Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования

«УЛЬЯНОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи

БИЛАЛОВА АЛИСА ИЛЬДАРОВНА

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ ГОРОДСКОЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ

Специальность: 05.09.03 – Электротехнические комплексы и системы

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

> Научный руководителькандидат технических наук, доцент В.И.Доманов

ОГЛАВЛЕНИЕ

| ВВЕДЕНИЕ | |
|--|---|
| ГЛАВА 1.Обзор известных методов прогнозирования потребления | |
| электроэнергии и постановка задачи исследования | 1 |
| 1.1 Современное положение энергетического рынка России | 1 |
| 1.2 Проблемы прогнозирования объемов потребления электроэнергии | 1 |
| 1.3 Цели и задачи прогнозирования для сетевой организации | 1 |
| 1.4 Обзор известных методов прогнозирования объемов потребления | |
| электрической энергии | 4 |
| 1.5 Сравнительный анализ методов прогнозирования | |
| 1.6 Методика прогнозирования электропотребления сетевой компании | |
| «Ульяновская городская электросеть» | |
| 1.7 Постановка задачи исследования | |
| 1.8 Выводы по первой главе | |
| ГЛАВА 2. Анализ данных потребления электроэнергии в Ульяновской | |
| городской электросети и выбор методов прогнозирования | |
| 2.1 Структура электротехнического комплекса предприятия | |
| «Ульяновская городская электросеть» | |
| 2.2 Структура потребителей предприятия «Ульяновская городская | |
| электросеть» | |
| 2.3 Анализ исходных данных для составления прогноза потребления | |
| электроэнергии | |
| 2.4 Применение метода экспоненциального сглаживания для | |
| прогнозирования потребления электроэнергии электротехническим | |
| комплексом городской электрической сети | |
| 2.5 Статистический анализ и преобразование исходных данных | |
| 2.6 Применение метода экспоненциального сглаживания для | |
| - | |
| прогнозирования приращений потребления электроэнергии | |
| 2.7 Выводы по второи главе | |
| ГЛАВА 3. Разработка комбинированного подхода к прогнозированию | |
| потребления электрической энергии электротехническим комплексом | |
| городской электрической сети | |
| 3.1 Применение регрессионного анализа для прогноза потребления | |
| электроэнергии электротехническим комплексом Ульяновской | |
| городской электросети | |
| 3.2 Применение усреднения результатов прогнозов, полученных | |
| методами экспоненциального сглаживания и регрессионного | |
| анализа | |
| 3.3 Определение коэффициентов корреляции между объемами | |
| потребления электроэнергии Ульяновской городской электросети в | |
| | |
| разные месяцы | |

| 3.4 Комбинированный подход к прогнозированию потребления | |
|--|-----|
| электроэнергии электротехническим комплексом Ульяновской | |
| городской электросети | 93 |
| 3.5 Выводы по третьей главе. | 98 |
| ГЛАВА 4. Методика прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети и экономический эффект от ее применения | 100 |
| 4.1 Методика и алгоритм прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети. | 100 |
| 4.2 Пример расчета прогноза потребления электрической энергии | 100 |
| абонентами Ульяновской городской электросети на 2017 год | 104 |
| 4.3 Оценка ожидаемого экономического эффекта | 110 |
| различных алгоритмов прогнозирования объемов потребления | 117 |
| электроэнергии | 117 |
| 4.5 Выводы по главе 4 | 120 |
| ЗАКЛЮЧЕНИЕ | 121 |
| БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИОСК | 123 |
| ПРИЛОЖЕНИЯ | 141 |

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. Задача планирования и прогнозирования энергопотребления является достаточно значимой в электроэнергетике. Повышение точности прогнозирования объемов потребления электроэнергии обусловливается переходом к рыночным отношениям между субъектами оптового рынка, а также ответственностью за результаты действий, основанных на прогнозе. Прогнозирование электрических нагрузок является важным аспектом в экономических и технических вопросах.

Своевременное получение информации о предстоящей нагрузке позволяет выбрать оптимальный режим работы системы. Правильность результатов прогнозирования нагрузки значительно влияет на показатели электротехнического комплекса в условиях работы на рынке электроэнергии.

Прогнозирование является важным фактором при составлении баланса электроэнергии в энергосистеме, влияя на выбор режимных параметров и расчетных электрических нагрузок. Баланс электроэнергии необходим для обеспечения устойчивой работы энергосистемы. В случае не соблюдения баланса страдает качество электроэнергии (происходит отклонение частоты и напряжения от требуемых значений). Это отражается на работе других элементах электротехнического комплекса — потребителях. Точность прогнозирования дает возможность оптимизировать работу всего электротехнического комплекса.

обязаны Операторы сетей распределительных ежемесячно предоставлять субъектам относительно объема рынка сведения электроэнергии, отпущенного для поддержания баланса в энергосистеме, необходимого для проведения финансовых взаиморасчетов. Значит, сетевые компании должны иметь системы передачи результатов измерений, способные своевременно И оперативно направлять поступающую информацию всем участникам технологического процесса.

Для сетевой компании качественное прогнозирование нагрузок играет ключевую роль в вопросах обеспечения надежности, своевременного преодоления ограничений на перетоки электроэнергии и мощности, а также при планировании управленческих задач.

Отклонение потребления электроэнергии спрогнозированного объема от фактического обуславливает необходимость предприятия закупки недостающего объема электроэнергии или продажи излишнего объема по заведомо невыгодным ценам.

Новое требование методикам прогнозирования главное К потребления электроэнергетике заключается В расчетах объемов электроэнергии в различные интервалы времени. И если до сих пор можно было обойтись простым методом линейной регрессии или методом ежедневного сопоставления показателей, то теперь появилась необходимость учитывать нелинейные влияния внешних возмущающих факторов. В связи с этим оценке параметров зависимости энергопотребления от вышеуказанных факторов придается большое значение, однако очевидно, что надежный прогноз нагрузки невозможен без качественной метеорологической экспертизы.

Тем не менее, в число факторов, осложняющих прогнозирование, входит не только отсутствие непосредственного доступа к данным об энергопотреблении, но зачастую и качественные изменения в самой оцениваемой функции, которые возникают как в результате колебаний структуры полезного отпуска, так и под воздействием сезонных особенностей.

Таким образом, актуальной и имеющей большое практическое значение научно-технической задачей является разработка методики прогнозирования потребления электрической энергии на основе изучения системных свойств и связей в электротехническом комплексе и составления моделей статистических данных.

Цель диссертации — повышение энергоэффективности прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом на базе абонентов сетевой компании, обеспечивающей снижение погрешности прогнозирования относительно применяемого метода прогнозирования.

Задачи диссертационного исследования:

- 1. Анализ структуры потребителей на примере МУП «Ульяновская городская электросеть» и исходных данных для составления прогноза.
- 2. Выбор метода или их совокупности, обеспечивающих повышение точности прогноза потребления электроэнергии абонентами сетевой компании.
- 3. Разработка методики и алгоритма расчета ожидаемого объема потребления электроэнергии электротехническим комплексом абонентов сетевой компанией с помощью простейших инженерных методов расчета.

Объект исследования — электротехнический комплекс городской электрической сети, включающий в себя сетевое предприятие и различные категории абонентов сетевой компании.

Предмет исследования – режим энергопотребления электротехническим комплексом городской электросети в условиях воздействия метеофакторов, прогнозирование потребления электроэнергии.

Методы исследования. Для решения поставленных в диссертационной работе научных задач применялись методы математического моделирования, теории вероятностей, математической статистики, экспоненциального сглаживания, регрессионного и корреляционного анализа.

Научная новизна

1. Предложена комбинация статистических методов прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электросети на основе данных предыдущих лет, отличающаяся оригинальным сочетанием математического аппарата регрессионного и корреляционного анализа и позволяющая уменьшить погрешность прогноза.

- 2. Предложена математическая модель прогнозирования ожидаемых объемов потребления электроэнергии электротехническим комплексом городской электрической сети, отличающаяся уравнениями регрессии и функциональной связи между потреблением электроэнергии в разные месяцы.
- 3. Разработаны усовершенствованная методика прогнозирования и алгоритм расчета объемов потребления электроэнергии электротехническим комплексом городской электрической сети, отличающиеся последовательностью и аналитическими формулами вычислений, обеспечивающих снижение погрешности прогноза.

Практическая ценность

- 1. Снижены финансовые затраты сетевой компании за счет повышения качества среднесрочного прогноза объемов потребления электроэнергии электротехническим комплексом городской электрической сети.
- 2. Разработанная методика прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети доведена до такого уровня детализации, что не требует применения специализированного программного обеспечения и может производиться с помощью простейших инженерных расчетов.

На защиту выносятся следующие научные положения

- 1. Методика последовательного поиска комбинации методов прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети, обеспечивающей требуемую погрешность прогноза.
- 2. Результаты статистического анализа исходных данных для прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети.

- 3. Методика и алгоритм расчета ожидаемого объема потребления электроэнергии сетевой компанией по исходным данным предыдущих лет, отличающаяся повышенной точностью прогноза.
- 4. Результаты сравнительного анализа прогнозов, полученные различными методами.

Степень разработанности проблемы. Российскими и зарубежными учеными, внесшими значительный вклад в предметную область разработки моделей прогнозирования, являются Кудрин Б.И., Ведерников А.С., И.В.Воронов, В.Н.Афанасьев, А.В.Гофман, В.И.Гнатюк, Макоклюев Б.И., Старцева Т.Б., Вакег А.В, Вunn D.W, Gupta P.C. В значительной степени эти исследования охватывают лишь вопросы краткосрочного прогнозирования, не рассматривая проблемы среднесрочного прогноза.

Реализация и внедрение результатов работы. Разработанные алгоритм и комбинированный метод прогнозирования внедрены в практику работы МУП «Ульяновская городская электросеть» (г.Ульяновск) и ООО «Ульяновская воздушно-кабельная сеть» (г.Ульяновск).

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертации докладывались и обсуждались на следующих конференциях: Конференции «Современные наукоемкие инновационные технологии», г.Самара, 2014; I и II Поволжской научно-практической конференции «Приборостроение и автоматизированный электропривод в топливно-энергетическом и жилищнокоммунальном хозяйстве», г.Казань, 2015. 2016; Одиннадцатой двенадцатой международной научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Энергия-2016», «Энергия-2017», г.Иваново, 2016, 2017; XXIX И XXXМеждународной научной конференции «Математические методы в технике и технологиях» (ММТТ-29, ММТТ-30), г.Санкт-Петербург, 2016, 2017; VII международной научно-практической конференции «Актуальные проблемы энергетики АПК», г. Саратов, 2016; V международном Балтийском форуме, Калининград, 2017.

Публикации. По теме диссертации опубликованы 19 работ, в том числе 5 статей в журналах, рекомендованных ВАК, 3 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ.

Структура и объем диссертации. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения. Основная часть исследования изложена на 166 страницах и содержит 30 рисунков, 25 таблиц и 3 приложения. Библиографический список состоит из 142 наименований на 18 страницах.

научной Соответствие специальности 05.09.03 «Электротехнические комплексы и системы»: Исследование, проводимое в рамках диссертационной работы, соответствует формуле специальности «...исследования ПО общим закономерностям передачи электрической энергии электротехнической использования И информации...».

Объектом изучения: «...являются электротехнические комплексы и системы ... электроснабжения ... промышленных ... предприятий и организаций, ... служебных и жилых зданий ...».

Область исследования соответствует пунктам: 1 «...изучение системных свойств и связей, ... математическое ... и компьютерное моделирование компонентов электротехнических комплексов и систем»; 2 «Обоснование ... экономических ... критериев оценки принимаемых решений в области ... эксплуатации электротехнических комплексов и «Исследование работоспособности систем»; И качества функционирования электротехнических комплексов и систем в различных режимах, при разнообразных внешних воздействиях».

Содержание работы

Во введении сформулирована актуальность работы, характеризуется степень ее разработанности, определяются цели и задачи, научные положения, их новизна и практическая значимость.

В первой главе проводится анализ предметной области.

Рассмотрено современное состояние рынка электроэнергии России.

Обоснована необходимость снижения погрешности прогнозирования значений потребления электроэнергии с целью уменьшения финансовых издержек энергопредприятий и повышения сроков работоспособности элементов рассматриваемого комплекса.

Проведен анализ известных математических методов прогнозирования, применяемых на промышленных предприятиях. Наиболее широко распространенными методами являются прогнозная экстраполяция, регрессионный анализ, экспоненциальное сглаживание, а также нейронные сети. Проведен сравнительный анализ наиболее распространенных методов прогнозирования.

При планировании финансовой деятельности предприятия необходимо руководствоваться объемами ожидаемого энергопотребления. Этот момент обуславливают такие показатели, как технологические и экономические причины. Высокая погрешность прогноза снижает экономичность режимов энергосистем и качество управления. В случае заниженного прогноза возрастает вероятность аварийных ситуаций, требующих использования дополнительного оборудования. При завышенном прогнозе появляются дополнительные издержки на обеспечение работы неиспользуемых мощностей.

Для выбора наиболее подходящего метода прогнозирования для сформулированы исходные требования работы: цели, точность и интервал прогноза, адаптивность и быстродействие модели. Цель исследования разработка прогноза потребления электрической методики энергии электротехническим комплексом сетевой компании, обеспечивающей уменьшение погрешности прогноза без привлечения специализированных пакетов программного обеспечения.

На основании вышеизложенного сделан вывод о необходимости разработки математического метода для составления прогнозов объемов

потребления электроэнергии предприятия с учетом свойств и особенностей его деятельности, сформулирована цель и поставлены задачи исследования.

Во второй главе описывается объект исследования, отмечаются его особенности и специфика работы.

Рассмотрена структура потребителей предприятия «Ульяновская городская электросеть». Одной из отличительных черт является тот факт, что основным потребителем сетевой организации является население, что составляет около 60% от общего объема потребителей.

Проведен анализ исходных данных для составления прогноза потребления электроэнергии, рассчитаны коэффициенты корреляции между различными параметрами прогноза.

Проанализирована возможность применения метода экспоненциального сглаживания для прогнозирования потребления электроэнергии. Сделан вывод об отсутствии целесообразности применения данного метода ввиду получения большой погрешности прогнозирования.

Проведен статистический анализ и преобразование исходных данных. Обоснована необходимость приведения исходных данных к нормальному распределению путем перехода к разностным значениям. Для снижения погрешности прогноза предложено использовать модуль разностных значений в качестве исходной информации прогнозирования.

Проведена оценка распределений исходных данных. Использован критерий согласия, позволяющий подтвердить или отвергнуть предположение о виде распределения случайных процессов.

Оценка распределения показала, что все три параметра исходной критерию согласия χ^2 существенно отличаются информации по нормального закона распределения. Для устранения этого предложено После использовать разностное значение величин. проведенных преобразований данные ПО электроэнергии И температуре стали соответствовать закону нормального распределения.

Для определения качества параметров прогнозирования потребления электроэнергии были построены гистограммы распределения основных параметров за три года. Проведена оценка соответствия исходных данных нормальному закону распределения. Несоответствие может привести к увеличению погрешностей при использовании традиционных статистических методов. Обосновывается, что использование абсолютных величин параметров потребления электроэнергии, температуры и влажности в статистических моделях прогнозирования энергопотребления приводят к существенным погрешностям.

Рассмотрено применение метода экспоненциального сглаживания для прогнозирования потребления электроэнергии. На основе анализа полученных данных сделан вывод, что применение данного метода в чистом виде не дает желаемого результат, поскольку не принимает во внимание изменение метеофакторов. Обоснована необходимость поиска методов прогноза, которые учитывают минимальный набор метеофакторов, или комбинацию методов.

В третьей главе проанализировано применение регрессионного анализа для прогноза потребления электроэнергии абонентами сетевой компании. Составлены уравнения регрессии для каждого месяца прогнозирования, рассчитаны коэффициенты регрессии.

Полученные результаты показали, что погрешности прогноза соответствуют желаемому уровню в каждом месяце, кроме сентября.

Проведено усреднение результатов прогнозов, полученных методами экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа. Применение усреднения уменьшило погрешности, но достигло желаемого результата в январе, августе и сентябре.

Определены коэффициенты корреляции между объемами потребления электроэнергии в разные месяцы. Найденные коэффициенты корреляции Пирсона, значения которых позволили сделать вывод, что для прогнозирования потребления электроэнергии в январе, феврале, октябре и

ноябре можно осуществлять по результатам прогноза на июль. Прогноз на август и сентябрь следует осуществлять, используя устойчивую корреляционную связь потребления электроэнергии в эти месяцы с объемами потребления в мае.

Проведенный анализ позволил предложить комбинированное применение уравнений регрессии и функциональной связи между потреблением электроэнергии в разные месяцы позволяет получить в целом погрешность прогноза меньше 3 %.

В четвертой главе проведены методика и алгоритм прогнозирования потребления электроэнергии абонентами сетевой компании. Обосновано преимущество применения комбинированного метода при прогнозировании потребления электроэнергии.

Приведен пример расчета прогноза потребления электрической энергии абонентами Ульяновской городской электросети на 2017 год.

Проведена оценка ожидаемого экономического эффекта.

В заключении сформулированы основные выводы и результаты диссертационной работы.

1 ОБЗОР ИЗВЕСТНЫХ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ

1.1 Современное положение энергетического рынка России

Энергетическая отрасль экономики России обеспечивает условия для жизнедеятельности всех отраслей хозяйства и определяет экономические и финансовые показатели страны. Природные топливноэнергетические ресурсы, кадровый И научно-технический энергетической отрасли экономики России являются национальным Эффективное использование достоянием страны. энергетического потенциала страны создает необходимые предпосылки для укрепления и развития экономики, обеспечивающей повышение уровня жизни населения и рост их благосостояния.

прошедшего течение десятилетия сохранена энергетическая независимость России, обеспечена потребность страны в электроэнергии. Преодолена тенденция спада энергетики, и начался рост производства электроэнергии. Производственные структуры энергетического сектора в значительной мере адаптировались к рыночным методам хозяйствования. Энергетический рынок претерпел множество проведенных структурных преобразований, приватизацию и либерализацию, были проведены реформы электроэнергетики и сферы ЖКХ, сформированы основные правила регулирования хозяйственных отношений В энергетическом секторе экономики, решены вопросы налогообложения и ценообразования.

Исходя из планируемых объемов необходимой электроэнергии при самых оптимистичных вариантах развития, общий объем произведенной электроэнергии в 2010 году возрос по сравнению с 2000 г. более, чем в 1,2 раза (до 1070 млрд. кВт·ч), а по прогнозам к 2020 году это значение увеличится до 1365 млрд. кВт·ч. При умеренном сценарии развития

экономики России производство электроэнергии составит 1015 и 1215 млрд. кВт·ч соответственно [2].

По официальным данным ОАО «СО ЕЭС» потребление электроэнергии электротехническим комплексом России в 2015 году составило 1008,2 млрд. кВт-ч, что на 0,5 % меньше объема потребления в 2014 году. Потребление электроэнергии в целом по России в 2015 году составило 1036,4 млрд. кВт-ч, что на 0,4% меньше, чем в 2014 году.

Фактическое потребление электроэнергии в Российской Федерации в 2016 г. составило 1054,5 млрд. кВт·ч (по ЕЭС России – 1026,9 млрд. кВт·ч), что выше факта 2015 г. на 1,7% (по ЕЭС России – на 1,85%).

В 2016 г. производство электроэнергии генерирующими организациями России, включая электроэнергию, полученную на электростанциях промышленных предприятий, составила 1071,8 млрд. кВт-ч (по ЕЭС России – 1048,5 млрд. кВт-ч).

В то же время реализуется большое количество различных программ для экономии энергетических ресурсов [4].

В связи с введением реформ на рынке электроэнергии вопрос планирования и прогнозирования энергопотребления встает очень остро. Рыночные отношения предъявляют новые требования к производителям и потребителям электроэнергии. В частности, это качается качества продукции прогноза потребления. Качество обеспечивается в первую очередь производителями, а ответственность за действия принятые на основе ложится на потребителей. Нормальное функционирование прогнозов электротехнического комплекса обеспечивается соответствием выработанной электроэнергией требуемым показателям и минимизацией погрешностей прогнозирования. Оперативное получение данных о намеченной нагрузке имеет значительное влияние на достижение оптимального режима электроэнергетической Точность системы. прогнозирования энергопотребления значительно влияет на итоговые технологические,

технические и экономические показатели электроэнергетической системы в условиях работы рынка электроэнергии [49].

Создание новой модели рынка электроэнергии и мощности позволило создать систему, где отражается реальная стоимость электроэнергии в стране [6,15,19].

В настоящее время основным регламентирующим документом является Постановление Правительства РФ № 1172 от 27 декабря 2010 года, которое определяет правила работы субъектов оптового рынка электроэнергии. Данное Постановление обязывает планировать объемы потребления электроэнергии и устанавливает ответственность за нарушение спланированных объемов: потребление в большую или меньшую сторону.

1.2. Проблемы прогнозирования объемов потребления электроэнергии

В настоящее время условия российского рынка электроэнергии предъявляют все более жесткие требования к объемам закупаемой и продаваемой электроэнергии, в соответствие с этим вопрос прогнозирования является фундаментальным для финансового планирования субъектов.

Проблема прогнозирования электропотребления заключается в том, что необходимо учесть огромное количество факторов, имеющий влияние на изменение энергопотребления.

На сегодняшний день проведено множество исследований по этой теме и создано большое количество моделей прогнозирования временных рядов. Продолжаются разработки для снижения погрешностей моделей прогнозирования временных рядов.

В связи с ужесточением требований к прогнозированию данная задача не только совершенствуется, но и усложняется.

Учитывается все большее количество факторов, используются новые методы, усложняются алгоритмы расчетов.

Актуальность проблемы очевидна, проведено большое количество исследований, как отечественных авторов, так и зарубежных. Среди наиболее известных отечественных авторов актуальны работы Бориссовой В.В., Бердина А.С., Веникова А.С., Готмана Н.Э, Кругловой В.В., Макоклюева Б.И., Надтока И.И., Седова А.В., Кудрина Б.И., Седовой А.В., Беляева Л.С, Гнатюка В.И, Степанов В.П., Старцевой Т.Б., Шумиловой Г.П., Вакег А.В., Випп D.W., Gupta Р.С., Макарова А.А., Ведерникова А.С. и др. Исследователи данной проблемы внесли большой вклад в развитие моделей и методов прогнозирования энергорынка.

1.3. Цели и задачи прогнозирования для сетевой организации

Сегодня актуален вопрос создания модели прогнозирования объемов электропотребления для поставщиков электроэнергии с целью увеличения прибыли и эффективного распределения электроэнергии.

В связи с необходимостью создания запаса мощности, транспортировки электроэнергии и ее перераспределения важным вопросом является прогнозирование объемов электроэнергии необходимых конечному потребителю.

Перед сетевой организацией также как и перед генерирующей организацией ставится задача рассчитать необходимую нагрузку сетей и энергоблоков, на которую оказывают влияния различные возмущающие факторы: погода, климат, географическое положение, месяц года, время суток и экономические факторы. Предприятию необходимо получить из имеющихся данных наибольшую информацию и составить прогноз энергопотребления. Прогноз объемов потребления электроэнергии позволяет уменьшить риски при принятии решений [3,67-72].

Общее энергопотребление региона в целом зависит от внутренних изменений на предприятии, а также от изменений в секторе бытовых потребителей, которые оказывают влияние в целом на энергопотребление

всего региона. Все возмущающие изменения являются проблемой сбытовых предприятий, т.к. организация должна в полной мере удовлетворить потребности в электроэнергии.

Для прогнозирования энергопотребления необходимо пройти ряд этапов:

- осуществить графический или описательный анализ имеющейся исходной информации;
- исследовать полученные временные ряды информации;
- выбрать методы прогнозирования и составить модели прогноза с учетом влияния внешних факторов;
- оценить полученные прогнозные значения.

Не существует стандартного подхода к прогнозированию объемов потребления электроэнергии, так как каждое предприятие имеет свои специфические особенности.

Потребление электроэнергии имеет циклические, специфические и случайные составляющие. Приблизительно 70-80% всех изменений имеют циклические тенденции. Также одним из изучаемых факторов являются закономерности функционального характера. К данным закономерностям относят отклонения, объясняемые относительно известными факторами, специфическими предприятия. Третьим являющиеся ДЛЯ каждого При компонентом прогноза являются случайные изменения. прогнозировании эти изменения носят вероятностный характер [8].

Цель прогноза потребления электроэнергии является оценка графика мощности и нагрузки при оптимизации и оперативном управлении электропотреблением[22,23].

Характер изменения объемов потребления электроэнергии может зависеть от нескольких факторов. Например, от режима работы предприятия, обусловленного количеством смен и календарным графиком работы. Обычно потребляемая нагрузка в первой половине рабочего дня значительно выше, чем во второй из-за работы конструкторских бюро, проектных отделов, а

также работы технологического оборудования, не используемого в вечернее время. Еще одним фактором является естественный, т.е метеоусловия, такие как температура, влажность, освещенность.

Потребление энергии зависит от режимов работы предприятия, его специфики и ряда факторов таких, как поставка сырья и комплектующих, работоспособность сотрудников. По крайней мере такой фактор как отопление, зависящее от температуры окружающего воздуха, можно определить заранее, с погрешностью 10-20 %. В летние периоды во время отсутствия централизованного теплоснабжения и в зимний период в случае недостаточного отопления используют электроотопление. Данный фактор можно считать случайной составляющей электрической нагрузки [94, 99].

На рисунке 1.1 приведены характерные графики изменения суточной нагрузки в различные сезоны.

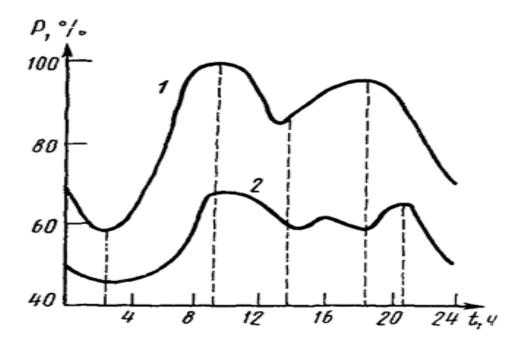


Рисунок 1.1 – Суточные графики нагрузки:

1 – рабочий день в зимний период; 2 – рабочий день в летний период.

В зависимости OT срока, на который планируется величина энергопотребления, прогнозы делятся на оперативные (on-line) И неоперативные (off-line). В соответствии с современной терминологией в

литературе по прогнозированию и управлению в энергетике, используется следующая классификация интервалов прогнозирования [7,26-29,132-135]:

- оперативный прогноз от нескольких минут до нескольких часов в пределах текущих суток;
- краткосрочный от одних суток до десяти;
- среднесрочный от месяца до нескольких месяцев;
- долгосрочный от одного года до пяти лет;
- перспективный на несколько лет и вперед.

Статистические методы прогнозирования являются наиболее распространенными эффективными. Основой составления И ДЛЯ прогнозной модели являются ретроспективные данные нагрузки, накопленные несколько предшествующих за лет И имеющие тренд. Прогноз – проведение определенный экстраполяции всех зависимостей на последующих год. [66,76-78]...

Уровень ожидаемого электропотребления по всей энергосистеме является одним из важнейших показателей при прогнозировании. Ошибка потребления прогнозирования объемов электроэнергии снижает экономические показатели предприятия и качество управления Заниженные спрогнозированные значения электропотребления приводят к использованию дорогостоящего электрооборудования для предотвращения аварийных ситуаций. Спрогнозированные значения электропотребления, которые в итоге оказываются завышенными, сводятся к экономическим содержание обслуживание на И дорогостоящих мощностей.

Для определения необходимых объемов электроэнергии генерирующие электропотребления. компании занимаются процессом планирования Энергосбытовые компании занимаются планированием потребления электроэнергии необходимой для отдельных потребителей, обслуживанием которых ОНИ занимаются. Для обеспечения минимального электроэнергии, предотвращения перегрузок на электрооборудовании и в электросетях, а также ухудшения качества электроэнергии энергосистемам необходимо повышать точность прогноза [84,87,112].

Прогнозные значения электропотребления являются опорными показателями для планирования балансов электроэнергии. Особенностью энергосистем является необходимость постоянного поддержания баланса электроэнергии, а именно точного соответствия сгенерированных мощностей уровню электропотребления. Основными задачами баланса электроэнергии являются:

- удовлетворение потребителей необходимыми объемами электроэнергии;
- гарантия надежного электроснабжения потребителей;
- сокращение затрат на производство и транспортировку электроэнергии;
- поддержание качества электрической энергии.

1.4 Обзор известных методов прогнозирования объемов потребления электрической энергии

Термин «метод прогнозирования» используется очень широко от простейших расчетов до процедур многошаговых экспертных опросов, а также как способ теоретического и практического действия [36].

Достоверность прогноза напрямую зависит от использования методик и моделей расчетов. В настоящее время существует значительное количество моделей составления прогноза различных методов потребления электроэнергии. Но практическое применение в качестве основных методов прогнозирования находят 15-20 методов. Для краткосрочных и долгосрочных прогнозов используются разные методы прогнозирования, которые ориентированы на различные задачи и используют специализированные базы данных [24].

В современных источниках литературы представлены различные виды классификации методов прогнозирования.

На рисунке 1.2 приведена одна из наиболее распространенных классификаций методов прогнозирования.

При составлении классификации методов прогнозирования необходимо учитывать, что систематизация должна определяться сущностью объекта прогнозирования, тенденциями его развития и их закономерностями [5,45-47,79-81].

В качестве исследовательского мероприятия задачей прогнозирования является определение возможного будущего развития и выбор наиболее оптимального варианта. Цель данного этапа — выявление широкого спектра возможных вариантов, представляющих из себя одну или несколько научнотехнических проблем, необходимые решить за прогнозируемый период.

Программная сторона вопроса прогнозирования заключается в нахождении различных путей получения требуемых результатов; установления времени реализации каждого из вариантов и степени их достоверности.

Организационный аспект заключается в комплексе организационнотехнических мероприятий, достигающих определенного результата по какому-либо варианту развития.

Данная сторона вопроса определяется наличием финансовых ресурсов и имеющегося научного потенциала. На данном этапе обосновывается необходимость затрат экономических ресурсов на проведение работ по прогнозированию, формулируется гипотеза, дается вероятностная оценка распределения возможностей и перспективам развития научного потенциала.

Общие методы прогнозирования можно разделить на четыре крупные группы:

- методы экспертных оценок;
- методы экстраполяции;
- методы регрессионного анализа;
- методы нейронных сетей.

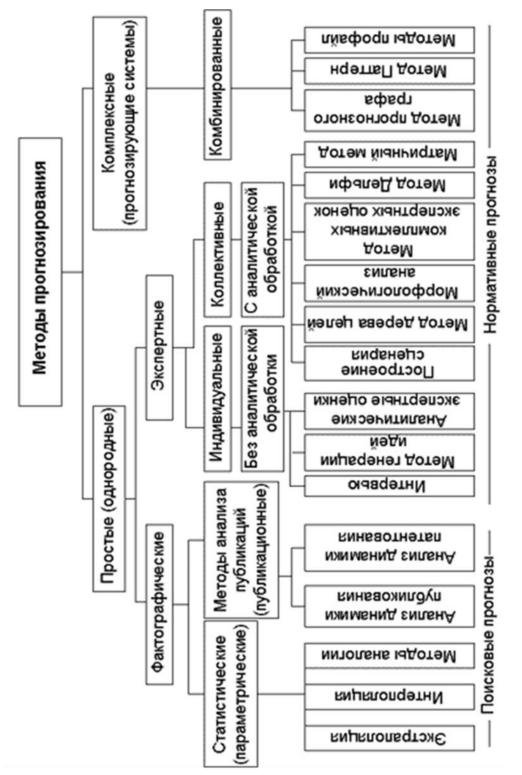


Рисунок 1.2 – Классификация методов прогнозирования

В таблице 1.1. приведены общие характеристики методов прогнозирования.

Таблица 1.1 Общие параметры методов прогнозирования

| Методы | Характеристика | Разновидности |
|---------------|---------------------------------|-------------------|
| Экспертные | Прогноз проводится на основе | Индивидуальные и |
| оценки | субъективных знаний эксперта и | коллективные |
| | его интуиции. | экспертные |
| | Применяется для краткосрочного, | оценки. |
| | среднесрочного и долгосрочного | |
| | прогнозирования. | |
| Экстраполяция | Основывается на статистических | Метод |
| | данных определенного | скользящего |
| | параметра, тенденции его | среднего. |
| | изменения. | Метод |
| | Применяется при минимальном | экспоненциального |
| | числе изменений. Для каждого | сглаживания. |
| | объекта создается отдельный | |
| | прогноз. | |
| Регрессионный | Исследует корреляционную | |
| анализ | зависимость параметров. | |
| | Преимущественно используется в | |
| | среднесрочном прогнозе. | |
| Нейронные | Метод основан на совокупности | |
| сети | нейронов и их связей. Имеют | |
| | возможность обучения на основе | |
| | информации об окружающей | |
| | среде. Преимущественно | |
| | используется в краткосрочном | |
| | прогнозе. | |

Метод экспоненциального сглаживания [117] может быть использован как для сглаживания уровней временного ряда, так и для прогнозирования.

Данный метод отличается тем, что в процессе математических вычислений находится усредненное значение каждого наблюдения. Таким образом в процессе преобразований происходит сглаживание случайных выбросов. В данной процедуре используются значения с определенным весом. Вес каждого значения уменьшается по мере его удаления от рассматриваемого момента.

Сглаженное значение наблюдения ряда S_t на момент времени t определяется по формуле:

$$S_t = \alpha y_t + (1 - \alpha) S_{t-1}, \tag{1.1}$$

где α — сглаживающий параметр, характеризующий вес выравниваемого наблюдения, причем $0 < \alpha < 1$.

Обозначим
$$\beta = 1 - \alpha$$
, тогда формулу (1.1) можно записать в виде
$$S_t = \alpha y_t + \beta S_{t-1}. \tag{1.2}$$

Величину S_{t-1} в формуле (1.2) запишем в виде суммы фактического значения уровня y_{t-1} и сглаженного значения предшествующего ему наблюдения S_{t-2} , взятого с соответствующими весами.

Процесс такого разложения можно продолжить для членов $\mathbf{S}_{\mathsf{t-2}},\ \mathbf{S}_{\mathsf{t-3}}$ и т.д.

$$S_t = \alpha y_t + \beta S_{t-1} = \alpha y_t + \beta (\alpha y_{t-1} + \beta S_{t-2}). \tag{1.3}$$

Делаем вывод, что сглаженное значение - это взвешенная сумма всех предшествующих уровней ряда.

Практическое применение метода экспоненциального сглаживания обусловливается некоторыми проблемами: определение сглаживающего параметра α и нахождение начального условия y_0 .

Численный параметр α определяет скорость уменьшения веса предыдущего наблюдения, а также их воздействие на сглаживаемый уровень.

При наличии данных об изменении процесса параметр y_0 определяется как их среднее значение, при отсутствии данных, то в качестве y_0 применяют исходное значение временного ряда y_1 .

Различные математики представляли совпадение математического ожидания и экспоненциальной средней временного ряда [37-39,73,103-107], при этом дисперсия экспоненциальной средней $D[S_t]$ меньше дисперсии временного ряда (σ_0^2):

$$D[S_t] ? = \frac{\alpha}{2 - \alpha} ? \sigma_0^2.$$

(1.4)

Из (1.4) видно, что с уменьшением значения α дисперсия экспоненциальной средней уменьшается. Таким образом, экспоненциальная средняя выполняет функцию «фильтра», поглощающего колебания временного ряда.

Можно сделать вывод, что необходимо увеличивать вес последних наблюдений повышением параметра α , согласно (1.2), при этом для сглаживания случайных «выбросов» величину α требуется снижать.

Данные требования противоречат друг другу. Поиск значения параметра сглаживания α порой осуществляется путем перебора. На этом этапе применятся то значение α , в результате которого получается минимальная дисперсия ошибки.

Модель экспоненциального сглаживания имеет вид:

$$\hat{\mathbf{y}}_{\mathsf{t}}(\mathsf{t}) = \widehat{\alpha}_{\mathsf{1},\mathsf{t}}.\tag{1.5}$$

Вычисленная величина параметра $\widehat{\alpha}_{1,t}$ является оценкой существующей, но неизвестной величины $\widehat{\alpha}_{1,t}$.

Параметр модели $\widehat{\alpha}_{1,t}$ определяется экспоненциальной средней

$$\widehat{\alpha}_{1,t} = S_t. \tag{1.6}$$

$$S_0 = \widehat{\alpha}_{1,t}. \tag{1.7}$$

Соотношение (1.1) после элементарного преобразования может быть записано в виде

$$S_t = S_{t-1} + \alpha (y_t - S_{t-1}). \tag{1.8}$$

Полагая, что величина $(y_t - S_{t-1})$ есть погрешность прогноза сделанного в момент времени t-1, на момент времени t, получаем величину нового прогноза (на момент времени t+1), как результат корректировки предыдущего прогноза с учетом его ошибки. В этом заключается адаптация модели.

В качестве ошибки модели будем использовать сумму квадратов ошибок SSE

$$SSE = \sum_{t=1}^{n} \varepsilon_t^2. \tag{1.9}$$

Качество модели определяется величиной ошибки SSE зависит от величины коэффициента адаптации α, поэтому существует возможность подбора α таким образом, чтобы ошибка была минимальной.

После того, как были вычислены экспоненциальные средние S_t по формуле (1.1), они сами образуют временной ряд. Обозначим его члены через $S_t^{(1)}$. Верхний индекс показывает, что это результат первого сглаживания. Этот ряд можно сгладить еще раз, воспользовавшись формулой, аналогичной формуле (1.1):

$$S_t^{(1)} = \alpha S_t^{(1)} + \beta S_{t-1}^{(2)}. \tag{1.10}$$

Полученный сглаженный ряд $S_t^{(2)}$ по отношению к исходному является дважды сглаженным исходным, поэтому его называют экспоненциальной средней второго порядка.

Экспоненциальная средняя $S_{\rm t}^{(k)}$ порядка k определяется соотношением

$$S_t^{(k)} = \alpha S_t^{(k-1)} + \beta S_{t-1}^{(k)}. \tag{1.11}$$

Если тренд исследуемого процесса описывается полиномом степени ρ , то прогноз на τ - шагов вперед осуществляется по формуле (14).

$$\hat{y}_{\tau}(t) = \hat{\alpha}_1 + \hat{\alpha}_1 \tau + \hat{\alpha}_2 \tau^2 + \hat{\alpha}_3 \tau^3 + \dots + \hat{\alpha}_{p+1} \tau^p, \tag{1.12}$$

где $\hat{\alpha}_1$, $\hat{\alpha}_2$, $\hat{\alpha}_3$, $\hat{\alpha}_{p+1}$ — коэффициенты полинома.

Вычисление по этим моделям можно улучшить за счет выбора параметра сглаживания α. Этот выбор можно сделать или методом сплошного перебора или путем решения соответствующей оптимизационной задачи, целью которой является уменьшение ошибки модели[113,138-140].

Существует также модель Хольта, по которой прогноз на т шагов вперед определяется выражением:

$$\hat{y}_{\tau}(t) = (\hat{\alpha}_{1,\tau} + \tau \hat{\alpha}_{2,\tau}). \tag{1.13}$$

В этой модели прогнозные оценки зависят от прошлых и текущих уровней временного ряда, начальных значений коэффициентов $\widehat{\alpha}_{1,0}$ и $\widehat{\alpha}_{2,0}$, и параметров адаптации α_1 , α_2 .

Одной из модификаций метода экспоненциального сглаживания для сезонных рядов является метод Хольта-Уинтерса. В качестве модели ряда используется его представление в виде комбинации линейного тренда с сезонной составляющей, наложенной мультипликативно.

Прогноз по модели Хольта-Уинтерса на т шагов вперед определяется выражением:

$$\hat{\mathbf{y}}_{\tau}(t) = (\hat{\alpha}_{1,\tau} + \tau \hat{\alpha}_{2,\tau}) \hat{f}_{t-1+\tau}, \tag{1.14}$$

где $\hat{f}_{t-1+ au}$ - характеристики мультипликативного сезонного фактора.

В этой модели прогнозные оценки зависят от прошлых и текущих уровней временного ряда, начальных значений коэффициентов $\widehat{\alpha}_{1,0}$ и $\widehat{\alpha}_{2,0}$, значения сезонного фактора $(\widehat{f}_{t-1+\tau})$ для каждой фазы цикла и параметра адаптации α_1,α_2 .

При прогнозировании, в том числе и потребления электроэнергии, используют также регрессионный анализ[100-101,143-145].

Задача прогнозирования предполагает использование уравнений регрессии для оценки значений прогнозируемого показателя вне диапазона фактических наблюдений, на основе которого получено уравнение регрессии[11-14].

Регрессия - изменение функции в зависимости от изменений других аргументов. Целью регрессионного анализа является предсказание по значениям одного параметра соответствующее значение другого[109-111,137]. При некотором количестве пар значений переменных возможно установить степень и характер регрессии.

Регрессионный анализ применяется при определении:

- 1. Формы зависимостей между переменными.
- 2. Функции регрессии (каково влияние на зависимую переменную основных факторов при прочих равных условиях).
- 3. Прогностической оценки неизвестных значений зависимой переменной. Возможно определение значений зависимой переменной внутри диапазона заданных значений независимых переменных (интерполяция) или вне заданного интервала (экстраполяция)

Простая линейная регрессия – это зависимость признака от одной независимой переменной[90,97,141].

Уравнение регрессии в общем виде выглядит так:

$$y_i - \bar{y} = b(x_i - \bar{x}) + \varepsilon_i$$

где y_i - значение i-го наблюдения зависимой переменной (i=1,...,n); x_i - значение соответствующей независимой переменной; \bar{x} и \bar{y} - средние по n наблюдениям; b - коэффициент пропорциональности; ε_i - ошибка.

Метод наименьших квадратов применяется для определения параметров наиболее согласуемых с фактическими данными, и определяется системой уравнений:

$$\begin{bmatrix} n & \sum x_i \\ \sum x_i & \sum x_i^2 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} a \\ b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \sum y_i \\ \sum x_i y_i \end{bmatrix},$$
 Где $\hat{b} = \frac{n \sum x_i y_i - \sum x_i y_i}{n \sum x_i^2 - (\sum x_i)^2},$ $\hat{a} = \bar{y} - \hat{b}\bar{y}$

Наблюдаемое значение y_i выглядит как

$$y_i = \hat{a} + \hat{b}x_i + \varepsilon_i,$$

где ϵ_i - возмущающая переменная, включающая влияние неучтенных факторов.

При определении воздействия, оказывающего одной переменной на другую, необходимо рассчитать коэффициент регрессии. Коэффициент регрессии — это отношение ковариансы независимой и зависимой переменными к ковариансе независимой переменной[42,136]. Данный коэффициент отражает среднее значение изменения зависимой переменной при изменении независимой на одну единицу. Положительное значение коэффициента регрессии определяет последовательное изменение зависимой переменной при увеличении аргумента. Отрицательный коэффициент появляется, когда зависимая переменная уменьшается с увеличением независимой

Так как на любой параметр могут оказывать влияние одновременно несколько факторов. В связи с этим задача регрессии определение зависимости одной переменной от нескольких других переменных в условиях определенного места и периода [51,122-123].

По факту существования линейных взаимосвязей между переменными, общее уравнение множественной регрессии выглядит следующим образом:

$$y = b_0 + b_1 x_1 + b_2 x_2 + \cdots b_m x_m + \varepsilon,$$
где b_1, b_2, \ldots, b_m - коэффициенты регрессии.

Алгоритм регрессионного анализа состоит из нескольких этапов:

- 1. Постановка проблемы. Определение явлений и процессов, среди которых необходимо найти зависимость.
 - 2. Определение переменных, их классификация.
 - 3. Определение принципа сбора данных и объем выборки.
 - 4. Определение гипотезы о связи параметров, проверки предпосылок.
 - 5. Определение численных величин параметров уравнения регрессии.
- 6. Определение точности регрессионного анализа. Расчет ошибок прогнозирования.
 - 7. Оценка результатов расчетов.

Регрессионный анализ дает более широкую оценку влияния переменных друг на друга, а также позволяет принимать во внимание природу изучаемого процесса. В связи с этим регрессионный анализ находит широкое применение при прогнозировании и планировании [40,88,142].

Отличительная особенность методов регрессионного анализа от методов экстраполяции заключается в создании прогностической модели, описывающей зависимость исследуемого параметра от возмущающих факторов, тем временем экстраполяционные методы основываются только на предшествующем опыте, которые проецируются на будущее [1,10].

Основой этих методов является понятие корреляционной связи.

При прогнозировании некоторых показателей следует учитывать наличие устойчивой связи исследуемого признака с его значениями в прошлом и будущем.

Взаимосвязь между последовательными элементами динамического ряда представляет частный случай корреляционной зависимости и носит название автокорреляции.

1.5. Сравнительный анализ методов прогнозирования

Известно большое количество методов прогнозирования. Для выбора оптимального метода для построения прогнозной модели электропотребления необходимо знать цель прогноза, интервал и точность прогнозирования, адаптивность модели и ее быстродействие.

Каждый метод имеет свои достоинства и недостатки, представленные в табл.1.1 [50,56].

Таблица 1.2 – Анализ методов прогнозирования

| Метод | Достоинства | Недостатки |
|------------------|----------------------|---------------------|
| прогнозирования | | |
| Адаптивный метод | 1. Возможность учета | 1. Увеличение числа |
| | текущего изменения | параметров придает |

| | T | |
|----------------------|------------------------|------------------------|
| | характеристик, | системе излишнюю |
| | изучаемых временных | чувствительность, что |
| | процессов. | приводит к ухудшению |
| | 2. Способность | получаемых прогнозов. |
| | отражения новой | 2. Условное деление |
| | информации в прогнозах | моделей |
| | с небольшим | прогнозирования на |
| | отставанием. | адаптивные и |
| | 3. Учитывает вновь | неадаптивные. |
| | поступившую | |
| | информацию, позволяет | |
| | обновлять прогнозы с | |
| | минимальной задержкой. | |
| Регрессионная модель | 1. Простота | 1. Невысокая точность |
| | вычислительных | прогноза. |
| | алгоритмов. | 2. Субъективный |
| | 2. Наглядность и | характер выбора вида |
| | интерпретируемость | конкретной |
| | результатов. | зависимости. |
| | | 3. Отсутствие |
| | | объяснительной |
| | | функции. |
| Экспертные методы | 1.Возможность | 1.Точность и |
| | получения новой | достоверность |
| | информации на основе | полученных результатов |
| | интуитивных решений и | зависит от |
| | уровня квалификации | подготовленности |
| | эксперта. | эксперта. |
| | 2.Способность | 2. Необходимость в |
| <u> </u> | <u> </u> | |

| нахождения конкретных | профессионально- |
|-------------------------|-----------------------|
| значений процесса по | подготовленных |
| качественным | специалистах. |
| показателям при | 3. Трудоемкость сбора |
| отсутствии базы данных. | данных |
| 3. Быстрота получения | 4. Субъективность |
| результатов. | метода. |

Практика показывает, что нет совершенного метода, который смог бы учесть все особенности прогнозирования и факторы, оказывающие существенное воздействие на изменение объемов электропотребления.

1.6 Методика прогнозирования электропотребления сетевой компании «Ульяновская городская электросеть»

Прогнозный баланс для предприятия разрабатывается по каждому месяцу года для условий температурной нормы.

Исходными данными ДЛЯ формирования месячных объемов электропотребления потребления максимумов И мощности ПО энергосистемам В прогнозном балансе являются показатели соответствующего года планирования.

Разбивка прогнозных объемов годового потребления электроэнергии по энергосистеме выполняется по месяцам планирования с использованием долевых коэффициентов потребления.

Базовым периодом для расчета долевых коэффициентов потребления для энергосистемы являются три календарных года, предшествующих году, в котором осуществляется прогнозирование. Долевые коэффициенты электропотребления для каждого месяца периода прогнозирования рассчитываются как среднеарифметическое значение фактических долевых

коэффициентов K_{ij} соответствующего месяца i в каждом году j базового периода:

$$K_i^{pacu} = \frac{\sum_{j=1}^3 K_{ij}}{3}.$$

Фактические долевые коэффициенты потребления для каждого месяца соответствующего года базового периода определяются как отношение электропотребления соответствующего месяца к суммарному приведенному объему электропотребления энергосистемы за соответствующий год:

$$K_{ij} = \frac{\mathcal{J}_{ij}^{t}}{\sum_{i=1}^{12} \mathcal{J}_{ij}^{t}},$$

где ∂_{ij}^{t} – приведенное фактическое потребление электроэнергии энергосистемы в месяце i года j.

При наличии в каком-либо году базового периода существенных отклонений потребления электроэнергии энергосистемы, имеющих место в течение продолжительного периода времени (более трех месяцев), данный год базового периода должен быть исключен из расчетов долевых коэффициентов потребления.

Данное требование не распространяется на случаи выявления существенных отклонений потребления электроэнергии в последнем году базового периода:

а) связанных с вводом нового потребителя или увеличением электропотребления существующего крупного потребителя — в указанном случае применяется порядок расчета долевых коэффициентов потребления по месяцам последнего года базового периода

$$K_{i} = \frac{\mathcal{Y}_{i}^{t} - \Delta \mathcal{Y}_{i}}{\sum_{i=1}^{12} \mathcal{Y}_{i}^{t} - \sum_{i} \Delta \mathcal{Y}_{i}},$$

 $\Delta \varTheta_i$ — величина фактического увеличения потребления электроэнергии где в месяце і последнего базового года, связанная с вводом нового потребителя электропотребления увеличением существующего или крупного потребителя; $\sum_{i} \Delta \Theta_{i}$ — суммарный объем фактического увеличения потребления электроэнергии в последнем году базового периода, связанный с потребителя ИЛИ увеличением электропотребления нового существующего крупного потребителя

б) связанных со снижением электропотребления или прекращением функционирования крупного потребителя— в указанном случае применяется порядок расчета долевых коэффициентов потребления

$$K_i = \frac{\mathcal{J}_i^{t} - \mathcal{J}_i^{KII}}{\sum_{i=1}^{12} \mathcal{J}_i^{t} - \sum_{i} \mathcal{J}_i^{KII}},$$

где \mathcal{I}_i^{KII} — величина фактического потребления электроэнергии рассматриваемого крупного потребителя в месяце і последнего базового года; $\sum_i \mathcal{I}_i^{KII}$ — фактический годовой объем потребления электроэнергии рассматриваемым крупным потребителем в последнем году базового периода.

В общем случае прогнозные месячные объемы потребления электроэнергии для энергосистемы определяются по формуле:

$$\mathcal{I}_{i}^{cy\delta.nporh} = K_{i}^{pach} \times \mathcal{I}_{cod}^{cy\delta.nporh},$$

где $\Im_i^{cyó.npoгн}$ – прогнозный объем электропотребления в месяце і прогнозного года; K_i^{pacq} – расчетный долевой коэффициент потребления в месяце і прогнозного года; $\Im_{coo}^{cyó.nporh}$ – годовой объем потребления электроэнергии энергосистемы в планируемом году

Если в течение прогнозируемого года предполагается увеличение электропотребления или ввод крупного потребителя, определение прогнозных месячных объемов потребления осуществляется по формуле:

$$\mathcal{I}_{i}^{\text{cy6.nporh}} = K_{i}^{\text{pach}} \times (\mathcal{I}_{\text{200}}^{\text{cy6.pach}} - \mathcal{I}_{\text{200}}^{\text{cy6.ho6.}}) + \mathcal{I}_{i}^{\text{cy6.ho6.}},$$

где $3_{rod}^{cy\delta.hoв.}$ – прогнозируемый годовой объем потребления электроэнергии крупного рассматриваемого потребителя;

 $\mathcal{P}_{i}^{cyó.нoв.}$ — прогнозируемое потребление электроэнергии крупного рассматриваемого потребителя в месяце i.

Основной недостаток методики прогнозирования, используемой в МУП «Ульяновская городская электросеть», заключается в том, что ее погрешность достаточно высока.

1.7 Постановка задачи исследования

Проведенный выше анализ позволил сформулировать цели и задачи исследования.

Целью проводимого исследования является разработка методики прогноза потребления электрической энергии электротехническим комплексом (абонентами) сетевой компании, обеспечивающей уменьшение погрешности прогноза без привлечения специализированных пакетов программного обеспечения.

Для решения поставленной задачи необходимо:

- 1. Проанализировать структуру потребителей МУП «Ульяновская городская электросеть» и исходные данные для составления прогноза.
- 2. Выбрать метод или их совокупность, обеспечивающих погрешность среднесрочного и долгосрочного прогноза потребления электроэнергии абонентами сетевой компании не более 3 %.
- 3. Разработать методику и алгоритм расчета ожидаемого объема потребления электроэнергии сетевой компанией по исходным данным за 3 –

4 предыдущих года с помощью таких простейших средств, как калькулятор или электронные таблицы.

1.8 Выводы по первой главе

- 1. Разработка прогноза потребления электроэнергии электротехническим комплексом абонентов сетевой компании является актуальной научно-технической задачей.
- 2. Существующие методы прогнозирования не позволяет обеспечить требуемую точность расчетов.
- 3. При формировании прогноза необходимо учитывать особенности исследуемого электротехнического комплекса.
- 4. Сформулированы цели и задачи исследования, направленного на создание методики прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом сетевой компании, обеспечивающей уменьшение погрешности прогноза без привлечения специализированных пакетов программного обеспечения.

2 АНАЛИЗ ДАННЫХ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРОЭНЕРГИИ В УЛЬЯНОВСКОЙ ГОРОДСКОЙ ЭЛЕКТРОСЕТИ И ВЫБОР МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ

2.1 Структура электротехнического комплекса предприятия «Ульяновская городская электросеть»

Рассмотрим структуру электротехнического комплекса сетевой компании. В свете реформ электроэнергетики сегодня предприятие «Ульяновская городская электросеть», сокращённое наименование – МУП "УльГЭС" имеет статус сетевой организации, исполняющей функции по электрической энергии посредством распределительной передаче электрической сети напряжением 0,4-6-10 кВ. Электросетевой комплекс, находящийся в хозяйственном ведении предприятия, включает в себя:

- 50 распределительных пунктов;
- 879 трансформаторных подстанций;
- 44 переключательных пункта;
- 742 километра воздушных линий электропередач;
- 2307 километров кабельных линий электропередач.

В Российской Федерации промышленные предприятия потребляют 50-70% от общего объема вырабатываемой электроэнергии. Большинство таких предприятий в среднем потребляют мощности около 30-150 МВт.

К основным потребителям предприятия МУП «УльГЭС» относятся коммунально-бытовые потребители. Это различные объекты, расположенные в жилых районах города – административно-управленческие здания, жилые здания, торговые центры, общественные территории, объекты здравоохранения и образования и т.д.

Потребители электроэнергии непосредственно связаны с сетью (сетевой энергетической компанией). Эти две группы технических объектов влияют на работу друг друга и представляют единый комплекс.

Сетевая компания обеспечивают транспортировку электроэнергии потребителям. Основными ее составляющими являются: воздушные линии, кабельные линии, распределительные устройства, трансформаторные подстанции и т.д.

2.1 представлен Ha рисунке фрагмент энергосхемы питания распределительной подстанции 108 (запитка ячейки № 12). Внешняя схема потребителей от представленной ТП выполнена в электроснабжения требованиями РД 34.20.185-94 соответствии «Инструкция ПО проектированию городских электрических сетей» раздел 4 «Схемы электрических сетей», в частности:

- 1.Схема электроснабжения обеспечивает необходимую надежность электроснабжения потребителей;
- 2.Схема выполнена с условием, чтобы секции сборных шин 10 кВ на центре питания не включались в нормальном и послеаварийном режимах на параллельную работу через схему рассматриваемой ТП;
- 3. Нагрузочная способность линий и трансформаторов участвующих в схеме электроснабжения указанных потребителей определена расчетными режимами работы распределительной сети, с учетом перегрузочной способности оборудования и кабелей в послеаварийном режиме;
- 4. Распределительный пункт (РП-108), от которого осуществляется электроснабжение ТП, выполнен с одной секционированной системой сборных шин с питанием по взаимнорезервируемым линиям, подключенным к разным секциям на центре питания. На секционном выключателе РП-108 предусмотрено устройство автоматического включения резерва (АВР);
- 5.Внешняя схема электроснабжения потребителей радиальная двулучевая схема с двухсторонним питанием с подключением взаимнорезервирующих линий 0,4/10 кВ к разным независимым источникам питания.

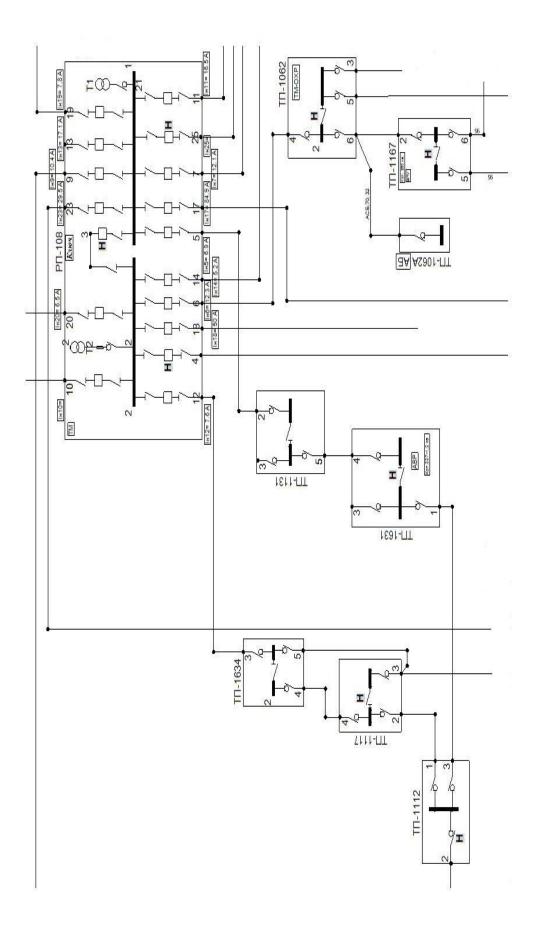


Рисунок 2.1 – Фрагмент схемы питания РП-108

В настоящее время все трансформаторные подстанции МУП «УльГЭС» запитаны по радиально-кольцевой и закольцовано-лучевой схемам. Это дает возможность в случае возникновения технологических нарушений восстанавливать электроснабжение потребителей от другого источника питания в максимально короткие сроки.

Для потребителей первой и второй категории электроснабжение осуществляется от двух взаиморезервируемых секций центра питания, трансформаторной подстанции или распределительного пункта.

Техническое обслуживание сетей выполняется в соответствии с системой планово-предупредительного ремонта (ППР) оборудования, который включает в себя:

- проведение с заданной периодичностью ремонтов оборудования;
- проведение операций технического обслуживания и контроля технического состояния, направленных на предупреждение отказов оборудования и поддержания его в исправности и работоспособности в межремонтный период.

Выполняемые объемы работ, реализация мероприятий по совершенствованию схемы, эксплуатация сетей монтерскими участками обеспечивают достаточно высокую надежность в работе и стабильное снижение количества технологических нарушений.

Основными задачами по развитию электросетевого комплекса являются:

- рост объемов отпуска услуг и улучшение качества электроэнергии;
- обеспечение электроэнергией объектов, включенные в программу жилищно-гражданского строительства города, возможность предоставления дополнительной электрической мощности на действующие объекты жилищного фонда, социальные и стратегические объекты;
- повышение надежности системы электроснабжения г.Ульяновска,
 снижение количества аварийных отключений в сетях электроснабжения;
- снижение степени износа существующих электрических сетей.

Для реализации данных задач на предприятии разработаны и утверждены производственные и инвестиционные программы, которые включают в себя:

- капитальный ремонт, реконструкцию и новое строительство более 35 км воздушных линий электропередач напряжением 0,4-6-10 кВ с применением самонесущего изолированного провода;
- прокладку и ремонт порядка 30 км кабельных линий электропередач;
- установку, реконструкцию и капитальный ремонт трансформаторных подстанций;
- телемеханизацию распределительных пунктов и внедрение автоматизированной системы технического учета электроэнергии (АСТУЭ).

В связи с необходимостью создания запаса мощности, транспортировки электроэнергии и ее перераспределения важным вопросом является прогнозирование объемов электроэнергии необходимых конечному потребителю.

Реализация данных программ позволяет ежегодно снижать от 2 до 3% степень износа существующих электрических сетей, а так же приводит к уменьшению количества технологических нарушений в электрических сетях на 3% ежегодно. Прогнозирование объемов потребления электроэнергии позволяет сократить финансово-экономические издержки предприятия.

2.2 Структура потребителей предприятия «Ульяновская городская электросеть»

Основными абонентами МУП «УльГЭС» являются бытовой сектор (около 60%), муниципальные организации (около 25%) и промышленность (15%).

Необходимо учитывать, что для каждой группы потребителей свойственны свои тенденции изменения объемов потребления электроэнергии. Промышленные предприятия с пятидневной рабочей сменой

потребляют минимальные объемы электроэнергии в нерабочие дни. Потребление электроэнергии в течение недели не будет иметь равномерный характер, так к середине недели заметен рост энергопотребления, а к выходным значительный спад.

В зависимости от периода времени года объемы потребления электроэнергии также будут изменяться. В зимний период потребление электроэнергии значительно выше, чем в летний. Это явление связано с увеличением обогревательных установок и других электропотребляющих приборов. В летний период основными бытовыми потребителями электроэнергии являются кондиционеры И вентиляторы. Данные закономерности являются базовыми для данных групп потребителей.

В условиях ограниченности финансирования и уменьшения лимитов потребления энергоресурсов объекты жилищно-коммунального хозяйства обязаны вести контроль потребления ресурсов и соблюдать выделенные лимиты, а также ежегодно проводить мероприятия по энергосбережению и повышению энергетической эффективности. Контроль за потреблением энергоресурсов позволяет не только ЭКОНОМИТЬ возобновляемые энергоресурсы, невозобновляемые ощутимо снизить годовое НО И потребление, что приводит к уменьшению платы за потребленные ресурсы.

Эффективное прогнозирование потребления энергоресурсов не только приводит к равномерному потреблению электроэнергии согласно погодным условиям и специфике работы учреждения, но и позволяет точно спрогнозировать потребление на следующий за отчетным год, для того чтобы планировать мероприятия по энергосбережению и соблюдать выделенные лимиты.

Объем потребления бытового сектора в России в среднем составляет 20% от общего объема потребления. Это связано с ростом потребления в бытовом секторе, появление мощных печей, кондиционеров, теплых полов, и напротив снижение потребления в промышленности.

Обеспечение полной реализации потенциала энергосбережения возможно на базе внедрения энергосберегающих технологий для различных областей экономики, особенно в сферу ЖКХ.

Инновационные мероприятия в ЖКХ связаны не только с внедрением энергосберегающих технологий, но также с организацией работы с потребителями, контролем энергопотребления, основанным на современных информационных технологиях. Данные мероприятия направлены на оптимизацию взаимодействия субъектов рынка энергетики. Одним из способов повышения эффективности энергосбережения и уменьшения энергозатрат является прогноз потребления электроэнергии и оценка финансовых потерь.

При работе с бытовыми потребителями деятельность сетевых предприятий включает:

- договорную работу (заключение, переоформление и расторжение договоров);
- расчет оплаты за потребленную электроэнергию;
- деятельность по снижению потерь (хищений);
- ограничение и прекращение подачи энергии потребителямнеплательщикам;
- организация работ по замене и модернизации приборов учета электрической энергии.

В настоящее время сетевые организации чаще применяют экспертный метод оценок энергопотребления физическими лицами. Как было описано ранее, данный метод прогнозирования имеет ряд недостатков, так как прогноз осуществляет эксперт, а именно сотрудник организации, основываясь лишь на личном опыте и применяя простейшие математические операции. В данном случае прогноз получается не совсем достоверным и не может обеспечить точность, достоверность и непредвзятость.

Одним из эффективных способов решения данного вопроса является построение математической модели, которая бы точно описывала рассматриваемый процесс.

Применение при прогнозировании автоматизированных информационных средств позволяет увеличить скорость расчетов, их точность, уменьшить погрешности.

Потребителей электроэнергии можно разделить на следующие категории:

- городские коммунальные потребители;
- -промышленные потребители
- -районные коммунальные потребители.

Низковольтные и высоковольтные электросети имею свои определенные недостатки:

- -большие потери электроэнергии в ходе ее транспортировки;
- -достаточно большая длина линий электропередач;
- энергоемкость электрооборудования;
- -недостаточное количество автоматики;
- -бездоговорное потребление электроэнергии.

Внутриквартирное потребление в год в среднем составляет:

- освещение 450-500 кВтч;
- потребление другими электроприемниками 500-600 кВтч;
- расход электроплит 300-350 кВтч;
- при переходе на водонагрев +2700-4300 кВтч;
- при переходе на электрическое теплоснабжение +10-12 кВтч;
- применение кондиционера 1500-1600 кВтч.

Приведенная информация показывает, что абоненты сети существенно отличаются друг от друга по объему и графику электропотребления, в связи с этим классические методы прогнозирования, рассмотренные в п. 1.4 дают высокую погрешность при прогнозировании потребления электроэнергии сетевой компании. Поэтому существует необходимость в разработке и

исследовании метода, позволяющего существенно снизить погрешности прогнозирования.

2.3 Анализ исходных данных для составления прогноза потребления электроэнергии

В качестве исходных были использованы статистические данные, накопленные в МУП «Ульяновская городская электросеть» за период 2013-2016 годов.

Параметрами, дополняющими построение прогноза, являются метеофакторы[21,21]. Анализ показывает, что наибольшее влияние на потребление электроэнергии в рассматриваемой ситуации оказывают температура и влажность[31,85]. Этот вывод основывается на расчетах коэффициента корреляции. Он во многом определяют сезонные колебания, а также нерегулярные колебания графиков потребления.

Для расчетов используются значения помесячного потребления электроэнергии в кВтч за 4 года, а также среднемесячные значения температуры окружающего воздуха в °С и влажности в %, полученные от Ульяновского центра по гидрометеорологии.

В таблице 2.1 приведены значения потребления электроэнергии за период 2013 – 2016 гг.

На рисунке 2.2 построены соответствующие графики, на которых видны сезонные колебания энергопотребления, зависящие от сезона. Можно отметить тенденцию снижения потребления электроэнергии от 2013 года к 2016. Это явление можно частично связать с увеличением температуры за этот же период времени. Все приведенные графики имеют явно выраженные «всплески» в марте-апреле и сентябре-октябре, что совпадает с началом и концом отопительного сезона. В эти моменты населению чаще приходится пользоваться нагревательными приборами.

Таблица 2.1 – месячное потребление электроэнергии в МУП «Ульяновская городская электросеть» за период 2013 – 2016 гг

| • | | | | |
|-----------------------|-------------------|-------------------|-------------------|-------------------|
| | 2013 год, кВтч | 2014 год, кВтч | 2015 год, кВтч | 2016 год, кВтч |
| январь | 123 721 532 | 122 673 604 | 120 663 385 | 120 531 371 |
| февраль | 110 636 413 | 113 821 204 | 107 343 712 | 105 180 691 |
| март | 117 371 640 | 113 114 603 | 110 444 941 | 107 547 565 |
| апрель | 102 466 498 | 101 117 110 | 100 452 988 | 97 103 569 |
| май | 92 959 337 | 93 037 668 | 93 910 254 | 94 075 736 |
| июнь | 90 169 693 | 87 043 902 | 88 091 496 | 86 491 496 |
| июль | 92 231 130 | 91 118 618 | 88 983 861 | 86 683 861 |
| август | 93 944 863 | 92 196 077 | 88 816 155 | 86 516 155 |
| сентябрь | 102 536 228 | 96 264 087 | 87 962 971 | 88 062 971 |
| октябрь | 111 854 931 | 112 783 472 | 109 781 932 | 107 481 932 |
| ноябрь | 109 827 028 | 113 768 257 | 109 678 553 | 107 878 553 |
| декабрь | 122 407 258 | 124 246 760 | 118 264 389 | 117 551 185 |
| Среднее значение | 105 843 879 | 105 098 780 | 102 032 886 | 100 425 423 |
| Суммарное значение | 1 270 126 551 | 1 261 185 362 | 1 224 394 637 | 1 205 105 085 |

Анализ потребление численных показывает, что данных электроэнергии каждого конкретного месяца в зависимости от года не всегда быть представлено определенной функцией. Действительно, может численные ряды таких месяцев как март, апрель, май, июль и август могут быть с определенной степенью точности описаны линейной зависимостью. Причем наиболее близко к такой зависимости приближаются данные июля (отмечены синим цветом). В то же время в остальных месяцах наблюдаются выбросы (отклонения) которые могут быть с трудом предсказаны каким-либо известным методом (отмечены в таблице красным цветом). С учетом этого

должна разрабатываться стратегия и алгоритм прогнозирования, которые должны обеспечить поставленную задачу обеспечения прогноза потребления электроэнергии с погрешностью, не превышающей 3 %.

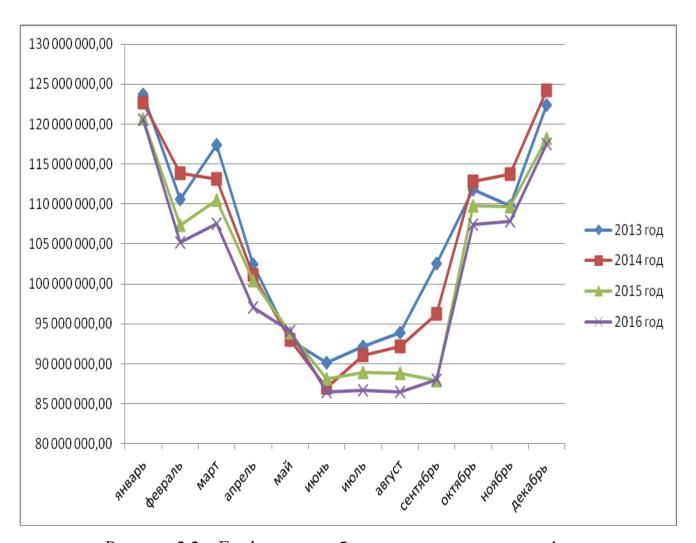


Рисунок 2.2 – Графики потребления электроэнергии за 4 года

Для возможного учета влияния метеофакторов на потребление электроэнергии в таблице 2.2 и на рисунке 2.3 приведены значения температуры окружающего воздуха в г.Ульяновск за период 2013 – 2016 гг.

Таблица 2.2 – Среднемесячная температура окружающего воздуха в г. Ульяновск за период 2013-2016 гг

| | 2013 год, ° <u>С</u> | 2014 год, ° <u>С</u> | 2015 год, ° <u>С</u> | 2016 год, ° <u>С</u> |
|---------------------|----------------------|----------------------|----------------------|----------------------|
| январь | -10,6 | -8,3 | -9,4 | -13,05 |
| февраль | -8,5 | -5,4 | -7,93 | -2,95 |
| март | -6,2 | -1,2 | -4,64 | -0,7 |
| апрель | 6,7 | 8,7 | 4,46 | 8,7 |
| май | 16,4 | 19,4 | 15,19 | 12,84 |
| июнь | 20,1 | 23,7 | 19,38 | 21,2 |
| июль | 20,3 | 25,0 | 16,91 | 22,13 |
| август | 19,5 | 24,1 | 15,88 | 21,27 |
| сентябрь | 12,3 | 17,9 | 13,44 | 14,17 |
| октябрь | 5,3 | 7,9 | 3,46 | 6,9 |
| ноябрь | 2,9 | 2,7 | -0,39 | 2,13 |
| декабрь | -4,5 | 3,4 | -3,1 | -10,4 |
| Среднее значение | 6,14 | 9,83 | 5,27 | 6,85 |

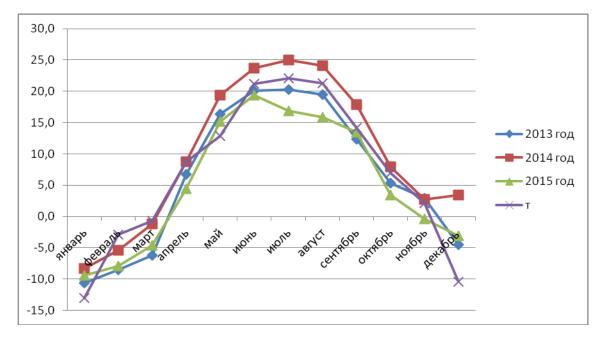


Рисунок 2.3 – Графики температуры окружающего воздуха за 4 года

Из графиков, приведенных на рисунках 2.2 и .2.3, видна обратная зависимость между потреблением электроэнергии и температурой. При увеличении температуры потребление электроэнергии снижается, и наоборот.

В таблице 2.3 и на рисунке 2.4 представлены среднемесячные значения влажности в г.Ульяновск за 2013-2016 г. По значениям температуры и влажности 2014 год имеет аномальные значения. Использование данных этого периода нежелательно.

Таблица 2.3 – Среднемесячные значения влажности в г. Ульяновск за период 2013-2016 гг.

| | 2013 год, % | 2014 год, % | 2015 год, % | 2016 год, % |
|---------------------|-------------|-------------|-------------|-------------|
| январь | 85,00 | 86,00 | 83,00 | 84,00 |
| февраль | 81,00 | 76,00 | 82,00 | 85,00 |
| март | 77,00 | 79,00 | 75,00 | 83,00 |
| апрель | 67,00 | 71,00 | 80,00 | 67,00 |
| май | 57,00 | 64,00 | 71,00 | 66,00 |
| июнь | 59,00 | 73,00 | 68,00 | 64,00 |
| июль | 63,00 | 66,00 | 80,00 | 63,33 |
| август | 71,00 | 79,00 | 74,00 | 73,00 |
| сентябрь | 83,00 | 81,00 | 75,00 | 76,00 |
| октябрь | 81,00 | 81,00 | 74,00 | 80,33 |
| ноябрь | 81,00 | 92,00 | 85,00 | 85,33 |
| декабрь | 88,00 | 88,00 | 82,00 | 87,33 |
| Среднее значение | 74,42 | 78,00 | 77,42 | 76,19 |

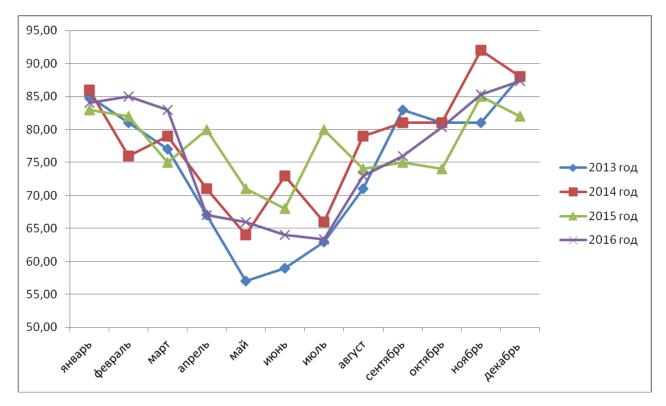


Рисунок 2.4 – График изменения влажности за 4 года

Из рис.2.4 видна корреляционная зависимость между энергопотреблением и влажностью и обратнопропорциональная зависимость с температурой. В летний период значения влажности уменьшаются, а зимний наоборот увеличиваются.

Можно отметить, что изменение влажности имеет более высокую «хаотичность», чем параметры потребления электроэнергии и температуры [32,53-54,124-131].

Коэффициент корреляции между потреблением электроэнергии и температурой -0,96514, что свидетельствует о высокой связи этих параметров. Коэффициент носит отрицательный характер, что соответствует диаграмме разброса значений, приведенных на рисунке 2.5.

Коэффициент корреляции между потреблением электроэнергии и влажностью равен 0,828437, что свидетельствует о достаточно высоком влиянии влажности на потребление электроэнергии. Коэффициент носит положительный характер, что видно из рисунка 2.6.

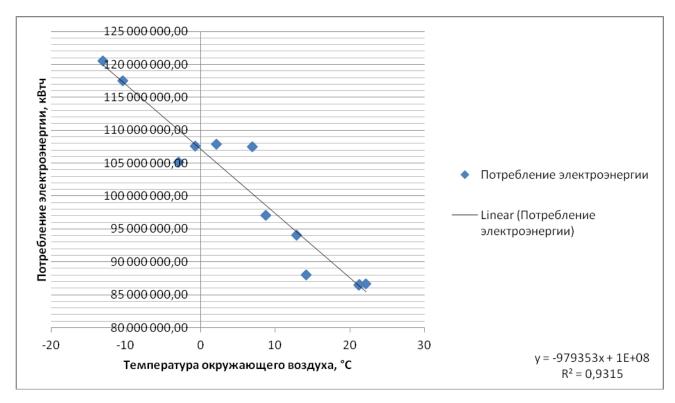


Рисунок 2.5 – Диаграмма разброса значений энергопотребления в зависимости от температуры

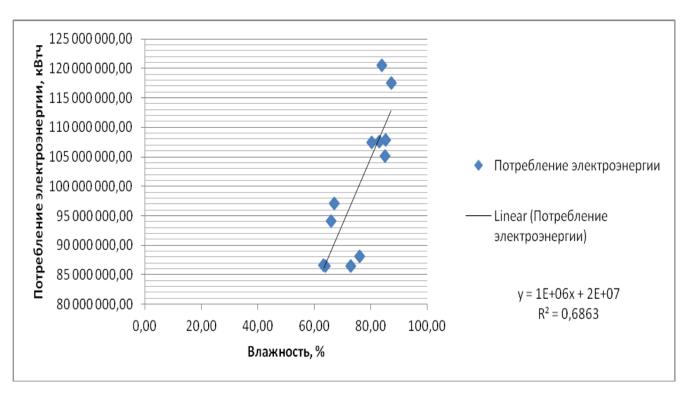


Рисунок 2.6 – Диаграмма разброса значений энергопотребления в зависимости от влажности

Рассмотренные особенности потребителей электроэнергии сетевой компании «Ульяновская городская электросеть» и анализ численных данных приводят к выводу, что разработка методики прогнозирования должна производится итерационно, перебором известных методов и их комбинаций и синтезом четкого алгоритма действий, обеспечивающего погрешность прогноза менее 3 %.

2.4 Применение метода экспоненциального сглаживания для прогнозирования потребления электроэнергии электротехническим комплексом городской электрической сети

Проведем прогнозирование потребления электроэнергии на 2016 год для сетевой компании «Ульяновская городская электросеть» методом экспоненциального сглаживания по данным предыдущих трех лет 2013 — 2015 гг. В классическом виде формула экспоненциального сглаживания для рассматриваемой задачи может быть записана следующим образом

$$E_{ij}^{p.esa} = \alpha E_{i(j-1)} + (1 - \alpha) E_{i(j-1)}^{p.esa}, \tag{2.1}$$

где $E_{ij}^{p.esa}$ — прогнозируемое значение потребления электроэнергии в i -ом месяце j -го года; $E_{i(j-1)}$ — фактическое потребление электроэнергии в аналогичном месяце предыдущего года; $E_{i(j-1)}^{p.esa}$ — прогнозируемое значение потребления электроэнергии в i -ом месяце (j-1)-го года (предыдущего года); α — подбираемый для прогноза коэффициент.

Для прогноза потребления электроэнергии будем пользоваться данными за 2013-2015 гг, поэтому на первом шаге прогнозирования в методе экспоненциального сглаживания следует брать в качестве $E^p_{i(j-1)}$ величину среднего значения потребления электроэнергии в i-ом месяце за эти три года. Например, для января месяца прогнозное значение на 2013 год берется равным

$$E_{113}^{p.esa} = \frac{E_{113} + E_{114} + E_{115}}{3}, (2.2)$$

где E_{113} , E_{114} и E_{115} фактическое потребление электроэнергии в январе месяце 2013, 2014 и 2015 годов, соответственно, взятое из таблицы 2.1.

Следовательно, на первом шаге в соответствии с формулой (2.1) находится прогноз на январь 2014 года

$$E_{114}^{p.esa} = \alpha E_{113} + (1 - \alpha) E_{113}^{p.esa}. \tag{2.3}$$

Затем находится прогноз на январь 2015 года

$$E_{115}^{p.esa} = \alpha E_{114} + (1 - \alpha) E_{114}^{p.esa}. \tag{2.4}$$

Подставляя (2.2) и (2.3) в (2.4), получим

$$E_{115}^{p.esa} = \alpha E_{114} + \alpha (1 - \alpha) E_{113} + \frac{(1 - \alpha)^2 (E_{113} + E_{114} + E_{115})}{3}.$$
 (2.6)

Аналогично рассчитываются прогнозы для остальных месяцев 2015 года. Причем, на этом этапе важно определить оптимальное значение величины коэффициента α , которое дает минимум относительной погрешности прогноза

$$\delta E_{ij}^{esa} = \frac{E_{ij}^{p.esa} - E_{ij}}{E_{ii}} 100, \% . \tag{2.7}$$

Процесс расчета по формулам (2.1) - (2.7) легко автоматизируется в программной среде MathCAD или Exel. Просчет прогнозов на 2015 год при вариации коэффициента α показал, что для числовых рядов, представленных в таблице 1, оптимальной величиной является $\alpha = 0.99$.

На следующем шаге делается прогноз на 2016 год, и для января месяца можно записать

$$E_{116}^{p.esa} = \alpha E_{115} + (1 - \alpha) E_{115}^{p.esa}. \tag{2.8}$$

Подставляя (2.6) в (2.8), в конечном итоге получим

$$E_{116}^{p.esa} = \alpha E_{115} + \alpha (1 - \alpha) E_{114} + \alpha (1 - \alpha)^2 E_{113} + \frac{(1 - \alpha)^3 (E_{113} + E_{114} + E_{115})}{3}. \quad (2.9)$$

Аналогично для других месяцев можно записать

$$E_{216}^{p.esa} = \alpha E_{215} + \alpha (1-\alpha) E_{214} + \alpha (1-\alpha)^{2} E_{213} + \frac{(1-\alpha)^{3} (E_{213} + E_{214} + E_{215})}{3};$$

$$E_{316}^{p.esa} = \alpha E_{315} + \alpha (1-\alpha) E_{314} + \alpha (1-\alpha)^{2} E_{313} + \frac{(1-\alpha)^{3} (E_{313} + E_{314} + E_{315})}{3};$$

$$\vdots$$

$$E_{1116}^{p.esa} = \alpha E_{1115} + \alpha (1-\alpha) E_{1114} + \alpha (1-\alpha)^{2} E_{1113} + \frac{(1-\alpha)^{3} (E_{1113} + E_{1114} + E_{1115})}{3};$$

$$E_{1216}^{p.esa} = \alpha E_{1215} + \alpha (1-\alpha) E_{1214} + \alpha (1-\alpha)^{2} E_{1213} + \frac{(1-\alpha)^{3} (E_{1213} + E_{1214} + E_{1215})}{3}.$$

Результаты расчет прогноза потребления электроэнергии на 2016 год по формулам (2.9) и (2.10) и относительной ошибки прогнозирования по формуле (2.7) сведены в таблицу 2.4.

Габлица 2.4 — Результаты прогноза потребления электроэнергии в 2016 г. методом экспоненциального сглаживания при использовании абсолютных значений

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|---|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза $\delta E_{ii}^{\epsilon a}$, |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 120683591 | 120 531 371 | 0,126 |
| Февраль | 107408168 | 105 180 691 | 2,118 |
| Март | 11047206 | 107 547 565 | 2,719 |
| Апрель | 100459763 | 97 103 569 | 3,456 |
| Май | 93901521 | 94 075 736 | -0,185 |
| Июнь | 88081331 | 86 491 496 | 1,838 |
| Июль | 89005318 | 86 683 861 | 2,678 |
| Август | 88850127 | 86 516 155 | 2,698 |
| Сентябрь | 88046602 | 88 062 971 | -0,019 |
| Октябрь | 109811854 | 107 481 932 | 2,168 |
| Ноябрь | 109719057 | 107 878 553 | 1,706 |
| Декабрь | 118324028 | 117 551 185 | 0,657 |

Зависимость относительной погрешности прогноза от месяца 2016 года можно представить графиком (рисунок 2.7).

Среднеквадратическая ошибка прогноза потребления электроэнергии на 2016 год определяется выражением

$$\delta E_{2016}^{sqrt.esa} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} (\delta E_{i16}^{esa})^2}{12}}$$

и составляет $\delta E_{2016}^{sqrt.esa} = 2,036$ %.

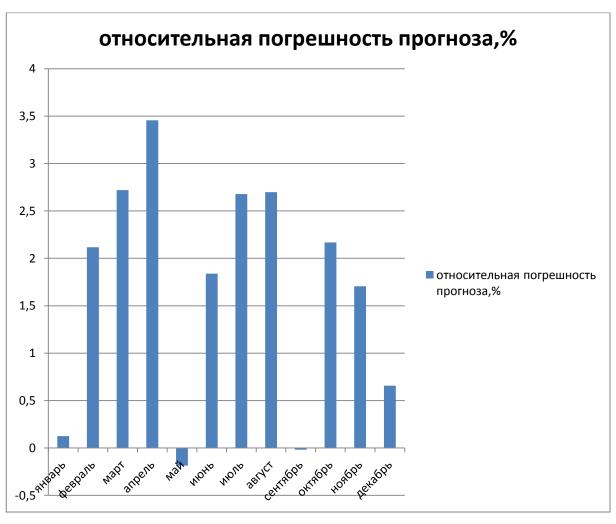


Рисунок 2.7 – График погрешности прогноза в зависимости от месяца 2016 года

Обращает на себя внимание тот факт, что погрешность прогноза на апрель месяц превышает 3 %. Однако, пренебрегая этим, произведем прогнозирование потребления электроэнергии этим же методом на 2017 год.

Прогноз на 2017 год будет определяться системой уравнений

$$\begin{split} E_{117}^{p.esa} &= \alpha E_{116} + (1-\alpha) E_{116}^{p.esa}; \\ E_{217}^{p.esa} &= \alpha E_{216} + (1-\alpha) E_{216}^{p.esa}; \\ &\vdots \\ E_{1117}^{p.esa} &= \alpha E_{1116} + (1-\alpha) E_{1116}^{p.esa}; \\ E_{1217}^{p.esa} &= \alpha E_{1216} + (1-\alpha) E_{1216}^{p.esa} \end{split}$$

или с учетом формул (2.9) и (2.10)

$$E_{117}^{p.esa} = \alpha E_{116} + \alpha (1-\alpha) E_{115} + \alpha (1-\alpha)^2 E_{114} + \alpha (1-\alpha)^3 E_{113} + \frac{(1-\alpha)^4 (E_{113} + E_{114} + E_{115})}{3};$$

$$E_{217}^{p.esa} = \alpha E_{216} + \alpha (1-\alpha) E_{215} + \alpha (1-\alpha)^2 E_{214} + \alpha (1-\alpha)^3 E_{213} + \frac{(1-\alpha)^4 (E_{213} + E_{214} + E_{215})}{3};$$

$$\vdots$$

$$E_{1117}^{p.esa} = \alpha E_{1116} + \alpha (1-\alpha) E_{1115} + \alpha (1-\alpha)^2 E_{1114} + \alpha (1-\alpha)^3 E_{1113} + \frac{(1-\alpha)^4 (E_{1113} + E_{1114} + E_{1115})}{3};$$

$$E_{1217}^{p.esa} = \alpha E_{1216} + \alpha (1-\alpha) E_{1215} + \alpha (1-\alpha)^2 E_{1214} + \alpha (1-\alpha)^3 E_{1213} + \frac{(1-\alpha)^4 (E_{1213} + E_{1214} + E_{1215})}{3}.$$

Подставляя (2.11) требуемые численные значения, получим прогнозируемые объемы потребления электроэнергии по месяцам в 2017 году (таблица 2.5). Сравнивая с фактическим потреблением, также внесенным в эту таблицу, по формуле (2.7) посчитаем относительную погрешность прогноза (таблица 2.5). График погрешности прогноза в зависимости от месяца 2017 года представлен на рисунке 2.8.

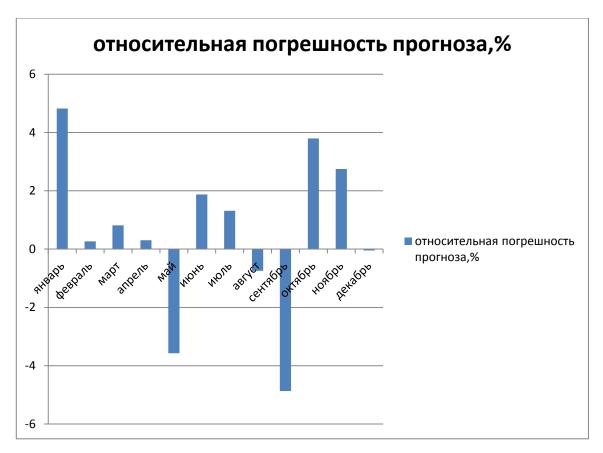


Рисунок 2.8 – График погрешности прогноза в зависимости от месяца 2017 года

Среднеквадратическую ошибку прогноза в 2017 году определим по формуле

$$\delta E_{2017}^{sqrt.esa} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\delta E_{i17}^{esa}\right)^2}{12}}.$$

В результате получим $\delta E_{2017}^{sqrt.esa} = 2,713$ %.

Анализ полученных результатов показывает, что применение метода экспоненциального сглаживания для прогноза потребления электроэнергии в сетевой компании «Ульяновская городская электросеть» в 2017 году дает еще большие погрешности, чем в 2016 году. За пределы 3 % выходят погрешности прогноза на январь, май, сентябрь и октябрь (отмечены в таблице 2.5 красным цветом), причем максимальная погрешность составляет 4,869 %.

Габлица 2.5 — Результаты прогноза потребления электроэнергии в 2017 г. методом экспоненциального сглаживания при использовании абсолютных значений

| Месяц | Протись | Фактипаакаа | OTHOGETOTI |
|----------|-----------------|-----------------|---|
| иссяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
| | потребления | потребление | погрешность |
| | эдектроэнергии, | электроэнергии, | прогноза $\delta E_{ij}^{\epsilon a}$, |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 120532893 | 114986759 | 4,823 |
| Февраль | 105266778 | 104989093 | 0,264 |
| Март | 10757681 | 106706077 | 0,816 |
| Апрель | 97137131 | 96843807 | 0,303 |
| Май | 94073994 | 97556341 | -3,57 |
| Июнь | 86507394 | 84915262 | 1,875 |
| Июль | 86707076 | 85581063 | 1,316 |
| Август | 86539495 | 87191215 | -0,747 |
| Сентябрь | 88062807 | 92570003 | -4,869 |
| Октябрь | 107505231 | 103571089 | 3,798 |
| Ноябрь | 107896958 | 105011984 | 2,747 |
| Декабрь | 117558913 | 117614172 | -0,047 |

2.5 Статистический анализ и преобразование исходных данных

Статистические методы прогнозирования, которые предусматривают возможность использования большого количества различных входных переменных[61,62]. Полученные результаты прогноза традиционным методом экспоненциального сглаживания имеют недопустимые с точки

зрения поставленной задачи погрешности. Предположительно существует определенная причина, снижающая точность прогноза. В связи с этим для определения качества исходных данных для прогнозирования потребления электроэнергии рассмотрим гистограммы распределения основных параметров. Гистограмма распределения является наиболее полной и исчерпывающей характеристикой интересующих нас параметров. Частоту распределения исходных данных можно представить в виде гистограммы. Ее анализ дает возможность определить математическое ожидание и дисперсию если закон распределения данных – нормальный. Этому закону соответствует случайный распределение данных, имеющих характер без влияния ограничивающих и явно выраженных связей [102,116].

Закон нормального распределения выражается формулой:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}}e^{-\frac{(x-m)^2}{2\sigma^2}},\tag{2.12}$$

где π - соотношение длины окружности и его диаметра; е — основание натурального логарифма, — два параметра, которые задают форму конкретной кривой; m — математическое ожидание; σ^2 — дисперсия; x — плотность вероятности.

Нормальное распределение зависит от двух параметров: математического ожидания (m), определяющее максимальную высоту графика распределения (центр распределения), и дисперсии (σ^2) , т.е размах вариаций данных.

Большинство методов прогнозирования опирается на статистическую информацию. При этом заведомо предполагается, что исходные данные близки к нормальному распределению.

На основании информации, приведенной в таблицах 2.1 – 2.3 на рисунках 2.9 – 2.11 представлены гистограммы распределения значений потребления электроэнергии, температуры окружающей среды и влажности.

Гистограмма потребления электроэнергии

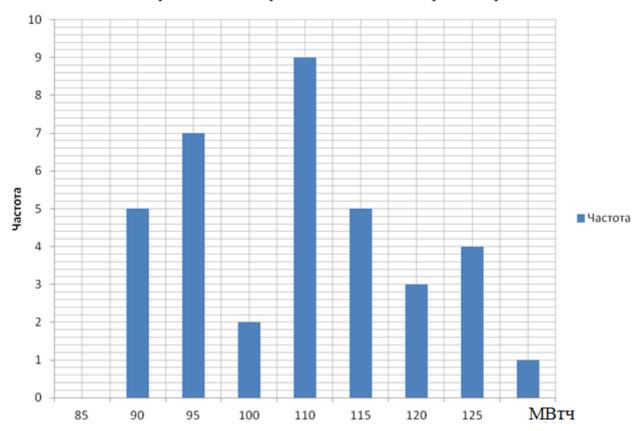


Рисунок 2.9 — Гистограмма распределения потребления электроэнергии



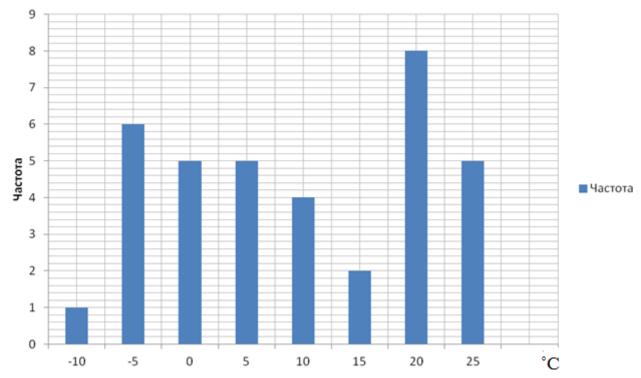


Рисунок 2.10 – Гистограмма распределения температуры окружающей среды

Гистограмма влажности

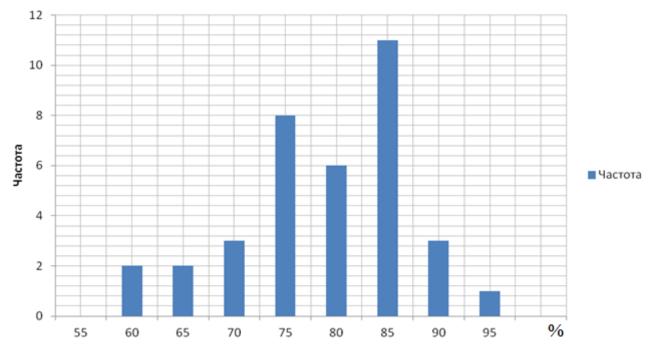


Рисунок 2.11 – Гистограмма распределения влажности

Из приведенных графиков видно, что параметры прогнозирования слабо подчиняются закону нормального распределения. Поэтому использование абсолютных величин параметров потребления электроэнергии, температуры и влажности в моделях прогнозирования энергопотребления дают не совсем корректные значения.

Распределение случайных величин может быть известно как из физических соображений или из математических свойств процесса. Однако всегда возникает необходимость проверить, правильны ли предположения о распределении по результатам эксперимента.

Оценки вероятностей для реализаций случайных процессов могут быть вычислены двумя способами. Первый способ основан на понятии частости некоторого события. Оценку формируют по процессу, представленному независимыми отсчетами. Значение процесса выбираются через интервал времени, превосходящий интервал корреляции. В основе второго способа положен расчет относительного времени пребывания процесса в заданных

пределах. В этом случае разбиение записи процесса на большое число равных интервалов не производится, а обрабатываются длительности участков записи.

При обработке экспериментальных данных используют оценку функций распределения $W^*(x)$ и оценку плотности $\omega^*(x)$, дающие с той или иной погрешностью информацию о вероятностной структуре процесса. Оценка данных параметров строится как комбинация вероятностей попадания в интервалы $(-\infty,x_i]$ или $(x_{i-1},\ x_i]$. Проверку правильности предположений о распределении значений выполняют с помощью критериев согласия [33-35,82-83], которые позволяют определить с какой доверительной вероятностью отклонение эмпирического распределения от предполагаемого может объясняться лишь случайным разбросом и с какой вероятностью предположение о распределении должно быть отвергнуто.

В последнем случае исходное предположение, называемое нулевой гипотезой, считают несправедливым, так как отличия распределений носят неслучайный характер.

При использовании критериев согласия по экспериментальным данным рассчитывают статистику критерия. Для каждого из критериев формируется правило расчета такой статистики. Статистика критерия является мерой различия между гипотетическим распределением W(x) и оценкой $W^*(x)$.

Рассмотрим критерий χ^2 , предусматривающий разбиение размаха варьирования выборки на интервалы и определения числа наблюдений (частоты) для каждого из интервалов. Для удобства оценок параметров распределения интервалы выбирают одинаковой длины. Число интервалов зависит от объема выборки.

Для проверки критерия вводится условие:

$$\chi^2 = N \sum \frac{(P_i^{theor} - P_i^{emp})^2}{P_i^{theor}}$$
 (2.13)

где $P_i^{theor} = \int_{x_{i-1}}^{x_i} f(x) dx$ - Предполагаемая вероятность попадания в i-й интервал; $P_i^{emp} = \frac{n_i}{N}$ - соответствующее эмпирическое значение; n_i - число элементов выборки из i-го интервала.

Применение критериев согласия основано на том, что распределение статистики критерия для нулевой гипотезы известно. Тогда, сравнивая эмпирическое значение статистики критерия с табличным, можно сделать вывод о значимости различия функций W(x) и оценкой $W^*(x)$.

Согласно критерию согласия если частоты действительно соответствуют ожидаемым, то значение критерия будет относительно не большим (т.к. большинство отклонений находится около нуля). Но если критерий оказывается большим, то это свидетельствует в пользу существенных различий между частотами.

«Большим» критерий становится тогда, когда появление такого или еще большего значения становится маловероятным. И чтобы рассчитать такую вероятность, необходимо знать распределение критерия при многократном повторении эксперимента, когда гипотеза о согласии частот верна.

Величина χ^2 также зависит от количества слагаемых. Чем их больше, тем большее значение должно быть у критерия, ведь каждое слагаемое внесет свой вклад в общую сумму. Следовательно, для каждого количества независимых слагаемых, будет собственное распределение. Число независимых слагаемых будет на один меньше, чем количество градаций номинальной переменной n. Если имеется выборка, по которой уже посчитана сумма частот, то одну из частот всегда можно определить, как разность общего количества и суммой всех остальных [75].

Можем сделать предположение, что результаты вычислений распределены по закону Гаусса f_x , $\sigma(x)$, что достаточно вероятно.

Для начала необходимо произвести расчет наилучших оценок этих параметров:

(наилучшая оценка X)=
$$\bar{x} = \sum_{i=1}^{n} x_i/n,$$
 (2.14) где n — число измерений.

(наилучшая оценка
$$\sigma$$
)= $\sqrt{\frac{\sum (x_i - \bar{x})^2}{n-1}}$ (2.15)

Условия согласованности реального распределения исходных данных с распределением Гаусса можно определить путем их сопоставления, задавая оценочные значения X и σ . Трудность заключается в том, что x – непрерывная переменная, поэтому нельзя говорить об ожидаемом числе измерений для какого-то одного значения x.Вместо этого необходимо говорить об ожидаемом числе в некотором интервале a < x < b, т.е. необходимо поделить весь интервал возможных значений на бины. Например, выбрать границы бинов при X- σ , X и X+ σ . Бины следует выбирать таким образом, чтобы все бины содержали по нескольку измеренных значений x_i . Обычно число бинов обозначается через n.

Поделив весь интервал возможных измеренных значений на бины, можно рассчитать число результатов измерений, которые попадают в каждый бин. Предполагая, что результаты измерений распределены нормально, можно рассчитать ожидаемое число E_k результатов измерений для каждого бина k. Далее необходимо решить, насколько хорошо наблюдаемые числа O_k согласуются с ожидаемыми числами E_k .

Вероятность того, что результат любого одного измерения попадает в интервал a<x
b, равен площади под функцией Гаусса между x=a и x=b.

Число χ^2 служит показателем того, насколько хорошо согласуются наблюдаемое и ожидаемое распределения. Если $\chi^2=0$, то согласие идеальное, т.е. для всех бинов к, что в высшей степени невероятно.

Если $\chi^2 \leq n$, то наблюдаемое и ожидаемое распределения согласуются настолько хорошо, насколько можно было бы ожидать. Если $\chi^2 >> n$, то наблюдаемые и ожидаемые числа значительно различаются, есть основания

предполагать, что результаты измерения не распределены в соответствии с ожидаемым законом.

Ранее было показано, что при прогнозировании энергопотребления использование абсолютных величин дает не совсем корректные значения.

Рассмотрим гистограммы распределения абсолютных разностных значений и модуля разности используемых параметров: потребление электроэнергии, температура и влажность. На рисунках 2.12 — 2.14 приведены гистограммы распределения разностных значений исходных данных.

Для полученного ряда определяют накопленные частости (вероятности) на конец каждого интервала, вычисляемые делением соответствующего значения накопленной частости на общее число случаев. Под частостью понимается число появлений данного события (число случаев). Графическое изображение накопленной частоты представляет собой статистическую функцию распределения (кумулятивную кривую). При увеличении числа разрядов гистограмма приближается к графику плотности распределения случайной величины, а кумулятивная кривая – к функции распределения[41,118-121].

После необходимых нахождения числовых характеристик статистического распределения и гистограммы плотности распределения делается предположение о возможном законе распределения случайной X. Рассматривается величины соответствие виды гистограммы статистического распределения теоретического основным законам Задача заключается в TOM, чтобы подобрать такой распределения. теоретический закон распределения случайных величин, который бы с наименьшими отклонениями соответствовал опытным данным.

Гистограмма разностных значений потребления электроэнергии по модулю

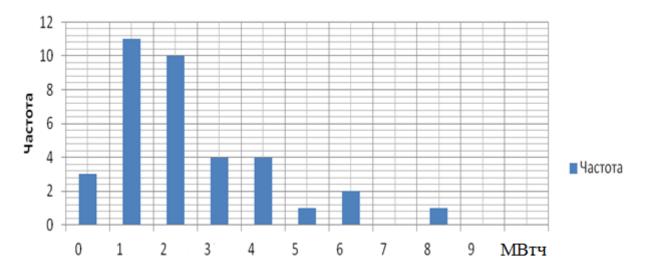


Рисунок 2.12 – Гистограмма распределения разностного значения потребления электроэнергии по модулю

Визуальное соответствие гистограммы случайного значения гистограмме, которая должна быть у нормально распределенной случайного значения не является доказательством того, что случайное значение распределена по нормальному закону. Имеется огромное количество случайных величин, гистограммы которых совпадают с «идеальной горкой». Наличие гистограммы похожей на распределение по нормальному закону еще не является доказательством его соответствия этому распределению.

При построении гистограммы распределения интервал значений случайной величины (a, b) делится на несколько *п* сегментов, после чего производится расчет процента попадания данных в каждый сегмент. Условия согласия в этом случае определяется соблюдением неравенства

$$\chi^2 < n$$
.

Гистограмма разностных значений температуры по модулю

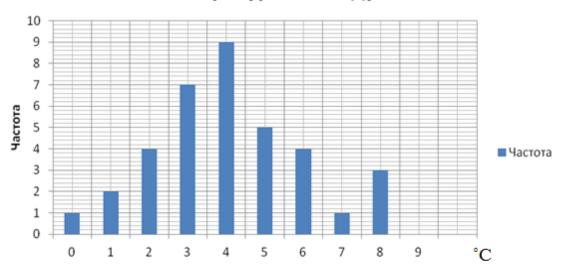


Рисунок 2.13 – Гистограмма распределения разностного значения температуры окружающего воздуха по модулю



Рисунок 2.14 — Гистограмма распределения разностного значения влажности по модулю

Оценим различные исходные данные на соответствие нормальному закону распределения. Условие соответствия определяется соблюдением неравенства

$$\chi^2 < n \tag{2.16}$$

Результаты оценки распределения случайных величин на нормальность приведены в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – Результаты проверки распределения случайных величин на нормальность

| Соответствие |
|---------------------|
| нормальному закону |
| распределения |
| не соответствует |
| |
| |
| соответствует |
| |
| |
| соответствует |
| |
| |
| слабо соответствует |
| |
| соответствует |
| |
| соответствует |
| |
| не соответствует |
| |
| не соответствует |
| |
| не соответствует |
| |
| |

Данные таблицы позволяют сделать вывод, что разностные значения потребления электроэнергии и температуры окружающей среды ближе к

нормальному закону распределения, чем их абсолютные значения. Поэтому возможным вариантом уменьшения погрешности является переход к прогнозированию приращений потребления электроэнергии в каждом месяце исследуемого года.

2.6 Применение метода экспоненциального сглаживания для прогнозирования приращений потребления электроэнергии

Процедура прогнозирования приращений потребления электроэнергии будет выглядеть следующим образом. Прежде всего, необходимо по исходным численным данным найти соответствующие приращения для каждого месяца. Например, для составления прогноза на январь 2016 года необходимо вычислить

$$\Delta E_{114} = E_{114} - E_{113};$$

$$\Delta E_{115} = E_{115} - E_{114}.$$
(2.17)

При этом прогноз вероятного приращения потребления электрической энергии в январе 2016 года по сравнению к предыдущему году в соответствии с методом экспоненциального сглаживания будет определяться выражением

$$\Delta E_{116}^{p.esd} = \alpha \Delta E_{115} + \alpha (1 - \alpha) \Delta E_{114} + \frac{(1 - \alpha)^2 (\Delta E_{115} + \Delta E_{114})}{2}.$$
 (2.18)

Абсолютное значение прогнозируемого потребления электроэнергии будет равно

$$E_{116}^{p.esd} = E_{115} + \Delta E_{116}^{p.esd}. \tag{2.19}$$

Обобщая формулы (2.17), можно записать общее выражение для прогноза потребления электроэнергии в i - ом месяце j - го года

$$E_{ij}^{p.esd} = E_{i(j-1)} + \alpha \Delta E_{i(j-1)} + \alpha \left(1 - \alpha\right) \Delta E_{i(j-2)} + \frac{\left(1 - \alpha\right)^2 \left(\Delta E_{i(j-1)} + \Delta E_{i(j-2)}\right)}{2}, \quad (2.20)$$
 где $\Delta E_{i(j-2)} = E_{i(j-2)} - E_{i(j-3)}; \ \Delta E_{i(j-1)} = E_{i(j-1)} - E_{i(j-2)}.$

По формуле (2.20) рассчитан прогноз на 2016 год, а по выражению (2.7) – относительная погрешность. Эти данные сведены в таблицу 2.7, а графическое отображение погрешности прогнозирования представлено на рисунке 2.15.

Среднеквадратическая ошибка прогноза потребления электроэнергии на 2016 год в этом случае составляет $\delta E_{2016}^{sqrt.esd} = 2,702$, что больше, чем при абсолютных значений.

Следует отметить, что при расчетах взят коэффициент $\alpha = 0,3$, чтобы обеспечить приблизительно равную относительную погрешность прогноза в июле месяце 2015 и 2016 гг.

Таблица 2.7 – Результаты прогноза потребления электроэнергии в 2016 г. методом экспоненциального сглаживания при использовании разностных значений

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|----------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^{esd} , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 119091008 | 120 531 371 | -1,195 |
| Февраль | 105697361 | 105 180 691 | 0,491 |
| Март | 107053023 | 107 547 565 | -0,46 |
| Апрель | 99477070 | 97 103 569 | 2,444 |
| Май | 94421454 | 94 075 736 | 0,367 |
| Июнь | 87240200 | 86 491 496 | 0,866 |
| Июль | 87314225 | 86 683 861 | 0,727 |
| Август | 86178400 | 86 516 155 | -0,39 |
| Сентябрь | 80585039 | 88 062 971 | -8,492 |
| Октябрь | 108745432 | 107 481 932 | 1,176 |
| Ноябрь | 109604316 | 107 878 553 | 1,6 |
| Декабрь | 115840970 | 117 551 185 | -1,455 |

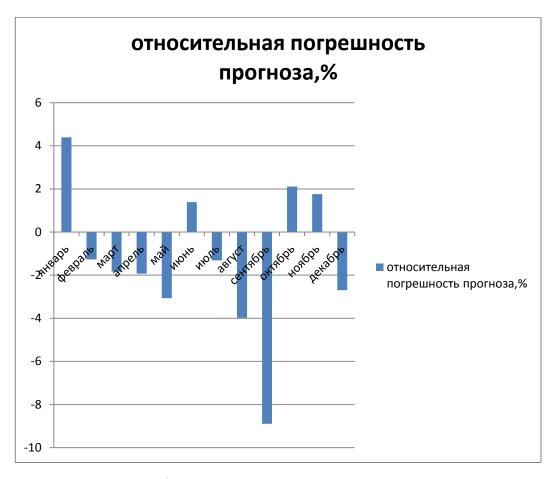


Рисунок 2.15 – График погрешности прогноза в 2016 году методом экспоненциального сглаживания при использовании разностных значений

Сравнение данных таблиц 2.7 и 2.4 показывает, что относительная погрешность прогноза на февраль, март, апрель, июнь, июль, август, октябрь и ноябрь 2016 года значительно уменьшается при использовании разностных значений в методом экспоненциального сглаживания. Однако появляется аномальный выброс в прогнозе на сентябрь (отмечен красным цветом).

Результаты прогноза по формуле (2.20) на 2017 год сведены в таблицу 2.8. График относительной погрешности прогноза на 2017 год методом экспоненциального сглаживания при использовании разностных значений приведен на рисунке 2.16. Среднеквадратическая ошибка прогноза потребления электроэнергии на 2017 год равна $\delta E_{2017}^{sqrt.esd} = 3,544$, что также значительно больше, чем при использовании абсолютных значений, причем

это определяется в основном аномальным выбросом погрешности в сентябре месяце.

Таблица 2.8 – Результаты прогноза потребления электроэнергии в 2017 г. методом экспоненциального сглаживания при использовании разностных значений

| 3.6 | | _ | |
|----------|-----------------|-----------------|----------------------------------|
| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^{esd} , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 120037278 | 114986759 | 4,392 |
| Февраль | 103656111 | 104989093 | -1,27 |
| Март | 104753799 | 106706077 | -1,83 |
| Апрель | 94975960 | 96843807 | -1,929 |
| Май | 94562950 | 97556341 | -3,068 |
| Июнь | 86096151 | 84915262 | 1,391 |
| Июль | 84459047 | 85581063 | -1,311 |
| Август | 83724790 | 87191215 | -3,976 |
| Сентябрь | 84340463 | 92570003 | -8,89 |
| Октябрь | 105756825 | 103571089 | 2,11 |
| Ноябрь | 106863775 | 105011984 | 1,763 |
| Декабрь | 114440510 | 117614172 | -2,698 |
| | | | |

Анализ полученных данных показывает, что применение метода экспоненциального сглаживания в чистом виде не дает желаемого результата, поскольку не принимает во внимание изменение метеофакторов. На основании вышесказанного необходим поиск методов прогноза, которые учитывают, как минимум, температуру окружающей среды, а может быть и комбинации методов.

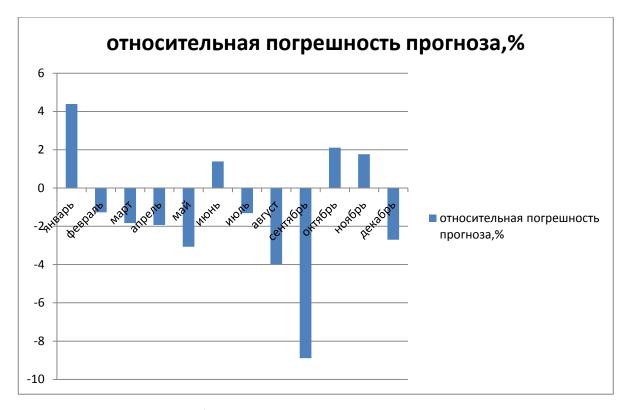


Рисунок 2.16 – График погрешности прогноза в 2017 году методом экспоненциального сглаживания при использовании разностных значений

2.7 Выводы по второй главе

- 1. Основными абонентами сетевой компании «Ульяновская городская электросеть» являются бытовой сектор и муниципальные организации, что откладывает отпечаток на потребление электроэнергии.
- 2. Значения потребления электроэнергии, температуры и влажности слабо подчиняются закону нормального распределения, соответственно для прогнозирования необходимо использовать другое представление исходной информации.
- 3. Преобразование исходной информации (переход к модулям разности) приближает ее к нормальному закону распределения
- 4. Классический метод экспоненциального сглаживания дает большую погрешность прогноза потребления электрической энергии.
- 5. Для уменьшения погрешности прогноза необходим поиск комбинации методов, в том числе учитывающих влияние метеофакторов.

3 РАЗРАБОТКА КОМБИНИРОВАННОГО ПОДХОДА К ПРОГНОЗИРОВАНИЮ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИМ КОМПЛЕКСОМ ГОРОДСКОЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ

3.1 Применение регрессионного анализа для прогноза потребления электроэнергии электротехническим комплексом Ульяновской городской электросети

Составим уравнение регрессии для прогноза потребления электроэнергии абонентами Ульяновской городской электросети. При этом введем два обязательных условия, исходящие из поставки задачи, приведенные в первой главе, и результатов, полученных во второй главе[63-65]:

- уравнение регрессии должно быть составлено исходя из информации за предыдущие 3 года;
- оно должно учитывать изменение средней за месяц температуры окружающего воздуха.

Примем в качестве рабочей гипотезу, что прогнозируемое потребление электрической энергии в каждом месяце зависит от фактического потребления в одноименном месяце предыдущего года и приращения температуры окружающего воздуха[58-60]. Тогда можно записать простейшее уравнение регрессии

$$E_{ij}^{p.r} = \alpha_{1i} E_{i(j-1)} + \alpha_{2i} \Delta t_{ij}, \qquad (3.1)$$

где $\Delta t_{ij} = t_{ij} - t_{i(j-1)}$ — приращение температуры в прогнозируемом месяце относительно одноименного месяца предыдущего года; α_{1i} и α_{2i} — коэффициенты регрессии для i -го месяца, которые должны определяться из исходных данных.

Для расчета потребления электрической энергии по формуле (3.1) необходимо знать среднее значение температуры t_{ij} в месяце, для которого делается прогноз. Его приблизительное значение может быть получено, например, методом экспоненциального сглаживания

$$t_{ij} = \alpha_t t_{i(j-1)} + \alpha_t \left(1 - \alpha_t\right) t_{i(j-2)} + \alpha_t \left(1 - \alpha_t\right)^2 t_{i(j-3)} + \frac{\left(1 - \alpha_t\right)^3 \left(t_{i(j-3)} + t_{i(j-2)} + t_{i(j-1)}\right)}{3},$$

где $\alpha_{_t}$ – коэффициент, подбираемый для наилучшего прогноза температуры.

Для исключения процедуры прогнозирования температуры предлагается уравнение регрессии, связанное с потреблением электрической энергии, записывать следующим образом

$$E_{ij}^{p.r} = \alpha_{1i} E_{i(j-1)} + \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-1)}, \tag{3.2}$$

где $\Delta t_{i(j-1)} = t_{i(j-1)} - t_{i(j-2)}$ — приращение температуры в прогнозируемом месяце предыдущего года.

В формулу (3.2) входят два неизвестных коэффициента α_{1i} и α_{2i} , которые можно определить из системы уравнений

$$E_{i(j-2)} = \alpha_{1i} E_{i(j-3)} + \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-3)};$$

$$E_{i(j-1)} = \alpha_{1i} E_{i(j-2)} + \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-2)}.$$
(3.3)

Если для прогноза используется уравнение (3.1), то коэффициенты α_{1i} и α_{2i} находятся из системы

$$E_{i(j-2)} = \alpha_{1i} E_{i(j-3)} + \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-2)};$$

$$E_{i(j-1)} = \alpha_{1i} E_{i(j-2)} + \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-1)}.$$
(3.4)

Рассмотрим пример расчета коэффициентов α_{17} и α_{27} для июля месяца при составлении прогноза на 2016 и 2017 годы. Воспользуемся системой уравнений (3.3), тогда по данным таблиц 2.1 и 2.2 для 2016 года можно записать

$$91118618 = 92231130\alpha_{17} - 5\alpha_{27};$$

$$88983861 = 91118618\alpha_{17} + 4,7\alpha_{27}.$$

$$(3.5)$$

Из решения системы уравнений (3.5) получим значения коэффициентов α_{17} и α_{27} для расчета прогноза потребления электроэнергии в июле 2016 года: $\alpha_{17}=0.982113$; $\alpha_{27}=-107437.5$ кВтч/°С.

Для 2017 года получим систему уравнений,

$$88983861 = 91118618\alpha_{17} + 4,7\alpha_{27};$$

$$86683861 = 88983861\alpha_{17} - 8,9\alpha_{27},$$

из которой следует, что $\alpha_{17} = 0.975696$; $\alpha_{27} = 16976.24$ кВтч/°С.

Аналогично произведен расчет значений коэффициентов α_{1i} и α_{2i} для прогноза потребления электроэнергии на все месяцы 2016 и 2017 годов (таблица 3.1).

Таблица 3.1 — Расчетные значения коэффициентов α_{1i} и α_{2i} для прогноза потребления электроэнергии в 2016 и 2017 годах

| Месяц | 201 | 6 г. | 201 | 17 г. |
|----------|------------------|---------------------------------|------------------|-------------------------|
| | $\alpha_{_{1i}}$ | α_{2i} , кВтч <u>/°С</u> | $\alpha_{_{1i}}$ | α_{2i} , кВтч/°С |
| Январь | 0,987865 | - 226746,1 | 0,993903 | - 548808,3 |
| Февраль | 0,984993 | - 3479,721 | 0,982136 | - 186300,6 |
| Март | 0,968314 | 179319,1 | 0,974842 | 34529,03 |
| Апрель | 0,990771 | 134562,4 | 0,984889 | 431944,4 |
| Май | 1,004259 | 158784,3 | 1,00509 | 132999,2 |
| Июнь | 0,989503 | 544812,2 | 0,998219 | 334056,6 |
| Июль | 0,982113 | -107437,5 | 0,975696 | 16976,24 |
| Август | 0,970007 | - 133618,1 | 0,96711 | - 75566,05 |
| Сентябрь | 0,927401 | - 234370,2 | 0,960449 | - 802465,3 |
| Октябрь | 0,990687 | - 1723,679 | 0,986389 | 181478,4 |
| Ноябрь | 0,999324 | - 17,934698 | 1,000412 | 597139,1 |
| Декабрь | 0,985113 | - 523120 | 0,974442 | - 355296,4 |

С учетом полученных коэффициентов регрессии по формуле (3.2) рассчитывается прогнозируемое значение потребления электрической энергии в каждом месяце.

Например, для июля 2016 года прогноз равен

$$E_{716}^{p.r} = 0,982113 \cdot 88983861 - 107437,5 \cdot (16,91-25) = 88261376$$
 кВтч.

Фактическое потребление электроэнергии в этом месяце составило 86683861 кВтч. Следовательно, относительная ошибка прогноза равна

$$\delta E_{716}^r = \frac{\left(88261376 - 86683861\right) \cdot 100}{86683861} = 1,82\%.$$

Аналогично рассчитан прогноз на все месяцы 2016 года (таблица 3.2).

Таблица 3.2 – Результаты прогноза потребления электроэнергии в <u>2016</u> г. методом регрессионного анализа

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^r , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 119448556 | 120531371 | -0,898 |
| Февраль | 105741609 | 105180691 | 0,533 |
| Март | 106328525 | 107547565 | -1,133 |
| Апрель | 98955363 | 97103569 | 1,907 |
| Май | 93641736 | 94075736 | -0,461 |
| Июнь | 84813211 | 86491496 | -1,94 |
| Июль | 88261376 | 86683861 | 1,82 |
| Август | 87250633 | 86516155 | 0,849 |
| Сентябрь | 82622238 | 88062971 | -6,178 |
| Октябрь | 108767186 | 107481932 | 1,196 |
| Ноябрь | 109604466 | 107878553 | 1,975 |
| Декабрь | 119904067 | 117 551 185 | 2,002 |

Анализ полученных результатов показывает, что погрешность прогноза на все месяцы 2016 года, кроме сентября, меньше желаемых 3 %. График погрешности на 2016 год представлен на рисунке 3.1. Среднеквадратическая ошибка прогноза потребления электроэнергии на 2016 год равна

$$\delta E_{2016}^{sqrt.r} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\delta E_{i16}^{r}\right)^{2}}{12}} = 2,264\%.$$

Пример расчета прогнозируемого значения потребления электрической энергии на июль 2017года выглядит следующим образом

$$E_{717}^{p.r} = 0,975696 \cdot 86683861 + 16976,245 \cdot (22,13-16,91) = 84665712$$
 кВтч.

Фактическое потребление электроэнергии в этом месяце составило 85581063 кВтч.

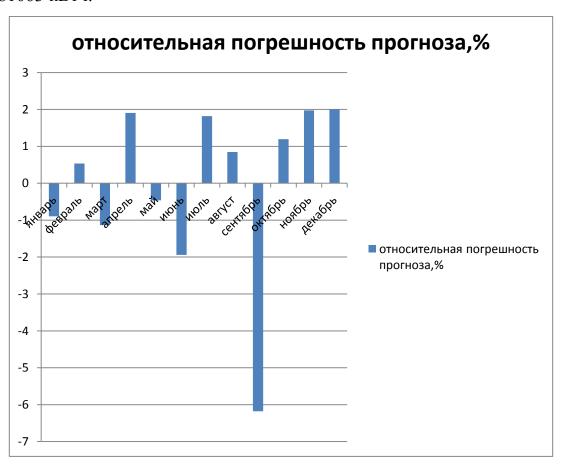


Рисунок 3.1 – График погрешности прогноза на 2016 год методом регрессионного анализа

Поэтому относительная ошибка прогноза равна

$$\delta E_{717}^{r} = \frac{\left(84665712 - 85581063\right) \cdot 100}{85581063} = -1,07\%.$$

Производя расчет по формуле (3.2) с учетом соответствующих коэффициентов регрессии, приведенных в таблице 3.3, получим прогноз потребления электроэнергии на все месяцы 2017 года (таблица 3.3). График погрешности прогноза приведен на рисунке 3.2.

Таблица 3.3 – Результаты прогноза потребления электроэнергии в 2017 г. методом регрессионного анализа

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^r , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 122046605 | 114986759 | 6,14 |
| Февраль | 102373966 | 104989093 | -2,491 |
| Март | 104977928 | 106706077 | -1,62 |
| Апрель | 97467681 | 96843807 | 0,644 |
| Май | 94815260 | 97556341 | -2,81 |
| Июнь | 86945438 | 84915262 | 2,391 |
| Июль | 84665712 | 85581063 | -1,07 |
| Август | 83263338 | 87191215 | -4,505 |
| Сентябрь | 83994193 | 92570003 | -9,264 |
| Октябрь | 106643281 | 103571089 | 2,966 |
| Ноябрь | 109427789 | 105011984 | 4,205 |
| Декабрь | 117140476 | 117614172 | -0,403 |

Анализ данных таблицы 3.3 показывает, что погрешности расчета в январе, августе, сентябре и ноябре (отмечены красным) значительно превышают требуемые 3 %, причем наибольшая погрешность опять же наблюдается в прогнозе сентября. Среднеквадратическая ошибка прогноза в 2017 году составляет -4,026%.

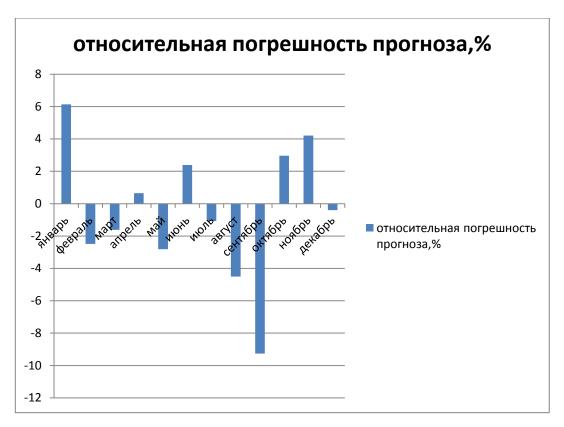


Рисунок 3.2 – График погрешности прогноза на 2017 год методом регрессионного анализа

3.2 Применение усреднения результатов прогнозов, полученных методами экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа

Одним способов ИЗ повышения точности прогноза является применение процедуры усреднения результатов, полученных методами Особенно экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа. эффективно такой подход будет проявляться при разных знаках погрешностей прогноза каждым применяемым методом.

Формулу для расчета прогноза методом усреднения результатов, полученных методами экспоненциального сглаживания (при оперировании приращениями) и регрессионного анализа можно записать следующим образом

$$\begin{split} E_{ij}^{p.av} &= 0.5 \Big[\Big(1 + \alpha_{1i} \Big) E_{i(j-1)} + \alpha \Delta E_{i(j-1)} + \alpha \Big(1 - \alpha \Big) \Delta E_{i(j-2)} + \\ &+ 0.5 \Big(1 - \alpha \Big)^2 \Big(\Delta E_{i(j-1)} + \Delta E_{i(j-2)} \Big) + \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-1)} \Big] \end{split} \tag{3.6}$$

Анализ выражения (3.6) позволяет сделать вывод, что относительная ошибка среднего прогноза будет равна

$$\delta E_{ij}^{av} = \frac{\delta E_{ij}^{esd} + \delta E_{ij}^r}{2}.$$
(3.7)

В соответствии с формулами (3.6) и (3.7) сделан прогноз потребления электроэнергии в 2016 и 2017 годах (таблицы 3.4 и 3.5).

Таблица 3.4 — Результаты прогноза потребления электроэнергии в <u>2016 г.</u> методом усреднения результатов экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^r , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 119731335 | 120531371 | -0,664 |
| Февраль | 105917179 | 105180691 | 0,7 |
| Март | 107012052 | 107547565 | -0,498 |
| Апрель | 98902187 | 97103569 | 1,852 |
| Май | 94088545 | 94075736 | 0,014 |
| Июнь | 86512821 | 86491496 | 0,025 |
| Июль | 87526323 | 86683861 | 0,972 |
| Август | 86532419 | 86516155 | 0,019 |
| Сентябрь | 82612242 | 88062971 | -6,19 |
| Октябрь | 108535197 | 107481932 | 0,98 |
| Ноябрь | 109302382 | 107878553 | 1,32 |
| Декабрь | 117015147 | 117 551 185 | -0,456 |

Графики погрешностей прогноза на 2016 и 2017 года приведены на рисунках 3.3 и 3.4, соответственно. Среднеквадратическое значение ошибки в 2016 году равно

$$\delta E_{2016}^{sqrt.av} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\delta E_{i16}^{av}\right)^2}{12}} = 1,974\%,$$

что меньше результатов, полученных всеми рассмотренными выше методами. Но погрешность прогноза на сентябрь составляет 6,19 %, что не вписывается в рамки поставленной задачи.

Таблица 3.5 – Результаты прогноза потребления электроэнергии в 2017 г. методом усреднения результатов экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|--------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^{r} , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 121041941 | 114986759 | 5,266 |
| Февраль | 103015039 | 104989093 | -1,88 |
| Март | 104865863 | 106706077 | -1,725 |
| Апрель | 96221821 | 96843807 | -0,642 |
| Май | 94689105 | 97556341 | -2,939 |
| Июнь | 86520794 | 84915262 | 1,891 |
| Июль | 84562379 | 85581063 | -1,19 |
| Август | 83494064 | 87191215 | -4,24 |
| Сентябрь | 84167328 | 92570003 | -9,077 |
| Октябрь | 106200053 | 103571089 | 2,538 |
| Ноябрь | 108145782 | 105011984 | 2,984 |
| Декабрь | 115790493 | 117614172 | -1,551 |

В то же время среднеквадратическая ошибка прогноза на 2017 составляет

$$\delta E_{2017}^{sqrt.av} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\delta E_{i17}^{av}\right)^2}{12}} = 3,724\%.$$

Этот результат меньше, чем полученный при прогнозе методом регрессионного анализа, но больше аналогичного показателя в случае применения метода экспоненциального сглаживания.

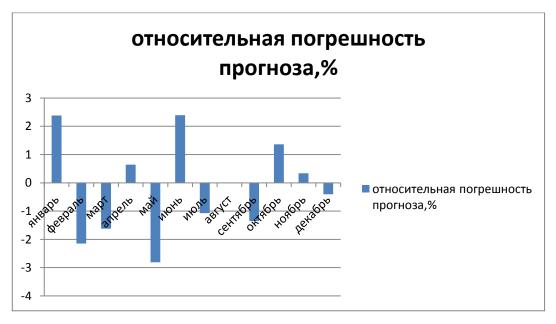


Рисунок 3.3 – График погрешности прогноза на 2016 год методом усреднения результатов экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа

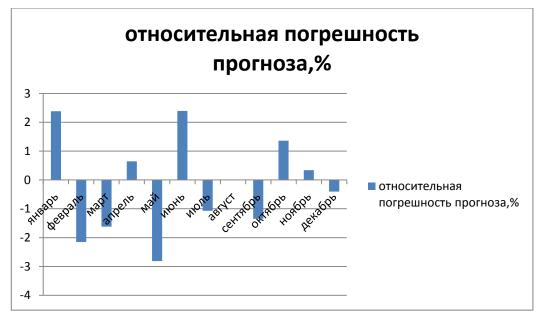


Рисунок 3.4 – График погрешности прогноза на 2017 год методом усреднения результатов экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа

Применение усреднения результатов для прогноза на 2017 год в основном уменьшило погрешности, но все равно они превосходят требуемые 3 % в январе, августе и сентябре. Поэтому будем искать корреляционные связи между объемами потребления электроэнергии по месяцам, чтобы применить комбинированный подход к разработке методики прогноза.

3.3 Определение коэффициентов корреляции между объемами потребления электроэнергии Ульяновской городской электросети в разные месяцы

Применим математический аппарат корреляционного анализа для установления возможной взаимосвязи между объемами потребляемой электроэнергии по месяцам. При этом обратим внимание на тот факт, что прогноз на июль месяц осуществляется любым методом (экспоненциального сглаживания, регрессионного анализа и усреднения результатов) с достаточно малой погрешностью, не превышающей 2 %. Поэтому найдем коэффициенты корреляции между объемами потребляемой электроэнергии в каком-либо месяце и июлем.

Формула для расчета коэффициент корреляции Пирсона [89] в рамках поставленной задачи может быть записана следующим образом

$$r_{i7} = \frac{\sum_{k=j-3}^{j-1} \left(E_{7k} - E_7^{av} \right) \left(E_{ik} - E_i^{av} \right)}{\sqrt{\sum_{k=j-3}^{j-1} \left(E_{7k} - E_7^{av} \right)^2 \sum_{k=j-3}^{j-1} \left(E_{ik} - E_i^{av} \right)^2}},$$
(3.8)

где
$$E_7^{av} = \frac{1}{3} \sum_{k=j-3}^{j-1} E_{7k}$$
; $E_i^{av} = \frac{1}{3} \sum_{k=j-3}^{j-1} E_{ik}$.

Например, для января (в случае для составления прогноза на 2016 год) коэффициент корреляции Пирсона с объемами, потребленными в июле в соответствии с (3.8) будет равен

Подставляя в (3.9) значения потребленной электроэнергии в соответствующие месяцы 2013-2015 годов получим коэффициент корреляции $r_{17}=1$. Отсюда можно сделать вывод, что наблюдается абсолютная функциональная корреляция между потреблением электрической энергии абонентами Ульяновской городской электрической сети в январе и июле.

Аналогично формуле (3.9) могут быть записаны выражения для коэффициентов корреляции для всех остальных месяцев относительно июля. Результаты расчета коэффициентов корреляции Пирсона r_{i7} по данным 2013 – 2015 годов сведены в таблицу 3.6

Таблица 3.6—Значения коэффициентов корреляции Пирсона по отношению к потреблению электроэнергии в июле, полученные

по данным 2013 – 2015 годов

| Месяц | Коэффициент | Месяц | Коэффициент |
|---------|-------------|-----------|-------------|
| | корреляции | | корреляции |
| | r_{i7} | | r_{i7} |
| Январь | 1 | Июль | 1 |
| _ | | | |
| Февраль | 0,6541 | Август | -0,7928 |
| | 0.0510 | | |
| Март | 0,9519 | Сентябрь | 0,995 |
| Апрель | 0,2347 | Overagent | 0,7956 |
| Апрыв | 0,2347 | Октябрь | 0,7930 |
| Май | -0,9639 | Ноябрь | 0,2102 |
| | | • | |
| Июнь | 0,5072 | Декабрь | 0,7969 |
| | | | |

По формуле (3.8) произведем также расчет коэффициентов корреляции объемов потребленной энергии по отношению к июлю по данным 2014 – 2016 годов (таблица 3.7).

Таблица 3.7—Значения коэффициентов корреляции Пирсона по отношению к потреблению электроэнергии в июле, полученные

| Месяц | Коэффициент | Месяц | Коэффициент |
|---------|-------------|----------|-------------|
| | корреляции | | корреляции |
| | r_{i7} | | r_{i7} |
| Январь | 0,8823 | Июль | 1 |
| Февраль | 0,9547 | Август | -0,4473 |
| Март | 1 | Сентябрь | 0,8496 |
| Апрель | 0,9404 | Октябрь | 0,9952 |
| Май | -0,9225 | Ноябрь | 0,9708 |
| Июнь | 0,36 | Лекабрь | 0,9013 |

по данным 2014 - 2016 годов

Расширим выборку данных и будем использовать для определения уточненных значений коэффициентов корреляции потребление электроэнергии за 4 года (с 2013 г. по 2016 г.). Тогда формула (3.8) для января месяца будет выглядеть следующим образом (за базовый месяц принят июль)

$$(3E_{713} - E_{714} - E_{715} - E_{716})(3E_{113} - E_{114} - E_{115} - E_{116}) +$$

$$+ (3E_{714} - E_{713} - E_{715} - E_{716})(3E_{114} - E_{113} - E_{115} - E_{116}) +$$

$$+ (3E_{715} - E_{713} - E_{714} - E_{716})(3E_{115} - E_{113} - E_{114} - E_{116}) +$$

$$+ (3E_{715} - E_{713} - E_{714} - E_{716})(3E_{115} - E_{113} - E_{114} - E_{116}) +$$

$$+ (3E_{716} - E_{713} - E_{714} - E_{715})(3E_{116} - E_{113} - E_{114} - E_{115})$$

$$+ (3E_{713} - E_{714} - E_{715} - E_{716})^{2} + (3E_{714} - E_{713} - E_{715} - E_{716})^{2} +$$

$$+ (3E_{715} - E_{713} - E_{714} - E_{716})^{2} + (3E_{716} - E_{713} - E_{714} - E_{715})^{2}$$

$$\times \left[(3E_{113} - E_{114} - E_{115} - E_{116})^{2} + (3E_{114} - E_{113} - E_{115} - E_{116})^{2} +$$

$$+ (3E_{115} - E_{113} - E_{114} - E_{116})^{2} + (3E_{116} - E_{113} - E_{114} - E_{115})^{2} \right]$$

Аналогично (3.10) могут быть записаны выражения для коэффициентов корреляции для других месяцев относительно июля. Уточненные значения коэффициентов корреляции r_{i7} приведены в таблице 3.8.

Таблица 3.8 — Уточненные значения коэффициентов корреляции Пирсона по отношению к потреблению электроэнергии в июле, полученные по данным 2013 — 2016 годов

| Месяц | Коэффициент корреляции | Месяц | Коэффициент корреляции |
|---------|------------------------|----------|------------------------|
| | r_{i7} | | r_{i7} |
| Январь | 0,9337 | Июль | 1 |
| Февраль | 0,849 | Август | 0,994 |
| Март | 0,9675 | Сентябрь | 0,9082 |
| Апрель | 0,9649 | Октябрь | 0,94 |
| Май | -0,9523 | Ноябрь | 0,6204 |
| Июнь | 0,7236 | Декабрь | 0,8678 |

Анализ данных таблиц 3.6, 3.7 и 3.8 показывает, что между потреблением электроэнергии в июле месяце существует хорошая линейная корреляционная связь с соответствующим потреблением в январе, феврале октябре и ноябре. Поэтому при составлении прогноза на эти месяцы можно воспользоваться этой корреляцией и использовать для расчета данные июля.

Хорошая корреляционная связь существует также и между потреблениями электроэнергии в июле и марте, июле и декабре. Однако прогноз на эти месяцы с малой погрешностью дает метод регрессионного анализа, поэтому его и следует применять.

Также погрешность меньше 3 % обеспечивают уравнения регрессии и для таких месяцев как апрель, май и июнь.

Наибольшая погрешность всеми рассматриваемыми выше методами наблюдается при прогнозировании потребления электроэнергии в августе и сентябре. Однако, анализ численных данных, приведенных в таблице 2.1,

показывает, что тенденции изменения объемов потребления в эти месяцы очень схожи с аналогичными процессами в мае.

В связи с этим найдем коэффициенты корреляции Пирсона между потреблением электроэнергии в августе и сентябре с объемами в мае. Формула для расчета коэффициента корреляции между августом и маем по результатам трех предыдущих лет наблюдений записывается следующим образом

$$r_{85} = \frac{\left(2E_{513} - E_{514} - E_{515}\right)\left(2E_{813} - E_{814} - E_{815}\right) + \left(2E_{514} - E_{513} - E_{515}\right) \times}{\left[\left(2E_{814} - E_{813} - E_{815}\right)^{2} + \left(2E_{515} - E_{513} - E_{514}\right)\left(2E_{815} - E_{813} - E_{814}\right)\right] \times}{\left[\left(2E_{513} - E_{514} - E_{515}\right)^{2} + \left(2E_{514} - E_{513} - E_{515}\right)^{2} + \left(2E_{515} - E_{513} - E_{514}\right)^{2}\right] \times}.$$

$$\sqrt{\left[\left(2E_{813} - E_{814} - E_{815}\right)^{2} + \left(2E_{814} - E_{813} - E_{815}\right)^{2} + \left(2E_{815} - E_{813} - E_{814}\right)^{2}\right]}$$

$$(3.11)$$

Аналогично для сентября

Расчет по формулам (3.11) и (3.12) дает следующие значения коэффициентов корреляции: $r_{85} = -0.4936$; $r_{95} = -0.4776$. Такие значения говорят о средней степени линейной корреляции. Но визуально в табличных данных (таблица 2.1) наблюдаются одинаковые тенденции в изменении объемов потребления в мае, августе и сентябре в зависимости от года. Поэтому найдем значение коэффициентов r_{85} и r_{95} на расширенной выборке в 4 года. При этом формулы (3.11) и (3.12) преобразуются к виду

$$(3E_{513} - E_{514} - E_{515} - E_{516})(3E_{813} - E_{814} - E_{815} - E_{816}) + \\
+ (3E_{514} - E_{513} - E_{515} - E_{516})(3E_{814} - E_{813} - E_{815} - E_{816}) + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{516})(3E_{815} - E_{813} - E_{814} - E_{816}) + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})(3E_{816} - E_{813} - E_{814} - E_{815}) \\
\hline (3E_{513} - E_{514} - E_{515} - E_{516})^2 + (3E_{516} - E_{513} - E_{516})^2 + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{516})^2 + (3E_{516} - E_{513} - E_{515} - E_{516})^2 + \\
+ (3E_{815} - E_{813} - E_{814} - E_{815})^2 + (3E_{814} - E_{813} - E_{815} - E_{816})^2 + \\
+ (3E_{815} - E_{813} - E_{814} - E_{816})^2 + (3E_{816} - E_{813} - E_{814} - E_{815})^2 \right] \times \\
(3E_{513} - E_{514} - E_{515} - E_{516})(3E_{913} - E_{914} - E_{915})^2 - \\
+ (3E_{514} - E_{513} - E_{514} - E_{515})(3E_{914} - E_{913} - E_{914} - E_{916}) + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})(3E_{916} - E_{913} - E_{914} - E_{915}) - \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})(3E_{916} - E_{913} - E_{914} - E_{915}) - \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})(3E_{916} - E_{913} - E_{914} - E_{915}) - \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})(3E_{916} - E_{913} - E_{914} - E_{915}) - \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + (3E_{516} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + (3E_{516} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + (3E_{516} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + \\
+ (3E_{515} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + (3E_{516} - E_{513} - E_{514} - E_{515})^2 + \\
+ (3E_{915} - E_{913} - E_{914} - E_{915})^2 + (3E_{914} - E_{913} - E_{915} - E_{916})^2 + \\
+ (3E_{915} - E_{913} - E_{914} - E_{915})^2 + (3E_{916} - E_{913} - E_{915} - E_{916})^2 + \\
+ (3E_{915} - E_{913} - E_{914} - E_{915})^2 + (3E_{916} - E_{913} - E_{914} - E_{915})^2 \end{bmatrix}$$

Уточненные значения коэффициентов корреляции, рассчитанные по выражениям (3.13) и (3.14), равны $r_{85} = -0.9722$; $r_{95} = -0.9434$. Следовательно, по майским данным можно прогнозировать потребление электроэнергии в августе и сентябре. При этом необходимо учитывать, что для расчета прогноза на эти месяцы имеет смысл брать реальные данные мая расчетного года, то есть уточнять значения возможного потребления электроэнергии за 2-3 месяца до начала прогнозируемого периода.

Проведенный корреляционный анализ позволяет предложить комбинированный подход к прогнозированию потребления электроэнергии абонентами Ульяновской городской электросети.

3.4 Комбинированный подход к прогнозированию потребления электроэнергии электротехническим комплексом Ульяновской городской электросети

Проведенное выше исследование показывает, что хорошие результаты для прогноза потребления в такие месяцы как март, апрель, май, июнь, июль и декабрь дают уравнения регрессии (3.1), составленные по значениям объема потребленной электрической энергии и приращения температуры окружающего воздуха в одноименные месяцы предыдущего года. При этом погрешность прогноза составляет менее 3 %, что соответствует поставленной в диссертации задаче.

Корреляционный анализ позволяет сделать вывод, что прогноз на январь, февраль, октябрь и ноябрь можно осуществлять по результатам прогноза на июль месяц, погрешность которого всегда получается меньше 2 %. В то же время тренды изменения потребления электроэнергии в августе и сентябре позволяют связать прогноз на эти месяцы с реальным потреблением в мае месяце прогнозируемого года.

Предположим, что чем ближе год к прогнозируемому, тем соотношения между объемами потребления в определенные месяцы будут выдержаны точнее. Тогда можно предложить следующий способ составления прогноза на месяцы, в которых уравнение регрессии дает погрешность более 3%.

Поскольку с помощью коэффициентов корреляции Пирсона доказана достаточно хорошо соблюдаемая линейная функциональная зависимость между объемом потребления электроэнергии в июле с объемами потребления в январе, феврале, октябре и ноябре, то для прогноза на эти месяцы предлагается воспользоваться простой формулой

$$E_{ij}^{p.com} = k_{i7(j-1)} E_{7j}^{p.r},$$
(3.15)

где коэффициент $k_{i7(j-1)}$ определяется из соотношения объемов потребления электроэнергии в i-ом и 7-ом (июле) месяцах года, предыдущего прогнозируемому

$$k_{i7(j-1)} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{7(j-1)}}. (3.16)$$

Например, для января 2016 года

$$k_{1715} = \frac{E_{115}}{E_{715}} = \frac{120663385}{88983861} = 1,356,$$

следовательно прогнозируемое потребление электроэнергии будет равно

$$E_{116}^{p.com} = k_{1715}E_{716}^{p.r} = 1,356 \cdot 88261376 = 119683685$$
 кВтч.

Относительная погрешность прогноза равна

$$\delta E_{116}^{com} = \frac{\left(E_{116}^{p.com} - E_{116}\right) \cdot 100}{E_{116}} = \frac{\left(119683685 - 120531371\right) \cdot 100}{120531371} = -0,703\%.$$

Для января 2017 года

$$k_{1716} = \frac{E_{116}}{E_{716}} = \frac{120531371}{86683861} = 1,3905$$

и прогноз на этот месяц

$$E_{117}^{p.com} = k_{1716}E_{717}^{p.r} = 1,3905 \cdot 84665712 = 117725194$$
 кВтч.

Погрешность расчета составляет

$$\delta E_{117}^{com} = \frac{\left(E_{117}^{p.com} - E_{117}\right) \cdot 100}{E_{117}} = \frac{\left(117725194 - 114986759\right) \cdot 100}{114986759} = 2,382\%.$$

Аналогично просчитываются прогнозы потребления электроэнергии (а также относительные ошибки) на февраль, октябрь и ноябрь.

Для прогноза на август и сентябрь берется за базу фактическое потребление электроэнергии в мае месяце $E_{5\,i}$ расчетного года

$$E_{ii}^{p.com} = k_{i5(i-1)} E_{5i}, (3.17)$$

где коэффициент $k_{i5(j-1)}$ определяется из соотношения объемов потребления электроэнергии в i -ом и 5-ом (мае) месяцах года, предыдущего прогнозируемому

$$k_{i5(j-1)} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{5(j-1)}}. (3.18)$$

Произведем по формулам (3.17) и (3.18) расчет ожидаемого потребления электрической энергии в августе 2016 года. По данным таблицы 2.1 найдем значение коэффициента пропорциональности

$$k_{8515} = \frac{E_{815}}{E_{515}} = \frac{88816155}{93910254} = 0,9458.$$

Отсюда следует, что прогноз на потребление электроэнергии в августе 2016 года

$$E_{816}^{\mathit{p.com}} = k_{8515} E_{516} = 0,9458 \cdot 93641736 = 88562203$$
 кВтч.

Сравнение этого результата с фактическим потреблением электроэнергии в этом месяце показывает, что относительная погрешность прогноза равна

$$\delta E_{816}^{com} = \frac{\left(E_{816}^{p.com} - E_{816}\right) \cdot 100}{E_{816}} = \frac{\left(88562203 - 86516155\right) \cdot 100}{86516155} = 2,365\%.$$

По формулам (3.15) — (3.18) просчитаны прогнозы потребления электроэнергии на все месяцы 2016 и 2017 годов, подпадающие под их действие (таблица 3.9 и 3.10). Остальные значения взяты из таблиц 3.2 и 3.3.

Анализ данных таблиц 3.9 и 3.10 показывает, что максимальные погрешности прогноза меньше 3 %. Кроме того, среднеквадратическая ошибка прогноза потребления электроэнергии на 2016 год, полученная комбинацией методов, равна

$$\delta E_{2016}^{sqrt.com} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\delta E_{i16}^{com}\right)^2}{12}} = 1,533\%.$$

Аналогичный показатель для 2017 года составляет

$$\delta E_{2017}^{sqrt.com} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{12} \left(\delta E_{i17}^{com}\right)^2}{12}} = 1,634\%.$$

Погрешности прогноза в 2016 и 2017 годах имеют свое графическое отображение (рисунки 3.5 и 3.6, соответственно).

Таблица 3.9 — Результаты комбинированного прогноза потребления электроэнергии в 2016 г.

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|---------------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза $\delta E_{ii}^{\infty m}$, |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 119683685 | 120531371 | -0,703 |
| Февраль | 106472158 | 105180691 | 1,228 |
| Март | 106328525 | 107547565 | -1,133 |
| Апрель | 98955363 | 97103569 | 1,907 |
| Май | 93641736 | 94075736 | -0,461 |
| Июнь | 84813211 | 86491496 | -1,94 |
| Июль | 88261376 | 86683861 | 1,82 |
| Август | 88562203 | 86516155 | 2,365 |
| Сентябрь | 88117973 | 88062971 | 0,062 |
| Октябрь | 108890582 | 107481932 | 1,311 |
| Ноябрь | 108788042 | 107878553 | 0,843 |
| Декабрь | 119904067 | 117551 185 | 2,002 |

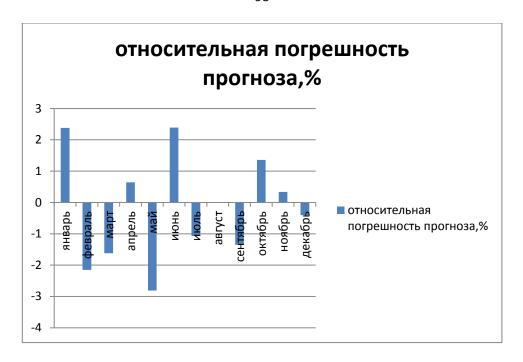


Рисунок 3.5 – График погрешности комбинированного прогноза на 2016 год

Таблица 3.10 — Результаты комбинированного прогноза потребления электроэнергии в 2017 г.

| Месяц | Прогноз | Фактическое | Относительная |
|----------|-----------------|-----------------|----------------------------------|
| | потребления | потребление | погрешность |
| | электроэнергии, | электроэнергии, | прогноза δE_{ii}^{com} , |
| | кВтч | кВтч | % |
| Январь | 117725194 | 114986759 | 2,382 |
| Февраль | 102731905 | 104989093 | -2,15 |
| Март | 104977928 | 106706077 | -1,62 |
| Апрель | 97467681 | 96843807 | 0,644 |
| Май | 94815260 | 97556341 | -2,81 |
| Июнь | 86945438 | 84915262 | 2,391 |
| Июль | 84665712 | 85581063 | -1,07 |
| Август | 87196254 | 87191215 | 0,006 |
| Сентябрь | 91321116 | 92570003 | -1,349 |
| Октябрь | 104979569 | 103571089 | 1,36 |
| Ноябрь | 105366956 | 105011984 | 0,338 |
| Декабрь | 117140476 | 117614172 | -0,403 |

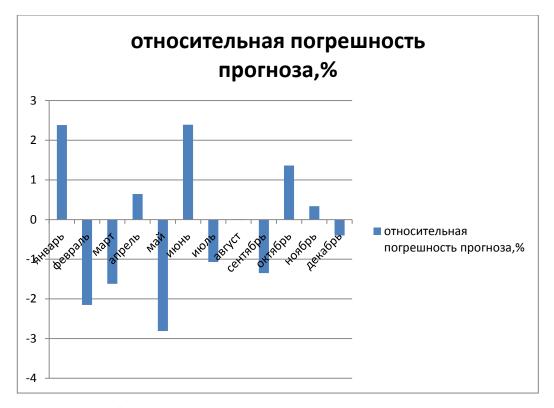


Рисунок 3.6 – График погрешности комбинированного прогноза на 2017 год

Анализ полученных результатов позволяет сделать вывод, что задача поставленная в диссертации успешно решена посредством комбинации различных методов прогнозирования.

3.5 Выводы по третьей главе

- 1. Применение математического аппарата регрессионного анализа позволяет получить погрешность потребления электроэнергии менее 3 % для целого ряда месяцев: март, апрель, май, июнь, июль и декабрь. При этом уравнение регрессии должно включать в себя потребление электрической энергии и приращение температуры окружающего воздуха в одноименный месяц предыдущего года.
- 2. Усреднение результатов, полученных методами экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа в целом уменьшает среднеквадратическое значение ошибки, но имеет недопустимые погрешности прогноза потребления электрической энергии в ряде месяцев.

- 3. Найдены коэффициенты корреляции Пирсона, значения которых позволили сделать вывод, что для прогнозирования потребления электроэнергии в январе, феврале, октябре и ноябре можно осуществлять по результатам прогноза на июль. Прогноз на август и сентябрь следует осуществлять используя устойчивую корреляционную связь потребления электроэнергии в эти месяцы с объемами потребления в мае.
- 4. Комбинирование применения уравнений регрессии и функциональной связи между потребления электроэнергии в разные месяцы позволяет получить в целом погрешность прогноза меньше 3 %.

4. МЕТОДИКА ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ПОТРЕБЛЕНИЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ ЭНЕРГИИ ЭЛЕКТРОТЕХНИЧЕСКИМ КОМЛЕКСОМ ГОРОДСКОЙ ЭЛЕКТРИЧЕСКОЙ СЕТИ И ЭКОНОМИЧЕСКИЙ ЭФФЕКТ ОТ ЕЕ ПРИМЕНЕНИЯ

4.1 Методика и алгоритм прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом городской электрической сети

Комбинированный подход к расчету ожидаемого объема потребления электроэнергии в различные месяцы можно отразить в строгой методике прогнозирования. При этом следует учесть, что из одной задач поставленной в диссертации является отказ от применения дорогостоящих специализированных лицензионных программных комплексов.

Из первого уравнения системы (3.3) выразим коэффициент α_{17}

$$\alpha_{1i} = \frac{E_{i(j-2)} - \alpha_{2i} \Delta t_{i(j-3)}}{E_{i(j-3)}}.$$
(4.1)

Подставляя (4.1) во второе равнение (3.2), после несложных преобразований получим формулу для определения коэффициента α_{2i}

$$\alpha_{2i} = \frac{E_{i(j-1)}E_{i(j-3)} - E_{i(j-2)}^2}{\Delta t_{i(j-2)}E_{i(j-3)} - \Delta t_{i(j-3)}E_{i(j-2)}}.$$
(4.2)

Этот коэффициент входит в выражение (4.1), поэтому после соответствующей подстановки формула для расчета коэффициента $\alpha_{_{1i}}$ примет вид

$$\alpha_{1i} = \frac{E_{i(j-2)} - \frac{\left(E_{i(j-1)}E_{i(j-3)} - E_{i(j-2)}^2\right)\Delta t_{i(j-3)}}{\Delta t_{i(j-2)}E_{i(j-3)} - \Delta t_{i(j-3)}E_{i(j-2)}}}{E_{i(j-3)}}.$$
(4.3)

Подставляя (4.2) и (4.3) в (3.2) получим окончательную формулу для расчета ожидаемого объема потребления электрической энергии абонентами

сетевой компании, а именно Ульяновской городской электросети, в такие месяцы, как март, апрель, май, июнь, июль и декабрь, которые подчиняются предложенному в третьей главе уравнению регрессии (3.2)

$$E_{ij}^{p.r} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{i(j-3)}} \left[E_{i(j-2)} - \frac{\left(E_{i(j-1)} E_{i(j-3)} - E_{i(j-2)}^2 \right) \Delta t_{i(j-2)}}{\Delta t_{i(j-2)} E_{i(j-3)} - \Delta t_{i(j-3)} E_{i(j-2)}} \right] + \frac{\left(E_{i(j-1)} E_{i(j-3)} - E_{i(j-2)}^2 \right) \Delta t_{i(j-2)}}{\Delta t_{i(j-2)} E_{i(j-3)} - \Delta t_{i(j-3)} E_{i(j-2)}}.$$
(4.4)

В соответствии с (3.15) и (3.16) расчет объемов потребления в январе, феврале, октябре и ноябре должен производиться по формуле

$$E_{ij}^{p.com} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{7(j-1)}} E_{7j}^{p.r}.$$
(4.5)

В то же время прогноз на август и сентябрь рекомендуется осуществлять по выражению

$$E_{ij}^{p.com} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{5(j-1)}} E_{5j},$$

(4.6)

что следует из формул (3.17) и (3.18).

Исследования, проведенные в третьей главе, и формулы (4.4) — (4.6) позволяют разработать методику прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом, а именно абонентами, сетевой компании «Ульяновская городская электросеть». Эту методику можно отобразить в виде строгого алгоритма расчета (рисунок 4.1).

Исходными данными для расчета являются реальные объемы потребления электрической энергии за три предыдущие года $E_{i(j-3)}; E_{i(j-2)}; E_{i(j-1)}$, а также среднемесячные температуры окружающего воздуха за четыре предыдущие года $t_{i(j-4)}; t_{i(j-3)}; t_{i(j-2)}; t_{i(j-1)}$. Методика и алгоритм предусматривает анализ исходных данных $E_{i(j-3)}; E_{i(j-2)}; E_{i(j-1)}$ по месяцам и при наличии случайных выбросов (необъяснимых отклонений от линейных зависимостей) усреднение значений.

Начало

Исходные данные для расчета:

$$E_{i(j-3)};\,E_{i(j-2)};\,E_{i(j-1)};\,t_{i(j-4)};\,t_{i(j-3)};\,t_{i(j-2)};\,t_{i(j-1)},$$
где $i=1,2...12$, — номермесяца;

j — год, для которого делается прогноз.

Анализ исходных данных и их корректировка при наличии случайных выбросов в данных $E_{i(j-3)}; E_{i(j-2)}; E_{i(j-1)}$ определенных месяцев методом нахождения среднего между значениями предыдущего и последующего годов.

Расчет приращений средних значений температур окружающего воздуха в марте, апреле, мае, июне, июле и декабре трех предыдущих лет

$$\Delta t_{i(j-3)} = t_{i(j-3)} - t_{i(j-4)}; \ \Delta t_{i(j-2)} = t_{i(j-2)} - t_{i(j-3)}; \ \Delta t_{i(j-1)} = t_{i(j-1)} - t_{i(j-2)}.$$
 где $i=3,4,5,6,7,12$

Расчет ожидаемых объемов потребления электрической энергии в марте, апреле, мае, июне, июле и декабре прогнозируемого года по данным предыдущих лет

$$\begin{split} E_{ij}^{p.r} = & \frac{E_{i(j-1)}}{E_{i(j-3)}} \Bigg[E_{i(j-2)} - \frac{\left(E_{i(j-1)}E_{i(j-3)} - E_{i(j-2)}^2\right) \Delta t_{i(j-3)}}{\Delta t_{i(j-2)}E_{i(j-3)} - \Delta t_{i(j-3)}E_{i(j-2)}} \Bigg] + \frac{\left(E_{i(j-1)}E_{i(j-3)} - E_{i(j-3)}^2\right) \Delta t_{i(j-1)}}{\Delta t_{i(j-2)}E_{i(j-3)} - \Delta t_{i(j-3)}E_{i(j-2)}}, \end{split}$$
 где $i = 3, 4, 5, 6, 7, 12$.

Расчет ожидаемых объемов потребления электрической энергии в январе, феврале, октябре и ноябре прогнозируемого года по данным предыдущего года и рачетного значения в июле

$$E_{ij}^{p.com} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{7(j-1)}} E_{7j}^{p.r}$$
, где $i = 1, 2, 10, 11$.

Расчет ожидаемых объемов потребления электрической энергии в августе и сентябре прогнозируемого года по данным предыдущего года и фактическому потреблению в мае расчетного года

$$E_{ij}^{p.com} = \frac{E_{i(j-1)}}{E_{5(j-1)}} E_{5j}$$
, где $i = 8, 9$.

Конец

Рисунок 4.1 – Алгоритм расчета ожидаемых объемов потребления электрической энергии

Например, анализ данных таблицы 2.1 показывает, что в феврале 2014 года наблюдается увеличение объема потребления электрической энергии по сравнению с февралем 2013 года. В то же время в одноименном месяце 2015 года опять происходит снижение потребления электрической энергии. Поэтому в дальнейших расчетах принимается величина потребления в феврале 2014 года равная

$$E_{214} = \frac{E_{213} + E_{215}}{2} \,.$$

Аналогичная картина наблюдается в октябре, ноябре и декабре 2014 года. Поэтому производится следующая корректировка

$$E_{1014} = \frac{E_{1013} + E_{1015}}{2}$$
; $E_{1114} = \frac{E_{1113} + E_{1115}}{2}$; $E_{1214} = \frac{E_{1213} + E_{1215}}{2}$.

Следует отметить, что отклонения от устойчивых закономерностей видны и в данных июня и сентября 2015 года, что необходимо учитывать в расчетах по предлагаемой методике.

После корректировки данных на следующем шаге алгоритма (методики) производится расчет приращений среднемесячных температур окружающего воздуха для каждого месяца трех предыдущих прогнозу лет по формулам

$$\Delta t_{i(j-3)} = t_{i(j-3)} - t_{i(j-4)}; \Delta t_{i(j-2)} = t_{i(j-2)} - t_{i(j-3)}; \Delta t_{i(j-1)} = t_{i(j-1)} - t_{i(j-2)}. \tag{4.7}$$

Скорректированные данные потребления электроэнергии за три года и приращения среднемесячных температур (4.7) используются в дальнейшем для вычисления прогнозируемых объемов потребления март, апрель, май, июнь, июль и декабрь по формуле (4.4), вытекающей из уравнения регрессии (3.2).

Полученное на этом шаге значение ожидаемого потребления электроэнергии в июле E_{7j} используется в дальнейшем для осуществления прогноза на январь, февраль, октябрь и ноябрь по формуле (4.5). Причем в расчете принимают участие данные по фактическому потреблению в этих месяцах в предыдущем году.

Расчет завершается прогнозом потребления электрической энергии на август и сентябрь по выражению (4.6). Его рекомендуется производить после получения фактических данных по объему потребления E_{5j} в мае месяце прогнозируемого года.

Следует обратить внимание на тот факт, что предлагаемая методика прогнозирования электрической энергии абонентами сетевой компании доведена до такого уровня детализации, что не требует применения специализированного программного обеспечения. Практически расчет прогноза может производится по формулам (4.4) — (4.7) с помощью простейшего калькулятора. Процедура прогнозирования может быть автоматизирована с помощью электронных таблиц, например, *Excel*, которые имеются в программном обеспечении *Microsoft Office* и поставляются с каждым персональным компьютером.

4.2 Пример расчета прогноза потребления электрической энергии абонентами Ульяновской городской электросети на 2017 год

Продемонстрируем применение разработанной методики для прогнозирования потребления электрической энергии абонентами Ульяновской городской электросети на 2017 год. Для расчета берутся данные по потреблению электроэнергии в 2014 – 2016 годах (таблица 4.1), а также значения среднемесячных температур в 2013 – 2016 годах (таблица 4.2).

Анализ исходных данных показывает, что особых выбросов в числовых значениях потребления электрической энергии, отклоняющихся от основных закономерностей, не наблюдается. Поэтому переходим к следующему этапу алгоритма расчета и определяем по формулам (4.7) приращения среднемесячных температур окружающего воздуха для марта, апреля, мая, июля и декабря 2014 — 2016 года (таблица 4.3).

Численные данные таблиц 4.1 и 4.3 являются основой для расчета прогноза потребления электроэнергии в марте, апреле, мае, июне, июле и

декабре 2017 года. Подставляя в формулу (4.4) значения E_{314} , E_{315} , E_{316} , Δt_{314} Δt_{315} и Δt_{316} , найдем ожидаемое потребление электроэнергии в марте 2017 года

$$\begin{split} E_{317}^{\textit{p.r}} = & \frac{107547565}{113114603} \Bigg[110444941 - \frac{\Big(107547565 \cdot 113114603 - 110444941^2\Big) \cdot 5,1}{-3,44 \cdot 113114603 - 5,1 \cdot 110444941} \Bigg] + \\ & + \frac{\Big(107547565 \cdot 113114603 - 110444941^2\Big) \cdot 3,94}{-3,44 \cdot 113114603 - 5,1 \cdot 110444941} = 104977928 \ \kappa \textit{Bmu}. \end{split}$$

Таблица 4.2 — Среднемесячная температура окружающего воздуха в г. Ульяновск в 2013 — 2016 годах

| | 2013 год, °С | 2014 год, °С | 2015 год, °С | 2016 год, °С |
|----------|-------------------|-------------------|--------------------|---------------------|
| январь | $t_{113} = -10,6$ | $t_{114} = -8,3$ | $t_{115} = -9, 4$ | $t_{116} = -13,05$ |
| февраль | $t_{213} = -8,5$ | $t_{214} = -5, 4$ | $t_{215} = -7,93$ | $t_{216} = -2,95$ |
| март | $t_{313} = -6.2$ | $t_{314} = -1, 2$ | $t_{315} = -4,64$ | $t_{316} = -0.7$ |
| апрель | $t_{413} = 6,7$ | $t_{414} = 8,7$ | $t_{415} = 4,46$ | $t_{416} = 8,7$ |
| май | $t_{513} = 16, 4$ | $t_{514} = 19,4$ | $t_{515} = 15,19$ | $t_{516} = 12,84$ |
| июнь | $t_{613} = 20,1$ | $t_{614} = 23,7$ | $t_{615} = 19,38$ | $t_{616} = 21,2$ |
| июль | $t_{713} = 20,3$ | $t_{714} = 25$ | $t_{715} = 16,91$ | $t_{716} = 22,13$ |
| август | $t_{813} = 19,5$ | $t_{814} = 24,1$ | $t_{815} = 15,88$ | $t_{816} = 21,27$ |
| сентябрь | $t_{913} = 12,3$ | $t_{914} = 17,9$ | $t_{915} = 13,44$ | $t_{916} = 14,17$ |
| октябрь | $t_{1013} = 5,3$ | $t_{1014} = 7,9$ | $t_{1015} = 3,46$ | $t_{1016} = 6,9$ |
| ноябрь | $t_{1113} = 2,9$ | $t_{1114} = 2,7$ | $t_{1115} = -0.39$ | $t_{1116} = 2,13$ |
| декабрь | $t_{1213} = -4,5$ | $t_{1214} = 3,4$ | $t_{1215} = -3,1$ | $t_{1216} = -10, 4$ |

Таблица 4.3 – Приращения средних значений температур окружающего воздуха в марте, апреле, мае, июне, июле и декабре в г. Ульяновске в 2014 – 2016 годах

| | 2014 год, °С | 2015 год, °С | 2016 год, °С |
|---------|-------------------------|--------------------------|--------------------------|
| март | $\Delta t_{314} = 5,1$ | $\Delta t_{315} = -3,44$ | $\Delta t_{316} = 3,94$ |
| апрель | $\Delta t_{414} = 2$ | $\Delta t_{415} = -4,24$ | $\Delta t_{416} = 4,24$ |
| май | $\Delta t_{514} = 3$ | $\Delta t_{515} = -4,21$ | $\Delta t_{516} = -2,35$ |
| июнь | $\Delta t_{614} = 3,6$ | $\Delta t_{615} = -4,32$ | $\Delta t_{616} = 1,82$ |
| июль | $\Delta t_{714} = 4,7$ | $\Delta t_{715} = -8,09$ | $\Delta t_{716} = 5,22$ |
| декабрь | $\Delta t_{1214} = 7,9$ | $\Delta t_{1215} = -6,5$ | $\Delta t_{1216} = -7,3$ |

Аналогично рассчитываем прогноз потребления в апреле 2017 года

$$E_{417}^{p,r} = \frac{97103569}{101117110} \left[100452988 - \frac{\left(97103569 \cdot 101117110 - 100452988^2\right) \cdot 2}{-4,24 \cdot 101117110 - 2 \cdot 100452988} \right] + \frac{\left(97103569 \cdot 101117110 - 100452988^2\right) \cdot 4,24}{-4,24 \cdot 101117110 - 2 \cdot 100452988} = 97467681 \ \kappa Bmy.$$

Прогноз на май определяется следующим образом

$$\begin{split} E_{517}^{p.r} &= \frac{94075736}{93037668} \Bigg[93910254 - \frac{\left(94075736 \cdot 93037668 - 93910254^2\right) \cdot 3}{-4,21 \cdot 93037668 - 3 \cdot 93910254} \Bigg] + \\ &+ \frac{\left(94075736 \cdot 93037668 - 93910254^2\right) \cdot \left(-2,35\right)}{-4,21 \cdot 93037668 - 3 \cdot 93910254} = 94815260 \ \kappa Bmy. \end{split}$$

Ожидаемый объем потребления электрической энергии в июне 2017 года

$$\begin{split} E_{617}^{p,r} &= \frac{86491496}{87043902} \Bigg[88091496 - \frac{\Big(86491496 \cdot 87043902 - 88091496^2\Big) \cdot 3,6}{-4,32 \cdot 87043902 - 3,6 \cdot 88091496} \Bigg] + \\ &+ \frac{\Big(86491496 \cdot 87043902 - 88091496^2\Big) \cdot 1,82}{-4,32 \cdot 87043902 - 3,6 \cdot 88091496} = 86945438 \ \kappa Bm u. \end{split}$$

Прогноз на июль равен

$$E_{717}^{p.r} = \frac{86683861}{91118618} \left[88983861 - \frac{\left(86683861 \cdot 91118618 - 88983861^2\right) \cdot 4,7}{-8,09 \cdot 91118618 - 4,7 \cdot 88983861} \right] + \frac{\left(86683861 \cdot 91118618 - 88983861^2\right) \cdot 5,22}{-8,09 \cdot 91118618 - 4,7 \cdot 88983861} = 84665712 \ \kappa Bm y.$$

$$(4.8)$$

И, наконец, из уравнения регрессии следует прогноз на декабрь 2017 года

$$\begin{split} E_{1217}^{p.r} = & \frac{117551185}{124246760} \Bigg[118264389 - \frac{\Big(117551185 \cdot 124246760 - 118264389^2\Big) \cdot 7,9}{-6,5 \cdot 124246760 - 7,9 \cdot 118264389} \Bigg] + \\ & + \frac{\Big(117551185 \cdot 124246760 - 118264389^2\Big) \cdot \Big(-7,3\Big)}{-6,5 \cdot 124246760 - 7,9 \cdot 118264389} = 117140476 \ \kappa Bmu. \end{split}$$

Прогноз на июль $E_{717}^{p,r} = 84665712$ кВтч, полученный в (4.8), берем за базовое значение, которое будем использовать для расчета ожидаемого объема потребления в январе, феврале, октябре и ноябре 2017 года по формуле (4.5).

Поэтому на следующем шаге алгоритма определяем прогнозируемое потребление электрической энергии в январе 2017 года

$$E_{117}^{\mathit{p.com}} = \frac{E_{116}}{E_{716}} E_{717}^{\mathit{p.r}} = \frac{120531371 \cdot 84665712}{86683861} = 117725194$$
 кВтч.

В феврале ожидаемое потребление будет равно

$$E_{217}^{p.com} = \frac{E_{216}}{E_{716}} E_{717}^{p.r} = \frac{105180691 \cdot 84665712}{86683861} = 102731905$$
 кВтч.

Прогноз на октябрь рассчитывается следующим образом

$$E_{1017}^{p.com} = \frac{E_{1016}}{E_{716}} E_{717}^{p.r} = \frac{107481932 \cdot 84665712}{86683861} = 104979569$$
 кВтч.

Потребление электрической энергии в ноябре 2017 года должно составить

$$E_{1117}^{p.com} = \frac{E_{1116}}{E_{716}} E_{717}^{p.r} = \frac{107878553 \cdot 84665712}{86683861} = 105366956$$
 кВтч.

В соответствии с предлагаемой методикой расчета и алгоритмом, приведенном на рисунке 1, на последнем этапе определяется ожидаемый объем потребления электроэнергии в августе и сентябре по формуле (4.6). При этом следует отметить, что для обеспечения требуемой точности прогноза расчет должен производиться в июне 2017 года по известному фактическому значению потребленной энергии в мае E_{517} . С учетом того, что абоненты Ульяновской городской электросети в этом месяце потребили $E_{517} = 97556341\,$ кВтч, ожидаемый прогноз на август будет определяться следующим образом

$$E_{817}^{p.com} = \frac{E_{816}}{E_{516}} E_{517} = \frac{86516155 \cdot 97556341}{94075736} = 87196254$$
 кВтч.

И, наконец, в сентябре 2017 года прогнозируется потребить следующее количество электрической энергии

$$E_{917}^{\mathit{p.com}} = \frac{E_{916}}{E_{516}} E_{517} = \frac{88062971 \cdot 97556341}{94075736} = 91321116 \,$$
кВтч.

Результаты расчета отражены на диаграмме прогнозируемого потребления электрической энергии электротехническим комплексом сетевой компании «Ульяновская городская электросеть» в 2017 году (рисунок 4.2, красные столбцы). Следует отметить, что эти результаты абсолютно совпадают с данными таблицы (3.10), полученными с помощью программной среды MathCAD. На рисунке 4.2 для сравнения приведено также фактическое потребление электрической энергии абонентами Ульяновской городской электросети в 2017 году (синие столбцы). Максимальное расхождение результатов прогноза с фактическим потреблением составляет 2,81 %.

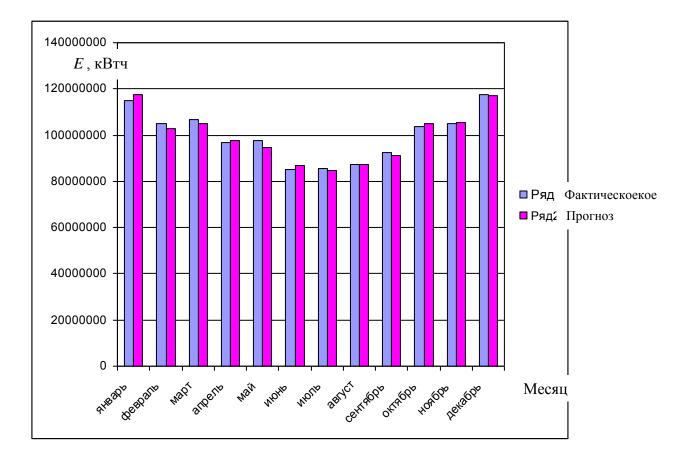


Рисунок 4.2 – Сравнительная диаграмма потребления электрической энергии

4.3.Оценка ожидаемого экономического эффекта

Учет в прогнозном графике электропотребления производится корректировкой помесячного графика электропотребления, сформированного на основе учета факторов технологической среды. Корректировка производится с учетом прогнозных показателей.

Основным показателем эффективности моделей прогнозирования электропотребления является экономический эффект, получаемый от повышения качества прогнозирования.

Проведем расчет экономической эффективности использования комбинированного метода прогнозирования электропотребления, основанный на учете факторов окружающей среды. При расчете не учитываются экономия рабочего времени, компетенции и квалификации сотрудников.

Для оценки эффективности методики прогнозирования сравним относительные погрешности прогнозных моделей на основе классических методов прогнозирования, методов применяемых на предприятии и предложенного метода комбинированного подхода. Сравнение величин ошибок представлено в табл.4.4.

Таблица 4.4 — Сравнение относительных погрешностей прогнозирования разными методами на 2017 год

| | Минимальная | Средняя | Максимальная |
|-------------------|--------------------------------|--------------------------------|----------------------------------|
| | относительная | относительная | относительная |
| | погрешность | погрешность | погрешность |
| | прогноза δE_{ij}^r , % | прогноза δE_{ij}^r , % | прогноза δE_{ij}^{r} , % |
| Классический | 0,047 | 2,098 | 4,869 |
| метод | | | |
| прогнозирования | | | |
| (экспоненциальное | | | |
| сглаживание) | | | |
| Классический | 0,403 | 3,209 | 9,264 |
| метод | | | |
| прогнозирования | | | |
| (регрессионный | | | |
| анализ) | | | |
| Метод | 0,043 | 1,959 | 6,490 |
| прогнозирования, | | | |
| применяемый на | | | |
| предприятии | | | |
| Предлагаемый | 1,377 | 0,006 | 2,810 |
| метод | | | |
| прогнозирования | | | |

Из таблицы можем сделать вывод, что использование модели на основе комбинированного метода позволяет снизить ошибку более чем в два раза по сравнению с другими аналогичными методами прогнозирования.

Затраты предприятия, связанные с погрешностями прогнозирования, прямо пропорционально зависят от величины этих отклонений. На основе сделаем вывод, что замена модели на основе классических методов прогнозирования позволит сократить издержки, связанные с неточностью прогнозирования в два и более раза.

Поскольку информация энергетического предприятия о транзакциях и издержках носит коммерческий характер, поэтому можно выполнить расчет ожидаемого экономического эффекта от внедрения комбинированного метода прогнозирования. Примерный объем электропотребления населения составил 1203 МВтч.

Примем во внимание, что соотношение основных потребителей «Ульяновской городской электросети»: бытовой сектор — 60% и юридические лица — 40%. Распределение объемов потребления электроэнергии по потребителям представлено в табл.4.5.

Таблица 4.5 — Распределение объемов потребления электроэнергии по потребителям

| Потребители | Потребление | Потребление |
|------------------|--------------------------|--------------------------|
| | электроэнергии за первое | электроэнергии за второе |
| | полугодие, кВтч | полугодие, кВтч |
| Физические лица | 363 598 403,40 | 354 923 715,60 |
| Юридические лица | 242 398 935,60 | 236 615 810,40 |

Потребность в повышении качества прогнозирования обусловлена технологическими и экономическими причинами.

Технологические причины связаны с ключевой ролью прогнозирования процессах планирования балансов электроэнергии И мощности энергосистемы, определении режимных параметров И техникоэкономических показателей электропотребляющих объектов и расчетов электрических нагрузок в энергоузлах и сечениях. Прогнозирование будущих показателей электропотребления позволяет достичь важнейшего принципа формирования надежной и эффективной работы Единой энергетической системы – обеспечение четкого системного баланса производства и потребления электрической энергии одновременной при условии потребления мгновенности этих процессов. Баланс производства

электроэнергии — основа технологической устойчивости работы энергосистемы, он определяет системную надежность и бесперебойность ее функционирования. В случае нарушений условия баланса ухудшается качество электроэнергии (изменение параметров частоты и напряжения сети). Что снижает эффективность работы электропотребляющего оборудования конечных потребителей.

Экономических причин, обусловливающих необходимость качественного прогнозирования, существует достаточно много. Точные расчеты обеспечивают оптимальное распределение нагрузки между электростанциями энергосистемы и повышают качество электроэнергии.

Особую актуальность задача прогнозирования приобрела после возникновения в России оптового рынка электроэнергии, правила которого предусматривают необходимость точного прогнозирования объемов электроэнергии с целью осуществления ее покупки на оптовом рынке. Ошибки прогнозах электропотребления дорого стоят ДЛЯ всей энергосистемы: они снижают качество управления электроснабжением и ухудшают экономичность ее сложных режимов.

Процесс прогнозирования электропотребления затрагивает абсолютно всех участников рынка электрической энергии. Качество прогноза напрямую влияет на величину конечных энерготарифов, что в условиях постоянного роста электропотребления и нисходещей динамики повышения тарифов OT качества прогнозирования является очень важным. на себестоимости предприятий зависит величина ИΧ продукции, следовательно, и показатели эффективности их работы. Прогнозирование электропотребления является действенным способом минимизации затрат на электроэнергию.

В связи с этим предприятиям необходимо снижать погрешности заявляемых объемов потребления электроэнергии для снижения финансовых технико-экономических затрат[16-18].

Еще один серьезный вопрос для субъектов электроэнергетики своевременная оплата приобретенной электроэнергии. За этим на рынке финансовых следит «Центр расчетов». За нарушения финансовой дисциплины жестко «бьют рублем». Участники рынка обязаны держать клиринговых на специальных счетах немалые суммы а ведь у промпредприятий всегда не хватает оборотных средств.

Соответственно экономия возможна только при жестком и точном планировании энергопотребления. Для планирования применяются законы статистических расчетов, накопленный опыт планирования, повышается качество моделей прогнозирования, а также непрерывно совершенствуются методики прогнозирования. Энергокомпания обязана быть эффективной в интересах своих потребителей. Результатом этой многолетней кропотливой работы является профессиональный анализ данных и статистики, который и позволяет достигать прогноза потребления с погрешностью на уровне всего 3%.

Сетевые организации покупают электрическую энергию (мощность) для компенсации фактических потерь в своих сетях. При этом потребители услуг компенсируют сетевым организациям в составе стоимости услуг по передаче электрической энергии только нормативные потери электроэнергии.

Разность между фактическими и нормативными потерями (превышение) может возникать из-за недолжного использования сетевой организацией сетевого оборудования, а также эксплуатации устаревшего оборудования и сложных режимов передачи мощности. Существенный вклад в превышение фактических потерь над нормативными вносят коммерческие потери. Сетевые организации имеют существенные стимулы снижать коммерческие потери электрической энергии.

Тарифы на мощность, приобретаемую организацией по управлению электросетями с целью компенсации потерь электрической энергии,

определяется исходя из одноставочных индикативных цен на электроэнергию (мощность) для субъектов РФ:

$$T_{i}^{\text{мощ}} = \frac{9_{nom i}^{6an} (T_{cpi} - T_{uhol}^{9})}{N_{nom i}^{6an}},$$

 $\mathcal{F}_{nom\ i}^{\delta an}$ - прогнозный объем покупки электрической энергии с оптового рынка электрической энергии (мощности) по регулируемым ценам (тарифам) для і-го региона в расчетном периоде регулирования с целью компенсации потерь электроэнергии в сетях;

 $N_{nom\ i}^{\delta an}$ - прогнозный объем сальдо-перетока мощности с оптового рынка электрической энергии (мощности) по регулируемым ценам (тарифам) для іго региона, соответствующий объему покупки электрической энергии с целью компенсации потерь электроэнергии в сетях;

 T_{cpi} - средний одноставочный тариф на электрическую энергию, отпускаемую потребителям і-го региона, рассчитываемый в соответствии с методическими указаниями ПО определению индикативных цен на электрическую энергию и мощность для покупателей - субъектов оптового электрической (мощности) рынка энергии целях формирования регулируемых договоров, заключаемых в соответствующем периоде регулирования, утвержденными приказом ФСТ России от 28 сентября 2007 года № 262-э/11;

 T_{uhoi}^{\ni} - индикативная цена на электрическую энергию, утвержденная ФСТ России согласно указанным методическим указаниям соответственно для каждого субъекта РФ.

Расходы сетевой компании на потери состоят из покупки электрической энергии и мощности для компенсации собственных потерь и оплаты услуг по передаче электрической энергии по электросетям в части нормативных потерь в таких сетях:

 расходы на оплату ставки за потери в электросетях в настоящий момент учитываются при установлении тарифов соответствующей сетевой организации на содержание сетей; - расходы на компенсацию собственных потерь формируют ставку на компенсацию нормативных потерь тарифа на услуги по передаче электрической энергии по территориальным сетям.

Сетевые организации оплачивают фактические потери в своих сетях за вычетом стоимости нагрузочных потерь в их сетях, учтенных в расчетной модели оптового рынка.

Одной из причин прогнозирования в процессах планирования балансов электроэнергии и мощности энергосистемы является техническая, заключающаяся в определении режимных параметров и технико-экономических показателей электропотребляющих объектов и расчетов электрических нагрузок в энергоузлах и сечениях.

На линии электропередач оказывается различная нагрузка; в случае перегрузки сети она может выйти из строя, что повлечет тяжелые последствия[57] .Какие именно повреждения, сколько их, в какой момент времени они возникнут в конкретной установке, в конкретный период времени, - заранее предсказать нельзя. Поэтому, важное значение имеет точный прогноз нагрузок в сетях. Анализ прогнозных значений позволяет определить различные показатели надежности.

4.4. Применение программных комплексов, разработанных на основе различных алгоритмов прогнозирования объемов потребления электроэнергии

В ходе диссертационного исследования был разработан программный комплекс на основе алгоритма прогнозирования объемов потребления электроэнергии с учетом текущей ошибки прогнозирования.

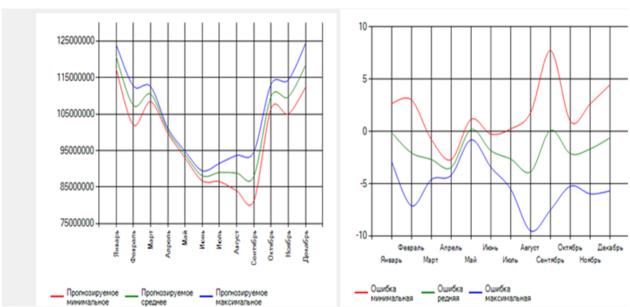
Программный комплекс позволяет спрогнозировать изменение объемов потребления электроэнергии. Входными параметрами являются значения объемов электропотребления за предшествующие три года. Выходной

параметр – прогнозные значения объемов электропотребления на следующий год.

Программа позволяет рассчитать спрогнозированные значения: максимальные, минимальные и средние. При наличии реальных значений электропотребления прогнозируемого года программный комплекс считает максимальные, минимальные и средние ошибки прогнозирования.

Также программный комплекс позволяет визуализировать информацию - построить графики прогнозных значений и ошибок прогнозирования.

При поступлении входной информации по потреблению электроэнергии за несколько лет программа преобразует ее в разностные значения.



Пример работы программного комплекса представлен на рис.4.3.

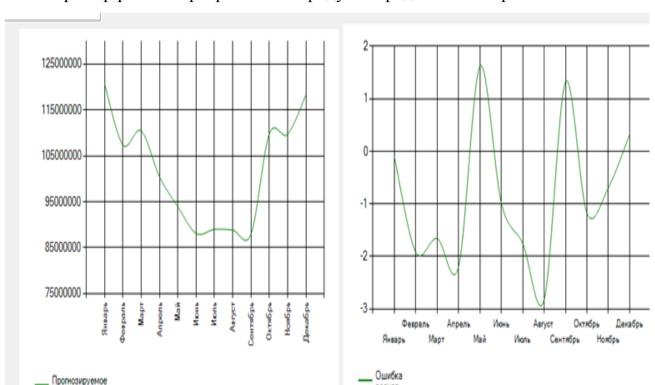
Рис.4.3 Пример работы программного комплекса

После получения указанных значений программный комплекс корректирует рассчитанные ошибки c текущей учетом появления фактической информации об электропотреблении. Происходит уменьшение прогнозной ошибки последующего месяца с учетом реальных значений по текущему месяцу.

Был разработан программный комплекс, позволяющий прогнозировать объемы потребления электроэнергии с учетом влияния тренда изменения годового объема электроэнергии предыдущих лет.

Программный продукт позволяет осуществить прогнозирование объемов электропотребления, визуализировать результаты расчетов и построить графики прогнозных значений и погрешностей расчетов.

В ходе работы программный комплекс учитывает влияние снижения объемов электропотребления за несколько предшествующих лет, что позволяет скорректировать прогнозные значения.



Пример работы программного продукта представлен на рис.4.4.

Рис.4.4. Пример графического построения полученных результатов

Применение программного комплекса позволяет автоматизировать процесс прогнозирования, повысить оперативность построения прогноза и снизить погрешности, связанные с «человеческим» фактором.

Наглядность представления информации дает возможность оценить точность прогноза в оперативном режиме и при необходимости принимать меры в соответствии с поступающей информацией.

4.5 Выводы по четвертой главе

- 1. Разработана методика прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом сетевой компании, повышающая точность прогноза.
- 2. Разработан алгоритм расчета ожидаемого объема потребления электроэнергии абонентами сетевой компании, представляющий собой четкую последовательность действий при осуществлении комбинированного прогноза.
- 3. Приведен пример расчета ожидаемого объема потребления электрической энергии на 2017 год, который показывает, что максимальная погрешность прогноза составляет 2,81 %.
- 4. Предлагаемая методика прогнозирования электрической энергии абонентами сетевой компании доведена до такого уровня детализации, что не требует применения специализированного программного обеспечения и может производиться с помощью простейшего калькулятора или электронных таблиц
- 5. Проведено экономическое обоснование применения предложенного комбинированного метода для прогноза потребления электроэнергии электротехническим комплексом сетевой компании.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения диссертационной работы получены следующие результаты:

- 1. Произведен анализ исходной информации по потреблению электрической энергии сетевой компании «Ульяновская городская электросеть» и метеоусловиям, и показано, что преобразование этой информации (переход к модулям разности) приближает ее к нормальному закону распределения.
- 2. Показано, что применение классических методов экспоненциального сглаживания и регрессионного анализа дает большую погрешность прогноза.
- 3. Определены коэффициенты корреляции Пирсона, значения которых позволили выявить устойчивую статистическую связь между объемами потребления электроэнергии в определенные месяцы.
- 4. Найдены уравнения регрессии и функциональной связи между потребления электроэнергии в разные месяцы, которые позволяет получить в целом погрешность прогноза меньше 3 %.
- 5. Разработана методика прогнозирования потребления электрической энергии электротехническим комплексом сетевой компании, максимальная погрешность которой составляет 2,81 %.
- 6. Разработан алгоритм расчета ожидаемого объема потребления электроэнергии абонентами сетевой компании, представляющий собой четкую последовательность действий при осуществлении комбинированного прогноза.
- 7. Предлагаемая методика прогнозирования электрической энергии абонентами сетевой компании доведена до такого уровня детализации, что не требует применения специализированного программного обеспечения и может производится с помощью простых инженерных методов расчета.

Рекомендации

- 1. Разработанную методику и алгоритм расчета ожидаемого объема потребления электроэнергии абонентами следует применять в сетевой компании «Ульяновская городская электросеть».
- 2. Результаты исследования могут быть применены и другими предприятиями, в которых среднесрочное и долгосрочное прогнозирование потребления электрической энергии является актуальной задачей.

Перспективы дальнейшей разработки темы

Дальнейшая разработка темы может быть направлена на углубленное исследование электротехнического комплекса «сетевая компания – абоненты» с целью разработки более точного прогноза и изучения возможностей негативного влияния потребителей на параметры сети и разработки электротехнических устройств для решения этой задачи.

Также актуальным является поиск более эффективной комбинации методов и соответствующих аналитических выражений, позволяющих без привлечения дорогостоящего программного обеспечения уменьшить погрешность прогноза потребления электрической энергии сетевыми компаниями.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

- 1. Автоматизированная система прогнозирования электропотребления СО ЕЭС России// Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики. Вып.64., ИСЭМ СО РАН, 2014
- 2. А.З.Б.М. Хуссейн Повышение точности краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки потребителей региона с учетом метеофакторов на основе метода опорных векторов: дис. канд.техн. наук// Аль Захери Баласим Мухаммед Хуссейн. Новочерк., 2015. 181 с.
- Александрова Н.С. Повышение конкурентоспособности энергосбытовых компаний ГП на розничном рынке электроэнергии/ Н.С.Александрова// Промышленная энергетика. - 2007. - №2. – С.9-12.
- Андрианов Д.Л. Анализ методов и моделей энергопотребления на макроуровне/ Д.Л.Андрианов, Д.О. Науменко, Г.С.Старкова// Научнотехнические ведомости СПбГПУ. Экономические науки. – СПб.,2012. -№4. – С.215-219.
- Андрианов Д.Л. Создание региональной комплексной модели конъюктуры оптового рынка электроэнергии и мощности Российской Федерации/ Д.Л. Андрианов, Г.С. Старкова // Вестник Пермского университета. Сер.: Экономика. – 2014.- №1(20). – С.8-13.
- 6. Анушина Е.С. Система краткосрочного прогнозирования электрической нагрузки: дис. канд.техн. наук:05.09.03// Анушина Екатерина Сергеевна. Спб., 2009. -136 с.
- Аполонский О.Ю. Сравнительный анализ долгосрочных прогнозов развития мировой энергетики. Часть III/ О.Ю.Аполонский, Ю.Н.Орлов// Препринты ИПМ им. М.В.Келдыша. 2013. №17. 26 с.
- 8. Арзамасцев Д.А. Модели оптимизации и развития энергосистем/ Д.А.Арзамасцев, А.В.Липес. М.: Высшая школа, 1987. 272с.

- 9. Артюхов И.П. Эксперные оценки: методология и практика применения/ И.П.Артюхов, Н.А.Горбач, С.Л.Бакшеева// Фундаментальные исследования. 2012. №10-1. С.11-15.
- 10. Афанасьев, В.Н. Анализ временных рядов и прогнозирование: учебник/В.Н.Афанасьев, М.М.Юзбашев. 2-е издю, перераб. И доп.- М.:Финансы и статистика; ИНФРА-М, 2012.-320 с.
- 11. Билалова А.И. Анализ потребления электроэнергии в г.Ульяновске/А.И.Билалова//Энергетика: сборник научных трудов. Ульяновск: УлГТУ, 2014. С.63-66.
- Билалова А.И. Анализ прогнозирования энергопотребления с различными информационными базами/ А.И.Билалова, В.И.Доманов// Известия Самарского научного центра Российской академии наук: темат.сб.науч.тр. Самара. 2014. Том 16. №4(3). С.535-537.
- 13. Билалова А.И. Анализ регионального потребления электроэнергии/ В.И.Доманов, А.И.Билалова// Проблемы повышения эффективности электромеханических преобразователей в электроэнергетических системах: материалы международной научно-технической конференции. Севастополь, 2014. С.19-25.
- 14. Билалова А.И. Анализ энергопотребления в г.Ульяновск/ А.И.Билалова// Энергетика и энергосбережение: теория и практика. Материалы II Всероссийской научно-практической конференции. – Кемерово, 2015.
- 15. Билалова А.И. Исследование математических моделей потребления электроэнергии/ А.И.Билалова//актуальные проблемы энергетики АПК: материалы VII международной научно-практической конференции. Саратов, 2016. С.14-16.
- 16. Билалова А.И. Исследование математических моделей прогнозирования электроэнергии/А.И.Билалова, В.И.Доманов/ XV международная научная конференция «Инновации в науке,

- образовании и предпринимательстве -2017».-Калиниград,2017.-С.135-138.
- 17. Билалова А.И. Исследование моделей математических энергопотребления прогнозирования на ОПТОВОМ рынке А.И.Билалова/ электроэнергии/ материалы докладов XIIмеждународной молодежной конференции «Тинчуринские чтения». – Казань, 2017. – С.174-175.
- 18. Билалова А.И. Модели прогнозирования потребления электроэнергии/ В.И.Доманов, А.И.Билалова// Автоматизация и приборостроение: проблемы, решения: материалы международной научно-технической конференции.- Севастополь: СевГУ, 2016.
- 19. Билалова А.И. Прогноз энергопотребления в г.Ульяновск/ А.И.Билалова//Электроэнергетика// одиннадцатая международная научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Энергия 2016»: материалы конференции. Иваново: ФГБОУВО «Ивановский государственный энергетический университет имени В.И.Ленина», 2016. С.4-6.
- 20. Билалова А.И. Прогнозирование регионального энергопотребления с различными информационными базами/ А.И.Билалова, В.И.Доманов// Автоматизация: проблемы, идеи, решения: материалы международной научно-технической конференции.- Севастополь:,СевГУ,2015. С.63-65.
- 21. Билалова А.И. Прогнозирование энергопотребления на оптовом рынке электроэнергии и мощности-Иваново, 2017. С.57-63.
- 22. Билалова А.И. Разработка моделей прогнозирования сфере энергосбережения/А.И.Билалова/ сборник научных трудов международной научно-технической конференции студентов молодых ученых «Молодежь. Наука. Технологии (МНТК-2017)».-Новосибирск, 2017. – С.11-15.

- 23. Билалова А.И. Статистика потребления электроэнергии в г.Ульяновск/ И.И.Билалова// Вузовская наука в современных условиях: сборник материалов 48-й научно-технической конференции. Ульяновск: УлГТУ, 2013. С.15-18.
- 24. Билалова А.И. Статистический анализ энергопотребления в г.Ульяновскке/ В.И.Доманов, А.И.Билалова// Приборостроение и автоматизированный электропривод в топливно-энергетическом комплексе и жилищно-коммунальном хозяйстве: материалы докладов I Поволжской научно-практической конференции. Казань, 2015. С.80-85.
- 25. Биятто Е. В., Шарманова Г. Ю., Привалихина К. К. Зависимость электропотребления от влияния различных факторов. Анализ потребления электроэнергии по ОЭС и энергосистемам 2012—2014 гг. // Молодой ученый. 2015. \mathbb{N} 6. С. 126-129.
- 26. Бокс Д. Анализ временных рядов: прогноз и управление: пер. с англ./ Д.Бокс, г.Дженкинс. –М.: Мир, 1974. 406 с.
- 27. Боровиков, В. STATISTICA.Искусство анализа данных на компьютере: Для профессионалов. 2-е изд.-СПб.:Питер,2003.-688с.
- 28. Бубнов А.В. Энтропийная модель взаимосвязи электроэнергетики и экономики/ А.В.Бубнов, И.В.Федоров, Л.Г.Полынцев// Омский научный вестник. Электротехника. Энергетика. 2013. №2. С.168-197.
- 29. Булатов Б.Г. Упрощенная модель определения узловых цен на рынке электроэнергии/ Б.Г.Булатов, В.О. Каркунов// Вестник ЮУрГУ. Серия.Энергтика. 2009. №34 (167). С.23-31.
- 30. Бурдинский С.А. Прогнозирование электропотребления на основе устойчивого Н-распределения/ С.А.Бурдинский, В.К.Кистенев, А.С.Торопов// Известия ТПУ. 2005. №5. С.159-161.
- 31. Бучатская В.В. Методика определения интервальных оценок при прогнозировании методами экстраполяции/ В.В.Бучатская// Вестник

- Адыгейского государственного университета. Серия 4. Естественноматематические и технические науки. 2012. №3(106). С.136-140.
- 32. Валь П.В. Краткосрочное прогнозирование электропотребления горного предприятия в условиях оптового рынка электроэнергии и мощности: дисс. канд.техн. наук: 05.09.03// Валь Петр Владимирович. Красноярск., 2012. 190 с.
- 33. Валь П.В. Концепция разработки системы прогнозирования электропотребления промышленного предприятия в условиях оптового рынка/ П.В.Валь, Ю.П.Попов// Промышленная энергетика. 2011. №10. С.31-35.
- 34. Ван дер Варден Б.Л. Алгебра. М.:Мир, 1976. 648 с.
- 35. Васильев Д.А., Колоколов М.В. Модели автоматизированного прогнозирования электрических нагрузок промышленных предприятий/ Д.А.Васильев, М.В.Колоколов// УБС. 2011. №34. С.254-266.
- 36. Ведерников А.С. Планирование режимов работы электроэнергетических систем/ А.С.Ведерников и др.// Самара: Самар.гос.техн.ун-т. 2016. -193 с.
- 37. Вержбицкий В.М. Вычислительная линейная алгебра/ Вержбицкий В.М. М.:Высшая школа, 2009. 351 с.
- 38. Вершинин А. Check point, или новая точка отсчета в принципах организации энергосбытовой деятельности/ А.Вершинин//Энергорынок. 2008. №5. С.100-105.
- 39. Вершинин Д.В. Оценка прогнозов электропотребления в регионе/ Д.В.Вершинин// Энергобезопасность и энергосбережение. 2011. №2. C.15-21.
- Вороненко Д.И. Категориальное прогнозирование связного энергопотребления в коммунально-бытовом секторе/ Д.И.Вороненко, К.В.Махотило// ВЕЖПТ. – 2009. - №6(39). – С.37-41.

- 41. Воронов В.М. Методика выбора входных параметров нейронной сети для прогнозирования электропотребления промышленного предприятия/ В.М.Воронов, И.В.Политов, Е.А.Ефременко// Вестник КузГТУ.- 2009. №3. С.62-64.
- 42. Герасимов И.А. Поведенческий аспект в действиях потребителя при выборе поставщика электроэнергии/ И.А.Герасимов// Вестник ЧГУ. 2013.- №4.- С.301-305.
- 43. Гнатюк В.И. Закон оптимального построения техноценоза [Электронные текстовые данные]: монография/ В.И.Гнатюк. 2-е перераб. и доп. Калиниград: КИЦ Техноценоз, 2014.
- 44. Гнатюк В.И. Прогнозирование энергопотребления на основе GZ-анализа/ В.И.Гнатюк// Энергобезопасность и энергосбережение. 2009.
 №1. C.21-28.
- 45. Головко В.А. Нейронные сети: обучение, организация и применение: учеб.пособие для вузов/ под общ. Ред. А.И.Галушкина. М.:ИПЖР,2000.
- 46. Годлевский М.Д. Математическая модель составления согласованного графика работы энергосистемы в конкурентной модели оптового рынка электроэнергии/ М.Д. Годлевский, Е.В. Запара// ВЕЖПТ. 2009. №3 (42). С. 48-52.
- 47. Гольдштейн В.Г. Использование регрессионной модели для оценки нормативов потерь электроэнергии при ее передаче по сетям территориальных сетевых компаний/Гольдштейн В.Г., Кубарьков Ю.П., Рыгалов А.Ю., Ревякина Е.В., Степанов В.В.- Вестник Самарского государственного аэрокосмического университета им. Академика С.П.Королёва (национального исследовательского университета), 2014, №1(43), с.107-111.
- 48. Горелова А.В. Алгоритм обратного распространения ошибки/ А.В.Горелова, Т.В.Любимова// Наука и современность. 2015. №38. С.151-156.

- 49. Гофман А.В. Моделирование электропотребления многономенклатурного предприятия для краткосрочного прогнозирования: дис. канд. Техн. Наук:05.09.03//Гофман Андрей Владимирович, Самара, 2013. 136с.
- 50. Гофман А.В. Применение скользящего смещения средней температуры при прогнозировании электропотребления [Текст] / Гофман А.В., Ведерников А.С., Шелушенина О.Н.// Вестник Самарского государственного технического. Серия «Технические науки». Самара: СамГТУ, 2012. №1(33). С. 114-118.
- 51. Гофман, А.В. Учет температуры наружного воздуха при создании искусственной нейронной сети В задаче краткосрочного прогнозирования электропотребления Самарской энергосистемы/Гофман, A.B., Ведерников A.C., Гольдштейн В.Г.//Энергетика глазами молодежи: Научные труды всероссийской научно-технической конференции.-Екатеринбург: УрФУ,2010 Т.1.-C.334-337.
- 52. Григорьев Л.М. Экономический рост и спрос на энергию/ Л.М.Григорьев, А.А.Курдин// Экономический журнал ВШЭ. – 2013. -№3. – С.390-405.
- 53. Грицай А.С. Использование средств ЭЦП для энергосбытовой компании, обеспечивающей подачу электроэнергии предприятиям ракетно-космического комплекса/ А.С.Грицай// Проблемы разработки, изготовления и эксплуатации ракетно-космической и авиационной техники: материалы V Всерос. науч.конф., посвящ. памяти гл. конструкторва ПО «Полет» А.С.Клинышкова/ Федерация космонавтики России [и др.]. Омск, 2010. С.136-138.
- 54. Грицай А.С. Классификация методов краткосрочного прогнозирования электропотребления для субъектов ОРЭМ/ А.С.Грицай, Д.А.Тюньков// Актуальные вопросы энергетики:материалы Всерос. науч. конф. студентов, магистрантов, аспирантов. Омск, 2016. С.41-45.

- 55. Грицай А.С. Усовершенствованная методика прогнозирования электропотребления энергообъединениями на основе ретроспективных данных/А.С.Грицай// Динамика систем, механизмов и машин: тез.докл.Междунар.научн.-техн.конф. Омск: ОмГТУ, 2009. С.6-7.
- 56. Давыдовский Ф.Н. Проблемы развития оптового рынка электроэнергии и мощности: формирование тарифов и оценка качества товара на основе системы показателей/ Ф.Н. Давыдовский// Экономика, предпринимательство, право. 2012. №1. –С.15-21.
- 57. Доманов В.И. Анализ зависимости прогноза потребления электроэнергии от исходной информации / В.И.Доманов, А.И.Билалова// Автоматизация в электроэнергетике и электротехнике: материалы I международной научно-технической конференции. Пермь, 2015. С.19-25.
- 58. Доманов В.И. Анализ моделей прогнозирования потребления электроэнергии в зависимости от базы данных/В.И.Доманов, А.И.Билалова, В.А.Горшков//приборостроение и автоматизированный электропривод в топливно-энергетическом комплексе и жилищно-коммунальном хозяйстве: материалы докладов II Поволжской научнопрактической конференции. Казань, 2016. С.142-146.
- 59. Доманов В.И. Анализ прогноза потребления электроэнергии с различными информационными базами/ В.И.Доманов, А.И.Билалова// Энергетические и электротехнические системы: международный сборник научных трудов. Магнитогорск, 2015. С.168-172.
- 60. Доманов В.И. Анализ различных математических моделей прогнозирования энергопотребления/В.И.Доманов, А.И.Билалова// труды IX международной (XX всероссийской) конференции по автоматизированному электроприводу АЭП-2016. Пермь, 2016. С.34-37.
- 61. Доманов В.И. Исследование различных математических моделей прогнозов потребления электрической энергии/ В.И.Доманов,

- А.И.Билалова//математические методы в технике и технологиях MMTT-29[текст]: сб. трудов XXIX международной научной конференции. Санкт-Петербург, 2016. С.152-154.
- 62. Доманов В.И. Статистический анализ регионального потребления электроэнергии/ В.И.Доманов, А.И.Билалова// труды VIII международной (XIX всероссийской) конференции по автоматизированному электроприводу АЭП-2014. Саранск: Изд-во Мордов. Ун-та, 2014. С.316-318.
- 63. Доманов В.И. Прогнозирование объемов энергопотребления в зависимости от исходной базы / В.И. Доманов, В.И.Клячкин, А.И. Билалова // Промышленные АСУ и контроллеры. 2016. №2. С.42-46.
- 64. Доманов В.И. Прогнозирование объемов энергопотребления в зависимости от исходной информации/ А.И. Билалова, В.И. Доманов // Вестник ЮурГУ. Серия «Энергетика». −2016. –Том 16. -№2. С. 59-65.
- 65. Доманов В.И. Усовершенствованная методика прогнозирования электропотребления в зависимости от исходной базы данных/ В.И.Доманов, А.И.Билалова// Промышленные АСУ и контроллеры. 2017. №12. С.5-9.
- 66. Доугерти К. Введение в эконометрику.М.ИНФРА-М, 2009.- 465с.
- 67. Дроговоз П.А., Курбаналиев А.А. Прогнозирование энергопотребления и идентификация проблем эффективного использования топливно-энергетических ресурсов. Инженерный журнал: наука и инновации,2014, вып.6, с.1-9.
- 68. Дроговоз П.А., Курбаналиев А.А. Современные тенденции развития энергетической отрасли. Материали за 10-а международна научна практична конферения «Бъдещите изследвания». Т.6.Икономики.София,»Бял ГРАД_БГ» ООД, 2014, с.94-96.
- 69. Ершов С.В. Система АСКУЭ/ С.В.Ершов, Е.М.Фролков// Известия ТулГУ. Технические науки. 2012. №12-3. С.31-37.

- 70. Загоруйко Н.Г. Когнитивный анализ данных/ Н.Г.Загоруйко. Новосибирск: Академическое издательство ГЕО, 2013. — 186 с.
- 71. Загоруйко Н.Г. Количественная мера компактности и сходства в конкурентном пространстве/ Н.Г.Загоруйко, И.А.Борисова, В.В.Дюбанов// Сибирский журнал индустриальной математики. 2010. Т.13, №1(41). С.59-71.
- 72. Зайцева Ю.В. Вероятностная модель одноставочного тарифа на электроэнергию для населения/ Ю.В.Зайцева// Современная экономика: проблемы и решения. 2012. №4(28). С.157-167.
- 73. Иващенко В.А.Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий на основе статистических методов искусственных нейронных сетей/ В.А.Иващенко, М.В.Колоколов, Д.А.Васильев// Вестник СГТУ. 2010. -№1(45). С.110-115.
- 74. Информационные аналитические системы: учебник под ред. В.В.Дика. М.: Московский финансово-промышленный университет «Синергия», 2013. 384 с.
- 75. Исмагилов Т.С. Методы решения задачи прогнозирования в энергетике/ Т.С.Исмагилов// Вестник УГАТУ. 2010. №4(39). С.93-96.
- 76. Камаев В.А. Применение коннективистских систем для прогнозирования потребления электроэнергии в торговых центрах/ В.А.Камаев, М.В.Щербаков, Д.П.Панченко//УБС. 2010. №31. С.92-109.
- 77. Карандеев Д.Ю. Влияние типов дней на электропотребление города/ Д.Ю.Карандеев// Современная техника и технологии. 2015. №2. С.34-40.
- 78. Качественные свойства различных подходов к прогнозированию социально-экономических показателей РФ/ М.Турунцева, Т.Киблицкая. М.:ИЭПП, 2010. 148с.

- 79. Кирпичникова И.М. Исследование методов прогнозирования электропотребления сбытового предприятия/ И.М.Кирпичникова, К.Л.Соломахо// Электротехнические комплексы и системы. 2014. №3. С.39-43.
- 80. Коган Ю.М. Современные проблемы прогнозирования потребности в электроэнергии// Открытый семинар «Экономические проблемы энергетического комплекса» ИНП РАН. М., 2006.
- 81. Кокшаров В.А. Методический подход к формированию прогнозных энергетических балансов промышленности региона/ В.А.Кокшаров// Вестник Челябинского государственного университета. Экономика. 2011. №6(221). Вып.31. С.91-96.
- Ю.В. 82. Кошарная Разработка методики анализа параметров электропотребления ДЛЯ ИХ нормирования объемов И оценки энегосбережения при проведении энергоаудита предприятий и организаций: дисс. Канд.техн. наук:05.09.03//Кошарная Юлия Васильевна. – М., 2015.-189с.
- 83. Кретов Д.А. Прогнозирование электропотребления энергосбытовой компании с использованием искусственной нейронной сети/ Д.А.Кретов, Р.В.Рузанов// ИВД. 2015. №2-1. С.20.
- 84. Кудрин Б.И. Методика обеспечения почасового прогнозирования электропотребления предприятий с учетом погодных факторов. Кудрин Б.И., Мозгалин А.В. Вестник МЭИ, 2007. №2. С.45-47
- 85. Кузнецов А.В Повышение эффективности функционирования устройств управления передачей электроэнергии в системах электроснабжения потребителей/ А.В.Кузнецов, Л.Т.Магазинник. Ульяновск: УлГТУ, 2013. 151 с.
- 86. Лапинский Г.С. Однофакторные регрессионные модели прогнозирования электропотребления промышленных предприятий/ Г.С.Лапинский, З.Р.Майрансаев// Известия ЮФУ. Технические науки. 2013. №5 (142). С.241-246.

- 87. Лемешко Б.Ю. Статистический анализ данных, моделирование и исследование вероятностных закономерностей. Компьютерный подход: монография/ Б.Ю.Лемешко, С.Б.Лемешко, С.Н.Постовалов, Е.В.Чимитова. Новосибирск: Издательство НГТУ, 2011. 888 с.
- 88. Мадаров А.Б. Исследование влияния несинусоидальности напряжения в электроустановках на качество электроэнергии/ А.Б.Мадаров// Известия ВолгГТУ.- 2013. №129115). С.88—92.
- 89. Макоклюев Б.И. Влияние метеофакторов на режимы потребления электроэнергии энергосистем/ Б.И.Макоклюев, А.В.Антонов, А.С.Полижаров// Методические вопросы исследования надежности больших систем энергетики: сб.тр.конф. Иркутск, 2015. Вып.65. С.405-414.
- 90. Медянцев Д.В., Фирсов А.В., Замятин Н.В. Нейросетевая система прогнозирования энергопотребления//Научная сессия МИФИ 2003 V Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика 2003» Сборник научных трудов в 2-х частях. Ч.І, М, МИФИ, 2003-244 с. С.221-226.
- 91. Методические указания по определению влияния температурного фактора на потребление электрической энергии (мощности). Распоряжение ОАО «СО ЕЭС» от 15.12.2010 №75р.
- 92. Методы и модели прогнозных взаимосвязей энергетики и экономики/Ю.Д.Кононов, Е.В. Гальперова, Д.Ю. Кононов и др. Новосибирск: Наука,2009.-178 с.
- 93. Мицель А.А. Методы предобработки входных данных для системы прогнозирования финансовых временных рядов/ А.А.Мицель, Е.А.Ефремова// Доклады ТУСУР. 2005. -№3(11). С.56-59.
- 94. Мокеев В. Об использовании метода главных компонент для анализа деятельности предприятий/ В.Мокеев, К.Л.Соломахо// Вестник ЮУрГУю Серия Экономика и менеджмент. 2013.-№3.- С.41-46.

- 95. Мусатов М.В. Анализ моделей метода наименьших квадратов и методов получения оценок/ М.В.Мусатов, АюА.Львов// Вестник СГТУ. 2009. №2(43). С.137-140.
- 96. Надтока И.И. Краткосрочное прогнозирование нагрузки с помощью теории наименьших квадратов опорных векторов (ls-svm)/И.И.Надтока, А.Баласим// Современные проблемы науки и образования. − 2013. №6. − С.108.
- 97. Наумкин И.Б. Влияние нелинейной нагрузки на качество электроэнергии/ И.Б.Наумкин, И.Н.Паскарь, В.М.Завьялов// Вестник КузГТУ. – 2015. - №4(110). – С.75-82.
- 98. Наумкин Р.Б. Ценообразование на розничном рынке электроэнергии и мощности/ Р.Б.Наумкин// Вестник КузГТУ. 2014. -№6(106). С.121-127.
- 99. Некрасов А.С. Перспективы развития топливно-энергетического комплекса России на период до 2030 г./ А.С.Некрасов, Ю.В. Синяк// Проблемы прогнозирования. 2007. №4. С.21-53.
- 100. Пичугина Н.Ю. Оценка биоклиматических условий Новосибирской области/ Н.Ю.Пичугина, Л.В.Воронина// ГЕО-Сибирь-2010: сб. материалов VI Междунар.науч. конф., 19-29 апр. Новосибирск, 2010. –Т.4.Дистанционнные методы зондирования Земли и фотограмметрия, мониторинг окружающей среды, геоэкология. С.124-128.
- 101. Поликарпова Т.И. Оценка и пути совершенствования системы планирования потребления электроэнергии/ Т.И.Поликарпова, Т.П.Рубан// Вестник КрасГАУ. 2012. №6. С.3-8.
- 102. Политов Е.А. Определение параметров, влияющих на электропотребление промышленного предприятия с помощью метода экспертных оценок/ Е.А.Политов, И.В.Воронов// Вестник КузГТУ. 2009. №5. С.61-64.
- 103. Поляк Г. Методология прогнозирования энергопотребления/Г.Поляк// Энергорынок.- 2008. №2.- С.11-13.

- 104. Приходько В.М. Экономический эффект внедрения методики прогнозирования электропотребления судоремонтного предприятия/ В.М.приходько, М.Л.Ивлев// Вестник государственного университета морского и речного флота им. Адмирала С.О.Макарова. 2012. -№4 (16). С.191-194.
- 105. Пронина Е.А. Об одной математической модели электропотребления с учетом данных мониторинга/ Е.А.Пронина// Вестник КрасГАУ. 2013.
 №9. С.333-341.
- 106. Родыгина, С.В. Краткосрочное прогнозирование электрических нагрузок промышленных предприятий с применением интеллектуальных информационных технологий. Автореф.дис.кан.техн.наук. Новосибирск: ФГОУ ВПО НГАВТ,2010.-20 с.
- 107. Рудной Г.И. Выбор функции активации при прогнозировании нейронными сетями/ Г.И.Рудной// Машинное обучение и анализ данных. 2011. Т.1, №1. С.16-39.
- 108. Руссков О.В. Планирование неравномерного потребления субъекта оптового рынка электроэнергии на основе прогноза соотношений часовых цен/ О.В.Руссков, С.Э. Сараджишвили// Наука и образование: научное издание МГТУ им. Н.Э.Баумана. 2015.- №2. С.115-135.
- 109. Саютин А.В. Особенности применения метода анализа главных компонент для обеспечения эффективной работы энергосбытовой организации/ А.В. Саютин, В.А.Кушников// Вестник СГТУ. 2009. №1. С.99-104.
- 110. Системные исследования в энергетике: Ретроспектива научных направлений СЭИ-ИСЭМ/ отв. Ред. Н.И.Воропай.- Новосибирск: Наука, 2010. -686 с.
- 111. Смирнов В. Проблемы и перспективы работы на розничном рынке электроэнергии/ В.Смирнов// Энергорынок. 2009. №3. С.12-15.

- 112. Спиридонова О.И. Структура рынка электроэнергии: рынок форвардных контрактов и стимулы к молчаливому сговору/
 О.И.Спиридонова//Современная конкуренция. 2010. №5. С.15-24.
- 113. Соловьева И.А. Прогнозирование электропотребления с учетом факторов технологической и рыночной среды/ И.А. Соловьева, А.П.Дзюба// Научный диалог. -2013. -№7 (19). С.97-113.
- 114. Соломахо К.Л. Применение метода главных компонент для прогнозирования объемов электропотребления энергосбытового предприятия: дис. канд.техн. наук:05.09.03// Соломахо Ксения Львовна. Челяб., 2015. 141 с.
- 115. Старкова Г.С. Программный комплекс региональной модели конъюктуры ОПТОВОГО рынка электроэнергии и мощности РФ/ Г.С.Старкова// Актуальные проблемы механики, математики, информатики: сб.тез.нац.исслед.ун-т. – Пермь, - 2012. – С.121.
- 116. Старкова Г.С. Создание региональной модели конъюктуры оптового рынка электроэнергии и мощности РФ// Сб. материалов науч-практ.конф. «Статистика главный информационный ресурс современного общества» (декабрь 2013)/Пермьстат. Пермь, 2013.-С.35-37.
- 117. Суслов С.А. Агентное моделирование как средство анализа и прогноза спроса на энергоресурсы/ С.А.Суслов, М.А.Кондратьев, К.В.Сергеев// Проблемы управления 2010. №2. С.46-52.
- Техническое творчество: теория, методология, практика: энцикл. слов.справ.; сост. А.И. Половинкин, В.В. Попов. – М.:Информ-система, 1995. – 410 с.
- 119. Тимчук С.А. Разработка критерия качества подбора коэффициентов регрессии в задачах прогнозирования электропотребления/ С.А.Тимчук, И.А.Катюха// ВЕЖПТ. 2014. №8 (71). С.16-20.

- 120. Усенко Н.В. Ранговые модели в прогнозировании электропотребления предприятий АПК/ Н.В.Усенко, А.Ю.Южанников// Вестник КрасГАУ. 2009. №11. С.12-19.
- 121. Федорова С.В. Применение техноценологического подхода к анализу электропотребления и энергосбережения предприятий Свердловской области/ С.В.Федорова, А.П.Третьяков// Вестник ЮУрГУ. Серия Энергетика.-2012.- №16(275). С.92-97.
- 122. Филатова Е.С. Система краткосрочного прогнозирования электропотребления/ Е.С.Филатова, Д.М. Филатов, А.Д.Стоцкая// Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. 2015. №10-1. С.46-50.
- Филипов С.П. Прогнозирование энергопотербления с использованием комплекса адаптивных имитационных моделей/С.П.Филипов// Известия РАН. Энергетика. 2010. -№4. С.41-55.
- 124. Хамитов, Р.Н. Модель хранения и предварительной обработки ретроспективных данных при решении задачи краткосрочного прогнозирования электропотребления/ Р.Н.Хамитов, И.В.Червенчук, А.С.Грицай// Вестник УГАТУ, №4 (74). Т.20, 2016.-С.125-131.
- 125. Чернецов В.И. Прогнозирование потребления электрической энергии с использованием нейронных сетей/ В.И.Чернецов, Е.Н.Казаковский// НиКа. 2006. №1. С.26-27.
- 126. Чернов С.С. Энергосбытовая деятельность в условиях реформирования: проблемы и перспективы/ С.С.Чернов// Проблемы современной экономики. 2011. №4. С.157-164.
- 127. Школьников А.В. Новый поворот [Электронный ресурс]/ А.В. Школьников//Энергорынок. 2007. -№3.
- 128. Южанников А.Ю. Краткосрочное прогнозирование электропотребления/ А.Ю.Южанников, Д.В.Антоненков// Успехи современного естествознания. 2007. №12. С.340-341.
- 129. International Energy Agency. World Energy Outlook, 2012, 150 p.

- 130. Cheatue B., Lapillone B. The MEDEE Approach: Analysis and Long-Term Forecasting of Final Energy Demand of Country. France, 1978.
- 131. http://www.atsenergo.ru ATC: Администратор торговой системы оптового рынка электроэнергии.
- 132. http://www.minenergo.gov.ru/node/1026 Энергетическая стратегия России на период до 2030 года.
- 133. http://www.rao-ees.ru/ru официальный сайт РАО ЕЭС России.
- 134. Abbas S.R. Electric Load Forecasting using Support Vector Machines Optimized by Genetic Algorithm/ S.Rahat Abbas, M.Arif// Proc/ of Multitopic Conference. INMIC. 2006. №12. P.395-399.
- 135. Bianco V. Linear Regression Models to Forecast Electricity Consumption in Italy/ V.Bianco, O.Manca, S.Nardini// Energy Sources. Part B: Economics, Planing, and Policy. 2013. Vol.8, Issue 1.- P.86-93.
- 136. Catalao J.P.S. L.A.F.M. Ferreira An artificial neural network approach for shor-term electricity process forecasting/ J.P.S. Catalao, S.J.P.S. Mariano, V.M.F.Mendes// Engineering Intelligent System. – 2007. – Volume 1. – P.15-23.
- 137. Goel A. Regression Based Forecast of Electricity Demand of New Delhi/
 A.Goel// International Journal of Scientific and Research Publications.-2014.
 Vol.4, Issue 9. P.9.
- 138. Han P. Drought forecasting based on the sensing data using ARIMA madel/P.Han, P.Wang, S.Zhand// Math Comput Model. 2010.- Vol.51(11). P.1398-1403.
- 139. Kavasseri R.G. Day-ahead wind speed farecasting using f-ARIMA models/
 R.G.Kavasseri, K.Seetharaman// Renewable Energy. 2009. Vol.34 N5.
 P.1388-1393.
- 140. Mohamad F. Finding the Best ARIMA Model of Forecast Daily Peak Electricity Demand/ A.Mohamad// Applied Statistics education and Research Collaboration (ASEARC) Conf.Papers, Uni. Of Wollongong/ Australia, 2012. P.11.

- 141. Taylor J.W. Short-Term Load Forecasting with Exponentially Weihted Methods/ J.W.Taylor// IEEE Transactions on Power Systems.-2012.-27(1).- C.458-464.
- 142. Vapnik V.N. Statistical Learning Theory/ V.N. Vapnik, A.Ja Chervonenkis.New York: Wiley, 1998. 736 p.

приложения



МУНИЦИПАЛЬНОЕ УНИТАРНОЕ ПРЕДПРИЯТИЕ

Ульяновская городская электросеть



432017, г. Ульяновск, ул. Минаева, д. 46,

тел.: (8422) 32-23-06, факс: (8422) 32-20-97, e-mail: bdk@ulges.ru ОКПО 03220104 ОГРН 1027301176242 ИНН/КПП 7303003290/732501001

Дипломант 2018 года программы «100 лучших товаров России»: делению и доведению электрической энергии до потребителей по электрическим сетям и устройствам 0,4, 6, 10 кВ

| 27.03.19 | No 08/0014 |
|----------|------------|
| на № | OT |

AKT

внедрения результатов диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Билаловой Алисы Ильдаровны

Настоящий акт составлен о том, что результаты диссертационной работы Билаловой А.И., внедрены в производственный процесс МУП «Ульяновская городская электросеть» и используются для построения прогноза электропотребления потребителей.

Разработанный метод прогнозирования обеспечил требуемую точность прогнозирования электропотребления не более 3%

Директор МУП «Ульяновская городская электросеть»

С.М. Курбатов

Акт внедрения результатов диссертационной работы в ООО «Ульяновская воздушно-кабельная сеть»

Утверждаю

Директор ООО«УВКС»

_О.Н.Игонин

AKT

внедрения результатов диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Билаловой Алисы Ильдаровны

Настоящий акт составлен о том, что в рамках совершенствования финансового планирования результаты диссертационной работы Билаловой А.И., внедрены в производственный процесс ООО «Ульяновская воздушно-кабельная сеть» и используются для построения прогноза электропотребления потребителей.

Предложенные мероприятия привели к сокращению финансовых издержек и росту технико-экономических показателей. Таким образом, разработанные и внедренные мероприятия являются эффективными и ведут к качественному и количественному улучшению основных технико-экономических показателей деятельности предприятия.

Листинг программы «Прогнозирование объемов электропотребления методом переноса»

```
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.Ling;
using System.Text;
using System.IO;
using System. Windows. Forms;
using System.Runtime.Serialization;
using System.Runtime.Serialization.Json;
namespace powerconsuption
  /*!
     * структура входных данных
  [DataContract]
  class DataStruct
    [DataMember]
    public string Месяц { get; set; }
    [DataMember]
    public int Год2013 { get; set; }
    [DataMember]
    public int Год2014 { get; set; }
    [DataMember]
    public int Год2015 { get; set; }
    [DataMember]
    public int Год2016 { get; set; }
  /*!
     * структура выходных данных
  [DataContract]
  class ResultData
    [DataMember]
    public string Месяц { get; set; }
    [DataMember]
    public int Прогноз \{ get; set; \} = 0;
    [DataMember]
    public double Ошибка \{ get; set; \} = 0.0;
  /*!
     * Чтение файла данных
  class ConfigReader
    string configPath = Environment.CurrentDirectory + @ "\data\graph.json";
    public DataStruct[] years;
```

```
public void ReadFile(Form1 form)
       DataContractJsonSerializer jsonFormatter = new
DataContractJsonSerializer(typeof(DataStruct[]));
       using (FileStream fStream = new FileStream(configPath, FileMode.Open))
         years = (DataStruct[])jsonFormatter.ReadObject(fStream);
         form.dataGridView.DataSource = years;
         form.dataGridView.Columns[4].Visible = false;
         form.dataGridView.AutoResizeColumns();
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.ComponentModel;
using System.Data;
using System.Drawing;
using System.Ling;
using System.Text;
using System. Windows. Forms;
namespace powerconsuption
{
  public partial class Form1: Form
  {
    public Form1()
       InitializeComponent();
       numericMarkMin.Value = (decimal)-1.5;
       numericMarkMax.Value = (decimal)3.2;
       radioButtonPrognosis.Enabled = false;
       radioButtonPowerconsuption.Enabled = false;
       numericMarkMax.Enabled = false;
       numericMarkMin.Enabled = false;
```

```
}
    ResultData[] result;
    DataStruct[] data;
    bool hasCalculated = false;
    decimal markStep = (decimal)0.1;
    decimal energiStep = (decimal)500000.0;
    decimal m_interval = 0;
    /*!
     * Настройка размеров таблиц
    !*/
    void setupCharts()
       dataGridView1.AutoSizeColumnsMode =
DataGridViewAutoSizeColumnsMode.DisplayedCells;
       dataGridView.AutoSizeColumnsMode =
DataGridViewAutoSizeColumnsMode.DisplayedCells;
       dataGridView1.Visible = true;
       dataGridView1.AutoResizeColumns();
       chart1.Visible = true;
    }
    /*!
     * Настройка параметров графика ошибок
     !*/
    void setupMarkCharting()
       chart1.Series.Add("Ошибка");
       chart1.Series["Ошибка"].Color = Color.Red;
       chart1.Series["Ошибка"].MarkerBorderWidth = 2;
       chart1.Series["Ошибка"].ChartType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.SeriesChartType.Spline;
       chart1.Series["Ошибка"].LegendText = "График ошибки";
       chart1.Series["Ошибка"].XValueType =
```

```
System. Windows. Forms. Data Visualization. Charting. Chart Value Type. String;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Minimum = 1;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Maximum = 12;
       chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = -1.5;
       chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = 3.2;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Interval = 1;
    }
    /*!
     * Настройка графика прогноза на 2016й
     !*/
    void setupPrognosisCharting()
       chart1.Series.Add("Прогноз");
       chart1.Series["Прогноз"].Color = Color.Red;
       chart1.Series["Прогноз"].MarkerBorderWidth = 2;
       chart1.Series["Прогноз"].ChartType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.SeriesChartType.Spline;
       chart1.Series["Прогноз"].LegendText = "График\ппрогнозирования";
       chart1.Series["Прогноз"].XValueType =
System. Windows. Forms. Data Visualization. Charting. Chart Value Type. String;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Minimum = 1;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Maximum = 12;
       chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = 80000000;
       chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = 125000000;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Interval = 1;
    }
    /*!
     * Настройка графика отображения фактических значений за 2016й
    !*/
    void setupFactCharting()
    {
```

```
chart1.Series.Add("Фактическое значение");
       chart1.Series["Фактическое значение"].Color = Color.Blue;
       chart1.Series["Фактическое значение"].MarkerBorderWidth = 2;
       chart1.Series["Фактическое значение"].ChartType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.SeriesChartType.Spline;
       chart1.Series["Фактическое значение"].LegendText = "Фактическое\пзначение";
       chart1.Series["Фактическое значение"].XValueType =
System. Windows. Forms. Data Visualization. Charting. Chart Value Type. String;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Minimum = 1;
       chart1.ChartAreas[0].AxisX.Maximum = 12;
       chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = 80000000;
       chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = 125000000;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Interval = 1;
    }
    /*!
     * Отрисовка графика ошибок
    !*/
    void drawMark()
       for (int i = 0; i < result.Length; i++)
       {
         chart1.Series["Ошибка"].Points.AddXY(data[i].Месяц, result[i].Ошибка);
       }
    }
    /*!
     * Отрисовка графика прогноза
    1*/
    void drawPrognosis()
      for (int i = 0; i < \text{result.Length}; i++)
       {
```

```
chart1.Series["Прогноз"].Points.AddXY(data[i].Месяц, result[i].Прогноз);
       }
     }
     /*!
     * Отрисовка графика фактических значений
     !*/
     void drawFact()
       for (int i = 0; i < result.Length; i++)
          chart1.Series["Фактическое значение"].Points.AddXY(data[i].Месяц,
data[i].Год2016);
       }
     }
    /*!
     * вычисление ошибки и прогноза
     !*/
    private void Calcmark()
       DataStruct[] data = (DataStruct[])dataGridView.DataSource;
       double[] coeffTwoEarsAgo = new double[data.Length];
       double averenge Koeff = 0.0;
       Array.Resize<ResultData>(ref result, data.Length);
       for (int i = 0; i < data.Length; i++)
       {
          coeffTwoEarsAgo[i] = (double)(data[i]. \Gamma од 2015) / (double)(data[i]. \Gamma од 2014);
          averengeKoeff += coeffTwoEarsAgo[i];
         result[i] = new ResultData();
       }
       averengeKoeff /= data.Length;
       for (int i = 0; i < data.Length; i++)
```

```
{
         result[i].Месяц = data[i].Месяц;
         result[i].Прогноз = (int)((data[i].Год2015) * averengeKoeff);
         result[i].Ошибка = ((data[i].Год2016 - (double)result[i].Прогноз) / data[i].Год2016 *
100);
       dataGridView1.DataSource = result;
       dataGridView1.AutoResizeColumns();
    }
    private void chart1_Click(object sender, EventArgs e)
    /*1
     * Обработка нажатия на кнопку расчёта
    !*/
    void computeResult()
       data = (DataStruct[])dataGridView.DataSource;
       Calcmark();
      if (hasCalculated == false)
         setupCharts();
      hasCalculated = true;
      if (radioButtonPrognosis.Checked == true)
       {
         chart1.Series.Clear();
         setupMarkCharting();
         drawMark();
       }
      if (radioButtonPowerconsuption.Checked == true)
       {
         chart1.Series.Clear();
```

```
if (checkBoxPrognosis.Checked == true)
     {
       setupPrognosisCharting();
       drawPrognosis();
     }
    if (checkBoxFact.Checked == true)
     {
       setupFactCharting();
       drawFact();
     }
  }
private void button1_Click(object sender, EventArgs e)
  computeResult();
  dataGridView1.Columns[1].Visible = false;
  dataGridView1.Columns[2].Visible = false;
  dataGridView1.Columns[1].Visible = true;
  radioButtonPowerconsuption.Enabled = true;
  if (checkBoxCalcmark.Checked == true)
  {
     dataGridView1.Columns[2].Visible = true;
    radioButtonPrognosis.Enabled = true;
    radioButtonPrognosis.Checked = true;
     if (radioButtonPowerconsuption.Checked == true)
     {
       checkBoxFact.Enabled = true;
       checkBoxFact.Checked = true;
  }
```

```
else
  {
    radioButtonPowerconsuption.Checked = true;
    checkBoxFact.Enabled = false;
    checkBoxFact.Checked = false;
  }
  numericMarkMax.Enabled = true;
  numericMarkMin.Enabled = true;
}
private void label1_Click(object sender, EventArgs e)
private void label3_Click(object sender, EventArgs e)
}
/*!
* обрабтка изменения минимального значения оси
!*/
private void numericMarkMin_ValueChanged(object sender, EventArgs e)
  if (numericMarkMin.Value >= numericMarkMax.Value)
  {
    numericMarkMin.Value = 0;
    return;
  }
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = (double)numericMarkMin.Value;
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = (double)numericMarkMax.Value;
}
/*!
```

^{*} обработка изменения максимального значения оси

```
!*/
private void numericMarkMax_ValueChanged(object sender, EventArgs e)
  if(numericMarkMax.Value <= numericMarkMin.Value)</pre>
  {
    numericMarkMax.Value = 0;
    return;
  }
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = (double)numericMarkMax.Value;
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = (double)numericMarkMin.Value;
private void label3_Click_1(object sender, EventArgs e)
}
/*!
* обработка выбора кнопки выбора отображения ошибки
!*/
private void radioButtonPrognosis_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
{
  m_interval = markStep;
  numericMarkMin.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Maximum = (decimal)100.0;
  numericMarkMax.Minimum = (decimal)-100.0;
  numericMarkMin.Maximum = (decimal)100.0;
  numericMarkMin.Minimum = (decimal)-100.0;
  numericMarkMax.Value = (decimal)3.2;
  numericMarkMin.Value = (decimal)-1.5;
  chart1.Series.Clear();
```

```
setupMarkCharting();
  drawMark();
  checkBoxFact.Enabled = false;
  checkBoxPrognosis.Enabled = false;
}
/*!
* обработка выбора кнопки выбора отображения значений потребления
!*/
private void radioButtonPowerconsuption_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
  checkBoxFact.Enabled = true;
  checkBoxPrognosis.Enabled = true;
  m_interval = energiStep;
  numericMarkMin.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Maximum = (decimal)1000000000.0;
  numericMarkMax.Minimum = (decimal)0.0;
  numericMarkMin.Maximum = (decimal)1000000000.0;
  numericMarkMin.Minimum = (decimal)0.0;
  numericMarkMax.Value = (decimal)130000000.0;
  numericMarkMin.Value = (decimal)80000000.0;
  chart1.Series.Clear();
  if (checkBoxPrognosis.Checked == true)
  {
    setupPrognosisCharting();
    drawPrognosis();
  }
  if (checkBoxFact.Checked == true)
  {
```

```
setupFactCharting();
         drawFact();
       }
    }
    /*!
     * добавление на графика прогнозируемых значения
    !*/
    private void checkBoxPrognosis_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
      if (checkBoxPrognosis.Checked == false)
       {
         System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.Series series1 =
chart1.Series["Прогноз"];
         chart1.Series.Remove(series1);
       }
       else
       {
         setupPrognosisCharting();
         drawPrognosis();
       }
    }
    /*!
     * добавление графика фактических значений
    !*/
    private void checkBoxFact_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
    {
      if (checkBoxFact.Checked == false)
       {
         System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.Series series1 =
chart1.Series["Фактическое значение"];
         chart1.Series.Remove(series1);
```

```
}
  else
     setupFactCharting();
     drawFact();
  }
}
private void checkBoxCalcPronosis_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
  if (dataGridView1.DataSource == null)
     return;
}
private void checkBoxCalcmark_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
  if (checkBoxCalcmark.Checked == true)
  {
    if(dataGridView1.DataSource != null)
       dataGridView1.Columns[2].Visible = true;
     dataGridView.Columns[4].Visible = true;
  }
  else
    if (dataGridView1.DataSource != null)
       dataGridView1.Columns[2].Visible = true;
     dataGridView.Columns[4].Visible = false;
     radioButtonPowerconsuption.Checked = true;
    radioButtonPrognosis.Enabled = false;
  }
  if (hasCalculated == true)
    button1.PerformClick();
```

```
}
    private void dataGridView1_CellContentClick(object sender, DataGridViewCellEventArgs
e)
    private void dataGridView_CellValueChanged(object sender, DataGridViewCellEventArgs
e)
    {
    }
    private void dataGridView_CellEndEdit(object sender, DataGridViewCellEventArgs e)
    {
    }
    private void dataGridView_DataError(object sender, DataGridViewDataErrorEventArgs e)
    {
      if (((DataGridView)sender)[e.ColumnIndex, e.RowIndex].Value == null)
         ((DataGridView)sender)[e.ColumnIndex, e.RowIndex].Value = 0;
    }
  }
}
using System;
using System.Collections.Generic;
using System.ComponentModel;
using System.Data;
using System.Drawing;
using System.Linq;
using System.Text;
using System. Windows. Forms;
namespace powerconsuption
```

```
{
  public partial class Form1: Form
  {
    public Form1()
      InitializeComponent();
       numericMarkMin.Value = (decimal)-1.5;
      numericMarkMax.Value = (decimal)3.2;
      radioButtonPrognosis.Enabled = false;
       radioButtonPowerconsuption.Enabled = false;
       numericMarkMax.Enabled = false;
       numericMarkMin.Enabled = false;
    }
    ResultData[] result;
    DataStruct[] data;
    bool hasCalculated = false;
    decimal markStep = (decimal)0.1;
    decimal energiStep = (decimal)500000.0;
    decimal m_interval = 0;
    /*!
     * Настройка размеров таблиц
    !*/
    void setupCharts()
      dataGridView1.AutoSizeColumnsMode =
DataGridViewAutoSizeColumnsMode.DisplayedCells;
       dataGridView.AutoSizeColumnsMode =
DataGridViewAutoSizeColumnsMode.DisplayedCells;
       dataGridView1.Visible = true;
```

```
dataGridView1.AutoResizeColumns();
      chart1.Visible = true;
    }
    /*!
     * Настройка параметров графика ошибок
     !*/
    void setupMarkCharting()
    {
      chart1.Series.Add("Ошибка");
      chart1.Series["Ошибка"].Color = Color.Red;
      chart1.Series["Ошибка"].MarkerBorderWidth = 2;
      chart1.Series["Ошибка"].ChartType =
System. Windows. Forms. Data Visualization. Charting. Series Chart Type. Spline;
      chart1.Series["Ошибка"].LegendText = "График ошибки";
      chart1.Series["Ошибка"].XValueType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.ChartValueType.String;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Minimum = 1;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Maximum = 12;
      chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = -1.5;
      chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = 3.2;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Interval = 1;
    }
    /*!
     * Настройка графика прогноза на 2016й
     !*/
    void setupPrognosisCharting()
      chart1.Series.Add("Прогноз");
      chart1.Series["Прогноз"].Color = Color.Red;
      chart1.Series["Прогноз"].MarkerBorderWidth = 2;
```

```
chart1.Series["Прогноз"].ChartType =
System. Windows. Forms. Data Visualization. Charting. Series Chart Type. Spline;
      chart1.Series["Прогноз"].LegendText = "График\ппрогнозирования";
      chart1.Series["Прогноз"].XValueType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.ChartValueType.String;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Minimum = 1;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Maximum = 12;
      chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = 80000000;
      chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = 125000000;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Interval = 1;
    }
    /*!
     * Настройка графика отображения фактических значений за 2016й
    !*/
    void setupFactCharting()
    {
      chart1.Series.Add("Фактическое значение");
      chart1.Series["Фактическое значение"].Color = Color.Blue;
      chart1.Series["Фактическое значение"].MarkerBorderWidth = 2;
      chart1.Series["Фактическое значение"].ChartType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.SeriesChartType.Spline;
      chart1.Series["Фактическое значение"].LegendText = "Фактическое\пзначение";
      chart1.Series["Фактическое значение"].XValueType =
System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.ChartValueType.String;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Minimum = 1;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Maximum = 12;
      chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = 80000000;
      chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = 125000000;
      chart1.ChartAreas[0].AxisX.Interval = 1;
    }
```

/***!**

```
* Отрисовка графика ошибок
    !*/
    void drawMark()
    {
       for (int i = 0; i < result.Length; i++)
       {
         chart1.Series["Ошибка"].Points.AddXY(data[i].Месяц, result[i].Ошибка);
       }
    }
    /*!
     * Отрисовка графика прогноза
    void drawPrognosis()
    {
       for (int i = 0; i < result.Length; i++)
       {
         chart1.Series["Прогноз"].Points.AddXY(data[i].Месяц, result[i].Прогноз);
       }
    }
    /*!
     * Отрисовка графика фактических значений
    !*/
    void drawFact()
       for (int i = 0; i < result.Length; i++)
         chart1.Series["Фактическое значение"].Points.AddXY(data[i].Месяц,
data[i].Год2016);
       }
    }
```

```
/*!
     * вычисление ошибки и прогноза
    !*/
    private void Calcmark()
       DataStruct[] data = (DataStruct[])dataGridView.DataSource;
       double[] coeffTwoEarsAgo = new double[data.Length];
       double averengeKoeff = 0.0;
       Array.Resize<ResultData>(ref result, data.Length);
       for (int i = 0; i < data.Length; i++)
       {
         coeffTwoEarsAgo[i] = (double)(data[i].\Gammaод2015) / (double)(data[i].\Gammaод2014);
         averengeKoeff += coeffTwoEarsAgo[i];
         result[i] = new ResultData();
       }
       averengeKoeff /= data.Length;
       for (int i = 0; i < data.Length; i++)
       {
         result[i].Месяц = data[i].Месяц;
         result[i].Прогноз = (int)((data[i].\Gammaод2015) * averengeKoeff);
         result[i].Ошибка = ((data[i].Год2016 - (double)result[i].Прогноз) / data[i].Год2016 *
100);
       }
       dataGridView1.DataSource = result;
       dataGridView1.AutoResizeColumns();
    }
    private void chart1_Click(object sender, EventArgs e)
    /*1
     * Обработка нажатия на кнопку расчёта
```

```
!*/
void computeResult()
{
  data = (DataStruct[])dataGridView.DataSource;
  Calcmark();
  if (hasCalculated == false)
     setupCharts();
  hasCalculated = true;
  if (radioButtonPrognosis.Checked == true)
  {
     chart1.Series.Clear();
     setupMarkCharting();
     drawMark();
  }
  if (radioButtonPowerconsuption.Checked == true)
  {
     chart1.Series.Clear();
     if (checkBoxPrognosis.Checked == true)
     {
       setupPrognosisCharting();
       drawPrognosis();
     }
    if (checkBoxFact.Checked == true)
     {
       setupFactCharting();
       drawFact();
     }
private void button1_Click(object sender, EventArgs e)
```

```
computeResult();
  dataGridView1.Columns[1].Visible = false;
  dataGridView1.Columns[2].Visible = false;
  dataGridView1.Columns[1].Visible = true;
  radioButtonPowerconsuption.Enabled = true;
  if (checkBoxCalcmark.Checked == true)
  {
    dataGridView1.Columns[2].Visible = true;
    radioButtonPrognosis.Enabled = true;
    radioButtonPrognosis.Checked = true;
    if (radioButtonPowerconsuption.Checked == true)
       checkBoxFact.Enabled = true;
       checkBoxFact.Checked = true;
    }
  }
  else
  {
    radioButtonPowerconsuption.Checked = true;
    checkBoxFact.Enabled = false;
    checkBoxFact.Checked = false;
  }
  numericMarkMax.Enabled = true;
  numericMarkMin.Enabled = true;
private void label1_Click(object sender, EventArgs e)
```

```
}
private void label3_Click(object sender, EventArgs e)
}
/*!
* обрабтка изменения минимального значения оси
!*/
private void numericMarkMin_ValueChanged(object sender, EventArgs e)
  if (numericMarkMin.Value >= numericMarkMax.Value)
  {
    numericMarkMin.Value = 0;
    return;
  }
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = (double)numericMarkMin.Value;
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = (double)numericMarkMax.Value;
}
/*!
* обработка изменения максимального значения оси
!*/
private void numericMarkMax_ValueChanged(object sender, EventArgs e)
  if(numericMarkMax.Value <= numericMarkMin.Value)</pre>
  {
    numericMarkMax.Value = 0;
    return;
  }
```

```
chart1.ChartAreas[0].AxisY.Maximum = (double)numericMarkMax.Value;
  chart1.ChartAreas[0].AxisY.Minimum = (double)numericMarkMin.Value;
}
private void label3_Click_1(object sender, EventArgs e)
}
/*!
* обработка выбора кнопки выбора отображения ошибки
!*/
private void radioButtonPrognosis_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
  m_interval = markStep;
  numericMarkMin.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Maximum = (decimal)100.0;
  numericMarkMax.Minimum = (decimal)-100.0;
  numericMarkMin.Maximum = (decimal)100.0;
  numericMarkMin.Minimum = (decimal)-100.0;
  numericMarkMax.Value = (decimal)3.2;
  numericMarkMin.Value = (decimal)-1.5;
  chart1.Series.Clear();
  setupMarkCharting();
  drawMark();
  checkBoxFact.Enabled = false;
  checkBoxPrognosis.Enabled = false;
}
/*!
```

```
* обработка выбора кнопки выбора отображения значений потребления
!*/
private void radioButtonPowerconsuption_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
  checkBoxFact.Enabled = true;
  checkBoxPrognosis.Enabled = true;
  m_interval = energiStep;
  numericMarkMin.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Increment = m_interval;
  numericMarkMax.Maximum = (decimal)1000000000.0;
  numericMarkMax.Minimum = (decimal)0.0;
  numericMarkMin.Maximum = (decimal)1000000000.0;
  numericMarkMin.Minimum = (decimal)0.0;
  numericMarkMax.Value = (decimal)130000000.0;
  numericMarkMin.Value = (decimal)80000000.0;
  chart1.Series.Clear();
  if (checkBoxPrognosis.Checked == true)
  {
    setupPrognosisCharting();
    drawPrognosis();
  }
 if (checkBoxFact.Checked == true)
  {
    setupFactCharting();
    drawFact();
  }
}
/*!
```

^{*} добавление на графика прогнозируемых значения

```
!*/
    private void checkBoxPrognosis_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
      if (checkBoxPrognosis.Checked == false)
       {
         System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.Series series1 =
chart1.Series["Прогноз"];
         chart1.Series.Remove(series1);
       }
       else
       {
         setupPrognosisCharting();
         drawPrognosis();
       }
    }
    /*!
     * добавление графика фактических значений
    !*/
    private void checkBoxFact_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
       if (checkBoxFact.Checked == false)
       {
         System.Windows.Forms.DataVisualization.Charting.Series series1 =
chart1.Series["Фактическое значение"];
         chart1.Series.Remove(series1);
       }
       else
         setupFactCharting();
         drawFact();
       }
```

```
}
    private void checkBoxCalcPronosis_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
      if (dataGridView1.DataSource == null)
         return;
    }
    private void checkBoxCalcmark_CheckedChanged(object sender, EventArgs e)
      if (checkBoxCalcmark.Checked == true)
       {
         if(dataGridView1.DataSource != null)
           dataGridView1.Columns[2].Visible = true;
         dataGridView.Columns[4].Visible = true;
       }
       else
       {
         if (dataGridView1.DataSource != null)
           dataGridView1.Columns[2].Visible = true;
         dataGridView.Columns[4].Visible = false;
         radioButtonPowerconsuption.Checked = true;
         radioButtonPrognosis.Enabled = false;
       }
      if (hasCalculated == true)
         button1.PerformClick();
    }
    private void dataGridView1_CellContentClick(object sender, DataGridViewCellEventArgs
e)
    {
```