подтверждении гипотезы H_1 происходит переход к непосредственному прогнозированию ряда, при подтверждении гипотезы H_0 происходит искусственное приведение временного ряда к стационарному виду. Последовательно применяются нахождение первых или вторых разностей, если на данном этапе стационарность ряда достигнута не была, то применяется логарифмирование уровней ряда. Для временных рядов объема потребления электроэнергии и тарифов стационарность достигается при нахождении первых разностей уровней ряда, но одним из требований к механизму управления является универсальность прогнозирования любых данных, которые пользователь будет вносить в систему, поэтому при приведении некоторых данных конкретного предприятия к стационарному виду может потребоваться и двойное логарифмирование уровней ряда. Задача пользователя – внести в систему управления требуемые данные в исходном виде. Задача системы – привести полученные данные к виду, в котором достигается наиболее высокая точность прогнозирования.

Блок-схема алгоритма приведение ряда к стационарному виду представлена на рисунке 3.1.

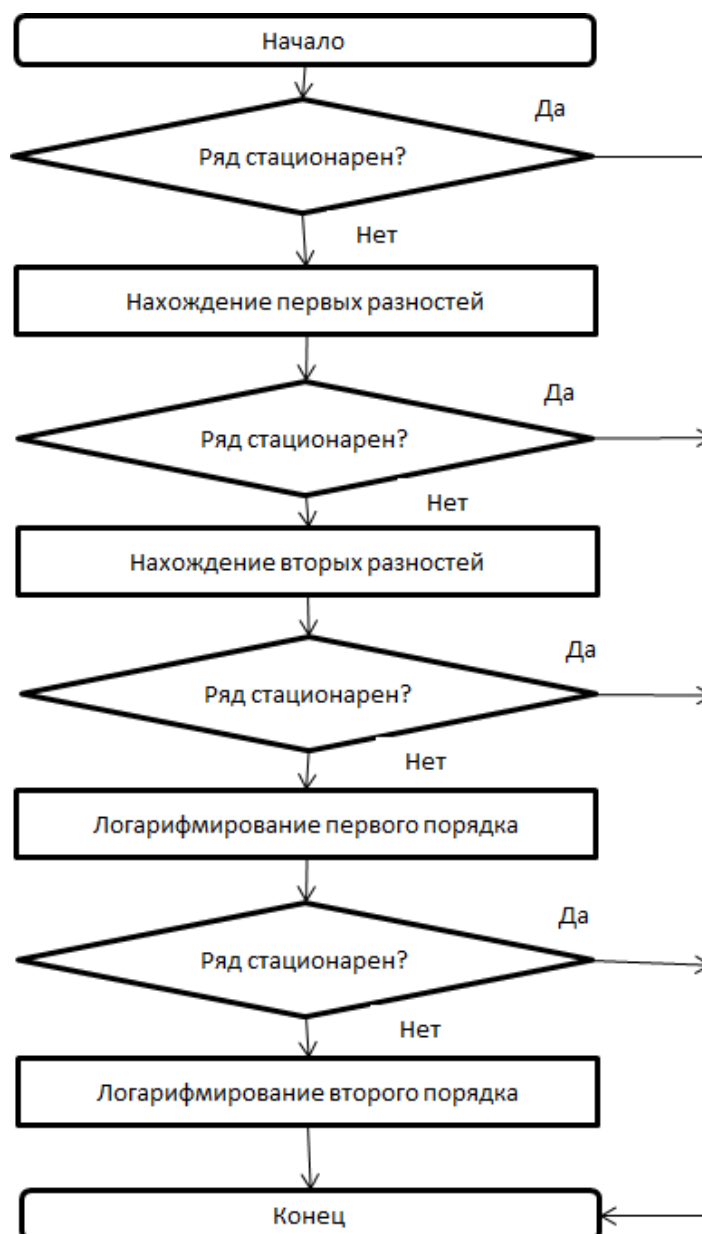


Рисунок 3.1 – Блок-схема алгоритма приведения временного ряда к стационарному виду

Так как временной ряд энергопотребления не является стационарным в силу наличия тренда, то возникает необходимость интеграции данного ряда, что приводит к получению уровней разного знака. Ниже предложены алгоритмы прогнозирования, основанные на построении разных уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных значений уровня ряда.

Предложенный алгоритм прогнозирования универсален и может быть использован для предсказания будущих значений как рядов только с положительными или только отрицательными значениями, так и для рядов со смешанными уровнями. Различия будут только в формате входных данных и

обратных операциях по переводу полученного прогнозного значения в исходный формат временного ряда.

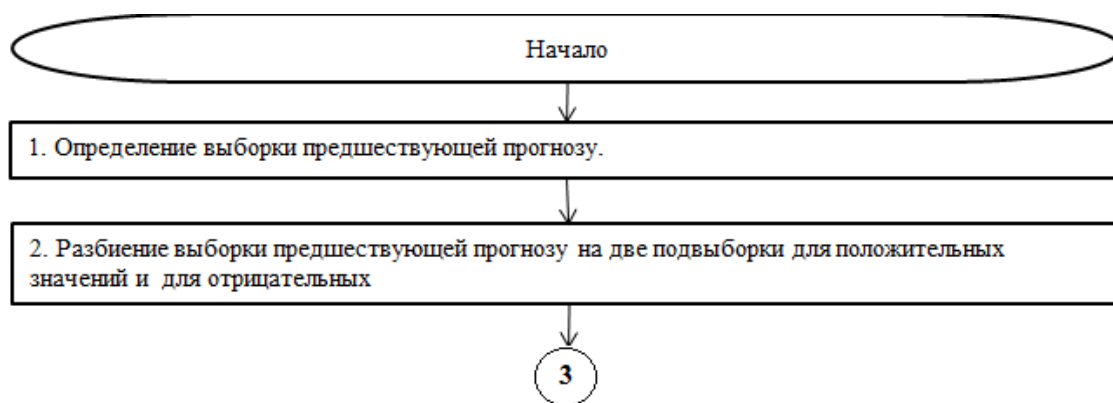
По завершению работы алгоритма прогнозирования необходимо провести процедуру обратных замен. То есть от прогнозных значений стационарного ряда перейти к прогнозным значениям исходного временного ряда. Процедура обратна приведению ряда к стационарности, то есть, если ряд приводился к стационарности путем логарифмирования по основанию экспоненты, то полученное прогнозное значение является степенью экспоненты.

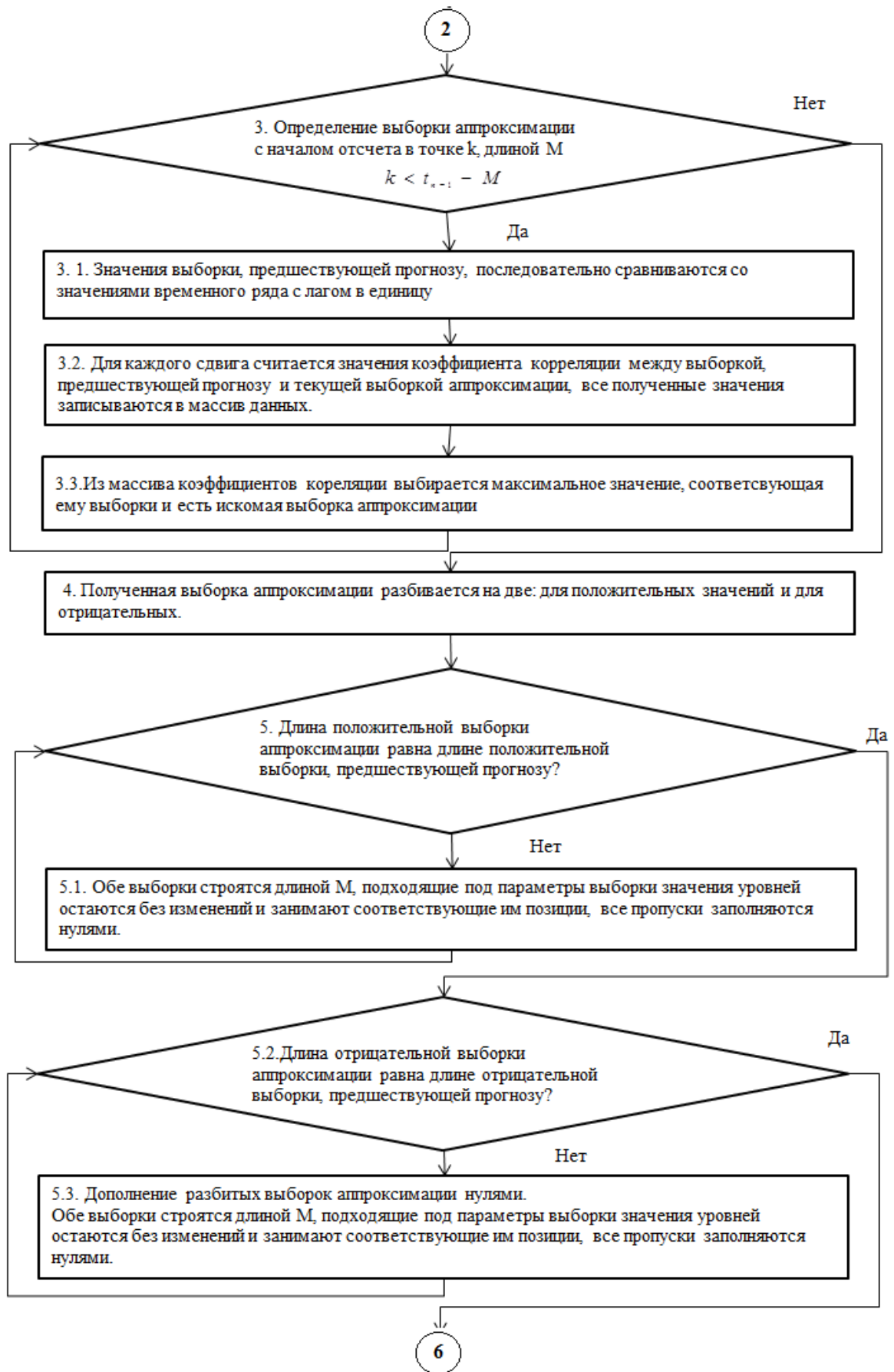
Для удобства, все последующие алгоритмы описываются для интеграции первого порядка $\tilde{Y}_t = \{(y_{i+1} - y_i, t_i), i = 1, 2, \dots, n-1\}$.

Алгоритм прогнозирования без учета внешних факторов

Алгоритм прогнозирования по выборке максимального подобия без учета внешних факторов с построением разных уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных уровней ряда основывается на том, что исторические данные повторяются с незначительными изменениями. То есть, для того, чтобы спрогнозировать завтрашнее значение объема потребления электроэнергии достаточно выбрать период значений, предшествующих прогнозируемому и найти в исторических данных максимально похожий участок. Предполагается что участок, следующий, найденному в истории будет вести себя так же как и необходимый нам прогноз с корректировкой на трендовую составляющую.

Блок схема алгоритма прогнозирования представлена на рисунке 3.2.





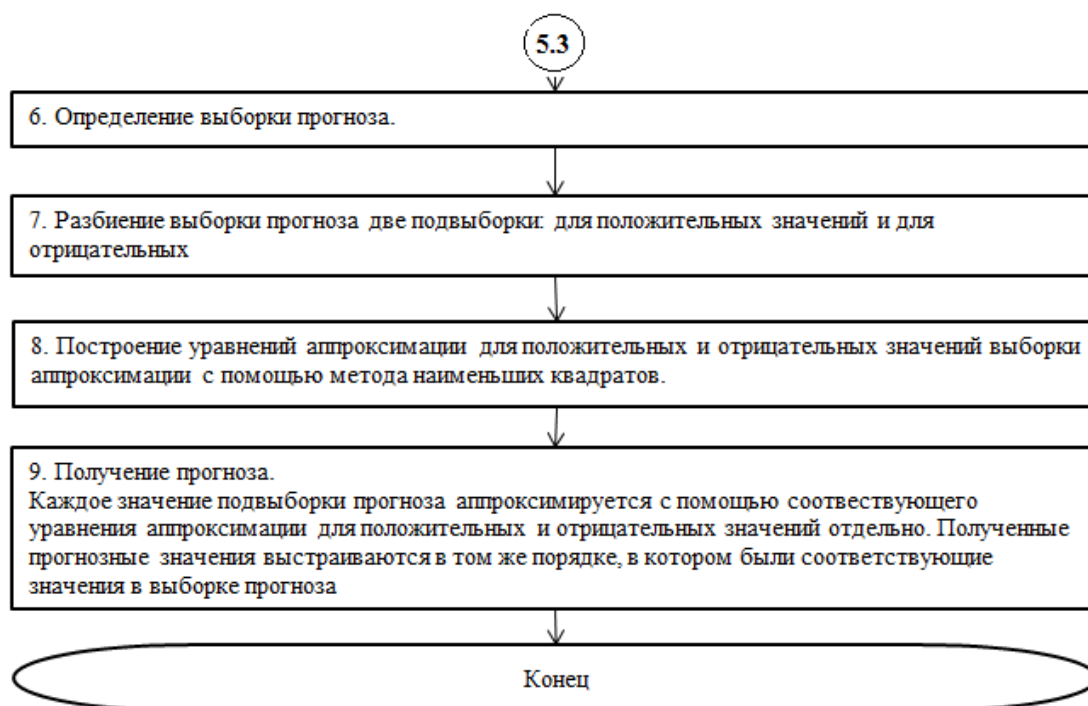


Рисунок 3.2 – Блок схема алгоритма прогнозирования без учета внешних факторов с разными уравнениями аппроксимации для положительных и отрицательных уровней ряда

Перейдем к формальному описанию каждого шага алгоритма.

Согласно разработанному методу прогнозирования известный участок временного ряда должен быть приведен к стационарному виду, для чего найдем первые разности. График первых разностей приведен на рисунке 3.3.

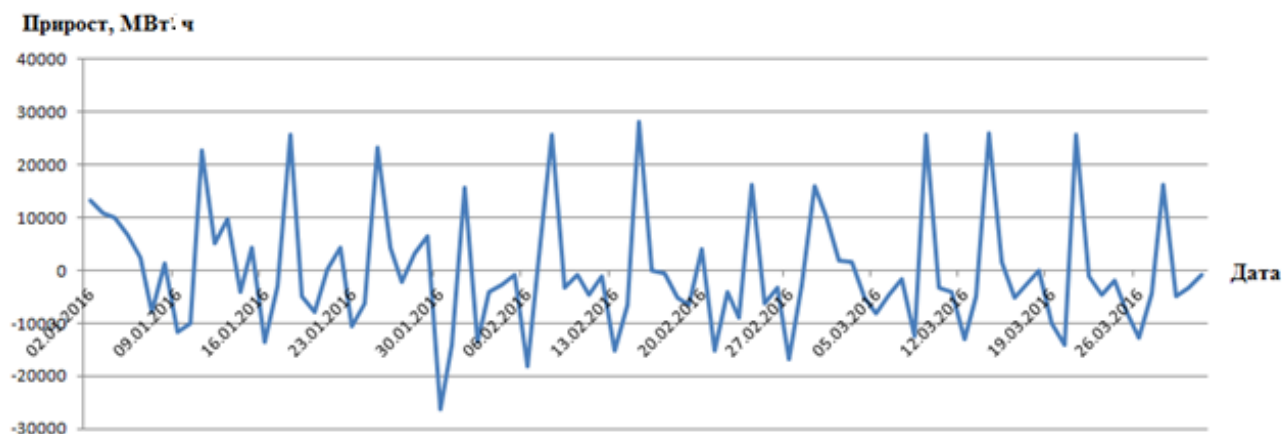


Рисунок 3.3 – График первых разностей объема потребления электроэнергии

Шаг 1. Определение выборки предшествующей прогнозу.

Во временном ряду $\tilde{Y}_t$, $t \in \{1, 2, \dots, n-1\}$ прогнозному значению предшествует выборка $\tilde{Y}_t^M = \tilde{Y}_{t-1}, \dots, \tilde{Y}_{t-M}$ длиной M , причем $M \in \{1, 2, \dots, t_{n-1}\}$.

Шаг 2. Разбиение выборки предшествующей прогнозу.

Выборка, предшествующая прогнозу $\tilde{Y}_t^M$, разбивается на две подвыборки $\tilde{Y}_t^{M+}$, длиной $v \in \{n-1-M; n-1\}$ – для положительных значений и $\tilde{Y}_t^{M-}$, длиной $M-v \in \{n-1-M; n-1\}$ – для отрицательных.

Шаг 3. Определение выборки аппроксимации.

Моделирование временных рядов при помощи выборок основано на предположении, что временной ряд представляет собой последовательность выборок [5, 108]. Основываясь на данном предположении, допустим, что в исследуемом временном ряду $\tilde{Y}_t$ существует выборка $\tilde{Y}_{t-k}^M = \tilde{Y}_{t_{n-1}-k}, \dots, \tilde{Y}_{t_{n-1}-k+M}$ с началом отсчета в точке $k \in \{1, 2, \dots, t_{n-1} - M\}$ длиной M .

Определение выборки $\tilde{Y}_{t-k}^M$ осуществляется по следующему алгоритму:

- 1) Значения выборки $\tilde{Y}_t^M$ последовательно сравниваются со значениями временного ряда $\tilde{Y}_t$ с лагом в единицу.
- 2) Для каждого сдвига считается значение коэффициента корреляции:
- 3) Из полученных значений коэффициентов корреляции выбирается наибольшее и определяется, какому значению лага k оно соответствует.

Шаг 4. Определение выборки прогноза.

Если необходимо спрогнозировать p уровней временного ряда, то выборка прогноза является отрезком временного ряда, следующим после $\tilde{Y}_{t-k}^M$ длиной p , т.е. $\tilde{Y}_t^p = \tilde{Y}_{t-k+M+1}, \dots, \tilde{Y}_{t-k+M+1+p}$.

На рисунке 3.4 проиллюстрировано определение выборки, предшествующей прогнозу, выборки аппроксимации (максимального подобия) и выборки прогноза.

Коэффициент корреляции между M и M' является максимальным. Наложение двух выборок друг на друга показано на рисунке 3.5.



Рисунок 3.4 – Определение выборок, предшествующей прогнозу, аппроксимации и прогноза

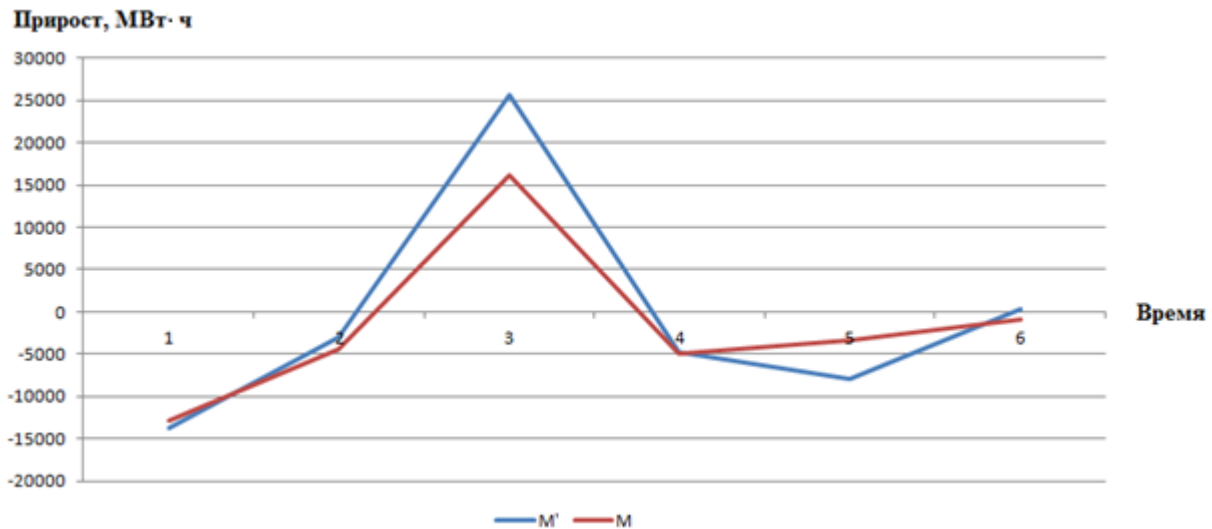


Рисунок 3.5 – Выборка, предшествующая прогнозному значению и выборка аппроксимации

Шаг 5. Разбиение выборки аппроксимации.

Так как во временном ряду значения могут быть и положительными и отрицательными, то вычисление аппроксимации по классической линейной модели не подходит. Полученная выборка $\tilde{Y}_{t-k}^M$ разбивается на две: $\tilde{Y}_{t-k}^{M+} \geq 0$ – для положительных значений выборки и $\tilde{Y}_{t-k}^{M-} < 0$ – для отрицательных значений выборки. Выборка $\tilde{Y}_{t-k}^{M+}$ длиной $q \in \{n-1-M; n-1\}$, выборка $\tilde{Y}_{t-k}^{M-}$ длиной $M-q \in \{n-1-M; n-1\}$.

Согласно данному шагу алгоритма необходимо разбить выборки аппроксимации и предшествующую прогнозу на положительные и отрицательные уровни. Графическая иллюстрация представлена на рисунке 3.6.

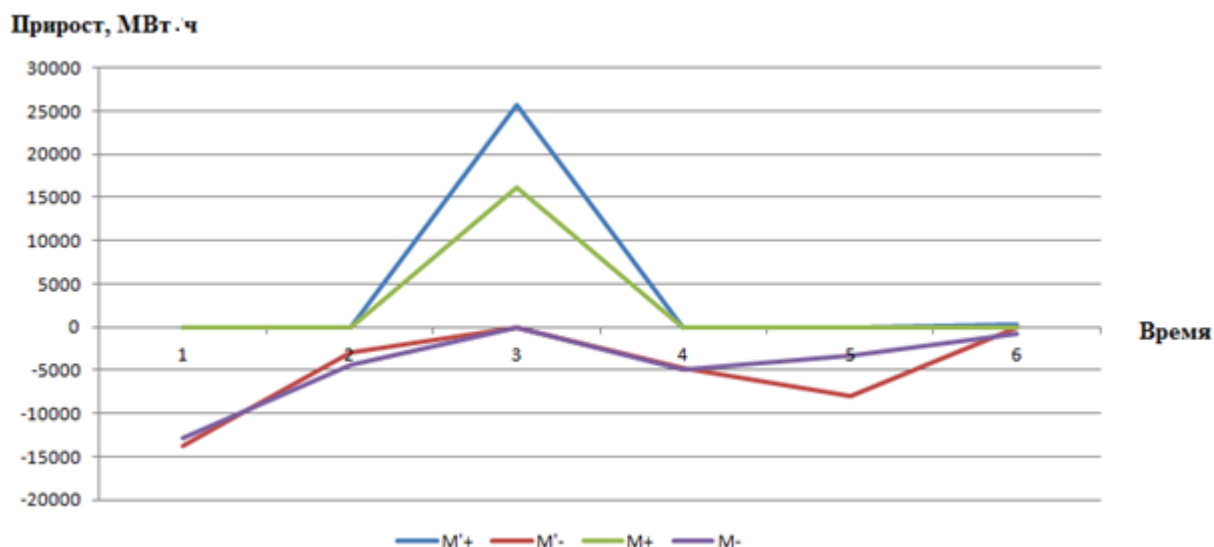


Рисунок 3.6 – Разделение выборок аппроксимации и предшествующей прогнозу на положительные и отрицательные уровни

Шаг 6. Дополнение разбитых выборок аппроксимации нулями.

На практике при разбиении выборок предшествующей прогнозу и аппроксимации на положительные и отрицательные значения может возникнуть ситуация, когда длина выборки $\tilde{Y}_t^{M+}$ не соответствует длине выборки $\tilde{Y}_{t-k}^{M+}$. Как правило данная ситуация возникает, когда на одной и той же позиции в выборках $\tilde{Y}_t^{M+}$ и $\tilde{Y}_{t-k}^{M+}$ расположены уровни разных знаков. Например, с индексом 100 в выборке $\tilde{Y}_t^{M+}$ положительное значение, а с таким же индексом в выборке $\tilde{Y}_{t-k}^{M+}$ отрицательное. Для устранения подобной ситуации обе выборки строятся длиной M , подходящие под параметры выборки значения уровней остаются без изменений и занимают соответствующие им позиции, все пропуски заполняются нулями.

Аналогично дополняются выборки $\tilde{Y}_{t-k}^{M-}$ и $\tilde{Y}_t^{M-}$.

Шаг 7. Разбиение выборки прогноза.

Выборка прогноза $\tilde{Y}_t^p$ разбивается на две подвыборки $\tilde{Y}_t^{p+}$, длиной $w \in \{t - K + m + 1; t - k + m + 1 + p\}$ для положительных значений выборки и $\tilde{Y}_t^{p-}$, длиной $p - w \in \{t - K + m + 1; t - k + m + 1 + p\}$ для отрицательных.

Шаг 8. Построение уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных значений выборки аппроксимации.

Для полученных выборок аппроксимации $\tilde{Y}_{t-k}^{M+}$ и $\tilde{Y}_{t-k}^{M-}$ строятся уравнения аппроксимации:

$$\begin{aligned}\hat{\tilde{Y}}_t^{M+} &= \alpha_1^+ \tilde{Y}_{t-k}^{M+} + \alpha_0^+ I^{M+} \\ \hat{\tilde{Y}}_t^{M-} &= \alpha_1^- \tilde{Y}_{t-k}^{M-} + \alpha_0^- I^{M-}\end{aligned}\tag{3.1}$$

где I^{M+} и I^{M-} – единичные векторы, а α_0^+ , α_0^- , α_1^+ , α_1^- – коэффициенты аппроксимации, их значение должно быть таким, чтобы:

$$\begin{aligned}\sigma^2 &= \sum_{t=0}^{M-1} (\tilde{Y}_{t+i}^{M+} - \hat{\tilde{Y}}_{t+i}^{M+})^2 \rightarrow \min \\ \sigma^2 &= \sum_{t=0}^{M-1} (\tilde{Y}_{t+i}^{M-} - \hat{\tilde{Y}}_{t+i}^{M-})^2 \rightarrow \min\end{aligned}\tag{3.2}$$

то есть квадрат отклонений модельных значений от реальных должен быть минимален. Значение коэффициентов уравнений находятся с помощью метода наименьших квадратов:

Шаг 9. Получение прогноза.

Для получения прогноза каждое значение подвыборки $\tilde{Y}_t^{p+}$ аппроксимируется с помощью уравнения $\hat{\tilde{Y}}_t^{p+} = \alpha_1^+ \tilde{Y}_t^{p+} + \alpha_0^+ I^{M+}$, а значения подвыборки $\tilde{Y}_t^{p-}$ с помощью уравнения $\hat{\tilde{Y}}_t^{p-} = \alpha_1^- \tilde{Y}_t^{p-} + \alpha_0^- I^{M+}$. Полученные прогнозные значения выстраиваются в том же порядке, в котором были соответствующие значения в выборке $\tilde{Y}_t^p$.

Алгоритм прогнозирования с учетом внешних факторов

Методы для определения значимых внешних факторов подробно описаны в главе 2.

При введении в модель внешних факторов формальная постановка задачи принимает вид:

Пусть дан временной ряд $Y_t = \{(y_i, t_i), i = 1, 2, \dots, n\}$, y_i – уровни временного ряда, t_i – временные метки (моменты или интервалы наблюдений), n – количество уровней временного ряда. Каждому значению уровня временного ряда Y_t соответствуют значения внешних факторов $x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{im}$. Исходные данные удобнее представлять в виде таблицы, пример которой приведен в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Исходные данные при прогнозировании временных рядов с учетом внешних факторов.

i	t_i	Y_t	X_{t1}	X_{t2}	$\dots$	X_{tm}
1	t_1	y_1	x_{11}	x_{12}	$\dots$	x_{1m}
2	t_2	y_2	x_{21}	x_{22}	$\dots$	x_{2m}
$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$	$\dots$
n	t_n	y_n	x_{n1}	x_{n2}	$\dots$	x_{nm}

Каждый из факторов представляет собой временной ряд.

Методы прогнозирования по выборке максимального подобия с учетом значимых внешних факторов включают следующие алгоритмы:

1. Алгоритм приведения временного ряда к стационарному виду. Данный алгоритм аналогичен, описанному выше, отличие заключается в том, что к стационарному виду приводится, как зависимый временной ряд, так и временные ряды объясняющих факторов. Методика приведения зависимого временного ряда и рядов факторов должна быть одинаковой. Если ряд Y_t приводится к стационарному виду на более раннем шаге алгоритма, чем ряд X_{tm} , то необходимо продолжить преобразование ряда Y_t до шага, на котором стал стационарным временной ряд фактора. Аналогичная ситуация, если X_{tm} приводится к стационарному виду раньше Y_t .

2. Алгоритм прогнозирования с разделением выборки максимального подобия на положительные и отрицательные уровни с разными уравнениями аппроксимации.

Для удобства, все последующие алгоритмы описываются для интеграции первого порядка $\tilde{Y}_t = \{(y_{i+1} - y_i, t_i), i = 1, 2, \dots, n-1\}$. Каждый объясняющий фактор также представляется в виде временного ряда отклонений: $\tilde{X}_{tm} = \{(x_{i+1,m} - x_{i,m}, t_i); i = 1, 2, \dots, n-1\}$.

Шаги алгоритма:

Шаг 1. Определение прогнозного значения каждого фактора.

Шаг 2. Определение выборки предшествующей прогнозу.

Шаг 3. Разбиение выборки предшествующей прогнозу.

Шаг 4. Определение выборок аппроксимации.

Шаг 5. Определение выборок прогноза.

Шаг 6. Разбиение выборок аппроксимации.

Шаг 7. Разбиение выборок прогноза.

Шаг 8. Дополнение разбитых выборок аппроксимации нулями.

Шаг 9. Построение уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных значений выборки аппроксимации с учетом внешних факторов.

Шаг 10. Получение прогноза.

Перейдем к формальному описанию каждого шага алгоритма:

Шаг 1. *Определение прогнозного значения каждого фактора.*

Так как каждый из факторов в отдельности является временным рядом, то получение прогнозных значений возможно с помощью алгоритма прогнозирования по выборке максимального подобия с разными уравнениями аппроксимации для положительных и отрицательных значений. Если фактор представлен в виде фиктивной переменной, то его значение находится эмпирически.

Шаг 2. *Определение выборки предшествующей прогнозу.*

Выборка, предшествующая прогнозу, определяется в каждом из временных рядов: зависимом и факторов. Длина выборки M определяется по алгоритму идентификации модели по зависимому временному ряду $\tilde{Y}_t$. Определяются следующие выборки:

$$\begin{aligned}
\tilde{Y}_t^M &= \tilde{Y}_{t_{n-1}}, \dots, \tilde{Y}_{t_{n-1}-M} \\
\tilde{X}_{t,1}^M &= \tilde{X}_{t_{n-1},1}, \dots, \tilde{X}_{t_{n-1}-M,1} \\
\tilde{X}_{t,2}^M &= \tilde{X}_{t_{n-1},2}, \dots, \tilde{X}_{t_{n-1}-M,2} \\
&\dots \\
\tilde{X}_{t,m}^M &= \tilde{X}_{t_{n-1},m}, \dots, \tilde{X}_{t_{n-1}-M,m}
\end{aligned} \tag{3.3}$$

Шаг 3. Разбиение выборки предшествующей прогнозу.

Каждая из полученных на шаге 2 выборок разбивается на две подвыборки – для положительных и отрицательных значений.

Предшествующая прогнозу $\tilde{Y}_t^M$, разбивается на две подвыборки: $\tilde{Y}_t^{M+}$, для положительных значений, и $\tilde{Y}_t^{M-}$ – для отрицательных. $\tilde{X}_{t,m}^M$ разбивается на $\tilde{X}_{t,m}^{M+}$ и $\tilde{X}_{t,m}^{M-}$ для положительных и отрицательных значений, соответственно.

Длина всех положительных выборок: $v \in \{n-1-M; n-1\}$, отрицательных: $M-v \in \{n-1-M; n-1\}$.

Шаг 4. Определение выборок аппроксимации.

Во временном ряду показателя $\tilde{Y}_t$ находится выборка $\tilde{Y}_{t-k}^M = \tilde{Y}_{t_{n-1}-k}, \dots, \tilde{Y}_{t_{n-1}-k+M}$ с началом отсчета в точке $k \in \{1, 2, \dots, t_{n-1} - M\}$ длиной M .

Определение выборки $\tilde{Y}_{t-k}^M$ осуществляется по следующему алгоритму:

1) Значения выборки $\tilde{Y}_t^{M-}$ последовательно сравниваются со значениями временного ряда $\tilde{Y}_t$ с лагом в единицу.

2) Для каждого сдвига считается значение коэффициента корреляции:

Из полученных значений коэффициентов корреляции выбирается наибольшее и определяется, какому значению лага k оно соответствует.

Так как длины временных рядов факторов и показателя одинаковы, то в каждом из рядов факторов находится выборка длиной M и началом отсчета в точке k : $\tilde{X}_{t-k,m}^M = \tilde{X}_{t_{n-1}-k,m}, \dots, \tilde{X}_{t_{n-1}-k+M,m}$.

Шаг 5. Определение выборок прогноза.

Если необходимо спрогнозировать p уровней временного ряда, то выборкой прогноза является отрезок временного ряда, следующий после

выборки аппроксимации длиной p . Так для ряда показателя выборка аппроксимации $\tilde{Y}_{t-k}^M$, а выборка прогноза $\tilde{Y}_t^p = \tilde{Y}_{t-k+M+1}, \dots, \tilde{Y}_{t-k+m+1+p}$. Для временных рядов факторов выборка прогноза: $\tilde{X}_{t,m}^p = \tilde{X}_{t-k+M+1,m}, \dots, \tilde{X}_{t-k+m+1+p,m}$

Шаг 6. Разбиение выборок аппроксимации.

Выборка аппроксимации показателя $\tilde{Y}_{t-k}^M$ разбивается на две: $\tilde{Y}_{t-k}^{M+} \geq 0$ – для положительных значений выборки и $\tilde{Y}_{t-k}^{M-} < 0$ – для отрицательных значений выборки. Выборки аппроксимации факторов $\tilde{X}_{t-k,m}^M$ разбиваются на $\tilde{X}_{t-k,m}^{M+} \geq 0$ и $\tilde{X}_{t-k,m}^{M-} < 0$.

Длины выборок для каждого временного ряда $q \in \{n-1-M; n-1\}$ и $M-q \in \{n-1-M; n-1\}$ для положительных и отрицательных значений, соответственно.

Шаг 7. Разбиение выборок прогноза.

Выборка прогноза $\tilde{Y}_t^p$ разбивается на две подвыборки: $\tilde{Y}_t^{p+}$ для положительных значений и $\tilde{Y}_t^{p-}$ для отрицательных. Аналогично разбиваются выборки прогноза факторов $\tilde{X}_{t,m}^p$ на $\tilde{X}_{t,m}^{p+} \geq 0$ и $\tilde{X}_{t,m}^{p-} < 0$.

Длины выборок для каждого временного ряда $w \in \{t-K+m+1; t-k+m+1+p\}$ и $p-w \in \{t-K+m+1; t-k+m+1+p\}$ для положительных и отрицательных значений, соответственно.

Шаг 8. Дополнение разбитых выборок аппроксимации нулями.

Аналогично, как и в модели аппроксимации без учета внешних факторов все полученные выборки аппроксимации строятся длиной M , то есть дополняются нулями, включая выборки внешних факторов.

Шаг 9. Построение уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных значений выборки аппроксимации с учетом внешних факторов.

На основе полученных выборок аппроксимации $\tilde{Y}_{t-k}^{M+}$, $\tilde{Y}_{t-k}^{M-}$, $\tilde{X}_{t-k,m}^{M+}$, $\tilde{X}_{t-k,m}^{M-}$ строятся уравнения аппроксимации:

$$\begin{aligned}\hat{\tilde{Y}}_t^{M+} &= \alpha_{m+1}^+ \tilde{X}_{t-k,m}^{M+} + \alpha_m^+ \tilde{X}_{t-k,m-1}^{M+} + \dots + \alpha_2^+ \tilde{X}_{t-k,1}^{M+} + \alpha_1^+ \tilde{Y}_{t-k}^{M+} + \alpha_0^+ \\ \hat{\tilde{Y}}_t^{M-} &= \alpha_{m+1}^- \tilde{X}_{t-k,m}^{M-} + \alpha_m^- \tilde{X}_{t-k,m-1}^{M-} + \dots + \alpha_2^- \tilde{X}_{t-k,1}^{M-} + \alpha_1^- \tilde{Y}_{t-k}^{M+} + \alpha_0^-\end{aligned}\quad (3.4)$$

где α_i^+ , α_i^- – коэффициенты аппроксимации, где $i \in \{1, 2, \dots, m\}$. Значение коэффициентов аппроксимации должно быть таким, чтобы:

$$\begin{aligned}\sigma^2 &= \sum_{t=0}^{M-1} (\tilde{Y}_{t+i}^{M+} - \hat{\tilde{Y}}_{t+i}^{M+})^2 \rightarrow \min \\ \sigma^2 &= \sum_{t=0}^{M-1} (\tilde{Y}_{t+i}^{M-} - \hat{\tilde{Y}}_{t+i}^{M-})^2 \rightarrow \min\end{aligned}\quad (3.5)$$

то есть квадрат отклонений модельных значений от реальных должен быть минимален.

Значения коэффициентов аппроксимации находятся с помощью метода наименьших квадратов:

Шаг 10. Получение прогноза.

Для получения прогноза каждое значение подвыборки $\tilde{Y}_t^{p+}$ аппроксимируется с помощью уравнения:

$$\hat{\tilde{Y}}_t^{M+} = \alpha_{m+1}^+ \tilde{X}_{t-k,m}^{M+} + \alpha_m^+ \tilde{X}_{t-k,m-1}^{M+} + \dots + \alpha_2^+ \tilde{X}_{t-k,1}^{M+} + \alpha_1^+ \tilde{Y}_{t-k}^{M+} + \alpha_0^+ I^{M+} \quad (3.6)$$

а значения подвыборки $\tilde{Y}_t^{p-}$ с помощью уравнения:

$$\hat{\tilde{Y}}_t^{M-} = \alpha_{m+1}^- \tilde{X}_{t-k,m}^{M-} + \alpha_m^- \tilde{X}_{t-k,m-1}^{M-} + \dots + \alpha_2^- \tilde{X}_{t-k,1}^{M-} + \alpha_1^- \tilde{Y}_{t-k}^{M+} + \alpha_0^- I^{M-} \quad (3.7)$$

Полученные прогнозные значения выстраиваются в том же порядке, в котором были соответствующие значения в выборке $\tilde{Y}_t^p$.

Алгоритм нахождения длины выборки (параметра М)

И.А. Чучуевой в работе [108] был предложен алгоритм определения параметра М.

Алгоритм идентификации модели:

1. Исходный временной ряд $Y(t)$ разделяется на три части в пропорции 2:2:1.

Полученные части:

– базовый период (40%);

- *тестовый период*(40%);
- *контрольный период* (20%) временного ряда соответственно.

2. Исходя из решаемой задачи прогнозирования, определяется значение P , а также диапазон возможных значений параметра M . Первоначально рекомендуется брать широкий диапазон возможных значений M , например, $M \in [P, (30 \cdot P)]$, а затем его последовательно уточнять.

3. Для каждого значения параметра M из установленного диапазона, прогнозируется значения временного ряда внутри *тестового периода*.

4. По результатам прогнозирования определяем среднюю абсолютную ошибку прогноза (MAE):

$$MAE = \frac{1}{K} \sum |\hat{y}_i - y_i| \quad (3.8)$$

где K – количество значений временного ряда, попавших в *тестовый период*.

5. Строится график зависимости MAE от M для *тестового периода* и определяется диапазон значений M , соответствующий устойчивому минимуму MAE .

6. На последнем шаге экспертом выбирается параметр модели M внутри диапазона устойчивого минимума.

Недостатками данного алгоритма является необходимость привлечения эксперта и за счет этого невозможность автоматизации. Как следствие – невозможность идентификации модели перед каждым построением прогноза.

Ниже предложен новый алгоритм идентификации модели, который так же основывается на оценке абсолютной ошибки прогноза, но не требует привлечения эксперта.

Исходя из решаемой задачи прогнозирования, определяется значение длины прогноза P . Исходный временной ряд приводится к стационарному виду согласно алгоритму, рассмотренному в разделе 3.1.1 данной главы.

Метод автоматизированной идентификации модели включает в себя 1 алгоритм, который основан на разделении исходного временного ряда на 3 периода. В тестовом периоде (рисунок 3.7) строится прогноз для каждого

значения параметра M (длины выборки, предшествующей прогнозу). Полученные прогнозные значения сравниваются с известными, считается средняя абсолютная ошибка в процентах.

$$MAPE = \frac{1}{K} \sum |\hat{y}_i - y_i| \cdot 100\% \quad (3.9)$$

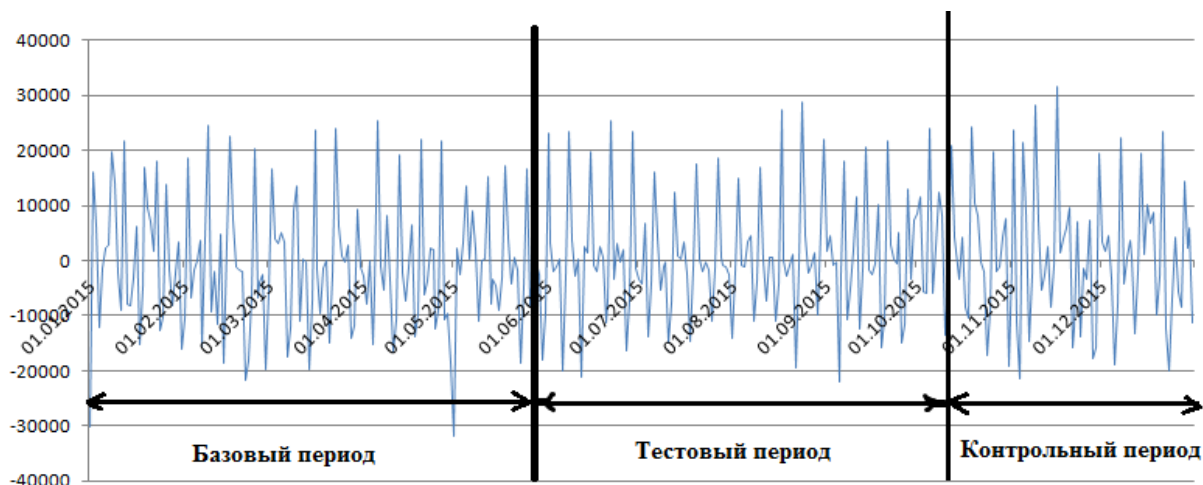


Рисунок 3.7 – Разделение временного ряда на базовый, тестовый и контрольный периоды

Ранее строился график MAPE и привлекался эксперт для определения наилучшей длины выборки. Автоматизация заключается в использовании теста Дики-Фулера, с помощью которого будут все находиться стационарные участки. Для каждого стационарного участка считается математическое ожидание и выбирается наименьшее значение. В найденном стационарном участке находится наименьшее значение, которое и является наилучшей длиной параметра M . Графическая иллюстрация представлена на рис. 3.8.

Разработанные алгоритмы являются универсальными и применимы к прогнозированию любых временных рядов, то есть пользователь при принятии решения о требуемом объеме электроэнергии имеет возможность добавления в модель неограниченного количества индивидуальных внешних факторов предприятия. Использование комплекса из четырех предложенных алгоритмов позволяет решить следующие требования, предъявляемые к механизму управления энергозатратами по критерию энергоэффективности:

- высокая точность прогнозирования равновесной цены;

- высокая точность объемов потребления электроэнергии;
- универсальность механизма управления, то есть единая система, которая позволит прогнозировать все необходимые предприятию показатели;
- введение в механизм управления не только общих внешних факторов, влияющих на изменения цены и объема потребления, но и индивидуальных для каждого конкретного предприятия.



Рисунок 3.8 – Графическая иллюстрация нахождения оптимального значения параметра M

3.2. Автоматизация механизма управления энергозатратами для промышленного предприятия

На основе построенных экономико-математических алгоритмов была разработана компьютерная программа для прогнозирования временных рядов на основе имеющейся статистической информации по выборке максимального подобия с автоматическим приведением временных рядов к стационарному виду (Forecast Energy) [85].

Программа предназначена для любых пользователей, использующих прогнозирование временных рядов на основе статистической информации о поведении технических и экономических систем. Эта программа облегчает

задачу прогнозирования временных рядов, позволяя автоматически вычислять выборку аппроксимации и представляя результаты прогнозирования не только в виде цифровой информации, но и в виде графиков. Программа обеспечивает выполнение следующих функций:

- прогнозирование по выборке максимального подобию с автоматическим приведением временных рядов к стационарному виду и построением разных уравнений аппроксимации для положительных и отрицательных значений;
- прогнозирование временных рядов с учетом неограниченного количества внешних факторов [85].

В качестве языка разработки был выбран язык программирования C#, сочетающий объектно-ориентированные и контекстно-ориентированные концепции. Среда разработки: Microsoft Visual Studio. Интерфейс основного окна представлен на рисунке 3.9.

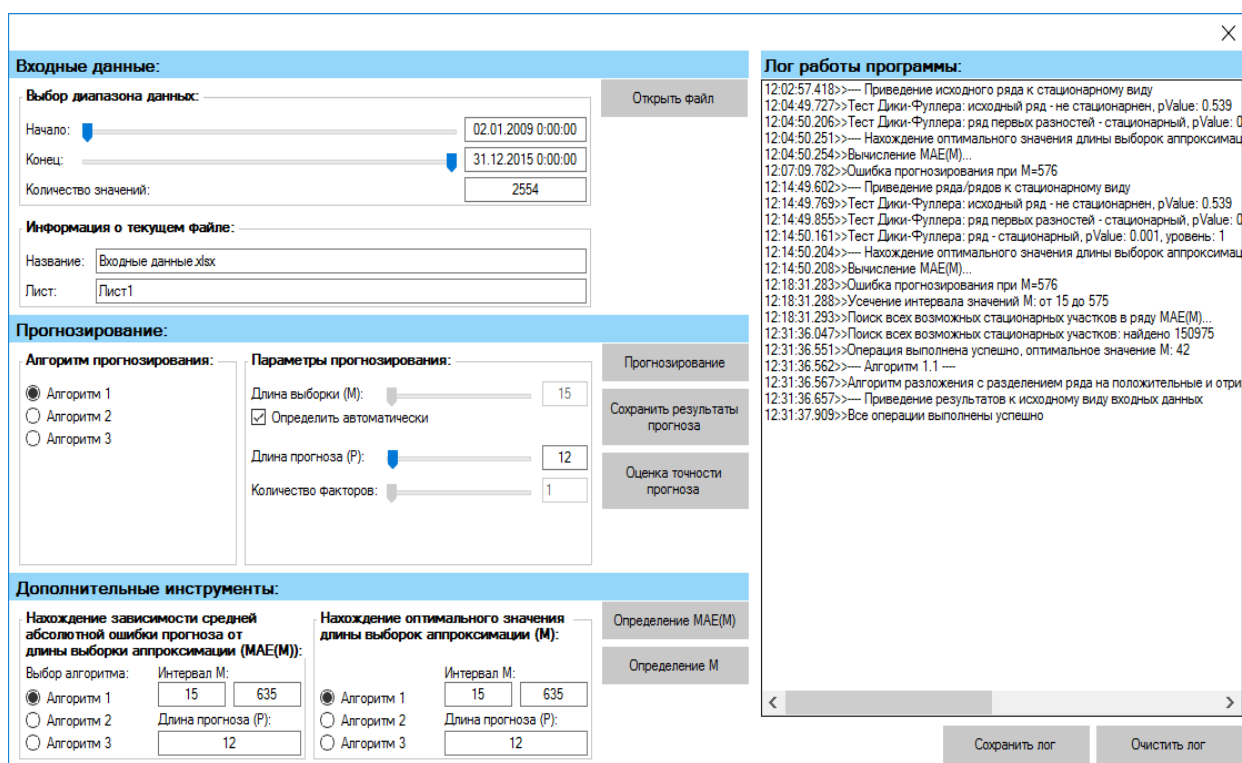


Рисунок 3.9 – Интерфейс основного окна программы Forecast Energy

В программе реализованы все разработанные алгоритмы прогнозирования, которые являются универсальными и не имеют привязки к предметной области. Отличие разработанных алгоритмов от известных заключается в приведении

исходного временного ряда к стационарному виду. Для временного ряда объема потребления электроэнергии стационарный вид, как правило, достигается путем нахождения первых разностей. Из-за чего во временном ряду появляются уже не только положительные, но и отрицательные значения, что делает нахождение единого уравнения аппроксимации некорректным.

Программа работает автоматически без вмешательства человека, поэтому алгоритм приведения исходного ряда к стационарному виду для пользователя отображается только в ознакомительной форме в окне «Лог работы программы», где отображаются все операции, которые происходят с временным рядом.

Вывод результатов прогнозирования с помощью Forecast Energy без учета внешних факторов представлен на рисунке 3.10 и в таблице 3.2.

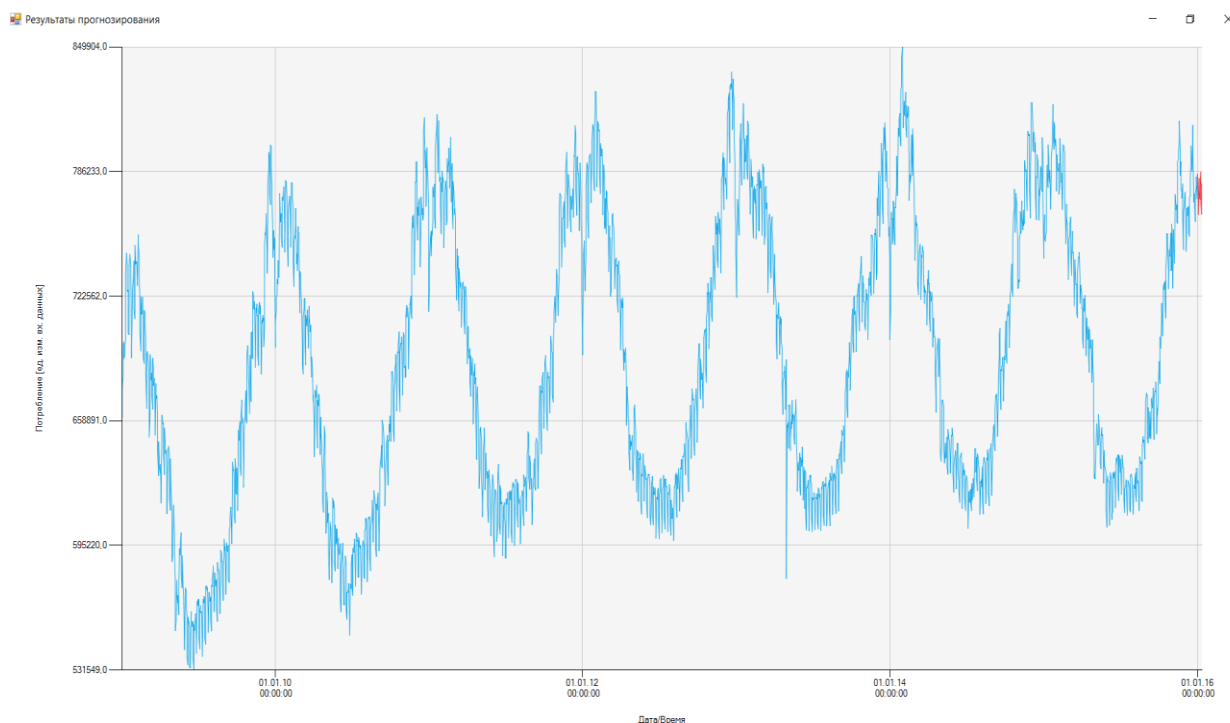


Рисунок 3.10 – Результаты прогнозирования с помощью Forecast Energy без учета внешних факторов

Таблица 3.2 - Результаты прогнозирования с помощью Forecast Energy без учета внешних факторов

Дата	Прогнозное значение, МВт·ч	Реальное значение, МВт·ч	MAPE
01.01.2016	778600	739182	5,33%
02.01.2016	784927	752396	4,32%
03.01.2016	772369	763287	1,19%

Окончание таблицы 3.2

04.01.2016	764172	773422	1,20%
05.01.2016	782860	780109	0,35%
06.01.2016	776735	782407	0,72%
07.01.2016	771997	774654	0,34%
08.01.2016	778373	775884	0,32%
09.01.2016	785936	764200	2,84%
10.01.2016	770207	754297	2,11%
11.01.2016	764444	776928	1,61%
12.01.2016	780018	781938	0,25%
Среднее значение MAPE			1,72%

Программа позволяет масштабировать графические результаты прогнозирования, что значительно упрощает визуализацию, так как исходные временные ряды могут содержать десятки тысяч исходных данных. Иллюстрация масштабирования представлена на рисунке 3.11.

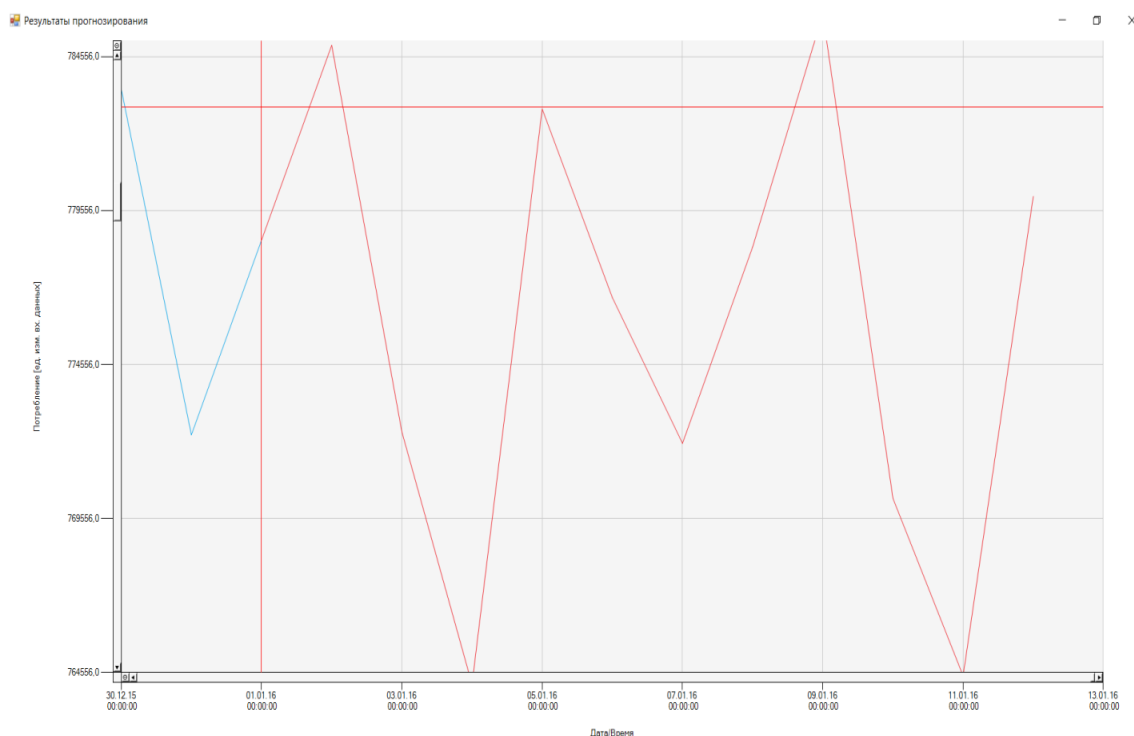


Рисунок 3.11 – Масштабирование результатов прогнозирования с помощью Forecast Energy без учета внешних факторов

Эмпирически было доказано, что для разных временных рядов (из разных предметных областей) наибольшую точность показывают разные методы прогнозирования.

Так при прогнозировании объема потребления электроэнергии без учета значимых внешних факторов (например, при получении прогноза самих факторов) средняя ошибка прогноза составила 1,98%. А при прогнозировании с учетом значимых внешних факторов средняя ошибка прогноза составила 1,74%.

Вывод результатов прогнозирования с помощью Forecast Energy с учетом внешних факторов представлен на рисунке 3.12 и в таблице 3.3.

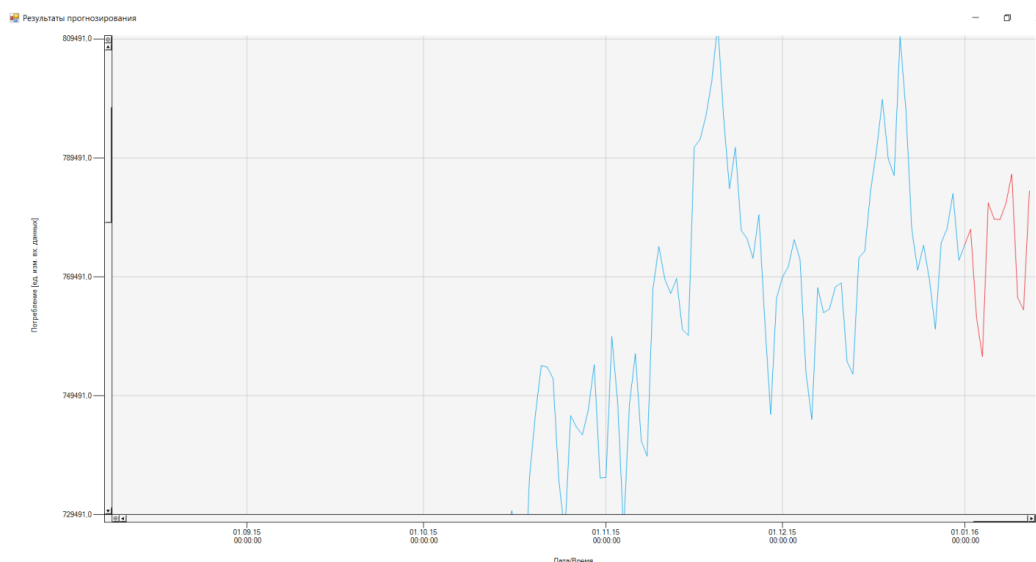


Рисунок 3.12 – Результаты прогнозирования с помощью Forecast Energy с учетом внешних факторов

Таблица 3.3 - Результаты прогнозирования с помощью Forecast Energy без учета внешних факторов

Дата	Прогнозное значение, МВт·ч	Реальное значение, МВт·ч	MAPE
01.01.2016	774887,410	739182,00	4,83%
02.01.2016	777501,820	752396,00	3,34%
03.01.2016	762690,792	763287,00	0,08%
04.01.2016	756081,474	773422,00	2,24%
05.01.2016	781932,327	780109,00	0,23%
06.01.2016	779219,746	782407,00	0,41%
07.01.2016	779116,670	774654,00	0,58%
08.01.2016	781822,010	775884,00	0,77%
09.01.2016	786759,875	764200,00	2,95%
10.01.2016	765986,291	754297,00	1,55%
11.01.2016	763954,739	776928,00	1,67%
12.01.2016	783951,963	781938,00	0,26%
Среднее значение MAPE			1,57%

3.3. Оценка экономической эффективности внедрения механизма управления энергозатратами на промышленном предприятии

Согласно Правил работы на оптовом рынке электрической энергии и мощности низкая точность прогнозирования приводит к необходимости покупки/продажи объема электроэнергии на балансирующем рынке, где уже тариф завышен/занижен, поэтому анализ поведения временных рядов и использование высокоточных моделей прогнозирования являются обоснованными и необходимыми мерами для энергосбережения предприятия. Комплекс мер или программу энергосбережения можно рассматривать как инвестиционный проект с минимальными начальными вложениями. Под начальными вложениями (IC) можно рассматривать стоимость разработки программного обеспечения, стоимость внедрения автоматизированных решений и оплату труда высококвалифицированных специалистов.

Чтобы оценить коммерческую эффективность инвестиционного проекта рассчитывается чистый дисконтированный доход (NPV). Правило принятия инвестиционного проекта, базирующееся на расчете NPV известно: инвестиционный проект принимается, если $NPV > 0$; отвергается, если $NPV < 0$; если $NPV = 0$, то дополнительно следует рассмотреть обстоятельства, выходящие за рамки критерия (экологические, социальные и т.п.) либо учесть открывающиеся новые технические, рыночные или иные перспективы.

Расчет ожидаемого экономического эффекта выполнен на примере потребления электроэнергии Челябинской области за декабрь 2017 г. Согласно данным официального сайта Системного оператора Единой Энергетической системы России потребление электроэнергии по Челябинской области за декабрь 2017 г. составило 2634500 МВт·ч.

В декабре 2017 г. средний индекс рынка на сутки вперед (ИРСВ) равен 981,86 руб./МВт·ч, а средний индекс балансирующего рынка (ИБР) равен 1028,44 руб./МВт·ч. Разница ИБР и ИРСВ является повышенным тарифом или штрафом: 46,58 руб./МВт·ч.

Умножив величину завышения тарифа на потребление электроэнергии Челябинской области, получим размер максимальных убытков в случае отсутствия прогнозного значения объема потребления:

$$2634500 \text{ МВт} \cdot \text{ч} \cdot 46,58 \text{ руб./МВт} \cdot \text{ч} = 122\,715,01 \text{ тыс. руб.}$$

NPV рассчитывается по формуле:

$$NPV = \sum \frac{CF_t}{(1+i)^t} - IC, \quad (3.10)$$

где CF – денежные потоки;

i – ставка дисконтирования;

t – номер периода;

IC – начальные инвестиции.

Коэффициент дисконтирования рассчитывался по формуле:

$$K_d = \frac{1}{(1+i)^t}, \quad (3.11)$$

где $i = 0,29375$ – процентная ставка дисконтирования, рассчитанная по формуле Ирвинга Фишера. Согласно официальным данным ЦБ РФ на конец декабря 2017 г. ключевая ставка была установлена в размере 7,75 %, а темп инфляции – 2,5 %.

Умножая максимальные убытки на коэффициент дисконтирования, получим денежный поток. Повторяем эту операцию для следующих периодов, пока CF не будет близок к нулю. В случае отсутствия прогнозного значения объема потребления дисконтирование производилось 85 раз.

Интегральная величина убытков составила 540,5 млн. руб., что не соизмеримо с инвестиционными затратами и дает достаточно высокое значение NPV и большой запас финансовой прочности по отношению к ошибкам прогноза рассматриваемого инвестиционного решения.

Средняя ошибка прогноза для существующих моделей прогнозирования объема потребления составляет 5 %. Для декабря 2017 года размер убытка составит 6 135, 751 тыс. руб., а интегральная величина убытков 27 млн. руб.

При применении модели прогнозирования по выборке максимального подобию с учетом значимых внешних факторов, средняя ошибка прогноза

составляет 1,74 %, округлим ее до 2 % и тогда размер убытка за декабрь 2017 г. мог составить 2454,3 тыс. руб., интегральная величина убытков 10,8 млн. руб.

В контексте данного исследования интерес представляет *NPV* от внедрения новой методики расчета относительно уже имеющихся методик. В случае применения предложенной в данной работе модели прогнозирования размер возможных убытков будет снижен с 6 135, 751 тыс. руб. до 2454,3 тыс. руб. Интегральная величина экономической выгоды от повышения точности прогнозирования составит 16,2 млн. руб.

Согласно методике расчета *NPV*, необходимо из интегральной величины убытков вычесть инвестиционные затраты на внедрение проекта по повышению эффективности [29]. Очевидно, что затраты на внедрение программного продукта ForecastEnergy значительно ниже 16 млн. руб., так как программный продукт не требует высоких системных затрат и квалификации сотрудников.

NPV является показателем эффекта, но не эффективности, в отличие от индекса прибыльности/рентабельности (*PI*), который рассчитывается по формуле:

$$PI = \frac{1}{I} \sum_{t=1}^N \frac{CF_t}{(1+i)^t}, \quad (3.12)$$

Этот показатель безразмерный, и правило принятия инвестиционных решений для него имеет вид: если $PI > 1$, то проект принимается; если $PI < 1$, проект отклоняется.

Для нашего проекта $PI \gg 1$, т.е. использование разработанной методики является целесообразным. Таким образом, индекс рентабельности так же подтверждает экономическую эффективность от внедрения предложенной модели прогнозирования.

При оценке экономической эффективности инвестиционного проекта, немаловажную роль для инвестора является выгодность инвестиций в сравнении с уже достигнутой рентабельностью или рентабельностью, зависимой от допустимого риска, за что отвечает показатель внутренней нормы прибыли (*IRR* – Internal Rate of Return). Этот показатель размерный (%), поскольку определяет

отношение прибыли к капиталу. Он показывает предельный размер платы за инвестиционные ресурсы, если проект будет осуществляться путем привлечения заемного капитала, при котором дисконтированные расходы и доходы сравниваются и проект окажется невыгодным.

Формально внутренняя норма прибыли находится из уравнения:

$$\sum \frac{D_i}{(1 + IRR)^i} = \sum \frac{P_i}{(1 + IRR)^i} \quad (3.13)$$

Таким образом, IRR равна такому значению коэффициента дисконтирования, при котором текущая стоимость доходов и текущая стоимость расходов равны и, следовательно, проект не выгоден.

Целесообразно показать графически динамику NPV от ставки дисконтирования i для каждого рассмотренного варианта инвестиционного проекта.

Графическая интерпретация зависимости NPV от i представлены на рисунке 3.13 – 3.16. Все графики построены без учета первоначальных инвестиций на внедрение технологии прогнозирования. Очевидно, что при учете инвестиций на внедрение график будет параллельно смещаться к оси i , так как из каждой точки графика будет вычитаться одно и то же число (сумма затрат на внедрение проекта).

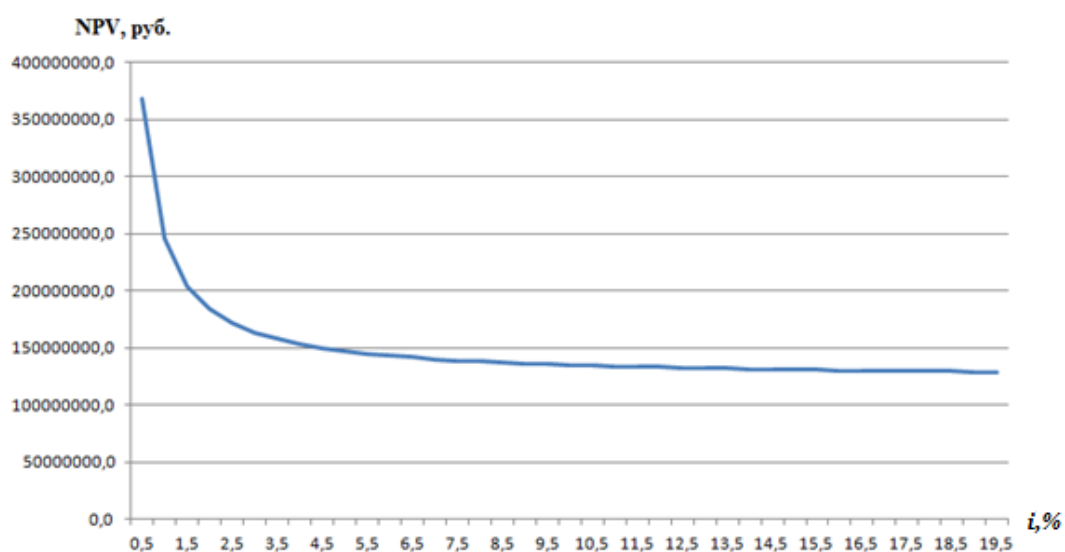


Рисунок 3.13 – Зависимость NPV от i , если прогнозная заявка не подавалась

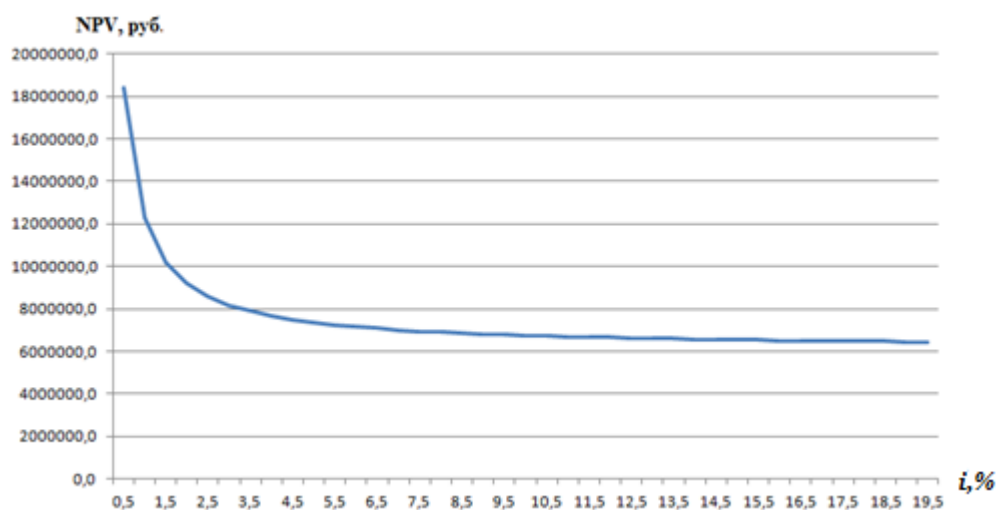


Рисунок 3.14 – Зависимость NPV от i , если ошибка прогноза составляет 5%

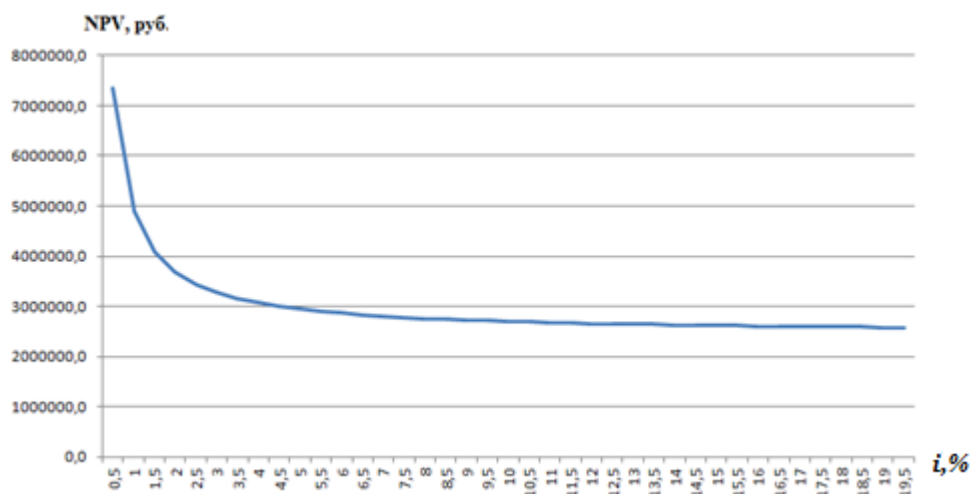


Рисунок 3.15 – Зависимость NPV от i , если ошибка прогноза составляет 2%

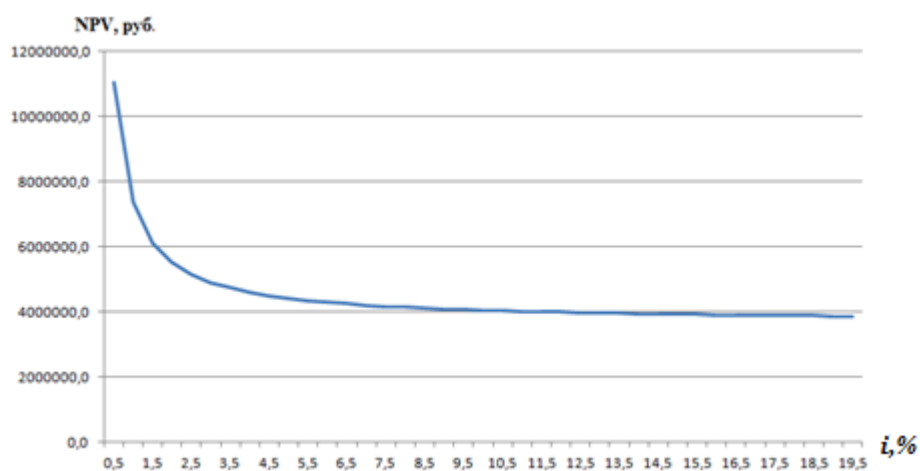


Рисунок 3.16 – Зависимость NPV от i , при внедрении разработанных алгоритмов прогнозирования взамен существующих

С увеличением i NPV снижается, поскольку будущие доходы от инвестиционного проекта начинают играть все более важную роль с точки зрения текущего времени. При некоторой ставке дисконтирования (i) чистая приведенная стоимость пересекает ось абсцисс, то есть существует норма дисконтирования, равная IRR , при которой инвестиционный проект перестает быть рентабельным. После достижения i нулевого значения чистый дисконтированный доход становится отрицательным. Все построенные графики показывают, что функция i не пересекает ось абсцисс в обозримой перспективе, при которой NPV равен нулю, следовательно, инвестиционный проект является сверхприбыльным.

Выводы

1. Разработан алгоритм приведения временного ряда к стационарному виду для его прогнозирования по выборкам максимального подобия.
2. Разработаны методы прогнозирования стационарных временных рядов по выборке максимального подобия без учета внешних факторов: алгоритм прогнозирования с разделением ряда на положительные и отрицательные уровни с разными уравнениями аппроксимации; алгоритм прогнозирования с разделением выборки максимального подобия на положительные и отрицательные уровни с разными уравнениями аппроксимации; алгоритм прогнозирования с приведением стационарного ряда к положительным значениям уровней и одним уравнением аппроксимации.
3. Построены математические модели соответствующих алгоритмов прогнозирования.
4. Разработаны методы прогнозирования по выборке максимального подобия с учетом значимых внешних факторов: алгоритм прогнозирования с разделением ряда на положительные и отрицательные уровни с разными уравнениями аппроксимации; алгоритм прогнозирования с разделением выборки

максимального подобия на положительные и отрицательные уровни с разными уравнениями аппроксимации; алгоритм прогнозирования с приведением стационарного ряда к положительным значениям уровней и одним уравнением аппроксимации.

5. Предложенные модели позволяет учитывать неограниченное количество внешних факторов, что является бесспорным преимуществом при прогнозировании экономических процессов.

6. Разработан алгоритм автоматизированной идентификации модели (параметра M).

7. Разработан механизм управления энергетическими издержками промышленного предприятия на основе компьютерной технологии, работающий в автоматическом режиме и обеспечивающий более высокую точность прогнозирования объемов потребления электроэнергии.

8. Доказана высокая экономическая эффективность от внедрения авторского механизма управления энергетическими издержками промышленного предприятия, что обеспечит существенное энергосбережение субъектам электроэнергетики.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В силу специфики организации работы отечественного энергорынка несовершенство инструментальных методов прогнозирования, используемых промышленными предприятиями при работе на ОРЭМ, приводит к наличию отклонений в заявках на поставку и покупку электрической энергии и удовлетворению их на балансирующем рынке ОРЭМ, тарифы которого существенно выше тарифов РСВ. Действующие правила работы ОРЭМ обуславливают актуальность и практическую значимость исследований, направленных на разработку методического обеспечения управления затратами на электрическую энергию промышленных предприятий по критерию энергоэффективность, что достигается в результате использования алгоритмов долгосрочного и краткосрочного прогнозирования объемов потребления электроэнергии, адекватно описывающих поведение временных рядов данных ОРЭМ, имеющих высокую скорость вычисления прогнозных значений и сравнимую с подобными авторегрессионными моделями точность прогнозирования объемов электропотребления.

Основным результатом диссертационного исследования является разработанный механизм управления издержками на электропотребление промышленных предприятий, включающий в себя комплекс авторских моделей и алгоритмов прогнозирования тарифов и электропотребления субъекта электроэнергетики, отличительная особенность которых состоит в разделении временного ряда на положительные и отрицательные значения с разными уравнениями аппроксимации, что повышает точность прогнозирования. Разработанный механизм формализован в виде авторской компьютерной программы Forecast Energy, использование которой позволит промышленным предприятиям существенно снизить затраты на электрическую энергию и повысить энергоэффективность промышленного производства.

ЛИТЕРАТУРА

1. Ажлуни, А.М. Формирование эффективной системы стратегического управления затратами промышленного предприятия / А.М. Ажлуни. – Воронеж: Изд-во ВГУИТ, 2009. – 184 с.
2. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: основы моделирования и первичная обработка данных / С.А. Айвазян, И.С. Енюков, Л.Д. Мешалкин. – М.: Финансы и статистика, 1983. – 472 с.
3. Арзамасцев, Д.А. Модели оптимизации развития энергосистем / Д.А. Арзамасцев, А.В. Липес, А.Л. Мызин. – М.: Высш. шк., 1987. – 272 с.
4. Арсеньев, Ю.Н. Уровни взаимодействия и оценка результативности деятельности энергетических компаний региона / Ю.Н. Арсеньев, Т.Ю. Давыдова, А.П. Коновалов, В.С. Минаев. // Известия Тульского государственного университета. Экономические и юридические науки, 2016, № 2-1. – С. 287-296.
5. Афанасьев, В.Н. Анализ временных рядов и прогнозирование / В.Н. Афанасьев, М.М. Юзбашев. – М.: Финансы и статистика, 2001. – 228 с.
6. Баев, И.А. Актуальные задачи внедрения системы управления спросом на электропотребление в России / И.А. Баев, И.А. Соловьева, А.П. Дзюба. // Вестник науки Сибири, 2015, № 4 (19). – С. 116-129.
7. Бажанов, Н.Н. Экспоненциальное сглаживание как метод прогнозирования временных рядов / Н.Н. Бажанов. // В сборнике: Теория и практика науки третьего тысячелетия. Сборник статей Международной научно–практической конференции. Ответственный редактор: А.А. Сукиасян, 2014. – С. 194-196.
8. Бардин, И.В. Модели описания и решения задач системного анализа при мониторинге чрезвычайных ситуаций на объектах нефтегазового комплекса: дис. ...кан. тех. наук / И.В. Бардин. – Санкт-Петербург, 2010. – 124 с.

9. Беляев, Л.С. Мировая энергетика и переход к устойчивому развитию / Л.С. Беляев, О.В. Марченко, С.П. Филиппов и др. – Новосибирск: Наука, 2000. – 269 с.
10. Бокс, Дж. Анализ временных рядов, прогноз и управление. / Дж. Бокс, Г. М. Дженкинс. – М.: Мир, 1974. – 406 с.
11. Булатов, В.П. Системные исследования в энергетике в новых социально–экономических условиях / В.П. Булатов, Н.И. Воропай, А.З. Гамм и др. – Новосибирск: Наука, 1995. – 188 с.
12. Бутакова, М.М. Экономическое прогнозирование. Методы и приемы практических расчетов / М.М. Бутакова. – М.: КноРус, 2008. – 168 с.
13. Бэнн, Д.В. Обзор методов краткосрочного прогнозирования в электроэнергетике // Сравнительные модели прогнозирования электрической нагрузки энергосистем / Д.В. Бэнн, Е.Д. Фармер. – М.: Энергоатомиздат, 1987. – 260 с.
14. Вагин, В.П. Математическое моделирование ЕЭС России при долгосрочном планировании развития электроэнергетики / В.П. Вагин, Ю.М. Шаргин, М.Н. Лелюхин. // Электрические станции, 2010, № 11. – С. 7-11.
15. Веселов, Ф.В. Комплексный подход и средства оптимизации инвестиционных решений в энергетике в период реформирования рынка / Ф.В. Веселов, А.С. Макарова. //Пятые Мелентьевские теоретические чтения. М., 2004. – С. 127-142.
16. Веселов, Ф.В. Проблемы моделирования в актуальных задачах прогнозирования электроэнергетики / Ф.В. Веселов, А.Е. Курилов, А.С. Макарова, Л.В. Урванцева. // В сборнике: Управление развитием крупномасштабных систем MLSD'2007 Труды первой международной конференции. Под редакцией С.Н. Васильева, А.Д. Цвиркуна, 2007. – С. 164-170.
17. Веселов, Ф.В. Проблемы моделирования в актуальных задачах прогнозирования электроэнергетики. / Ф.В. Веселов, А.Е. Курилов, А.С. Макарова, Л.В. Урванцева. // В книге: Управление развитием

крупномасштабных систем MLSD'2007 тезисы докладов первой международной конференции, 2007. – С. 122-124.

18. Гительман, Л.Д. Антикризисные решения для региональной энергетики / Л.Д. Гительман, Б.А. Бокарев, Т.Б. Гаврилова, М.В. Кожевников. // Экономика региона, 2015, № 3 (43). – С. 173-188.

19. Гительман, Л.Д. Экономика и бизнес в электроэнергетике. Междисциплинарный учебник / Л.Д. Гительман, Б.Е. Ратников. – М.: Изд-во «Экономика», 2013. – 432 с.

20. Гительман, Л.Д. Энергетический бизнес / Л.Д. Гительман, Б.Е. Ратников. – М.: Дело, 2006. – 599 с.

21. Гладков, Б.В. Метод главных компонент. / Б.В. Гладков, И.В. Роговина, Н.А. Трофимова. – М.: МИЭМ, 2010. – 28 с.

22. Гордеев, В.И. Управление электропотреблением и его прогнозирование / В.И. Гордеев, И.Е. Васильев, В.И. Щуцкий. – Ростов н/Д: Издательство Ростовского университета, 1991. – 104 с.

23. Головкин П.И. Энергосистема и потребители электрической энергии. / П.И. Головкин. – М.: Энергия, 1979. – 279 с.

24. Горелик, Н.А. Адаптация при прогнозировании экономических показателей методом экспоненциального сглаживания / Н.А. Горелик, А.А. Френкель. // Экономика и математические методы, 1981, Т. 17, № 6. – С. 1203-1209.

25. Горшков, Д.О. Аспекты прогнозирования электропотребления территориально-административного образования с учетом его энергоэффективности: дис. ...кан. экон. наук / Д.О. Горшков. – Нижний Новгород, 2013. – 175 с.

26. Горшков, Д.О. Прогнозирование электропотребления территориально-административного образования с учетом энергоэффективности / Д.О. Горшков, Д.А. Корнилов. – Нижний Новгород: Изд-во НГТУ им. Р.Е. Алексеева, 2014. – 130 с.

27. Горюнов, Е.К. Сравнительный анализ методов экспоненциального сглаживания и скользящей средней / Е.К. Горюнов. // В сборнике: Импульс-2012 Труды IX Международной научно-практической конференции студентов, молодых ученых и предпринимателей в сфере экономики, менеджмента и инноваций в 2-х томах. Национальный исследовательский Томский политехнический университет, 2012. – С. 163-165.

28. Гражданский кодекс Российской Федерации (часть вторая) от 26.01.1996 N 14-ФЗ (ред. от 28.03.2017). ГК РФ Статья 539. Договор энергоснабжения.

29. Гранберг, А.Г. Основы региональной экономики / А.Г. Гранберг. – М.: ГУ Региональная экономика России, 2001. – 494 с.

30. Гриднева, И.В. Моделирование периодических колебаний с помощью ряда Фурье / И.В. Гриднева, Т.А. Иванова. // В сборнике: Моделирование и информационное обеспечение экономических процессов в АПКСборник научных трудов. Коллектив авторов; ФГОУ ВПО Воронежский ГАУ. Воронеж, 2011. – С. 135-139.

31. Губанов, А.Ю. Опыт моделирования динамики коэффициентов прямых затрат (на примере электроэнергетики) / А.Ю. Губанов. // Научные труды: Институт народнохозяйственного прогнозирования РАН, 2005, Т. 3. – С. 308-323.

32. Гурский, С.К. Адаптивное прогнозирование временных рядов в электроэнергетике / С.К. Гурский. – Минск: Наука и техника, 1983. – 271 с.

33. Гусева, Н.В. Особенности формирования механизма управления затратами в рамках стратегического развития на предприятиях электроэнергетики / Н.В. Гусева. // Интернет-журнал Науковедение, 2013, № 6 (19). – С. 1-9.

34. Гусев, В.В. Роль управления затратами на промышленном предприятии / В.В. Гусев, Д.Ю. Городилин. // В сборнике: Актуальные вопросы научных исследований. Саратовский государственный педагогический институт, Саратовский государственный технический университет, Поволжская академия

государственной службы, Саратовский государственный университет. Саратов, 1998. – С. 171-178.

35. Дегтяренко, Г.А. Прогнозирование в сфере электроэнергетики как функция управления. / Г.А. Дегтяренко, И.В. Долгова. // Вестник Тверского государственного университета. Серия: Экономика и управление, 2014, № 1. – С. 264-273.

36. Дзюба, А.П. Прогнозирование электропотребления как инструмент повышения энергоэффективности региональной экономики / А.П. Дзюба. // В сборнике: Экономика, управление, инновации: теория, методология и концепция модернизации. Материалы Международной научно-практической конференции. АНО содействия развитию современной отечественной науки Издательский дом «Научное обозрение», 2013. – С. 5-14.

37. Дзюба А.П. Управление энергозатратами промышленных предприятий: дис. ...кан. экон. наук / А.П. Дзюба. – Челябинск, 2014. – 283 с.

38. Долгова, И.В. Нейронные сети в прогнозировании социально-экономических показателей в сфере электроэнергетики / И.В. Долгова, Г.А. Дегтяренко. // Вестник Сибирского института бизнеса и информационных технологий: научно-практ. Журнал, 2013, № 3 (7). – С. 3-8.

39. Домников, А.Ю. Конкурентное развитие систем когенерации энергии в условиях реформирования электроэнергетики: дис. ...д-ра экон. наук / А.Ю. Домников. – Екатеринбург, 2009. – 373 с.

40. Дубровская, Л.И. Прогнозирование временных рядов в пакете statistica. / Л.И. Дубровская. – Томск: ТГУ, 2012. – 36 с.

41. Едророва, В.Н. Общая теория статистики: Учебник / В.Н. Едророва, М.В. Едророва. – М.: Юристъ, 2001. – 511 с.

42. Жаркина, Л.В. Инновационное развитие систем управления затратами предприятий электроэнергетики: дис. ...кан. экон. наук / Л.В. Жаркина. – Саратов, 2009. – 163 с.

43. Жихаревич, Б.С. Организация управления затратами на промышленном предприятии / Б.С. Жихаревич, Б.А. Варламов. – Санкт–Петербург: «Диалог», 2005. – 74 с.
44. Закарюкин, В.П. Моделирование и прогнозирования процессов электропотребления на железнодорожном транспорте. Под ред. проф. А.В. Крюкова / В.П. Закарюкин, А.В. Крюков, Н.В. Раевский, Д.А. Яковлев. – Иркутск: Деп. В ВИНТИ, 2007. – 115 с.
45. Исаев, А.С. Перспективная оценка суточных графиков нагрузки предприятия – субъекта ОРЭМ / А.С. Исаев, М.Г. Ошурков. // Известия Тульского государственного университета. Технические науки, 2017, № 12-1. – С. 75-81.
46. Капитонова, Н.В. Прогнозирование национальной экономики: учеб. пособие. / Н.В. Капитонова. – Чита: ЧитГУ, 2008. – 192 с.
47. Карлик, А.Е. Управление затратами на промышленном предприятии. Учебное пособие / А.Е. Карлик, А.М. Белов, Г.Н. Добрынин. – СПб: Наука, 1998. – 85с.
48. Клапко, А.О. Математическое моделирование и прогнозирование цен на фондовом рынке: дис. ...кан. экон. наук / А.О. Клапко. – Москва, 2005. – 134 с.
49. Козлов, Г.А. Роль прогнозирования электропотребления в современной электроэнергетике России. / Г.А. Козлов. // Научный журнал. 2017, № 5 (18). – С. 29-30.
50. Кокшаров, В.А. Тарифная политика при эффективном управлении энергопотреблением промышленного предприятия / В.А. Кокшаров. // Экономика, статистика и информатика. Вестник УМО, 2014, № 5. – С. 42-47.
51. Колокольникова, Н.А. О цепях Маркова с двумя состояниями / Н.А. Колокольникова. // Вопросы естествознания, 2017, № 2 (14). – С. 38-43.
52. Кононов, Ю.Д. Методы и модели прогнозных взаимосвязей энергетики и экономики / Ю.Д. Кононов, Е.В. Гальперова, Д.Ю. Кононов и др. – Новосибирск: Наука, 2009. – 178 с.

53. Кононов, Ю.Д. Долгосрочное прогнозирование динамики цен на российских энергетических рынках / Ю.Д. Кононов, Д.Ю. Кононов. // Проблемы прогнозирования, 2005, № 6. – С. 53-60.

54. Коссов, В.В. Относительные цены как инструмент среднесрочного прогнозирования оптовых цен (на примере цен на электроэнергию) / В.В. Коссов. // Проблемы прогнозирования, 2005, № 6. – С. 60–76.

55. Кудрин, Б.И. Электроснабжение промышленных предприятий / Б.И. Кудрин. – М.: Энергоатомиздат, 1995. – 416 с.

56. Кузнецова, С.В. Особенности управления затратами в электроэнергетике / С.В. Кузнецова. // Государственное и муниципальное управление: современные проблемы, практика решений, 2014, № 2. – С. 63–69.

57. Куклин, А.А. Теоретико-методологические аспекты энергоинвестиционной привлекательности региона / А.А. Куклин, А.Л. Мызин, О.А. Денисова. // Журнал экономической теории, 2011, № 3. – С. 52-62.

58. Кулаков, М.Ю. Применение сценарного подхода к прогнозированию макроэкономических показателей / М.Ю. Кулаков. // Экономическая кибернетика: математические и инструментальные методы анализа, прогнозирования и управления: Сб. ст., Перм. ун-т, Пермь, 2002. – С. 111-115.

59. Лапицкий, В.И. Организация и планирование энергетики: учебник. – 2-е изд. / В.И. Лапицкий. – М: Высшая школа, 1975. – 488 с.

60. Леготин, Г.С. Математическое моделирование отношений на рынке электроэнергетики / Г.С. Леготин. // Проблемы экономики, 2006, № 3. – С. 380-385.

61. Лисичкин, С.П. Энергетические ресурсы и нефтегазовая промышленность мира / С.П. Лисичкин. – М.: Недра, 1974. – 406 с.

62. Лугинский, Я.Н. Режимы Единой энергосистемы / Я.Н. Лугинский. – М.: Энергоатомиздат, 1983. – 384 с.

63. Магнус, Я.Р. Эконометрика. Начальный курс. / Я.Р. Магнус, П.К. Катышев, А.А. Пересецкий. – М.: Дело, 2004. – 576 с.

64. Май, Н.Т. Управление гибридными энергетическими системами с возобновляемыми источниками энергии: дис. ...кан. техн. наук / Н.Т. Май. – Волгоград, 2013. – 106 с.

65. Макаров, А.А. Методические основы разработки перспектив развития электроэнергетики / А.А. Макаров, Ф.В. Веселов, Е.А. Волкова, А.С. Макарова. – М.: ИНЭИ РАН, 2007. – 103 с.

66. Макоклюев, Б.И. Анализ и планирование электропотребления / Б.И. Макоклюев. – М.: Энергоатомиздат, 2008. – 296 с.

67. Макоклюев, Б.И. Методология и система моделей прогноза электропотребления / Б.И. Макоклюев. //Электрические станции, 2007, №3.– С. 10–15.

68. Макоклюев, Б.И. Оперативное прогнозирование нагрузки ЭЭС с учетом метеофакторов. В кн.: Советчики диспетчеров по оперативной коррекции режимов работы ЭЭС / Б.И. Макоклюев, Д.А. Федоров. – Иркутск: хб. и.], 1984. – 192 с.

69. Малахов, В.А. Подходы к прогнозированию спроса на электроэнергию в России. / В.А. Малахов. // Проблемы прогнозирования, 2009, № 2 (113). – С. 57-62.

70. Мартынов, А.С. Применение интуитивных методов в процессе прогнозирования социально–экономического развития регионов / А.С. Мартынов. // Региональная экономика: теория и практика, 2009, № 39. – С. 23-28.

71. Меламед, А.М. Моделирование динамики изменений потребления электроэнергии энергосистем при неполной информации / А.М. Меламед, В.Ф. Тимченко, К.А. Сааренд. // Электричество, 1977, № 4. – С. 23–30.

72. Методика прогнозирования графиков электропотребления для технологий краткосрочного планирования. Заместитель Председателя Правления ОАО «СО – ЦДУ ЕЭС» Н.Г. Шульгинов 14 декабря 2007 г.

73. Моисеев, Н.А. Современные инструментальные методы прогнозирования процессов нестабильной экономики / Н.А. Моисеев. // В

сборнике: Международная научно–практическая конференция «Интеграция отечественной науки в мировую: проблемы, тенденции и перспективы» сборник научных докладов. Автономная некоммерческая организация содействия развитию современной отечественной науки Издательский дом «Научное обозрение», 2014. – С. 42-54.

74. Мокеев, В.В. Метод главных компонент в задачах многофакторного анализа экономических процессов / В.В. Мокеев. // Наука ЮУрГУ. Секции экономики, управления и права: Материалы 60-й юбилейн. науч. конф., 2008, т. 2. – С. 77-80.

75. Мохов, В.Г. Анализ регионального рынка электрической энергии России: Монография / В.Г. Мохов, Т.С. Демьяненко. – Челябинск: Издательский центр ЮУрГУ, 2018. – 183 с.

76. Мохов, В.Г. Определение значимых факторов при прогнозировании объема потребления электроэнергии по объединенной энергосистеме Урала на основе регрессионного анализа. / В.Г. Мохов, Т.С. Демьяненко. // Вестник УрФУ. Серия: Экономика и управление, 2017, Т. 16. № 4. – С. 642-662.

77. Мохов, В.Г. Построение трендовой составляющей аддитивной модели долгосрочного прогнозирования объемов потребления электроэнергии оптового рынка электрической энергии и мощности России на примере объединенной энергосистемы Урала / В.Г. Мохов, Т.С. Демьяненко. // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Экономика и менеджмент, 2018, Т. 12. № 2. – С. 80-87.

78. Мохов, В.Г. Прогнозирование потребления электрической энергии на оптовом рынке электроэнергии и мощности / В.Г. Мохов, Т.С. Демьяненко. // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Экономика и менеджмент, 2014, Т. 8. № 2. – С. 86-92.

79. Мохов, В.Г. Формирование цен на оптовом рынке электрической энергии и мощности России. / В.Г. Мохов, Т.С. Демьяненко. // Экономика и предпринимательство, 2015, № 12-1 (65). – С. 1073-1082.

80. Науменко, Д.О. Программный комплекс моделирования и прогнозирования потребления электроэнергии в долгосрочном периоде: дис. ...кан. экон. наук / Д.О. Науменко. – Пермь, 2011. – 135 с.

81. Нерик, В.С. Процесс управления затратами промышленного предприятия в современных условиях / В.С. Нерик, Н.В. Иевлева. // В сборнике: Теория и практика актуальных научных исследований сборник научных статей. Волгоград, 2017. – С. 135-136.

82. Осика, Л.К. Промышленные потребители на рынке электроэнергии. Принципы организации деловых отношений. / Л.К. Осика, И.Г. Макаренко. – М.: ЭНАС, 2010. – 320 с.

83. Официальный сайт Министерства экономического развития РФ [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.economy.gov.ru>.

84. Подковальников, С.В. Развитие электроэнергетики в рыночной среде: моделирование и исследование / С.В. Подковальников, О.В. Хамисов, К.А. Семенов. // В сборнике: Системные исследования в энергетике: методология и результаты. Москва, 2018. – С. 207-216.

85. Программа для прогнозирования временных рядов на основе имеющейся статистической информации по выборке максимального подобию с автоматическим приведением временных рядов к стационарному виду (Forecast Energy) / Ф ГБОУ ВПО «Ю УрГУ» (НИУ); рук. В.Г. Мохов; исполн. Т.С. Демьяненко, В.И. Цимбол, А.И. Цимбол – М., 2017. – гос. рег. № 2017660878.

86. Рабочая книга по прогнозированию / под ред. И.В. Бестужева-Лады. – М.: Мысль, 1992. – 152 с.

87. Ревюз, Д. Цепи Маркова. / Д. Ревюз. – М.: РФФИ, 1997. – 432с.

88. Реестр субъектов рынка [Электронный ресурс] – Режим доступа: <http://www.np-sr.ru/registers/marketsubject/>.

89. Садовникова, Н.А. Анализ временных рядов и прогнозирование. / Н.А. Садовникова, Р.А. Шмойлова. – М.: Университет «Синергия», 2016. – 152 с.

90. Сазонов, В.Г. Планирование и прогнозирование в условиях рынка: Учебное пособие. / В.Г. Сазонов. – Владивосток: ТИДОТ ДВГУ, 2001. – 146 с.
91. Самсонов, В.С. Экономика предприятий энергетического сектора: Учеб. для вузов 2-е изд. / В.С. Самсонов, М.А. Вяткин. – М.: Высш. шк., 2003. – 416 с.
92. Сапожникова, Т.И. Учебно-методические материалы лекционного курса по «Теории управления». / Т.И. Сапожникова. – Чита, 2009. – 145 с.
93. Седов, А.В. Системы контроля, распознавания и прогнозирования электропотребления / А.В. Седов, И.И. Надтока. – Ростов-на-Дону. Изд-во Ростовского университета, 2002. – 318 с.
94. Старкова, Г.С. Комплекс экономико-математических моделей прогнозирования потребления электроэнергии в регионах РФ и его инструментальная реализация: дис. ...кан. экон. наук. / Г.С. Старкова. – Пермь, 2014. – 153 с.
95. Сунагатов, И.М. Применение системно–аналитического метода «дерево решений» с методом выбора атрибута CART для построения системы краткосрочного прогнозирования / И.М. Сунагатов, В.И. Батищев. // Вестник Самарского государственного технического университета. Серия: Технические науки, 2013, № 3 (39). – С. 74-78.
96. Таганов, Д.Ю. SPSS. Статистический анализ в маркетинговых исследованиях / Д.Ю. Таганов. – М.: Эксмо, 2009. – 244 с.
97. Тихонов, Э.Е. Прогнозирование в условиях рынка. / Э.Е. Тихонов. – Невинномысск, 2006. – 221 с.
98. Турунцева, М.Ю. Качественные свойства различных подходов к прогнозированию социально–экономических показателей РФ / М.Ю. Турунцева, Т.Р. Киблицкая. – М.: ИЭПП, 2010. – 148 с.
99. Усенко, Р.С. Использование методов экспоненциального сглаживания при анализе социально – экономических процессов / Р.С. Усенко. // В сборнике: Современные условия взаимодействия науки и техники Сборник статей по итогам Международной научно–практической конференции: в 3 частях, 2017. – С. 127-129.

100. Федеральный закон от 26 марта 2003 г. N 35-ФЗ «Об электроэнергетике» (с изменениями и дополнениями).

101. Федеральный закон от 23.11.2009 г. N 261-ФЗ «Об энергосбережении и о повышении энергетической эффективности и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации».

102. Филипов, С.П. Прогнозирование энергопотребления с использованием комплекса адаптивных имитационных моделей / С.П. Филипов. // Известия РАН. Энергетика, 2010, № 4. – С. 41-55.

103. Фокин, Ю.А. Вероятностно–статистические методы в расчетах систем электроснабжения / Ю.А. Фокин. – М.: Энергоатомиздат, 1985. – 240 с.

104. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс. / С. Хайкин. – М.: ООО «И.Д. Вильямс», 2006. – 1104 с.

105. Харин, Ю.С. Цепь маркова, S-го порядка с R частичными связями и статистические выводы о ее параметрах / Ю.С. Харин, А.И. Петлицкий. // Дискретная математика, 2007, Т. 19, № 2. – С. 109-130.

106. Чеботарева, Г.С. Методический инструментарий оценки инвестиционной привлекательности энергогенерирующей компании: дис. ...кан. экон. наук / Г.С. Чеботарева. – Екатеринбург, 2016. – 243 с.

107. Чубайс, А.Б. Экономика и управление в современной электроэнергетике России: пособие для менеджеров электроэнергетических компаний / А.Б. Чубайс. – М.: НП КОНЦ ЕЭС, 2009. – 1074 с.

108. Чучуева, И.А. Модель прогнозирования временных рядов по выборке максимального подобия: дис. ...кан. тех. наук / И.А. Чучуева. – Москва, 2012. – 154 с.

109. Шанченко, Н.И. Лекции по эконометрике. Учебное пособие для студентов высших учебных заведений, обучающихся по специальности «Прикладная информатика (в экономике)». / Н.И. Шанченко. – УГТУ, Ульяновск, 2008. – 112 с.

110. Шаталов, А.Ф. Моделирование в электроэнергетике / А.Ф. Шаталов, И.Н. Воротников, М.А. Мастепаненко, И.К. Шарипов, С.В. Аникуев. – Ставрополь: Изд-во СГАУ| АГРУС, 2014. – 140 с.

111. Шичкина, Ю.А. Применение методов автоматического анализа при формировании контрольных цифр приема в учреждения профессионального образования / Ю.А. Шичкина, Ю.В. Планкова. // Системы. Методы. Технологии, 2013, №2 (18). – С. 82-87.

112. Шурупов, В.В. К вопросу о структуре управления электроэнергетикой в РФ / В.В. Шурупов. // Энергетик, 2015, № 11. – С. 31-34.

113. Юрьева, Л.В. Управленческий учет затрат на промышленных предприятиях в условиях инновационной экономики / Л.В. Юрьева, Е.В. Долженкова, М.А. Казакова. – М.: «Русайнс», 2015. – 290 с.

114. Ястребов, П.П. Использование и нормирование электрической энергии в процессах переработки и хранения / П.П. Ястребов. – М.: Изд-во «Колос», 1973. – 311 с.

115. Alfares H.K., Nazeeruddin M. Electric load forecasting: literature survey and classification of methods // International Journal of Systems Science, 2002, vol. 33, pp. 23-34.

116. An Artificial Neural Network Approach for Day-Ahead Electricity Prices Forecasting // 6th WSEAS international conference on Neural networks, USA, Stevens Point, 2005, pp. 80-83.

117. Apergis N., Payne J. Energy Consumption and Economic Growth in Central America: Evidence from a Panel Cointegration and Error Correction Model // Energy Economics, 2009, no. 31, pp. 211-216.

118. Asafu-Adjaye J. The Relationship between Energy Consumption, Energy Prices and Economic Growth: Time Series Evidence from Asian Developing Countries // Energy Economics, 2000, no. 22, pp. 615-625.

119. Chateau B. The MEDEE Approach: Analysis and Long-term Forecasting of Final Energy Demand of Country. / B. Chateau, B. Lapillonne. – France, 1978, 93 p.

120. Conejo A.J. Day-Ahead Electricity Price Forecasting Using the Wavelet Transform and ARIMA Models // IEEE transaction on power systems, 2005, vol. 20, no. 2, pp. 1035-1042.

121. Cortes, C. Support-Vector Networks. Machine Learning. / C. Cortes, V.N. Vapnik. – Kluwer Academic Publishers, Boston. Manufactured in The Netherlands, 1995, 25 p.

122. Dahl C. Energy and product Demand elasticities for the developing world: A survey of the econometric evidence. / C. Dahl. – Colorado School of Mines, 1992, 150 p.

123. Demyanenko T.S. Model of short-term forecast of electrical energy consumption of Ural united power system by separating of a maximal similarity sample into the positive and negative levels // Journal of Computational and Engineering Mathematics, 2017, vol. 4, no 3. pp. 11-18.

124. El-Sharkawi, Park D.C. Electric the load forecasting using an artificial neural network // IEEE Transaction on Power Systems, 1991, 6(2), pp. 442–449.

125. Gupta P.C., Yanada K. Adaptive short-term forecasting of hourly loads using weather information // IEEE Trans.PAS, 1972, vol. 91, no.5, pp.2085–2094.

126. Hannon B. Energy Discounting // Technological Forecasting and Social Chang, 1982, no. 21, pp. 281-300.

127. Haykin S.S. Neural networks and learning machines. / S.S. Haykin. – Upper Saddle River : Pearson Education, 2009, 938 p.

128. Holden K., Peel D.A. An empirical investigation of combinations of economic forecasts // Journal of Forecasting, 1986, vol. 5, pp. 229–242.

129. Hyndman R. J. Forecasting: principles and practice. / R. J. Hyndman, G. Athanasopoulos. – Publisher: OTexts, 2013, 291 p.

130. Kriesel, D. A Brief Introduction to Neural Networks / D. Kriesel. – Germany, 2007, 244 p.

131. Kumar, M. Short-term load forecasting using artificial neural network techniques: Thesis for Master of Science degree in Electrical Engineering / M. Kumar/ – India, Rourkela, National Institute of Technology, 2009, 48 p.

132. Lilian M. de Menezes, Derek W. Bunn, W. Taylor. Review of Guidelines for the Use of Combined Forecasts // *European Journal of Operational Research*, 2000, no. 120, pp. 190-204.

133. Mokhov V.G., Chebotareva G.S., Demyanenko T.S. Complex approach to assessment of investment attractiveness of Power Generating Company // *Bulletin of the South Ural State University. Series: Mathematical Modelling, Programming and Computer Software*, 2017, vol. 10, no. 2, pp. 150-154.

134. Mokhov V.G., Demyanenko T.S., Demyanenko K.V. Analysis of formalized methods for forecasting the volume of electricity consumption // *Journal of Computational and Engineering Mathematics*, 2017, vol. 4, no. 4, pp. 3-14.

135. Mokhov V.G., Demyanenko T.S. Analysis of correlation between the energy demand and electricity rate and environment temperature at the competitive market of the ural grid company of Unified Energy System // *Journal of Computational and Engineering Mathematics*, 2015, vol. 2, no. 4, pp. 61-66.

136. Mokhov V.G., Demyanenko T.S., Ostanin I.P. Energy consumption modelling using neural networks of direct distribution on example of Russia united power system // *Journal of Computational and Engineering Mathematics*, 2016, vol. 3, no. 4, pp. 73-78.

137. Mokhov, V.G., Demyanenko T.S. Modelling of the time series digressions by the example of the ups of the Ural // *Bulletin of the South Ural State University. Series: Mathematical Modelling, Programming and Computer Software*, 2015, vol. 8, no.4, pp. 127-130.

138. Nigsch F., Bender A., van Buuren B., Tissen J., Nigsch E., Mitchell J.B. Melting point prediction employing k-nearest neighbor algorithms and genetic parameter optimization // *Journal of Chemical Information and Modeling*, 2006, no. 46(6), pp. 2412-2422.

139. Norizan M., Maizah Hura A., Zuhaimy I. Short Term Load Forecasting Using Double Seasonal ARIMA Model // *Regional Conference on Statistical Sciences*, Malaysia, Kelantan, 2010, pp. 57-73.

140. Pedhazur, Elazar J. Multiple regression in behavioral research: Explanation and prediction. / Elazar J Pedhazur. – New York: Holt, Rinehart and Winston, 1982, 1072 p.
141. Perez, M. Time series analysis with Matlab. ARIMA and ARIMAX models / M. Perez. – CreateSpace Independent Publishing Platform, 2016, 196 p.
142. Pradhan R.P., Kumar R. Forecasting Exchange Rate in India: An Application of Artificial Neural Network Model // Journal of Mathematics Research, 2010, vol. 2, No. 4, pp. 111-117.
143. Singh S. Pattern Modelling in Time-Series Forecasting // Cybernetics and Systems-AnInternational Journal, 2000, vol. 31, No. 1, p. 49-65.
144. Stern D. Energy and Economic Growth in the USA: A Multivariate Approach // Energy Economics, 1993, vol. 8, pp. 137-150.
145. Taylor James W., de Mendez Lilian M., McSharry Patrick E. A Comparison of Univariate Methods for Forecasting Electricity Demand Up to Day Ahead // International Journal of Forecasting, 2006, vol. 22, pp. 1-16.
146. Taylor James W. Short-Term Electricity Demand Forecasting Using Double Seasonal Exponential Smoothing // Journal of Operational Research Society, 2003, vol. 54, pp. 799-805.
147. Wei, Y-M., Wu, G., Fan, Y. and Liu, L-C. Progress in energy complex system modelling and analysis // International Journal of Global Energy Issues, 2006, vol. 25, No. 1/2, pp. 109-128.
148. Welsch H. The reliability of aggregate energy demand function // Energy Economics, 1989, vol. 11, No. 4, pp. 285-297.
149. Winkler R.L., Makridakis S. The combination of forecasts // Journal of the Royal Statistical Society, 1983, Series A 146, pp. 150-157.
150. Yildiz B., Yalama A.,Coskun M. Forecasting the Istanbul Stock Exchange National 100 Index Using an Artificial Neural Network // An International Journal of Science, Engineering and Technology, 2008, vol. 46, pp.36–39.