

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего
образования «Уральский федеральный университет
имени первого президента России Б.Н. Ельцина»
Уральский энергетический институт
Кафедра электротехники

На правах рукописи

Степанова Алина Игоревна

**РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ
ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ
ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ**

2.4.2. Электротехнические комплексы и системы

Диссертация на соискание ученой степени кандидата
технических наук

Научный руководитель:
кандидат технических наук, доцент
Хальясмаа Александра Ильмаровна

Екатеринбург – 2024

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1. ПОДХОДЫ К ПРОВЕДЕНИЮ МЕРОПРИЯТИЙ ЭНЕРГОСБЕРЕЖЕНИЯ ПО ПОВЫШЕНИЮ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ	11
1.1 Подход к устойчивому развитию предприятий	11
1.2 Системы энергетического менеджмента.....	14
1.3 Системы энергетического менеджмента на предприятиях нефтегазовой промышленности	16
1.4 Применение мультиагентного подхода для создания	25
1.5 Основные положения по краткосрочному прогнозированию электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности.....	29
1.6 Методы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии.....	32
Выводы по главе 1.....	36
2 АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТЕЙ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ.....	38
2.1 Анализ развития компаний нефтегазовой промышленности	38
2.2 Краткосрочное прогнозирование потребления электрической энергии	54
2.3 Описание подхода к созданию системы с использованием мультиагентного подхода	57
Выводы по главе 2.....	62
3 РАЗРАБОТКА НОВОГО МЕТОДА ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ	64
3.1 Разработка метода описания системы повышения энергетической эффективности производственных процессов на примере	

краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.....	64
3.2 Применение мультиагентного подхода для анализа производственных процессов предприятия нефтегазовой промышленности.....	80
3.2.1. Применение мультиагентного подхода для описания агентов-потребителей электрической энергии	80
3.2.2. Применение мультиагентного подхода для описания агента генерации электрической энергии	82
3.2.3. Применение мультиагентного подхода для описания агентов-накопителей электрической энергии	82
3.2.4. Применение мультиагентного подхода для описания взаимодействия между агентами	83
3.3 Анализ потребления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности.....	85
3.4 Математические методы, используемые при краткосрочном прогнозировании потребления предприятием нефтегазовой промышленности.....	89
3.5 Применение алгоритмов объяснимого искусственный интеллект для интерпретации результатов обучения моделей машинного обучения.....	95
3.6 Расчет экономических показателей, связанных с повышением точности прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.....	98
Выводы по главе 3.....	98
4 РЕЗУЛЬТАТЫ АПРОБАЦИИ МЕТОДОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ	100
4.1 Апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой	

промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии.....	100
4.2 Апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятия нефтегазовой промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования собственной генерации	127
4.3 Апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности в задаче регулирования нагрузки	138
Выводы по главе 4.....	141
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	144
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	146
ПРИЛОЖЕНИЕ А Акты о внедрении результатов диссертационной работы	165
ПРИЛОЖЕНИЕ Б Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ	167

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. Нефтегазовая промышленность является одной из важнейших отраслей экономики Российской Федерации. Для стимулирования развития промышленности был разработан Федеральный закон (ФЗ) от 23 ноября 2009 г. № 261 [1], который описывает основные положения об энергосбережении и повышении энергетической эффективности предприятий. В соответствии с ФЗ № 261 предприятия нефтегазовой промышленности проводят мероприятия по повышению энергетической эффективности за счет реализации мер энергосбережения. Данные мероприятия можно разделить на проекты, реализующие технические меры, которые требуют больших капиталовложений, и организационные, заключающиеся в изменении процессов, связанных с управлением производственных процессов. Внедрение организационных мер затруднено из-за сложности учета и анализа большого количества производственных процессов.

Одной из перспективных организационных мер, которую можно внедрить для повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности, является создание системы краткосрочного прогнозирования и нормирования потребления электрической энергии. Внедрение такой системы может позволить выровнять график потребления электрической энергии, оптимизировать режимы работы объектов собственной генерации и систем накопления электрической энергии и минимизировать затраты на ее использование. Оптимизация режимов работы объектов собственной генерации и систем накопления электрической энергии возможна поскольку назначением данных объектов является управление графиком потребления электрической энергии, покрытие собственных нужд и обеспечения качества электроснабжения.

Для моделирования производственных процессов предприятия нефтегазовой промышленности возможно использование мультиагентного подхода. Мультиагентный подход представляет собой методологию, в которой процессы могут быть декомпозированы на объекты (агенты), которые взаимодействуют друг с другом

для достижения поставленных целей. Под агентом понимается объект, который получает данные от окружающей среды и воздействует на неё.

В данной работе разработан метод для повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности с использованием мультиагентного подхода. Апробация метода была проведена для задачи краткосрочного прогнозирования потребления и генерации электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Объектом исследования является электротехнический комплекс предприятия нефтегазовой промышленности.

Предметом исследования являются процессы генерации, потребления и накопления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности.

Степень разработанности темы. Основы анализа потребления электрической энергии представлены в трудах И. И. Надтоки, Р. В. Ключева, В. З. Манусова, В. З. Ковалева, С. О. Хомутова, Р. Н. Хамитова, Т. А. Филипповой, Л. А. Мелентьева, А. С. Грицаца, Ф. С. Непши, Н. А. Серебрякова, Б.И. Кудрина, А. С. Ведерникова, И. В. Воронова, В. Н. Афанасьева, А. В. Гофмана, В. И. Гнатюка, Б. И. Макоклюева, Т. Б. Старцева, И. Е. Васильева, Б. М. Аль Зихери, П. В. Матренина, Е. И. Грачевой, О. Р. Кивчуна, О. С. Поппеля, И. М. Кирпичниковой, Ю. А. Секретарева, А. Г. Русиной, С. Г. Обухова, К. В. Соломахо, В. Г. Курбацкого, В. А. Бугаеца, В. И. Пантелеева, В. И. Доманова, А. И. Биланова, Б. А. Староверова, И. Ю. Алексеева, И. А. Чучуева, Д. А. Арзамасцева, П. И. Бартоломея, Н. И. Воропая, В. П. Обоскалова, К. В. Сулова, А. А. Мызина, В. М. Горнштейна, М. Г. Тягунова, П. С. Борща, Б. И. Аюева, М. Ш. Мисриханова, И. И. Артюхова, Д. С. Мочалина, В. Г. Титова, И. С. Бабановой, О. В. Крюкова, Н. Н. Яруниной, С.П. Петрова, Г. С. Хронусова, В. В. Михайлова, Б. П. Лебедева, Б. Н. Абрамовича, А. В. Проховника, Н. В. Павлова.

Моделированию режимов функционирования электротехнического комплекса посвящены работы Г. И. Бабокина, В. А. Ведерникова, В. А. Веникова, Г. В. Веникова, М. С. Ершова, В. И. Идельчика, А. В. Ляхомского, Л. А. Плащанского, М. И. Хакимьянова, Ю. В. Шевырёва.

Подходы к моделированию различных производственных процессов,

основанные на применении мультиагентных моделей, рассматриваются в работах В. Н. Буркова, И. А. Каляева, П. Ю. Новикова, А. Л. Фрадкова, А. Н. Швецова, О. Н. Граничина, В. А. Виттиха.

Анализ работ вышеупомянутых ученых показал, что методы и модели анализа потребления электрической энергии, в основном, предложены для крупных энергосистем, в то время как потребление предприятий нефтегазовой промышленности почти не рассматривается из-за сложности учета различных факторов производственных процессов при обеспечении высокой точности прогнозирования. В работах по анализу генерации, потребления и накопления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности не учитывается многофакторность производственных процессов.

Таким образом, вопрос повышения энергетической эффективности функционирования предприятий нефтегазовой промышленности остается недостаточно изученным и требует разработки нового подхода с учетом их производственных процессов.

Цель работы – повышение энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности на основе мультиагентного подхода и краткосрочного прогнозирования графиков генерации и потребления электрической энергии.

Для достижения поставленной цели требуется решить следующие задачи:

1. Проанализировать существующие подходы к повышению эффективности мероприятий по энергосбережению на предприятиях нефтегазовой промышленности.
2. Выявить особенности функционирования электротехнического комплекса предприятия нефтегазовой промышленности, включающего объекты генерации, потребления и системы накопления электрической энергии.
3. Разработать математическую модель электротехнического комплекса предприятия нефтегазовой промышленности на основе мультиагентного подхода с учетом производственных процессов.
4. Предложить комплексный подход к повышению эффективности мероприятий по энергосбережению на предприятиях нефтегазовой промышленности

на основе разработанного мультиагентного подхода.

5. Разработать метод краткосрочного прогнозирования собственной генерации и потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Научная новизна работы состоит в следующем:

1. Разработана математическая модель электротехнического комплекса предприятия нефтегазовой промышленности на основе мультиагентного подхода, позволяющая повысить точность прогнозирования генерации и потребления электрической энергии за счет учета информационных потоков между агентами.

2. Предложен новый подход к повышению энергетической эффективности функционирования предприятия нефтегазовой промышленности на основе разработанной математической модели электротехнического комплекса.

3. Разработан метод краткосрочного прогнозирования графиков генерации и потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности с учетом производственных факторов и возможностью интерпретации их влияния на формируемые прогнозы с помощью алгоритмов объяснимого искусственного интеллекта.

Теоретическая значимость работы заключается в изучении системных свойств и связей процессов генерации, потребления и накопления электрической энергии на предприятиях нефтегазовой промышленности на основе математического и компьютерного моделирования компонентов электротехнических комплексов.

Практическая значимость результатов работы заключается в разработке моделей и методов, повышающих энергетическую эффективность производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности.

Методология и методы исследования. В работе использовались методы математического и компьютерного моделирования электротехнических комплексов, структурный и параметрический синтез, мультиагентный подход, машинное обучение и методы объяснимого искусственного интеллекта.

Положения, выносимые на защиту:

1. Математическая модель электротехнического комплекса предприятия

нефтегазовой промышленности на основе мультиагентного подхода, учитывающая информационные потоки между агентами, позволяет снизить ошибку прогнозирования генерации и потребления электрической энергии.

2. Подход, основанный на использовании разработанной математической модели электротехнического комплекса, краткосрочного прогнозирования генерации и потребления электрической энергии, а также регулирование нагрузки предприятия нефтегазовой промышленности повышает энергетическую эффективность его функционирования.

3. Метод краткосрочного прогнозирования графиков генерации и потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности на основе машинного обучения и алгоритмов объяснимого искусственного интеллекта позволяет интерпретировать влияния производственных факторов на формируемые прогнозы.

Соответствие диссертации научной специальности. Диссертационная работа соответствует специальности 2.4.2. Электротехнические комплексы и системы, т.к. область исследования соответствует:

– п. 1 «Развитие общей теории электротехнических комплексов и систем, анализ системных свойств и связей, физическое, математическое, имитационное и компьютерное моделирование компонентов электротехнических комплексов и систем, включая электромеханические, электромагнитные преобразователи энергии и электрические аппараты, системы электропривода, электроснабжения и электрооборудования»;

– п. 3 «Разработка, структурный и параметрический синтез, оптимизация электротехнических комплексов, систем и их компонентов, разработка алгоритмов эффективного управления» паспорта научной специальности.

Достоверность результатов проведенных исследований. Результаты диссертационной работы получены при корректном и обоснованном применении методов машинного обучения, математического и компьютерного моделирования, анализа производственных данных и подтверждаются тестированием разработанных моделей на данных предприятий нефтегазовой промышленности.

Апробация работы. Положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на шести научных и научно-практических конференциях, а именно: Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering 2019 (Санкт-Петербург, Россия); XXI International Symposium on Electrical Apparatus and Technologies 2020 (Бургас, Болгария); Ural Smart Energy Conference 2020 (Екатеринбург, Россия); Ural-Siberian Smart Energy Conference 2022 (Новосибирск, Россия); Belarusian-Ural-Siberian Smart Energy Conference 2023 (Екатеринбург, Россия); IEEE Ural-Siberian Conference on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology 2024 (Екатеринбург, Россия).

Основные результаты работы внедрены в ООО «Система» (г. Екатеринбург), что подтверждается актом внедрения, в котором отмечается возможность повышения точности управления техническим состоянием линий электропередачи за счёт увеличения точности прогнозирования потребления предприятий, присоединенных к анализируемому участку электроэнергетической системы.

Результаты проведенных в диссертационной работе исследований используются в ФГАОУ ВО «УрФУ имени первого Президента России Б. Н. Ельцина» в учебных курсах на русском и английском языках «Интернет вещей и облако искусственного интеллекта», «Цифровые технологии в энергетике».

Диссертация выполнена в рамках конкурсной части государственного задания (FEUZ-2022–0030).

Публикации. Основные результаты по теме диссертации изложены в 1 коллективной монографии; 7 научных статьях, 5 из которых опубликованы в рецензируемых научных изданиях, определенных ВАК РФ и Аттестационным советом УрФУ, в том числе 4 статьи в изданиях, входящих в международные базы цитирования Scopus и WoS. Также по результатам работы было получено 1 свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ [2].

Структура и объем работы. Диссертационная работа включает в себя введение, 4 главы, заключение, список литературы, состоящий из 134 библиографических ссылок. Общий объем работы составляет 167 страниц, в том числе 37 таблиц, 39 рисунков.

1. ПОДХОДЫ К ПРОВЕДЕНИЮ МЕРОПРИЯТИЙ ЭНЕРГОСБЕРЕЖЕНИЯ ПО ПОВЫШЕНИЮ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

Данная глава посвящена анализу подходов к проведению мероприятий энергосбережения по повышению энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности.

В соответствии с Федеральным законом № 261 статьей 2, для энергосбережения и энергетической эффективности даются следующие определения [1]:

Энергосбережение – реализация организационных, правовых, технических, технологических, экономических и иных мер, направленных на уменьшение объема используемых энергетических ресурсов при сохранении соответствующего полезного эффекта от их использования.

Энергетическая эффективность – характеристики, отражающие отношение полезного эффекта от использования энергетических ресурсов к затратам энергетических ресурсов, произведенным в целях получения такого эффекта, применительно к продукции, технологическому процессу, юридическому лицу, индивидуальному предпринимателю.

1.1 Подход к устойчивому развитию предприятий

В настоящее время так как управление предприятиями связано с различными аспектами экономики, при разработке концепции устойчивого развития уделяют внимание влиянию предприятий на окружающую среду, социальную сферу, их устойчивость на рынке и методы корпоративного управления [3]. Подход, учитывающий экологический (environmental), социальные (social), управленческие (governance) факторы, называется ESG. К экологическим факторам относят влияние деятельности компании на окружающую среду и изменение климата. К экологическим показателям относят выбросы углекислого газа и парниковых газов, показатели загрязнения воды и воздуха, значения энергетической эффективности.

К социальным факторам относят репутационные показатели: обеспечение безопасности данных, этическое отношение с работниками, учет потребностей населения при принятии решения по развитию компании. К факторам управления относят стратегии управления рисками, инвестиционные стратегии и привлечение новых партнеров [4].

Инвесторы используют показатели ESG для принятия решений по распределению капитала и участия в проектах. Предприятия используют ESG-подход для получения информации о рисках и для создания методов по их управлению для обеспечения устойчивого развития [5, 6]. Под устойчивым развитием понимается способность предприятия поддерживать и улучшать состояние в зависимости от экономических, экологических и социальных аспектов [7]. Другими словами, для предприятий использование ESG-подхода позволяет интегрально рассматривать деятельность компании, с позиции внутренних (управление), внешних факторов (социальные, экологические факторы) и их взаимодействие [3]. На Рисунке 1 представлено принятие решения по обеспечению устойчивого развития предприятия, составленного на основании положений, приведенных в статьях [7, 8]. Голубым цветом обозначены внешние процессы, влияющие на принятие решений по устойчивому развитию предприятий, оранжевым обозначены внутренние процессы.

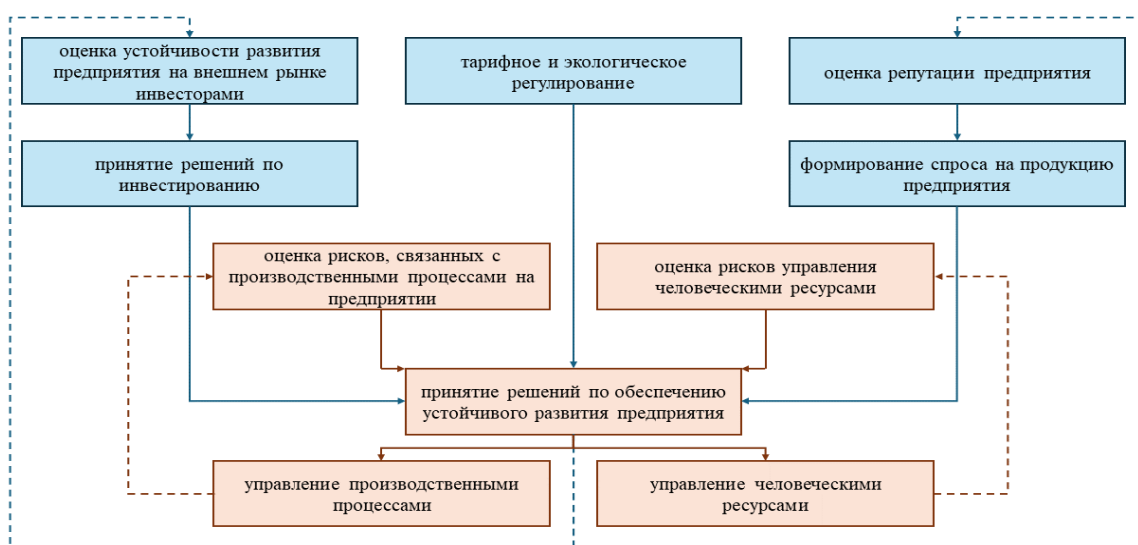


Рисунок 1 – Процесс принятия решение по обеспечению устойчивого развития предприятия

Оценка репутационных рисков напрямую связана с социальным ESG-фактором. Оценка устойчивости развития предприятия на внешнем рынке связана со всеми ESG-факторами. Инвесторы могут принимать решения в зависимости от:

- экологических показателей функционирования предприятия;
- управленческих решений предприятия по обеспечению его устойчивого развития предприятия;
- репутационных показателей.

Тарифное и экологическое регулирование может основываться как на оценке экологического ESG-фактора определенного предприятия, так и на оценке экологического влияния отрасли. В исследовании [9] приводятся сведения, объясняющие зависимость прибыли предприятия и его инвестиционной привлекательности от уровня воздействия отрасли на окружающую среду и путей воздействия по уменьшению влияния конкретным предприятием.

Оценка рисков, связанных с внутренними процессами, связана с оценкой управленческого ESG-фактора [10]. На основании анализа внутренних и внешних факторов на предприятии принимают решения по обеспечению устойчивого развития, которое, в свою очередь по обратной связи влияет на внутренние и внешние процессы на предприятии [11].

Внедрение ESG-подхода позволяет повысить устойчивость развития предприятий: вложения от инвесторов могут позволить предприятиям распределять инвестиции между производственными процессами для их улучшения. При этом наличие единого подхода позволяет предприятиям и инвесторам принимать решения на основании стандартизированного подхода, не оказывая негативного воздействия на окружающую среду и социальную сферу [5, 7, 8].

В зависимости от практик управления рисками, направлений научно-исследовательских и опытно-конструкторских работ будет зависеть набор мероприятий энергосбережения и энергетической эффективности. В свою очередь соблюдение экологических показателей может позволить улучшить социальные показатели [3].

В статьях [12, 13] предложены исследования внедрения ESG-подхода в энергетические компании. В статьях приводятся результаты, согласно которым ESG-показатели влияют на величину инвестиций, оценку внешнего мониторинга и государственные субсидии, которые в свою очередь влияют на внедрение новых «зеленых» и цифровых технологий.

1.2 Системы энергетического менеджмента

Одним из направлений ESG подхода к обеспечению устойчивости деятельности предприятий в экологическом, социальном и управленческом аспектах является разработка мероприятий энергосбережения по повышению энергетической эффективности предприятий. По ГОСТ Р 51541–99 показателями реализации энергосбережения являются показатели энергетической эффективности [14]. Показатели энергоэффективности различаются по уровню интегрированности рассматриваемого объекта деятельности (предприятие, цех, производственный процесс). Среди показателей энергетической эффективности в технической деятельности можно выделить:

- фактическую экономию топливно-энергетических ресурсов (ТЭР) за счет нормирования энергопотребления и экономического стимулирования отрасли;
- снижение потерь ТЭР за определенный промежуток время за счет проведения энергосберегающих мероприятий, внедрения приборов и систем учета ТЭР;
- снижение энергоемкости производства продукции на предприятии за счет изменения структуры потребления электрической энергии (изменение состава оборудования, системы энергоснабжения, внедрения объектов собственной генерации).

Целевые показатели энергетической эффективности рассчитываются относительно базового энергетического уровня.

Базовый энергетический уровень – количественная характеристика, с которой сравнивается значение энергетической эффективности после внедрения мероприятий энергосбережения на установленном периоде времени.

Базовый уровень может пересматриваться:

- периодически в соответствии с установленным порядком;
- при изменениях в статистических данных.

В Приказе № 425 от 15 июля 2020 г. [15] представлены основные положения, касающиеся рекомендации по определению целевого уровня показателей энергетической эффективности в зависимости от типа ресурсов. Инструментом обеспечения показателей энергетической эффективности является энергоменеджмент. Целевые показатели энергетической эффективности предприятия и значения базового энергетического уровня закладываются при создании мероприятий энергосбережения, включаемых в Систему энергетического менеджмента (далее – Система). Система разрабатывается в соответствии с требованиями международного стандарта ISO 50001:2018 [16] и ГОСТ Р ИСО 50001–2023 [17]. Под Системой понимается совокупность элементов предприятия: политики предприятия, его стратегических целей и задач, базовых энергетических уровней и показателей энергетической эффективности, правил управления рисками производственных и вспомогательных процессов. Другими словами, Система включает в себя решение задач на различных уровнях деятельности промышленных предприятий: производственном, организационном, регуляторном, информационном [18]. На Рисунке 2 представлена онтологическая схема взаимосвязи между энергетической эффективностью и Системой, составленная на основании ISO 50001:2018 [16] и ГОСТ Р ИСО 50001–2023 [17].

Система анализирует показатели энергетической эффективности на основании базового энергетического уровня, текущих показателей энергетической эффективности, статистических данных использования ТЭР, стратегических целей предприятия, результатов проведения аудитов и показателей производственных процессов. Система рассчитывает, актуализирует, поддерживает и улучшает текущие показатели энергетической эффективности на основании. Также целями Системы является снижение затрат на электрическую энергию, улучшение показателей экологических процессов и оценка использования ТЭР. На основании статистических

данных, значениях показателей энергетической эффективности Система оценивает актуальность базового энергетического уровня.

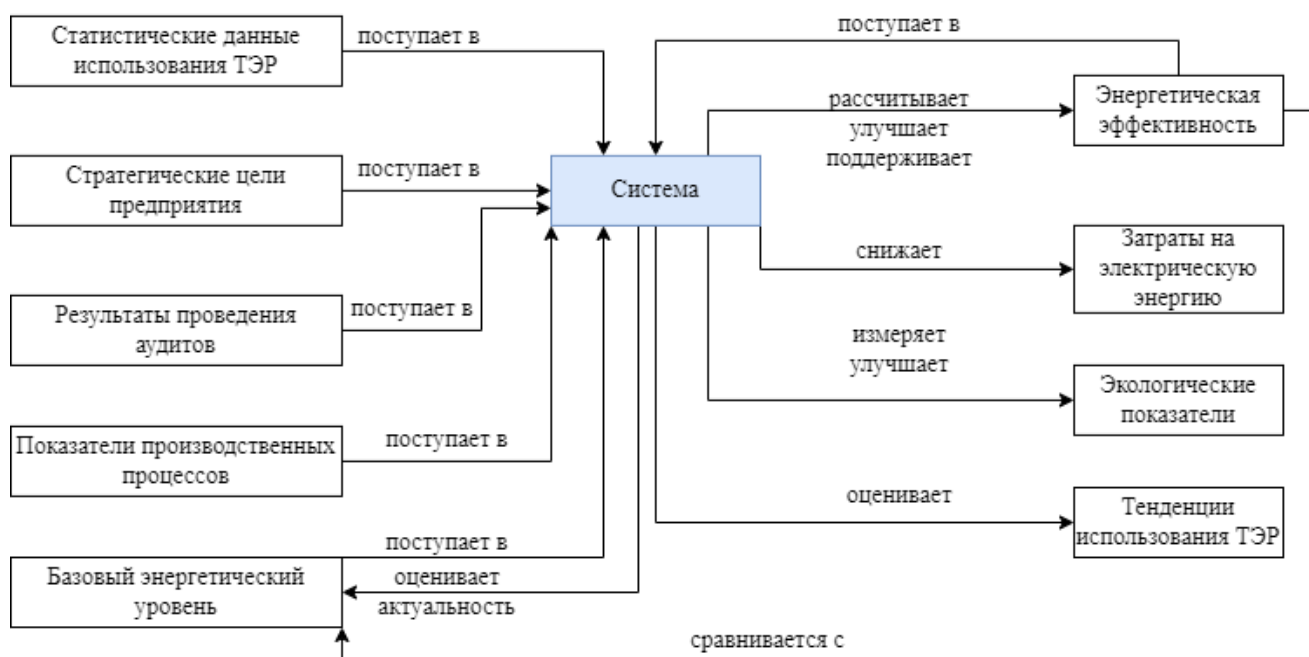


Рисунок 2 – Онтологическая схема взаимосвязи между энергетической эффективностью и Системой

1.3 Системы энергетического менеджмента на предприятиях нефтегазовой промышленности

В данной диссертации рассматривается электротехнический комплекс предприятий нефтегазовой промышленности. Электротехнический комплекс может быть определен как электротехническая система, объединяющая в себе электротехнические устройства, объединённых общим режимом и предназначенных для выполнения определенных задач производственных процессов [19]. Т. к. производственные процессы отличаются в зависимости от направления деятельности нефтегазодобывающего предприятия, электротехнический комплекс нефтегазовых предприятий также отличается в зависимости от направления деятельности. На Рисунках 3, 4 представлены направления деятельности предприятий нефтегазодобывающей промышленности, связанные с добычей нефти и газа, соответственно [20, 21].

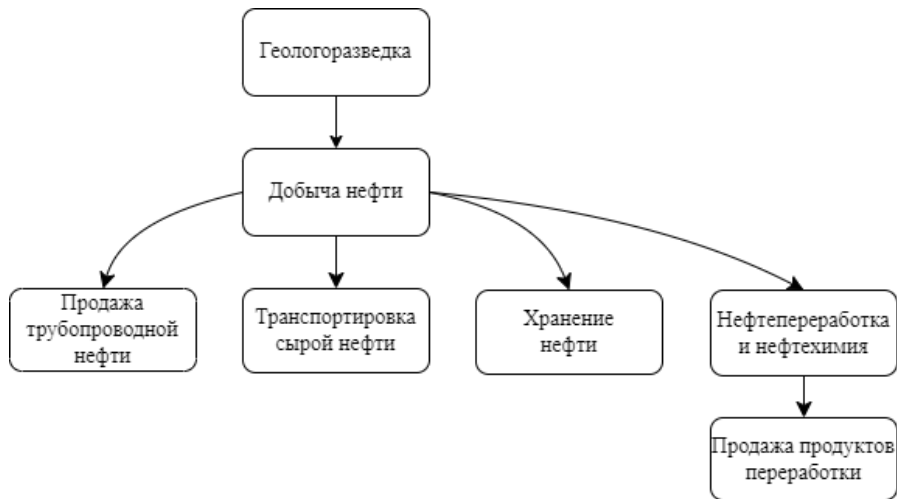


Рисунок 3 – Направления деятельности, связанные с нефтью

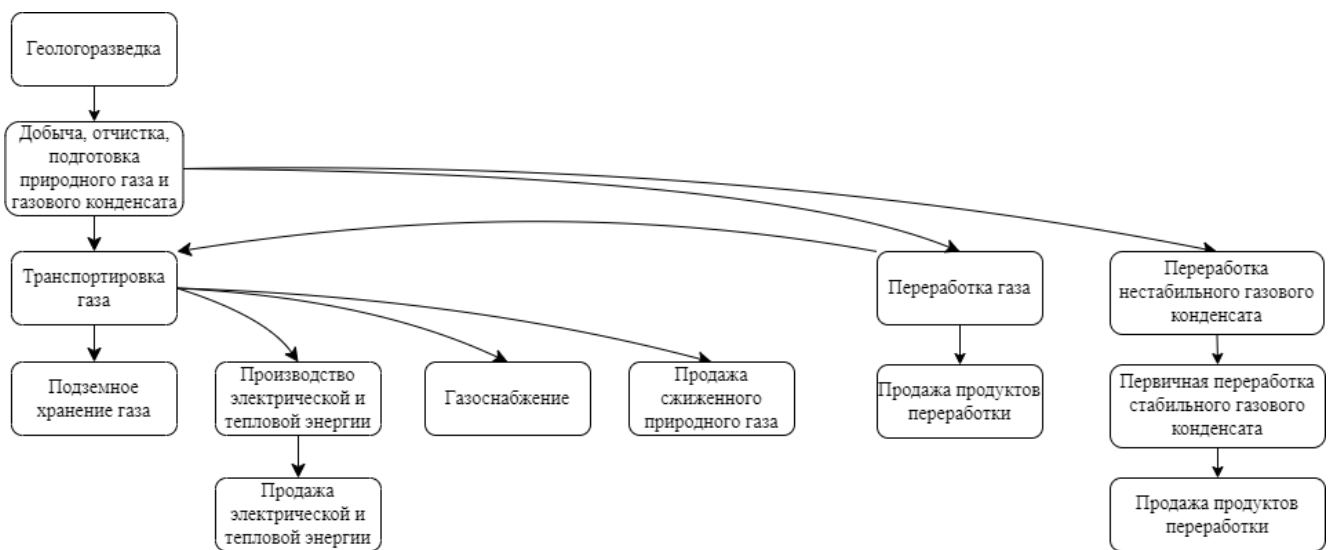


Рисунок 4 – Направления деятельности, связанные с природным газом и газовым конденсатом

Анализ режимов работы оборудования на предприятиях нефтегазовой промышленности различных направлений необходимо проводить для предварительной оценки эффективности внедрения различных мероприятий энергосбережения. Например, производственные процессы геологоразведки, включают [20]:

- геологические работы;
- подготовку к поисковому бурению;
- поиски месторождений;
- процессы бурения.

При разработке мероприятий по энергосбережению необходимо учитывать, что длительность и сложность представленных процессов невозможно прогнозировать из-за влияния комплекса геологических факторов, включающих:

- обвалы пород;
- поглощение промывочной жидкости (явление, при котором жидкость, закачиваемая в скважины, поглощается пластом);
- искривление скважин (отклонение ствола скважин от вертикального);
- газо-, нефте-, водопроявления.

Процесс добычи нефти и газа включает в себя три этапа [22]:

- движение нефти и газа по пласту к скважинам под создаваемой разностью давлений;
- эксплуатация скважин (движение нефти и газа от забоев скважин до их устьев на поверхности);
- сбор продукции скважин и подготовка нефти и газа к транспортированию потребителям.

На Рисунке 5 представлено оборудование, эксплуатируемое на различных стадиях процесса добычи нефти и газа. Рисунок 5 был создан на основании описанных процессов в книгах [20, 22]. Зеленым цветом выделены ячейки с оборудованием, потребление электрической энергии которых можно спрогнозировать.

Разработка нефтяных и газовых месторождений связана с необходимостью:

- поддержания пластового давления с помощью заводнения, закачки газа в газовую шапку пласта;
- повышения проницаемости пласта и призабойной зоны с помощью солянокислотной обработки призабойной зоны пласта, гидроразрыва пласта.

При разработке месторождений нельзя прогнозировать взрывные работы и работы, связанные с химической обработкой из-за влияния геологических факторов и высокой стохастичности процессов. Таким образом, оценка энергетической эффективности, связанная с потреблением ресурсов, может быть оценена только для определенных процессов.

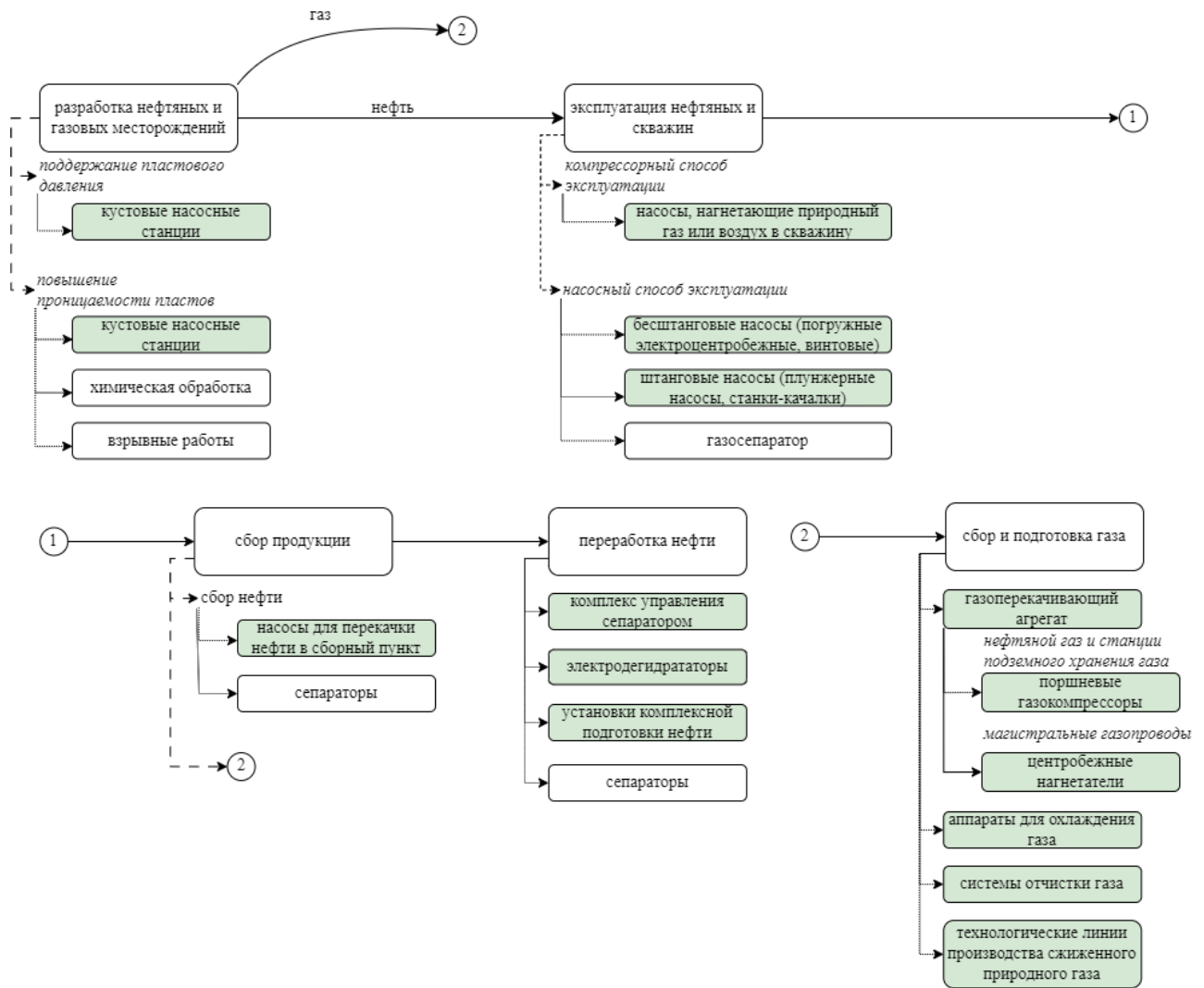


Рисунок 5 – Оборудование, эксплуатируемое на различных стадиях процесса добычи нефти и газа

Оборудование, используемое на этапе эксплуатации нефтяных скважин, отличается в зависимости от способа эксплуатации.

Фонтанный способ – способ, при котором нефть фонтанирует, поднимаясь на поверхность по насосно-компрессорным трубам за счет пластовой энергии.

Компрессорный способ – способ, при котором нефть из пласта на поверхность осуществляется сжатым газом, нагнетаемым в колонну подъемных труб.

Насосный способ – способ, при котором подъем нефти из скважин на поверхность осуществляется штанговыми (плунжерные, станки-качалки) и бесштанговыми насосами (погружные электроцентробежные насосы, погружные винтовые насосы).

Все газовые скважины эксплуатируются фонтанным способом.

В зависимости от величины месторождения номинальная мощность электроцентробежных насосов может варьироваться от 23 кВт до 202 кВт. В зависимости от марки насоса и номинальной мощности коэффициент полезного действия (КПД) может варьироваться от 23,5% до 51,5%. При эксплуатации электроцентробежных насосов и расчете показателей энергетической эффективности необходимо учитывать, что при откачке электроцентробежными насосами пластовой жидкости со свободным газом, может происходить падение их напора и КПД. При превышении содержания свободного газа на входе насос 25%, перед насосом устанавливают газосепаратор.

При эксплуатации погружными винтовыми насосами, в стволе скважины устанавливают винтовой насос с погружным электродвигателем. Мощность электродвигателя может варьироваться от 5,5 кВт до 32 кВт с КПД от 38,6% до 49,8%, соответственно.

Из нефтяных скважин извлекается смесь, состоящая из нефти, попутного нефтяного газа, воды и механических примесей. Сбор продукции осуществляется насосами для перекачки нефти в сборный пункт. В системах сбора нефти устанавливают сепараторы. После сепарирования нефти и нефтяного газа процесс разделяется на переработку нефти и переработку нефтяного газа.

В процессе переработки нефти используются:

- электрообессоливающая установка на этапе подготовки нефти к переработке;
- ректификационная колонна и установки комплексной подготовки нефти на этапе первичной переработки нефти;
- оборудование для термической и каталитической переработки на этапе вторичной переработки нефти;
- системы очистки нефтепродуктов для получения светлых нефтепродуктов и топочного мазута на нефтеперерабатывающих заводах.

Процесс переработки газов на газоперерабатывающих заводах включает пять стадий:

- подготовка газа к переработке;
- компримирование газа до необходимого давления;

- отбензинивание газа;
- разделение нестабильного бензина на газовый бензин и чистые углеводороды;
- производство, хранение и отгрузка сжиженного природного газа.

Процессы обеспечиваются работой оборудования компрессорных станций: газоперекачивающих агрегатов (поршневые газомотокомпрессоры, центробежные нагнетатели), аппаратов для охлаждения газов, систем отчистки газа, вспомогательных систем производственного назначения (системы водоснабжения, связи).

Газоперекачивающий агрегат – энергетическая установка, предназначенная для компримирования (сжатия) природного газа, поступающего на компрессорную станцию по магистральному газопроводу.

Аппарат для охлаждения газа – оборудование, которое используется для охлаждения или конденсации газа после его компримирования с помощью воды или воздуха.

В качестве газоперекачивающих агрегатов применяются поршневые газоконпрессоры или центробежные нагнетатели. Поршневые газоконпрессоры представляют собой агрегаты, объединяющие привод и компрессор для сжатия газа. Номинальная мощность данного типа газоперекачивающих агрегатов может составлять от 990 кВт до 25000 кВт. На магистральных газопроводах пропускной способностью более 10 млн м³ применяют центробежные нагнетатели с газотурбинным приводом или электроприводом.

Наиболее распространёнными аппаратами для охлаждения газа являются аппараты воздушного охлаждения, в качестве привода вентиляторов которых используются электродвигатели мощностью от 10 кВт до 100 кВт.

Транспортировка углеводородов возможна с использованием железнодорожного, водного, автомобильного и трубопроводного транспорта. В рамках данной диссертационной работы в качестве способов транспортировки углеводородов рассматривается только трубопроводный транспорт.

Магистральный нефтепровод включает в себя проводящие трубопроводы, головную и промежуточные нефтеперекачивающие станции, конечный пункт. Головная нефтеперекачивающая станция предназначена для приема нефти с

промыслов, смешения или разделения нефти. Промежуточные нефтеперекачивающие станции служат для обеспечения перекачки нефти. При расчете показателей энергетической эффективности нефтеперекачивающей станции необходимо учитывать режимы работы подпорной и магистральной насосной, содержащих центробежные насосы номинальной мощностью от 400 кВт до 8000 кВт, регуляторов давления, очистных устройств, котельной, понизительной подстанции, объектов водоснабжения и водоотведения, подсобных и административных помещений.

Магистральный газопровод состоит из:

- компрессорных станций, назначением которых является перекачка газа, его очистка от примесей и осушка;
- газораспределительных станций;
- подземных хранилищ газа.

Состав оборудования компрессорных станций был рассмотрен ранее. На газораспределительных станциях происходит очистка газа, его одоризация и понижение давления.

Т. к. газ по газопроводу подается в одном и том же количестве, исходя из среднесуточного расхода, в одни периоды времени возможна нехватка газа или его избыток. Для компенсации неравномерности газопотребления используют подземные хранилища газа: в часы избытка газа данный избыток аккумулируется в хранилищах газа, в часы нехватки газ поставляется из магистрального газопровода и из хранилищ газа.

В статьях [23, 24] проводился анализ структуры электротехнических комплексов предприятий нефтегазовой промышленности, среди которых выделяются:

- территориальная распределенность объектов, участвующих в одном производственном процессе;
- зависимость производственных процессов от сезона.

При разработке мероприятий по энергосбережению необходимо учитывать направление деятельности предприятия, структуру и особенности электротехнического комплекса. Мероприятия энергосбережения по повышению энергетической эффективности производственных процессов включаются в Систему

энергетического менеджмента. основополагающим документом Системы, в котором отражаются основные стратегические цели внедрения системы и принципы их реализации является Политика компании в области повышения энергетической эффективности и энергосбережения (далее – Политика) [25, 26]. На основании Политики разрабатывается Программа энергосбережения и повышения энергетической эффективности (далее – Программа) на три года, которая включает в себя описание основных мероприятий энергосбережения и целевые параметры энергетической эффективности для каждого планируемого периода, включаемые в Систему [27]. Общие требования по применению Системы отражаются в требованиях и руководствах по применению Системы [28]. На Рисунке 6 представлена блок-схема создания Системы.

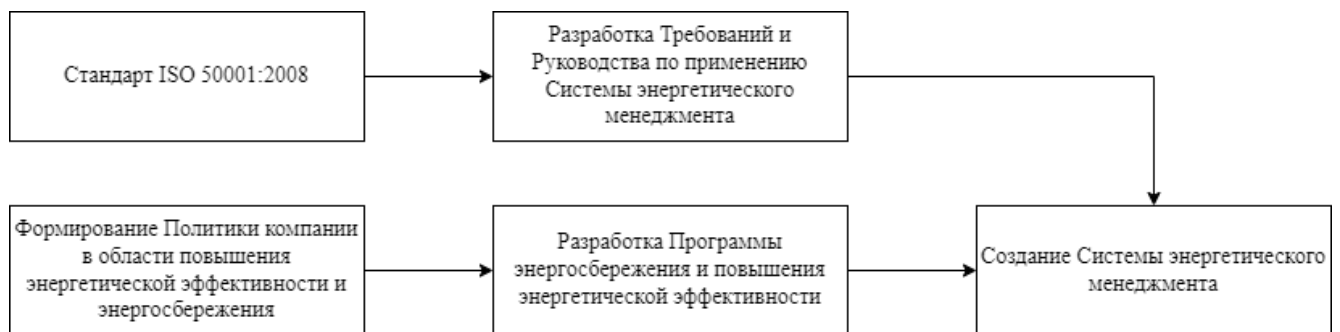


Рисунок 6 – Блок-схема создания Системы

Стратегическими целями предприятий нефтегазовой промышленности, включаемых в Политику, является [25, 26]:

- повышение энергетической эффективности предприятий нефтегазовой промышленности на основе эффективного управления производственными процессами;
- оптимизация уровня удельных затрат за счет нормирования и экономии энергетических ресурсов;
- уменьшение негативного воздействия на окружающую среду;
- совершенствование процесса управления энергосбережением при осуществлении всех видов производственной деятельности.

Развитие Системы связано с оценкой возможных рисков, связанных с различными производственными и вспомогательными процессами предприятия

нефтегазовой промышленности и их последствий, связанных с производственными процессами. На основании оценки последствий рисков определяются мероприятия энергосбережения, включаемых в Программу. В настоящее время Программа описывает внедрение Системы на предприятия следующих направлений деятельности [29]:

- добыча углеводородов;
- транспортировка углеводородов;
- подземное хранение, переработка и распределение природного газа;
- энерговодоснабжение.

Система не внедряется на объекты геологоразведки и разработки месторождений из-за невозможности точного учета геологических факторов.

В качестве целевых показателей экономии ТЭР выбираются:

- экономия природного газа;
- экономия электрической энергии;
- экономия тепловой энергии.

Для достижения показателей экономии ТЭР создается перечень мероприятий по энергосбережению и повышению энергетической эффективности. К мероприятиям, касающимся экономии электрической энергии, обычно относят [27, 29]:

- строительство объектов с высокими показателями энергоэффективности (например, замена электростанций с дизельными двигателями на газотурбинные);
- выбор оптимального режима работы оборудования (например, оптимизация системы рекуперации и использование вторичных энергоресурсов в производственных процессах);
- оптимизацию работы скважин;
- модернизацию объектов с целью сокращения расходов ТЭР и снижения выбросов газа;
- внедрение технологий для оптимизации режима работы систем электроснабжения.

Сложностью внедрения Систем и разработки мероприятий энергосбережения для повышения показателей энергетической эффективности является необходимость учета производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности, влияние данных процессов друг на друга.

1.4 Применение мультиагентного подхода для создания

Для решения задачи моделирования множества сложных производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности возможно использование мультиагентного подхода [30].

Мультиагентный подход – методология решения путем концептуализации объекта, как слабосвязанных автономных объектов (агентов), которые взаимодействуют друг с другом для достижения поставленных целей [31, 32]. Под *агентом* понимается объект, который получает данные от окружающей среды и воздействует на неё.

На основании мультиагентного подхода можно создать *мультиагентную систему* (МАС), которая определяется как система, состоящая из нескольких взаимодействующих агентов. Агенты являются автономными объектами, которые могут воспринимать окружающую среду через датчики или входные данные, делать выводы о ней и действовать на нее через исполнительные механизмы или выходные данные для достижения своих целей. На Рисунке 7 представлена концептуальная структура агента [33].

Ключевой характеристикой МАС является наличие нескольких агентов, каждый из которых имеет разные цели, возможности и механизмы взаимодействия друг с другом для достижения индивидуальных целей и глобального решения [34].

Термины *мультиагентная система* и *мультиагентный подход* связаны, но относятся к различным аспектам изучения и применения агентов. При обсуждении термина *мультиагентная система* основное внимание уделяется *системе* в целом, механизмам взаимодействия между агентами и агентами и окружающей средой [35]. Применение *мультиагентного подхода* связано с рассмотрением *механизмов* распределения задач между агентами, координации их действий и управления их взаимодействием для достижения индивидуальных и общей целей.

Таким образом, *мультиагентная система* — это тип системы, которая состоит из нескольких взаимодействующих агентов, а *мультиагентный подход* — это методология решения проблем путем декомпозиции производственных процессов и объектов на агентов и взаимодействия между ними. Различие заключается в том, на чем сосредоточено внимание: на самой системе или на методологии проектирования и анализа систем [36, 37].

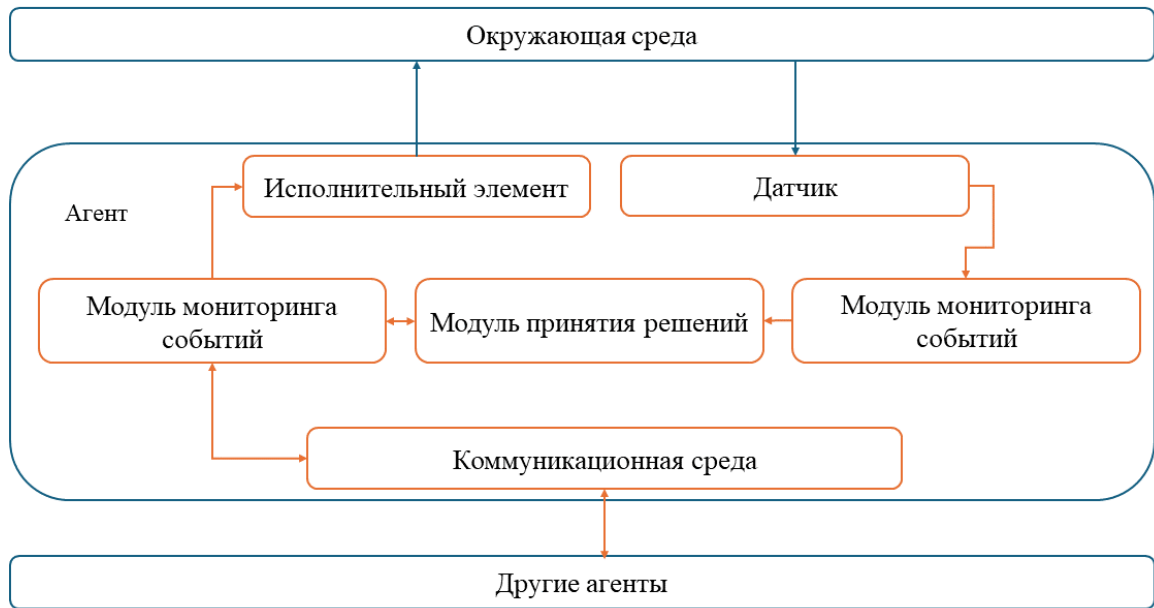


Рисунок 7 – Структура агента и каналов его взаимодействия с другими агентами и окружающей средой

Мультиагентный подход применяется для различных задач оптимизации работы электротехнических комплексов и систем.

В статьях [38, 39] рассматривается применение МАС в задаче оптимизации потребления электрической энергии в системе электроснабжения. Для решения задачи проектируется МАС, состоящая из трёх уровней и агентов, представленных в Таблице 1.

В статьях [40, 41] предлагается внедрение МАС для автономной работы микросети, где в качестве агентов рассматривается агент нагрузки, агент собственной генерации, агент накопителя и агент сети. Общей целью МАС является обеспечение надежного снабжения электрической энергией потребителей. Создание МАС позволяет автоматизировать процесс решения

задачи по нахождения общего решения, которое было бы оптимально для различных объектов системы.

Таблица 1 – Описание МАС в задаче оптимизации потребления электрической энергии

Уровень	Агент	Цель
Потребители электрической энергии	Агенты хозяйства, описывающие структуру потребления: объекты потребления, собственной генерации, аккумуляторные батареи	Минимизация общих затрат на электрическую энергию для каждого агента хозяйства в зависимости от его структуры
Микросеть (генерирующий поставщик)	Агенты хозяйств первого уровня Агент микросети	Максимизация использования собственной генерации агентами хозяйств путем определения политики ценообразования
Внешняя сеть	Агенты микросети Агент распределения электрической энергии от внешней сети	Выработка генерации для нескольких микросетей с учетом спроса и цены в микросетях

В статьях [42, 43] МАС используется для прогнозирования и контроля за потреблением электрической энергии микросетей в зависимости от тарифов, показателей качества электрической энергии, аномалий в системе электроснабжения. На основании ретроспективы агенты осуществляют прогнозирование потребления электрической энергии, и в зависимости от тарифов, спроса на потребление во внешней сети, функции оптимизации для микросети агенты нагрузки формируют управляющее воздействие на потребителей электрической энергии.

В статьях [44–46] МАС используется для диспетчеризации системы энергоснабжения с собственной генерацией. В Таблице 2 представлены агенты МАС для диспетчеризации системы.

В статье [47] предложено применение МАС для адаптации выработки объектов генерации на базе возобновляемых источников энергии с учетом нестабильного характера их выработки. Агенты собственной генерации

принимают решения на основании трендов энергетического профиля потребления электрической энергии и выработки объектов собственной генерации.

Таблица 2 – Описание МАС в задаче диспетчеризации системы

Агент	Цель
Агент собственной генерации	Увеличение точности прогнозирования выработки электрической энергии с учетом стохастичности генерации на возобновляемых источниках энергии Снижение выбросов углерода
Агент накопления электрической энергии	Стабилизация управления накопителями электрической энергии Обеспечение надежности системы электроснабжения
Агент нагрузки	Снижение затрат на электрическую энергию
Агент сети	Обеспечение надежности системы электроснабжения Поддержание баланса мощности в системе энергоснабжения Обеспечение высоких показателей качества электрической энергии

В статье [48] приводится исследование, в котором МАС разрабатывается для распределенного управления изолированными микросетями. Применение агентов микросети, взаимодействующих с вторичным оборудованием, позволяет повысить устойчивость системы в случае изменения её топологии, решить проблему совместимости оборудования разных поставщиков на уровне агентов.

В статье [49] приводится исследование, в котором МАС предлагается для работы в микросетях, состоящей из нагрузки и аккумуляторной системы хранения энергии. Агент микросети управляет микросетью на основании информации от агента-накопителя и агента-нагрузки. Целью агента-накопителя является поддержание оптимального уровня заряда накопителя. Агент-накопитель передает агенту микросети информацию об уровне заряда накопителя. Целью агента нагрузки является снижение затрат на электрическую энергию с учетом плана потребления с использованием информации о ценообразовании в системе и алгоритма реагирования на резкое изменение тарифа в сети. Агент нагрузки передает информацию о фактическом и плановом потреблении агенту микросети.

В статье [50] предложено решение с использованием МАС для управления многоточечной распределенной системой хранения энергии, основанной на

многоагентном совместном управлении. С помощью предлагаемого метода удается модернизировать стратегии управления каждой системы накопителей за счет информационной связи между агентом накопителя и агентом системы энергоснабжения через агентов-координаторов, что позволяет координировать управление всей системой накопления электрической энергии для обеспечения показателей надежности и качества электрической энергии с учетом данных о состоянии накопителя.

В статьях [51, 52] предлагается использовать МАС для обеспечения координации между агентами умной сети. В данном случае МАС решает проблему прогнозирования потребления электрической энергии системой, включающей в себя потребителей, стохастически подключающихся к системе.

В статье [53] предлагается использование МАС для создания алгоритма самовосстановления в распределенных сетях для обеспечения их надежного электроснабжения. Алгоритм позволяет обнаруживать неисправности и автоматически восстанавливать системы после возникновения аварии. Особенностью алгоритма является его способность объединять агентов сети с зональными и фидерными агентами, предназначенными для самовосстановления системы.

Применение мультиагентного подхода и мультиагентных систем для задач, связанных с обеспечением надежности микросетей и систем электроснабжения, описываемых разными процессами и имеющими различные объекты (объекты потребления, генерации, накопления), позволяет предположить, что данный подход может быть применен при создании методов повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности.

1.5 Основные положения по краткосрочному прогнозированию электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности

В данной диссертационной работе апробация методов, созданных с помощью мультиагентного подхода, апробируется в задаче краткосрочного прогнозирования электрической энергии предприятий нефтегазовой промышленности. Под

краткосрочным прогнозированием потребления электрической энергии предприятием понимается планирование режимов работы электроэнергетической системы (ЭЭС) на сутки вперед [54].

Кроме краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии в электроэнергетике определяются оперативный, среднесрочный и долгосрочный типы прогнозирования. Под оперативным прогнозированием понимается управление ЭЭС в горизонте до 6 ч [55]. Под среднесрочным прогнозированием понимается планирование режимов работы ЭЭС на период от 1 месяца до года [56]. Под долгосрочным прогнозированием понимается прогнозирование потребления электрической энергии на долгосрочный период от 1 года до 20 лет в целях формирования генеральной схемы развития ЭЭС [57].

В Таблице 3 представлено краткое описание типов прогнозирования потребления электрической энергии [17,54–57].

Таблица 3 – Типы прогнозирования потребления электрической энергии

Тип	Горизонт	Цель
Оперативный	<1 или <6 часов	Оперативное управление ЭЭС, управление потоками мощности, диспетчерское управление балансом генерации и потребления
Краткосрочный	1–7 суток	Планирование режимов работы ЭЭС и работы на рынках электроэнергии на сутки вперед
Среднесрочный	1–12 месяцев	Предварительное планирование потребления и генерации ЭЭС
Долгосрочный	1–20 лет	Проектирование ЭЭС, технико-экономическое обоснование строительства электрических станций

Все типы прогнозирования электрической энергии осуществляются Системным оператором. Краткосрочное прогнозирование осуществляется на оптовом рынке электрической энергии и мощности на рынке на сутки вперед на основании заявок поставщиков и покупателей электрической энергии за сутки до реальной поставки электрической энергии с определением цен и объемов поставки

на каждый час наступающих суток. На рынке на сутки вперед цена зависит от часа суток, дня недели, периода года [55].

Таким образом, генерирующим поставщикам и предприятиям, работающим на оптовом рынке электрической энергии и мощности необходимо представлять прогнозный график потребления электрической энергии на сутки вперед. В соответствии с Регламентом подачи ценовых заявок участника оптового рынка [58] участники оптового рынка обязаны подавать ценовую заявку на планирование объема потребления электрической энергии в администратор торговой сети не ранее чем за 90 календарных дней и не позднее 13 часов до операционных суток по времени ценовой зоны подать. Ценовая заявка при этом должна содержать график прогноза потребления электрической энергии предприятием, функционирующим на оптовом рынке электрической энергии.

Многие страны вводят экономические стимулы для развития ценозависимого потребления электрической энергии [59–61]: тарифы оптового рынка электрической энергии и мощности стимулируют потребление вне часа пиковой нагрузки системы, повышение точности прогнозирования потребления электрической энергии. Так одна из частей тарифа на электрическую энергию зависит от отклонения фактического потребления от прогнозного в большую или меньшую сторону [62].

При подключении к оптовому рынку электрической энергии и мощности предприятия нефтегазовой промышленности могут получать выгоду от более низких тарифов, чем при подключении к розничному рынку при учете точного прогнозирования электропотребления. Таким образом, задача прогнозирования электропотребления становится важной не только для Системного оператора, но и для предприятий нефтегазодобывающей промышленности.

При этом необходимо отметить, что кроме экономической составляющей, краткосрочное прогнозирование потребления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности, может также привести к:

- оптимизации графика потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности за счет регулирования нагрузки (в том

числе с помощью выравнивания нагрузки на систему электроснабжения и снижения потерь в ней);

- оптимизации режимов работы объектов собственной генерации и объектов накопления электрической энергии;
- повышению эффективности процесса планирования и повышению обоснованности управленческих решений на предприятиях нефтегазовой промышленности.

Оптимизация режимов работы объектов собственной генерации и объектов накопления электрической энергии становится возможной, т. к. назначением данных объектов является управление графиком потребления электрической энергии, покрытие собственных нужд в электрической энергии и обеспечения качества электроснабжения: повышение точности прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности может привести к повышению эффективности управления объектами собственной генерации и объектами накопления электрической энергии [17].

Т. к. графики потребления предприятий нефтегазовой промышленности зависят от сезонного фактора, плана добычи/транспортировки, они имеют высокую аperiodическую составляющую электрической нагрузки. Учет аperiodической составляющей возможен при учете множества производственных факторов, поэтому процесс прогнозирования электропотребления является трудозатратным [63–65]. Внедрение системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности может привести к повышению точности учета показателей производственных процессов.

1.6 Методы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии

Методы краткосрочного прогнозирования графика электропотребления можно разделить на детерминированные (статистические) методы и методы машинного обучения.

К первым относятся сезонные модели и методы на основе авторегрессии. Сезонные модели являются классом статических моделей, которые используются для прогнозирования краткосрочных временных рядов, в которых присутствуют циклические сезонные тенденции. К компонентам сезонной модели относят [66]:

- сезонные индексы, представляющие отношение среднего значения временного ряда в определенный сезон к общему значению ряда;
- сезонную декомпозицию, представляющую статистические показатели, анализирующие тренд и сезонность.

Для учета сезонности применяют модели:

- сезонное экспоненциальное сглаживание, которая прогнозирует временной ряд (в том числе потребление электрической энергии) на основании взвешенной линейной суммы прошлых наблюдений, статистических данных сезонности и тренда, рассчитываемой на основании сглаживания трендов и сезонности [67];
- сезонное разложение временных рядов, которая раскладывает временные ряды на трендовые, сезонные и остаточные компоненты [68];
- пространства состояний экспоненциального сглаживания, которая является обобщением модели сезонного экспоненциального сглаживания с включением вариантов аддитивной или мультипликативной сезонности, различных вариантов сглаживания трендов и сезонности [69].

Наиболее используемыми методами на основе авторегрессии являются ARMA (авторегрессионное скользящее среднее) и ARIMA (авторегрессионное интегрированное скользящее среднее). Оба метода основаны на предположении, что любое значение временного ряда можно спрогнозировать, используя линейную комбинацию его прошлых значений (авторегрессия), прошлых ошибок (скользящее среднее). В методе ARIMA также учитывается значение его разностных значений (интеграция) [70, 71].

К группе методов с использованием авторегрессии также можно отнести и алгоритмы, использующие различные виды фильтрации сигналов, такие как

фильтр Калмана [72] или вейвлет-преобразование [73], на основе которых строится прогноз.

Достоинствами методов машинного обучения является возможность учета большого количества факторов, в том числе метеорологических [74–76] и производственных [77], и зависимостей между ними [78]. Сравнение различных метрик (средней абсолютной ошибки, средней относительной ошибки по модулю и среднеквадратичной ошибки) результатов, полученными методами машинного обучения по сравнению с результатами, полученными детерминированными показаны в работах [63, 79, 80]. Результаты работ показали, что применение методов машинного обучения демонстрирует точность, большую на 10–15 % по сравнению с точностью детерминированных методов. Как правило, наилучшие результаты достигаются с помощью нейросетевых моделей [81–83], включая рекуррентные [63, 84] и глубокие нейронные сети [82, 85, 86], ансамбли деревьев решений [64, 75, 87].

Прогнозирование электропотребления промышленных предприятий (в том числе предприятий нефтегазовой промышленности) отличается от прогнозирования крупных энергосистем (города или региона), главным образом, менее выраженной периодичностью графика и большей дисперсией, что связано с суммированием электропотребления большого числа объектов при работе с крупными энергосистемами. Средняя точность прогноза электропотребления энергосистем находится в пределах 98–98 %, как показано в соответствующих работах для объединенной энергосистемы Урала [87], Алтайского края [76], объединенной энергосистемы Сибири [88], Монголии [89]. Для промышленных предприятий такая точность часто является недостижимой из-за необходимости точного учета разных параметров технологического процесса, и точность прогноза потребления электрической энергии может составлять 60 %. В работе [90] показано, что для ряда предприятий невозможно построить приемлемый прогноз без использования точных данных о загруженности предприятия. Однако не на всех предприятиях возможно спланировать загрузку предприятия в виде почасового графика с высокой точностью. Например, в угледобывающей

промышленности или на предприятиях, связанных с геологоразведкой это невозможно из-за влияния геологических факторов на производственные процессы предприятий [91].

В качестве примера исследований, посвященных прогнозированию потребления электрической энергии промышленными предприятиями, можно отметить приведенные выше статьи [63, 64, 91], но в них не учитываются метеорологические и производственные факторы. В работах [92, 93] рассматривается задача прогнозирования помесячных значений потребления электрической энергии промышленными предприятиями, которая существенно отличается от краткосрочного почасового планирования потребления электрической энергии промышленными предприятиями, т. к. при среднесрочном прогнозировании влияние производственных факторов на результат прогнозирования потребления электрической энергии минимизировано. В статье [94] анализируется влияние температуры, номера дня и ретроспективы потребления на прогноз потребления электроэнергии коммерческим предприятием, однако, используются данные лишь за один год. Учёт технологических факторов производственных предприятий в существующих исследованиях не рассматривается. Исключением является статья [77], но объектом её исследования являются предприятия не нефтегазовой промышленности, а из производственных факторов учитываются только ремонты.

Отдельно следует выделить важную причину, затрудняющую промышленное внедрение систем, использующих алгоритмы машинного обучения, которой уделяется недостаточное внимание, – низкий уровень доверия результатам моделей машинного обучения, так как они представляют собой «черный ящик», т. е. полученные с их помощью результаты и их принципы работы не интерпретируемы. Пользователю приходится принимать результаты без объяснения. Также проблемой внедрения машинного обучения, как показано в работе [95], является негативное влияние ошибок и искажений во входных данных на точность прогноза, которые невозможно отследить.

Одной из задач данной диссертационной работы является исследование и разработка способов интерпретации результатов моделей краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности с помощью методов объяснимого искусственного интеллекта.

Выводы по главе 1

В ходе исследования уровня развития вопроса повышения энергетической эффективности предприятий нефтегазовой промышленности был выполнен анализ положений ESG-подхода, который позволяет учитывать влияние экологических, социальных и управленческих факторов на устойчивое развитие предприятий, также были рассмотрены основные положения, касающиеся создания Систем энергетического менеджмента на предприятиях нефтегазовой промышленности с учетом особенностей функционирования данных предприятий (направлений их деятельности, в особенности).

Установлено, что остается актуальной проблема разработки методов повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности, требующей необходимость учета различных производственных процессов и их влияния друг на друга.

В настоящий момент ввиду сложности учета технологических процессов на предприятиях нефтегазовой промышленности, в основном, применяются технические меры, требующие значительных капиталовложений. В данной диссертационной работе предложен подход разработки организационных мероприятий с использованием методологии мультиагентного подхода для решения проблем путем декомпозиции производственных процессов и объектов на агентов и взаимодействия между ними.

Одним из методов повышения энергетической эффективности производственных процессов является краткосрочное прогнозирование потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. При внедрении данной системы повышение энергетической эффективности могут быть достигнуты цели:

- оптимизации графика потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности за счет регулирования нагрузки (в том числе выравниванием нагрузки на систему электроснабжения);
- оптимизации режимов работы объектов собственной генерации и объектов накопления электрической энергии;
- повышения эффективности процесса планирования и повышение обоснованности управленческих решений на предприятиях нефтегазовой промышленности.
- минимизации затрат потребление электрической энергии.

Для учета параметров производственных процессов в данной диссертационной работе предлагается внедрение мультиагентного подхода. Данный подход может стать универсальным способом разработки методов повышения методов повышения энергетической эффективности производственных процессов: при применении этого метода каждый производственный процесс может быть декомпозирован на агентов, решающих свои локальные и глобальные цели.

2 АНАЛИЗ ОСОБЕННОСТЕЙ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

Вторая глава посвящена анализу особенностей нефтегазовой промышленности и описанию основных положений, учитываемых при создании системы повышения энергетической эффективности за счет краткосрочного прогнозирования потребления предприятия нефтегазовой промышленности с учетом выделенных особенностей.

2.1 Анализ развития компаний нефтегазовой промышленности

Анализ развития компаний нефтегазовой промышленности проводился на основании статистических данных отчетов 2013–2022 гг. компании «Газпром» [96, 97]. Так как данная компания является одной из крупнейших компаний Российской Федерации, анализ трендов её развития может считаться показательным для всей нефтегазовой промышленности.

Для каждого из направлений деятельности компании «Газпром» (геологоразведка, добыча и транспортировка углеводородов, переработки, подземное хранение газа) был проведен анализ трендов изменений соответствующих параметров и взаимосвязи между ними.

Анализ взаимосвязи между параметрами был проведен с помощью коэффициентов корреляций, рассчитываемых по методу Спирмена и Пирсона [98].

Коэффициент корреляции Спирмена (ранговой корреляции) показывает силу и направление корреляционной связи между двумя признаками и рассчитывается в соответствии с формулой 1.

$$r = 1 - \frac{6 \sum d_i^2}{n \cdot (n^2 - 1)}, \quad (1)$$

где r – корреляционный коэффициент Спирмена, d_i – разница между двумя рангами каждого признака, n – число наблюдений.

Чем ближе значение коэффициента корреляции Спирмена к 1, тем больше положительная монотонная связь между рассматриваемыми переменными. Чем

ближе значение коэффициента корреляции Спирмена к -1 , тем больше отрицательная монотонная связь.

Корреляция Пирсона показывает меру прямолинейной связи между признаками и рассчитывается в соответствии с формулой 2.

$$r = \frac{\sum(x_i - \bar{x}) \cdot (y_i - \bar{y})}{\sqrt{(\sum(x_i - \bar{x})^2) \cdot (\sum(y_i - \bar{y})^2)}} \quad (2)$$

где r – корреляционный коэффициент Пирсона, x_i – значение переменной x , \bar{x} – среднее значение переменной x , y_i – значение переменной y , \bar{y} – среднее значение переменной y .

Чем ближе значение коэффициента корреляции Пирсона к 1 , тем больше положительная линейная зависимость между рассматриваемыми переменными. Чем ближе значение коэффициента корреляции Пирсона к -1 , тем больше отрицательная линейная зависимость.

Анализ производственных показателей направлений геологоразведки, добычи и транспортировки проводился одновременно из-за зависимости данных процессов друг от друга.

Для анализа направления разведки и добычи были выбраны показатели:

- добыча углеводородов (природного газа, нефти и газового конденсата);
- запасы углеводородов (природного газа, нефти и газового конденсата);
- прирост запасов углеводородов (природного газа, нефти и газового конденсата);
- открытие новых месторождений;
- разведочное бурение;
- эффективность бурения.

Для анализа направления транспортировки углеводорода учитывались параметры:

- протяженность магистрального газопровода;
- поступление газа в газотранспортную систему.

В Таблице 4 представлены наиболее показательные корреляции параметров разведки, добычи, транспортировки. В Таблице 4 и далее зеленым показаны ячейки

со значениями коэффициентов корреляции, превышающими 0,50, красным – значения, меньшие –0,50.

Таблица 4 – Коэффициенты корреляции параметров разведки, добычи, транспортировки

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Добыча природного газа, барр	Запас природного газа, барр	0,30	0,13
	Среднесуточная добыча природного газа, млн м ³	1,00	1,00
	Год	0,14	0,13
Запасы природного газа, барр	Год	–0,80	–0,80
Прирост запасов природного газа, барр	Год	–0,43	–0,30
Добыча нефти и газового конденсата, барр	Запас нефти, барр	–0,60	–0,62
	Запас газового конденсата, барр	0,09	–0,60
	Год	0,80	0,90
Запас нефти, барр	Год	–0,70	–0,71
Запас природного газа, барр	Год	–0,80	–0,80
Прирост запасов нефти и газового конденсата, барр	Год	–0,30	–0,25
Открытие новых месторождений углеводородов, шт.	Год	–0,01	–0,2
Разведочное бурение, тыс. м	Год	0,20	0,22
Эффективность бурения, тыс. барр. н. э. / м	Год	–0,30	–0,20
	Прирост запасов природного газа, барр	0,58	0,12
	Прирост запасов нефти и газового конденсата, барр	0,48	0,03
Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	Год	0,10	0,13
	Добыча природного газа, барр	0,96	0,96
Протяженность газопровода, тыс. км	Год	1,00	0,97

Коэффициент корреляции Спирмена между добычей природного газа и годом показывает слабую зависимость, коэффициент корреляции Пирсона показывает нелинейную положительную зависимость. Можно заключить, что добыча природного газа не восполняет запасы природного газа (коэффициент корреляции Спирмена между добычей природного газа и запасами природного газа меньше 0,5, коэффициенты корреляции Спирмена и Пирсона между запасами природного газа и годом показывают сильную отрицательную зависимость ($-0,8$ для обоих показателей), а прирост запасов природного газа оказывается отрицательным. Анализ коэффициентов корреляции добычи нефти и газового конденсата между соответствующими запасами показывает, что, несмотря на повышение добычи нефти и газового конденсата, запасы нефти и природного газа уменьшаются. Это может быть связано с отрицательной обратной линейной связью между эффективностью бурения и годом, несмотря на положительную зависимость между показателями разведочного бурения и годом.

Тренды добычи углеводородов, представленных на Рисунках 8 показывают, увеличение добычи природного газа с 2015 г. до 2019 г. на 20% с последующим снижением на тот же уровень к 2021 г., увеличение добычи нефти и газового конденсата на 16 % с 430,79 млн барр н. э. до 514,04 млн барр н. э. за весь рассматриваемый период. Тренды запасов углеводородов, представленных на Рисунках 9 показывают, постепенное снижение запасов природного газа с 2016 года.

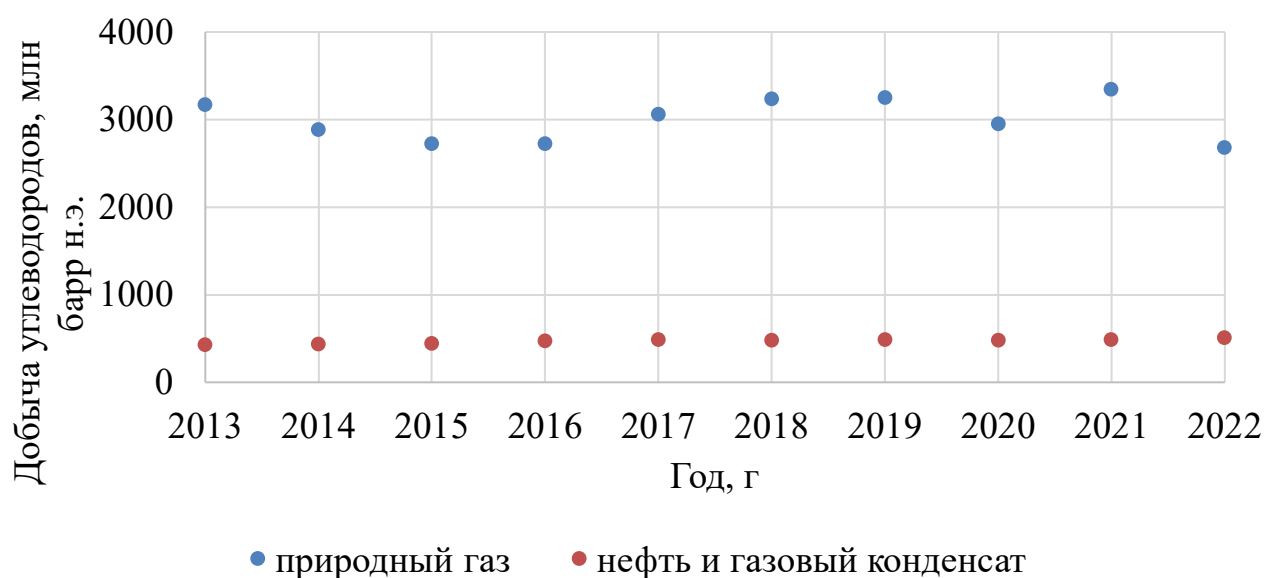


Рисунок 8 – Тренды добычи углеводородов

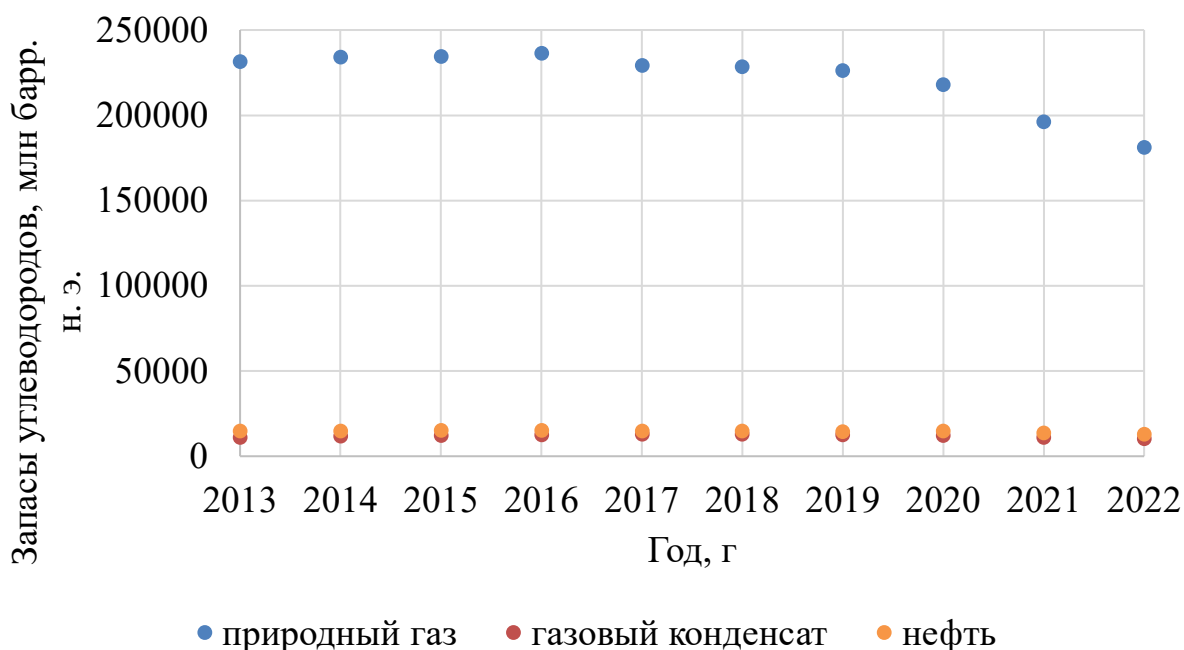


Рисунок 9 – Тренды запасов углеводородов

Анализ показателя добычи углеводородов показал, что природный газ является основным добываемым углеводородом: в среднем за весь рассматриваемый промежуток его добыча составляла 90% от добычи всех углеводородов. Потребителями природного газа являются производители электрической и тепловой энергии (35%), население (11%), нефтегазовая промышленность (15%), коммунальный сектор (8%), сельскохозяйственная промышленность (6%), металлургия (5%).

Анализ отчетов Газпром показал снижение потребления природного газа на 6% с 2021 г. Такой тренд обосновывается метеорологическими факторами, изменяющимися ввиду глобального потепления, геополитическими факторами. Снижение темпов роста спроса на углеводороды и усложнение процесса разведки приводит к уменьшению количества открываемых месторождений, что может привести к дефициту ресурсов.

Анализ корреляций Спирмена и Пирсона для показателей транспортировки природного газа показывает сильную линейную связь с показателями добычи природного газа (оба коэффициента 0,96). На Рисунке 10 представлен тренд изменения показателя протяженности газопровода. Несмотря на снижение добычи природного газа, протяженность магистрального газопровода с 2013 года до 2022 г. увеличилась на 6% (10.4 тыс. км).

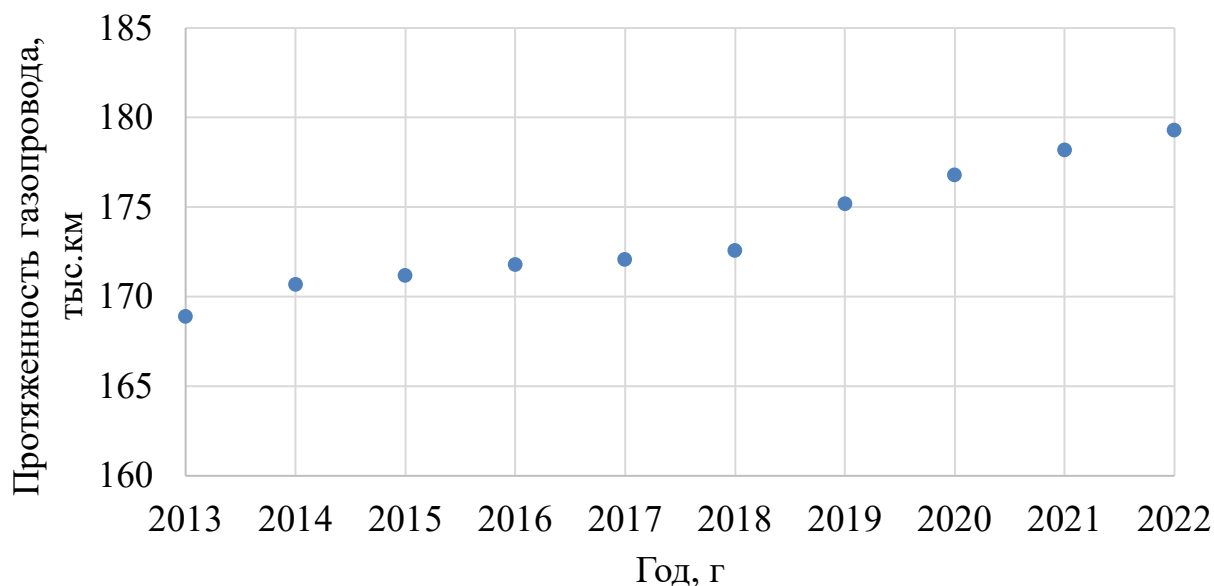


Рисунок 10 – Тренд протяженности газопровода

Для анализа направления подземного хранения газа учитывались параметры:

- количество объектов подземного хранения газа;
- оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора.

Коэффициенты корреляции рассчитываются относительно параметров добыча природного газа и поступление газа в газотранспортную систему, т. к. подземное хранение газа напрямую связано с данными параметрами.

В Таблице 5 представлены наиболее показательные коэффициенты корреляции параметров подземного хранения газа с параметрами добычи и транспортировки.

Показатели количества объектов хранения газа показывают сильную линейную корреляции с годом, оперативный резерв газа также показывает положительный тренд. Слабая положительная корреляция между количеством объектов подземного хранения газа и оперативным резервом природного газа с добычей природного газа может быть объяснена стратегическими приоритетами, которые заключаются в повышении гибкости системы подземного хранения газа, обеспечении мощностями подземного хранения газа дефицитных регионов.

Для анализа процесса переработки углеводородов рассматривались параметры:

- объем переработки природного газа;

- объем переработки нефти и газового конденсата.

Таблица 5 – Коэффициенты корреляции параметров подземного хранения газа с параметрами добычи и транспортировки природного газа

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Количество объектов подземного хранения газа на территории Российской Федерации, шт.	Год	0,87	0,87
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,38	0,39
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,31	0,31
Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	Год	0,26	0,26
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,38	0,40
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,06	0,31

В Таблице 6 представлены наиболее показательные коэффициенты корреляции параметров переработки углеводородов с параметрами добычи углеводородов.

Таблица 6 – Коэффициенты корреляции параметров переработки углеводородов

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Объем переработки природного газа, млрд м ³	Год	0,56	0,72
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,38	0,53
Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	Год	0,81	0,83
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,60	0,67

Положительный тренд объемов переработки углеводородов обосновывается стратегическими приоритетами по реализации проектов по созданию газоперерабатывающих мощностей и улучшения экологических показателей предприятий нефтегазовой промышленности.

Также для анализа влияния процессов различных направлений деятельности предприятий нефтегазовой промышленности на показатели энергетической эффективности была проанализирована их связь с параметрами процесса производства и реализации электрической и тепловой энергии.

В Таблице 7 представлены наиболее показательные коэффициенты корреляции параметров процесса производства и реализации электрической и тепловой энергии.

Таблица 7 – Коэффициенты корреляции параметров производства и реализации электрической и тепловой энергии

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Электрические мощности, МВт	Год	-0,36	-0,40
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,07	0,16
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,01	0,02
	Протяженность газопровода, тыс. км	-0,36	-0,58
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,15	0,23
Производство электрической энергии, млрд кВт·ч	Год	-0,70	-0,60
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,07	0,11
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,48	0,41
	Протяженность газопровода, тыс. км	-0,76	-0,70
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,16	0,23
	Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	-0,12	-0,11

Продолжение таблицы 7

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Производство электрической энергии, млрд кВт·ч	Объем переработки природного газа, млрд м ³	-0,40	-0,57
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	-0,60	-0,54
Экономия электрической энергии, млн кВт·ч	Год	0,82	0,81
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,37	0,32
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,76	0,81
	Протяженность газопровода, тыс. км	0,72	0,33
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,38	0,33
	Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	0,09	0,33
	Объем переработки природного газа, млрд м ³	0,79	0,73
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	0,73	0,60
Тепловая мощность, Гкал/ч	Год	0,24	0,62
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	0,45	0,76
	Добыча природного газа, млрд м ³	-0,02	0,15
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,04	0,38
	Протяженность газопровода, тыс. км	0,35	0,62

Продолжение таблицы 7

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Тепловая мощность, Гкал/ч	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,18	0,01
Производство тепловой энергии, млн Гкал	Год	0,93	0,90
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	0,93	0,24
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,32	0,02
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,28	0,82
	Протяженность газопровода, тыс. км	0,93	0,91
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,31	0,18
Экономия тепловой энергии, тыс. Гкал	Год	-0,05	-0,05
	Добыча природного газа, млрд м ³	-0,16	-0,07
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,23	0,22
	Протяженность газопровода, тыс. км	-0,16	-0,05
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	-0,08	-0,03
	Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	0,30	0,17
	Объем переработки природного газа, млрд м ³	-0,62	-0,62
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	-0,22	-0,30

Анализ коэффициентов корреляций показывает уменьшение электрических мощностей и мощностей производства электрической энергии с одновременным увеличением экономии электрической энергии. На Рисунке 11 представлен тренд изменения экономии электрической энергии.

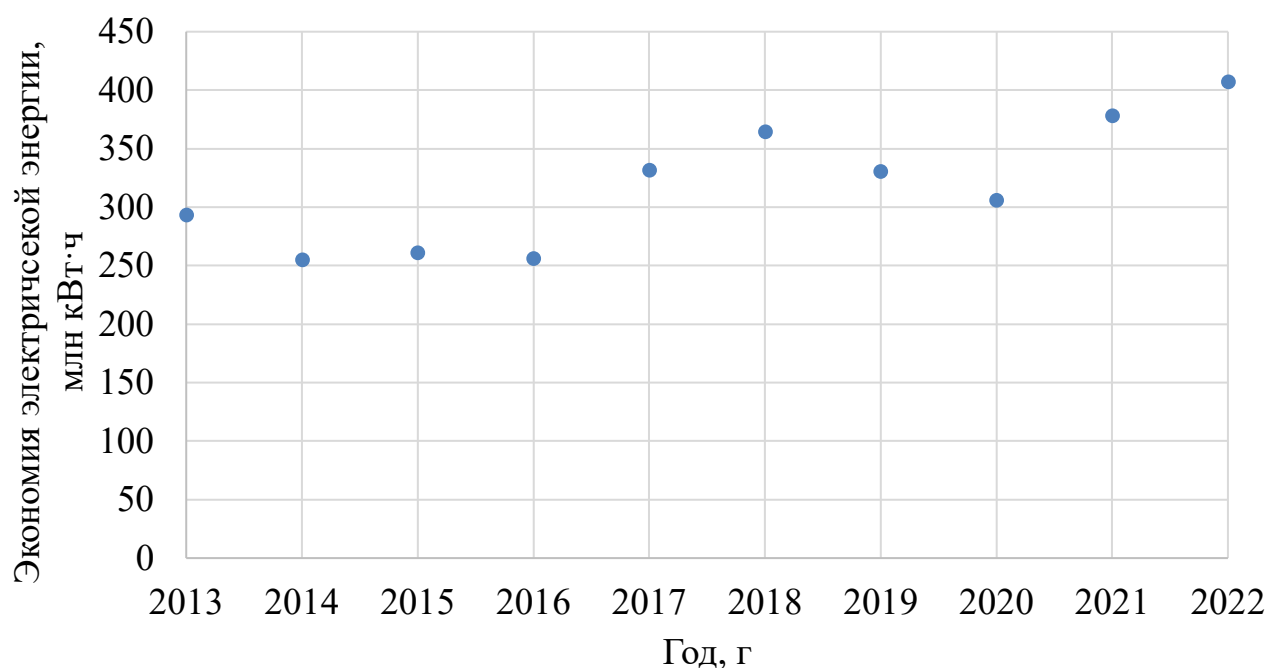


Рисунок 11 – Тренд изменения экономии электрической энергий

Для тепловых мощностей наблюдается обратная закономерность: увеличение тепловых мощностей и производства тепловой энергии при почти не изменяющейся экономии тепловой энергии (коэффициенты корреляции Спирмена и Пирсона составляют $-0,05$). Снижение производства электрической энергии можно объяснить стратегическими приоритетами, которые заключаются в повышении операционной эффективности и оптимизация затрат за счет внедрения мероприятий по оптимизации расходов, внедрения генерирующих объектов с использованием возобновляемых источников энергии, снижения продолжительности продувки скважин, корректировки технологических режимов работы энергоэффективного оборудования, снижения количества электродвигателей без частотного регулирования [25, 26]. Так наблюдается сильная линейная корреляция между экономией электрической энергии, объемом переработки углеводородов и протяженностью газопровода, которая показывает, что

вне зависимости от повышения производственных показателей наблюдается снижение потребления электрической энергии.

Для анализа воздействия предприятий нефтегазовой промышленности на окружающую среду были проанализированы коэффициенты корреляции экологических показателей:

- выбросы загрязняющих веществ (оксид углерода, оксид азота, диоксид серы, углеводороды);
- выбросы парниковых газов в атмосферу;
- площадь нарушенных земель.

В Таблице 8 представлены наиболее показательные корреляции экологических параметров с параметрами различных направлений деятельности.

Таблица 8 – Коэффициенты корреляции экологических показателей

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Выбросы загрязняющих веществ в атмосферу, тыс. т	Год	-0,60	-0,80
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,28	0,31
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	-0,52	-0,60
	Протяженность газопровода, тыс. км	-0,65	-0,60
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,58	0,67
	Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	-0,30	-0,13
	Объем переработки природного газа, млрд м ³	-0,09	-0,64
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	-0,40	-0,64

Продолжение Таблицы 8

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Выбросы парниковых газов в атмосферу, млн т CO ₂ -экв	Год	-0,02	-0,09
	Добыча природного газа, млрд м ³	0,85	0,77
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,19	0,00
	Протяженность газопровода, тыс. км	0,02	-0,19
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	0,93	0,80
	Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	-0,20	-0,01
	Объем переработки природного газа, млрд м ³	0,28	-0,08
	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	-0,12	-0,01
Площадь нарушенных земель в течение года, тыс. га	Год	0,24	0,04
	Добыча природного газа, млрд м ³	-0,50	-0,50
	Добыча нефти и газового конденсата, барр	0,37	0,18
	Протяженность газопровода, тыс. км	0,20	0,28
	Поступление газа в газотранспортную систему, млрд м ³	-0,43	-0,41
	Оперативный резерв газа на объектах подземного хранения газа на начало сезона отбора, млн м ³	0,85	0,74
	Объем переработки природного газа, млрд м ³	-0,26	-0,09

Продолжение Таблицы 8

Параметр 1	Параметр 2	Коэффициент корреляции Спирмена	Коэффициент корреляции Пирсона
Площадь нарушенных земель в течение года, тыс. га	Объем переработки нефти и газового конденсата, млн т	-0,11	-0,21

Все перечисленные показатели, кроме площади нарушенных земель, имеют отрицательные тренды (значения коэффициентов корреляции Спирмена и Пирсона с годом имеют значения меньше 0). При этом значения коэффициентов корреляции Спирмена между показателями выбросов и параметрами добычи и транспортировки углеводородов демонстрируют сильную обратную связь, что показывает, что вне зависимости от повышения производственных показателей наблюдается снижение выбросов. Отрицательную сильную связь с экологическими параметрами (положительное влияние на них) демонстрируют параметры деятельности подземного хранения газа и переработки попутного газа и углеводородного сырья. Стоит отметить, что создание объектов оперативного резерва газа отрицательно влияет на площадь нарушенных земель в течение года.

Для компенсации негативного влияния деятельности предприятий нефтегазовой промышленности предприятия нефтегазового сектора тратят ресурсы на:

- оплату услуг природоохранного назначения;
- штрафы за негативное воздействие на окружающую среду;
- капитальный ремонт основных производственных фондов по охране окружающей среды;
- внедрение инвестиционных проектов, направленных на охрану окружающей среды и рациональное использование природных ресурсов.

Анализ тренда затрат на окружающую среду, представленного на Рисунке 12, показывает увеличение данных затрат на 33% (примерно 30 млрд руб./год) с 2013 г. к 2022 г.

Анализ развития нефтегазовой промышленности показал, что из-за возрастающих экологических, экономических, геополитических рисков предприятиям

нефтегазовой промышленности необходимо повышать требования к энергетической безопасности, которые включают надежность инфраструктуры, обеспечение её бесперебойного функционирования, снижение уровней воздействия на окружающую среду.

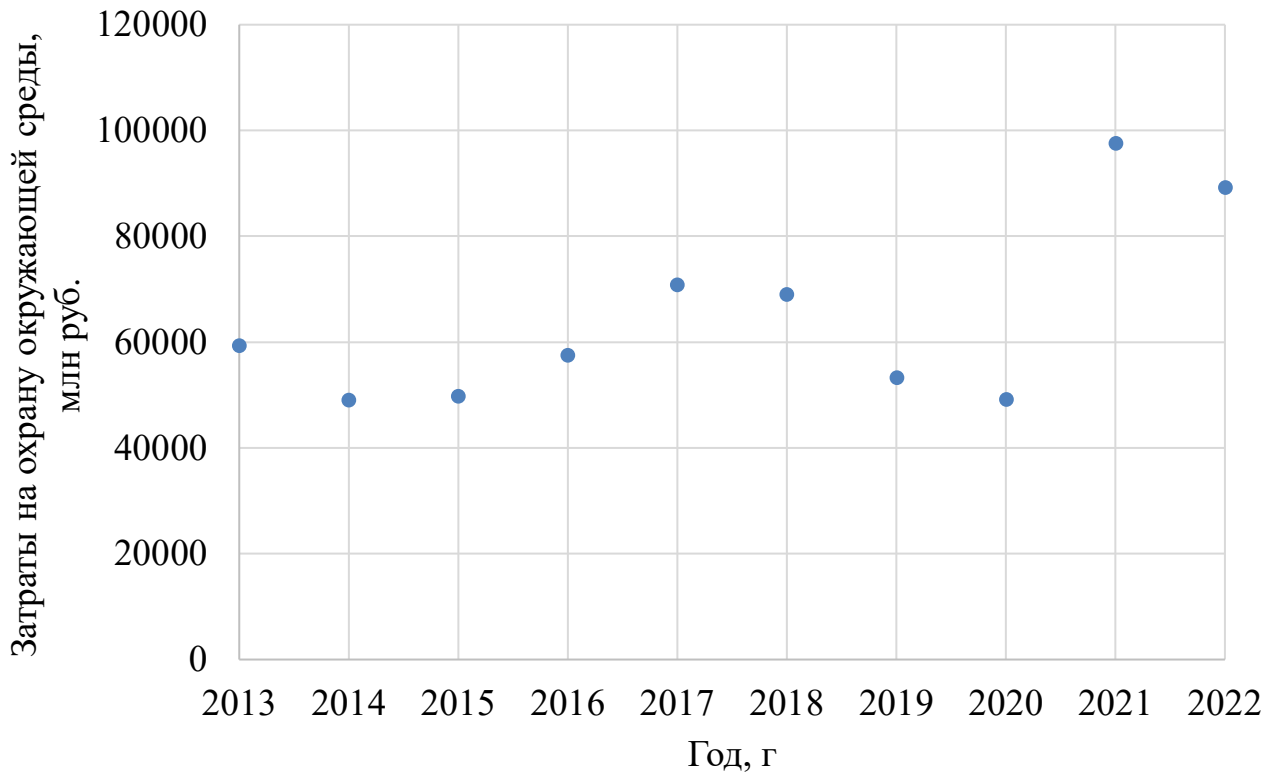


Рисунок 12 – Тренд затрат на окружающую среду

В соответствии с Программами инновационного развития различных компаний нефтегазовой промышленности [99-101] для достижения высоких значений производственных показателей, энергетической эффективности и показателей ESG, компании проводят инновационные исследования. В соответствии с [99] была составлена Таблица 9, в которой отражен перечень технологических приоритетов направлений развития компаний нефтегазовой промышленности и их эффективность.

Можно заметить, что приоритетные направления, выделяемые компаниями, напрямую соотносятся с проблемными зонами, выделенными при анализе развития нефтегазовой промышленности: наибольшее внимание уделяется технологиям, которые могут повысить отдачу от добычи углеводородов, а также технологиям по освоению новых месторождений и ресурсов углеводородов для повышения запасов углеводородов и снижения риска снижения ресурсов.

Таблица 9 – Перечень технологических приоритетов

№	Направление	Ожидаемый дисконтируемый доход, млрд руб.
1	Технологии, обеспечивающие повышение эффективности магистрального транспорта газа и диверсификацию способов поставки газа потребителям	109
2	Технологии освоения новых месторождений	87
3	Технологии освоения ресурсов углеводородов	61
4	Технологии повышения эффективности переработки газа	46
5	Технологии повышения эффективности хранения газа	45
6	Технологии реализации и использования газа	42
7	Технологии повышения эффективности действующих месторождений	31
8	Технологии поиска и разведки месторождения углеводородов и внедрения нетрадиционных ресурсов	22
9	Технологии производства сжиженного природного газа	17

К технологиям, обеспечивающим повышение эффективности магистрального транспорта газа, относят [99–101]:

- применение оборудования с высокими показателями энергетической эффективности и генерирующего оборудования компрессорных станций (в том числе объектов собственной генерации, функционирующих на возобновляемых источниках энергии), обеспечивающих снижение эксплуатационных затрат;
- внедрение мероприятий энергосбережения, направленных на управление энергетической эффективностью газотранспортной системы с функциями нормирования и прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности;
- повышение качества принимаемых управленческих решений за счет внедрения автоматизированных систем.

Таким образом, инновационные проекты можно разделить на проекты, реализующие технические меры, требующие больших капиталовложений, и организационные меры, заключающиеся в изменении процессов, связанных с организацией производственных процессов.

2.2 Краткосрочное прогнозирование потребления электрической энергии

Одной из организационных мер энергосбережения может являться внедрение системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. Внедрение подобной системы привести к повышению обоснованности управленческих решений, связанных с оптимизацией графика потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности и эксплуатацией объектов собственной генерации и объектов накопления электрической энергии.

В настоящее время в компаниях нефтегазовой промышленности начинают разрабатываться инновационные проекты, направленные на нормирование потребления электрической энергии и его прогнозирование для снижения нагрузки на системы энергоснабжения [102].

Как было рассмотрено в первой главе, работа системы электроснабжения зависит от факторов, учитывающих производственные процессы и экономические факторы. Экономический фактор выражается в стимулировании внепикового потребления электрической энергии за счет внедрения тарифов на оптовом рынке электрической энергии, зависящем от часа суток, отклонения фактического потребления от прогнозного в большую или меньшую сторону. Основным фактором, влияющим на производственные процессы предприятий нефтегазовой промышленности, является план добычи/транспортировки/хранения/переработки/реализации углеводородов, определяемый в зависимости от направления деятельности конкретного предприятия нефтегазовой промышленности. План напрямую влияет на режим работы оборудования системы электроснабжения, объектов собственной генерации [103].

Регулирование нагрузки, повышение точности прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности может позволить оптимизировать график потребления электрической энергии предприятиями, снизить затраты на электроэнергию и повысить экономию электрической энергии.

Несмотря на то, что в исследованиях, посвященных краткосрочному прогнозированию потребления электрической энергии промышленными предприятиями, проводится анализ влияния ретроспективы потребления, факторов производственного календаря [63, 64, 91] и метеопараметров [94], выборка данных в за частую составляет меньше одного года [94], что не дает возможность рассмотреть стохастичность процессов.

При этом в исследованиях факторы производственных процессов, характерные для предприятий нефтегазовой промышленности, не учитываются. Однако, т. к. в зависимости от направления деятельности предприятия нефтегазовой промышленности отличается состав его электротехнического комплекса, нужно рассматривать производственные процессы при прогнозировании потребления электрической энергии. Для описания производственных процессов необходимо понимать состав оборудования и связанную с ним информацию: ремонты, режимы их работы. Согласно исследованиям [104, 105] при создании системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии необходимо учитывать тип оборудования: объект генерации, объект потребления. В данной диссертационной работе, кроме объекта генерации и объекта потребления вводится объект накопления электрической энергии. При описании системы электроснабжения, кроме описания объектов, необходимо описывать сценарии их взаимодействия: например, связи включения объектов собственной генерации при работе определенных объектов потребления для оптимизации режимов работы объектов собственной генерации и повышения эффективности процесса планирования и повышение обоснованности управленческих решений на предприятиях нефтегазовой промышленности.

Также необходимо отметить, что в настоящее время при учете ретроспективы потребления учитываются данные, которые могут быть неизвестны на момент составления прогноза. Так в работах [63, 64, 77] при краткосрочном прогнозировании потребления предприятия учитывается значение потребления за 24 часа до прогнозного дня, однако в соответствии с Регламентом подачи ценовых заявок участника оптового рынка [58] участники оптового рынка обязаны подавать

график прогноза потребления электрической энергии не позднее 13 часов до операционных суток по времени ценовой зоны. Например, прогноз на 09.09 необходимо подать 08.09 до 13 часов. На этот момент известны значения за 39 часов до операционных суток. Таким образом, необходимо учитывать особенность работы оптового рынка электрической энергии и мощности при создании системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

На основании анализа исследований краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятия система краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности должна учитывать параметры:

- ретроспектива фактического потребления электрической энергии;
- факторы производственного календаря (час, день недели, день, месяц, год);
- метеопараметры (температура, давление, скорость ветра, влажность);
- факторы производственных процессов;
- сценарии взаимодействия объектов потребления, объектов генерации и объектов накопления электрической энергии.

На Рисунке 13 представлен поток входных и выходных данных, описывающих работу системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Как было отмечено в первой главе, для предварительной оценки эффективности внедрения мер энергосбережения необходимо проводить анализ режимов работы оборудования на предприятиях нефтегазовой промышленности различных направлений. Анализ производственных процессов геологоразведки, включающих геологические работы, подготовку к поисковому бурению, поиски месторождений, процессы бурения, показал невозможность внедрения системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии объектами разведки из-за невозможности оценки комплекса геологических факторов, включающих обвалы пород, поглощение промывочной жидкости, искривление скважин, газо-, нефте-, водопроявления.

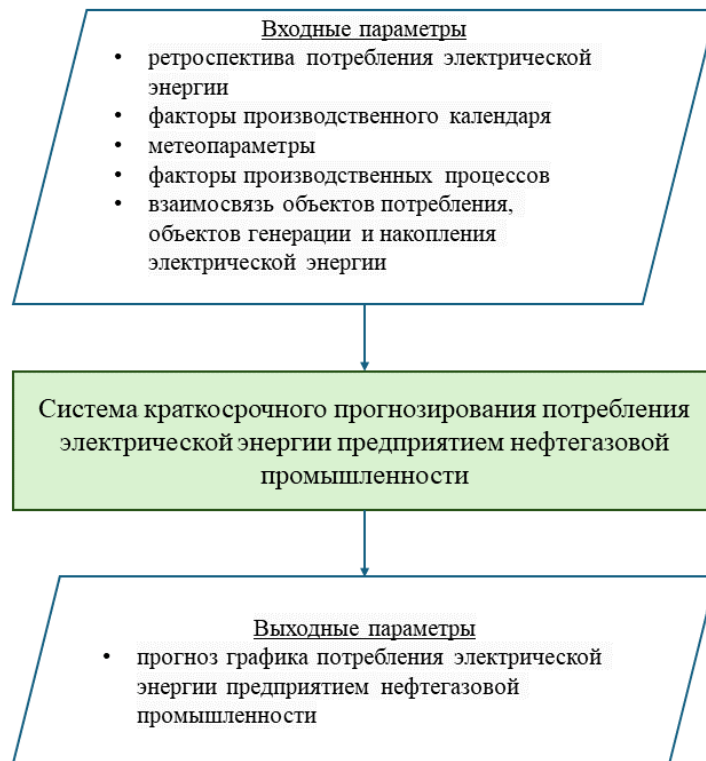


Рисунок 13 – Поток входных и выходных данных

В данной диссертационной работе разработка и апробация системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности происходит на основании реальных данных с предприятий добычи и транспортировки углеводородов. Предприятия данных направлений были выбраны для проведения исследования благодаря возможности формализации и учета производственных процессов, их минимальной зависимости от геологических факторов.

2.3 Описание подхода к созданию системы с использованием мультиагентного подхода

Применение мультиагентного подхода позволяет исследовать производственные процессы реального объекта за счет построения слабосвязанных автономных объектов (агентов), которые взаимодействуют друг с другом для достижения собственных целей и глобального решения.

При проектировании любого решения и системы по ГОСТ 34.003–90 необходимо определить действия системы [106], направленные на решение цели в определенном процессе в заданном формате [107].

Для определения источников данных и получателей информации, представленной на Рисунке 13 необходимо сформулировать описание концепции систем. Под разработкой концепции системы по ГОСТ 34.601–90 понимается [108]:

- определение свойств и границ системы;
- определение классов пользователей и смежных систем;
- создание варианта концепции системы.

Для того, чтобы указать и проверить достаточность границ системы, описать назначение системы необходимо провести моделирование окружения системы с помощью описания потоков данных между пользователями и смежными системами возможно использовать методологию функционального моделирования, описанную в Р 50.1.028–2001 [109]. Для этого пользуются контекстной диаграммой, которую также называют *моделью* «черного ящика», т. к. при её составлении состав, структуры и содержание разрабатываемой системы не определяются. В контекстной диаграмме описываются:

- модель окружения (контекст), с которой взаимодействует разрабатываемая система краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности;
- граничные потоки.

В соответствии с ГОСТ Р 57188–2016 под *моделью* понимается сущность, воспроизводящая явление, объект или свойство объекта реального мира [110]. Под *моделью процесса* по ГОСТ Р 57412–2017 понимается модель, в которой объектом моделирования является процесс [111].

На Рисунке 14 представлена обобщенная модель «черный ящик» [109, 112]. Разрабатываемая система выделена серым прямоугольником, источники и получатели данных показаны оранжевым цветом.

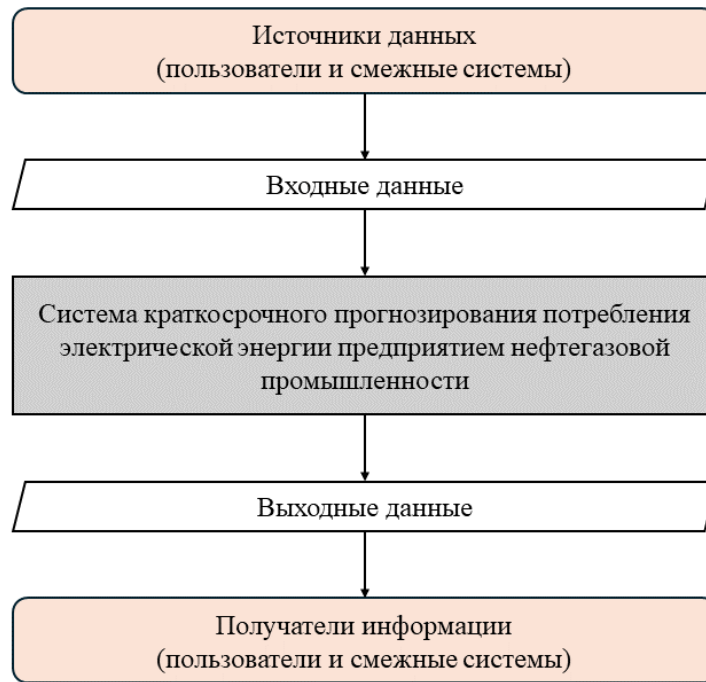


Рисунок 14 – Обобщенная модель «чёрный ящик»

При проверке достаточности границ системы контролируется выполнение закона сохранения информации: при работе системы любая информация должна откуда-то браться или возникать (через автогенерацию) и куда-то передаваться [110].

После создания контекстной диаграммы и проверки достаточности границ системы создается логически-информационная модель данных. Под *логически-информационной моделью* понимается модель, представляющая собой совокупность сущностей (объектов).

Сущность – абстракция реально существующего объекта, процесса или явления, о котором необходимо хранить информацию в базе данных.

Для выделения сущностей (объектов) возможно использование методов, представленных в Таблице 10 [113].

В данной диссертационной работе был использован метод перехода от модели «чёрный ящик» к логическо-информационной модели данных. Метод строится на основе алгоритма:

- 1) построение модели состава данных на основании контекстной диаграммы с помощью переноса информационных объектов извне вовнутрь системы и образование из них сущностей;
- 2) проверка информационной связи между сущностями;
- 3) построение модели структуры связи между сущностями с указанием связей на схеме;
- 4) установление пропущенных сущностей.

Таблица 10 – Методы выделения сущностей

Метод	Описание
Метод именных групп	<p>Выбор объектов из существительных и глаголов предметной области:</p> <ul style="list-style-type: none"> • рассмотрение каждого существительного, как потенциальную сущность; • разделение всех сущностей на три группы: <ul style="list-style-type: none"> ○ релевантные; ○ нерелевантные; ○ нечеткие (могут относиться как к релевантным, так и к нерелевантным)
Метод общих шаблонов	<p>Выбор потенциальных сущностей на основе родовой классификации объектов:</p> <ul style="list-style-type: none"> • понятия; • события; • организации; • роли пользователей; • местоположение объекта в системе
Метод прецедентов использования	Выбор объектов, использующихся в вариантах использования системы (базируется на целях пользователей системы)
Метод мозгового штурма	Выбор сущностей на основании коллективного анализа событий предметной области
Метод перехода от модели «чёрный ящика» (контекстной диаграммы) к логическо-информационной модели данных	Выбор сущностей на основании моделирования информационно-логической связи между объектами системы

Сущности и объекты определяются в соответствии с заданным масштабом декомпозиции в контексте решаемой задачи: так можно рассматривать либо каждый объект собственной генерации в отдельности, либо группу объектов собственной генерации [114].

После определения объектов и составления логическо-информационной модели данных на основании мультиагентного подхода определяются агенты, их цели, потоки данных и описываются взаимодействия между ними.

Как было показано в первой главе, мультиагентный подход может применяться для различных задач оптимизации работы электротехнических комплексов и систем. В настоящее время в научных работах [23, 105] для описания предприятий нефтегазовой промышленности с помощью мультиагентного подхода вводятся агенты-генераторы, агенты системы электроснабжения, агенты-потребители. Предложенный подход позволяет анализировать режимы функционирования системы, однако в представленных работах агенты представлены объектами в терминах объектно-ориентированного, а не в терминах мультиагентных систем. Другими словами, у агентов не сформулированы собственные цели, не представлено описание с точки зрения их поведения и взаимодействия с другими агентами и внешними объектами.

В диссертационной работе предлагается применение мультиагентного подхода для решения задачи повышения эффективности производственных процессов при составлении информационно-логической модели данных. Каждый агент может быть представлен как кортеж [115]:

$$T = \langle I_t, O_t, S_t, R_t, A_t \rangle, \quad (3)$$

где t – момент времени, I_t – входные данные агента (значение потока данных в момент t), O_t – выходные данные, S_t – состояние объекта (память), R_t – правила поведения агента, A_t – список действий агента.

При этом указанные элементы кортежа связаны следующими отношениями:

$$O_t = f(I_t, S_t, A_t), \quad (4)$$

$$S_{t+1} = f(I_t, S_t, A_t), \quad (5)$$

$$A_t = f(I_t, R_t, S_t). \quad (6)$$

Разрабатываемая в диссертационной работе система прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности рассматривается как система, функции которой определяются совокупностью действий агентов, направленных на достижение цели [107]. В задачах управления электротехническими комплексами на данный момент интеллектуальные информационные системы допустимо использовать только в режиме поддержки принятия решений из-за их недетерминированной природы [116]. Поэтому агенты в данной работе описываются кортежем, не включающим в себя действия A_t [117]:

$$T = \langle I_t, O_t, S_t, R_t \rangle. \quad (7)$$

В третьей главе приведена реализация описанного подхода к созданию контекстной диаграммы и логически-информационной модели данных при проектировании системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Выводы по главе 2

В главе представлен анализ особенностей компаний нефтегазовой промышленности, проведенный на основании трендов изменений параметров разных направлений деятельности предприятий нефтегазодобывающей промышленности и взаимосвязей между ними. Анализ проводился на основании статистических данных отчетов 2013–2022 гг. компании «Газпром». Результаты анализа показали, что в настоящее время основными инновационными технологиями компаний нефтегазодобывающей промышленности являются технологии, обеспечивающие повышение эффективности магистрального транспорта газа и диверсификацию способов поставки газа потребителям и технологии освоения новых месторождения и ресурсов углеводородов. Развитие данных направлений связано с проблемными зонами, выделенными при анализе развития нефтегазовой промышленности: наибольшее внимание уделяется технологиям, которые могут повысить отдачу от добычи углеводородов, улучшить показатели энергетической эффективности; технологиям по освоению новых

месторождений и ресурсов углеводородов для повышения запасов углеводородов и снижения риска снижения ресурсов. Инновационные проекты могут быть разделены на проекты, реализующие технические и организационные меры. Организационные меры связаны с реорганизацией производственных процессов.

Одним из примеров организационной меры может быть создание системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. Внедрение такой системы краткосрочного прогнозирования и нормирования потребления электрической энергии сможет позволить оптимизировать график потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, оптимизировать режимы работы объектов собственной генерации и объектов накопления электрической энергии, что может привести к повышению эффективности процесса планирования и повышение обоснованности управленческих решений на предприятиях нефтегазовой промышленности.

Сложностью создания подобной системы является необходимость учета множества производственных процессов. В диссертационной работе было предложено применение мультиагентного подхода для учета ретроспективы потребления, различных факторов производственного процесса, метеоданных, факторов производственного календаря. Достоинством мультиагентного подхода является возможность не только декомпозировать производственные процессы на сущности (объекты), но также описать взаимодействие между ними.

3 РАЗРАБОТКА НОВОГО МЕТОДА ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

Третья глава посвящена разработке метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности с помощью анализа потребления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности с использованием мультиагентного подхода.

3.1 Разработка метода описания системы повышения энергетической эффективности производственных процессов на примере краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности

Электротехнический комплекс предприятия нефтегазовой промышленности может включать в себя объекты потребления электрической энергии, объекты собственной генерации и объекты накопления электрической энергии. Потребители электрической энергии могут быть разделены на объекты основного производственного процесса и потребители-регуляторы. *Потребитель-регулятор* является таким потребителем электрической энергии, режим работы которого предусматривает возможность ограничения потребления в часы максимума для выравнивания графика нагрузки. Частным случаем потребителя-регулятора может быть накопитель электрической энергии, который в зависимости от экономических факторов и факторов производственного процесса может являться потребителем, генератором или накопителем электрической энергии.

Каждый объект может быть соответствующим представлен агентом, который описывается кортежем в соответствии с формулой (7):

- агент-потребитель;
- агент генерации;
- агент-накопитель.

Для определения входных и выходных потоков данных агента, его состояний и поведения необходимо:

- определить цели всей системы и каждого агента (целевые функции), источники и получателей данных;
- определить объекты системы и связи между ними.

Рассмотрим применение мультиагентного подхода для определения входных и выходных потоков данных агентов системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Целевая функция системы краткосрочного прогнозирования потребления предприятием нефтегазовой промышленности включает в себя уменьшение расходов на электроэнергию, в соответствии с формулой (8) с ограничением, связанным с обеспечением баланса мощности, в соответствии с формулой (9) [117].

$$S = \sum(P_{\text{вн}} \cdot T + f(P_{\text{сг}}) \cdot k_{\text{ген}} + P_{\text{н+}} \cdot k_{\text{накоп}}), \quad (8)$$

где S – расходы, $P_{\text{вн}}$ – мощность, потребляемая из внешней системы, T – тариф на электрическую энергию, $f(P_{\text{сг}})$ – функция зависимости количества потребленного топлива в зависимости от выработки собственной генерации, $P_{\text{н+}}$ – мощность, выдаваемая накопителем электрической энергии в систему электроснабжения, $k_{\text{ген}}$ – коэффициент использования объектов собственной генерации, $k_{\text{накоп}}$ – коэффициент использования систем накопления электрической энергии.

$$P_{\text{вн}} + P_{\text{сг}} + P_{\text{н+}} = P_{\text{п}} + P_{\text{н-}} + \Delta P, \quad (9)$$

где $P_{\text{сг}}$ – мощность, потребляемая от объектов собственной генерации, $P_{\text{п}}$ – мощность объектов потребления, $P_{\text{н-}}$ – мощность, потребляемая накопителем во время зарядки, ΔP – потери в системе электроснабжения.

Перед созданием контекстной диаграммы необходимо определить границы системы: источники входных данных и получателей информации. В Таблице 11 представлено описание ролей пользователей и смежных систем, взаимодействующих с проектируемой системой краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Таблица 11 – Описание контекста системы краткосрочного прогнозирования электропотребления предприятием нефтегазовой промышленности

Контекст (смежная система/роль пользователя)		Функциональность
Смежная система	Автоматизированная система коммерческого учета электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности	Система, представляющая: <ul style="list-style-type: none"> • данные о фактическом потреблении электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности (далее – данные о фактическом потреблении электрической энергии); • данные о фактической собственной генерации объектов предприятия нефтегазовой промышленности (далее – данные о фактической собственной генерации)
	Система технического обслуживания и ремонта предприятия нефтегазовой промышленности	Система, формирующая данные о ремонтах и состоянии оборудования, содержащая сведения об оборудовании на предприятии нефтегазовой промышленности
	Внешняя система метеопровайдера (rp5.ru, Yandex)	Система, содержащая данные о прогнозируемом значении метеорологических параметров
	Платформа «1С: Предприятие» предприятия нефтегазовой промышленности (или подобная)	Система, предоставляющая данные производственного календаря
	Система прогноза тарифов на электроэнергию информационной системы предприятия нефтегазовой промышленности	Система, формирующая прогноз тарифов на электроэнергию для каждого часа суток прогноза

Продолжение Таблицы 11

Контекст (смежная система/роль пользователя)		Функциональность
Роль пользователя	Эксперт сектора учета и реализации энергии предприятия нефтегазовой промышленности	Роль пользователя, формирующего и корректирующего график краткосрочного прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности
	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности	Роль пользователя, принимающая решения, связанные с производственными процессами предприятия нефтегазовой промышленности и представляющий данные о плане транспортировки/добыче углеводородов (далее – данные о плане транспортировки/добычи)

Выбор контекста разрабатываемой системы базируется на основании набора информации, определенного при анализе литературы во второй главе и представленного на Рисунке 13: другими словами, контекст информационной системы определяется исходя из достаточности данных для создания:

- графика краткосрочного прогнозирования потребления предприятием нефтегазовой промышленности с учетом потребителей-регуляторов;
- графика включения накопителей с учетом режима их работы;
- графика включения собственной генерации электрической энергии.

Для разрабатываемой системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности была составлена контекстная диаграмма, представленная на Рисунке 15. На контекстной диаграмме смежные системы выделены оранжевым цветом, роли пользователя выделены голубым цветом, система краткосрочного прогнозирования электропотребления предприятием нефтегазовой

промышленности выделена зелёным цветом.

Для проектируемой системы смежные системы являются источниками данных, роли пользователи являются источниками данных и получателями информации. Эксперту сектора учета и реализации энергии предприятия нефтегазовой промышленности поступает информация о графике краткосрочного прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности (далее – график прогноза потребления электрической энергии), в который он может внести экспертные поправки в соответствии со своими экспертными знаниями. Главному инженеру предприятия нефтегазовой промышленности поступают три графика:

- график включения накопителей электрической энергии (далее – график включения накопителей);
- график включения потребителей-регуляторов электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности (далее – график включения потребителей-регуляторов);
- график включения объектов собственной генерации электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности (далее – график включения собственной генерации электрической энергии).

В соответствии со своими экспертными знаниями о производственных процессах Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности может вносить поправки в соответствующие графики.

В Таблице 12 представлена проверка достаточности контекста системы (достаточности смежных систем и ролей пользователей, предоставляющих данные и принимающих информацию их разрабатываемой системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности).

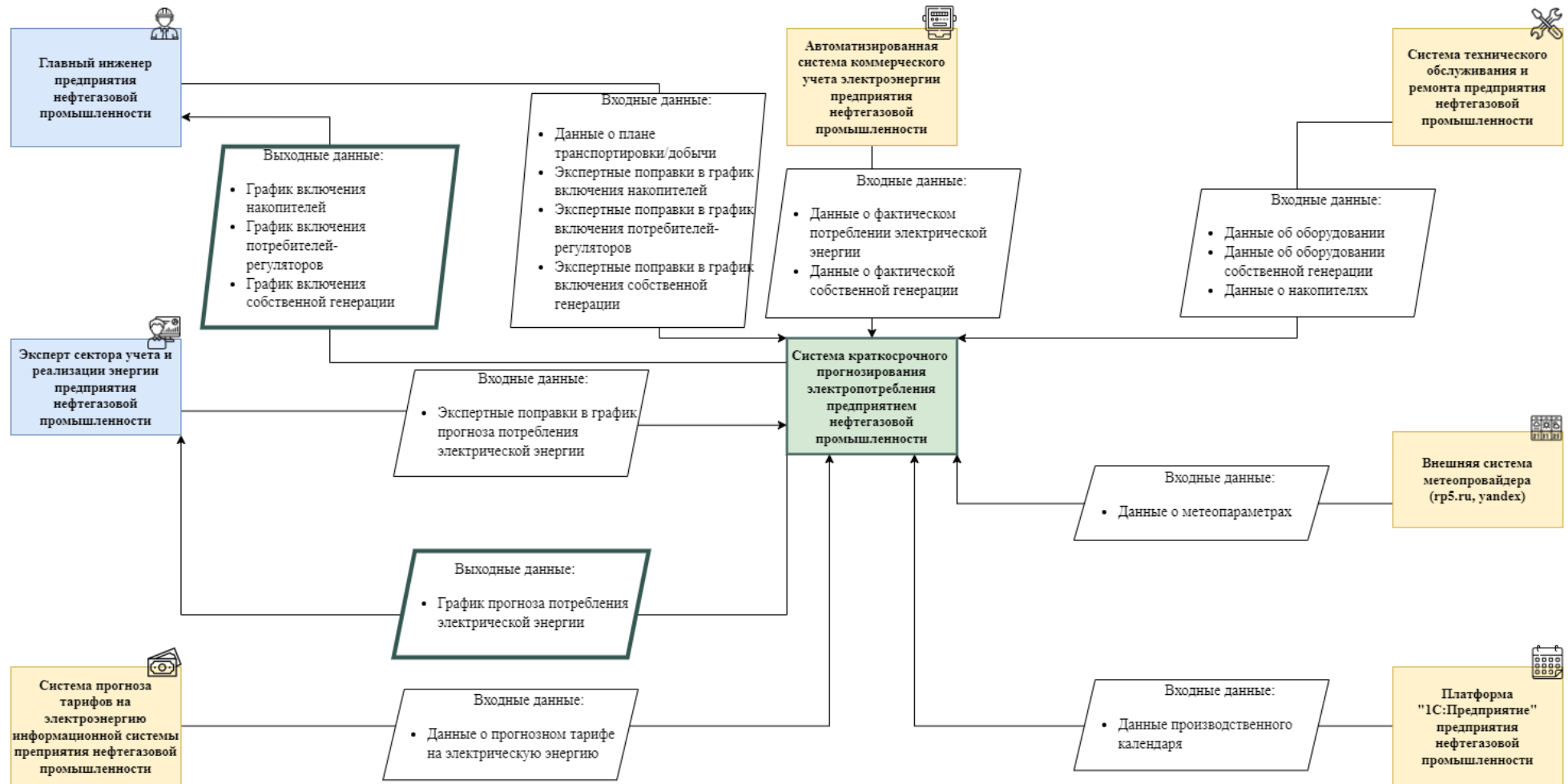


Рисунок 15 – Контекстная диаграмма

Таблица 12 – Проверка достаточности границ системы

No	Выходной поток (информация)	Получатели информации	Входной поток (данные)	Источники данных для формирования выходного потока
1	График прогноза потребления электрической энергии	Эксперт сектора учета и реализации энергии предприятия нефтегазовой промышленности	Данные о плане транспортировки/добычи	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные о фактическом потреблении электрической энергии	Автоматизированная система коммерческого учета электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные об оборудовании	Система технического обслуживания и ремонта предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные о метеопараметрах	Внешняя система метеопровайдера (gp5.ru, yandex)
			Данные производственног о календаря	Платформа «1С: Предприятие» предприятия нефтегазовой промышленности
			Экспертные поправки в график прогноза потребления электрической энергии	Эксперт сектора учета и реализации энергии предприятия нефтегазовой промышленности

Продолжение таблицы 12

No	Выходной поток (информация)	Получатели информации	Входной поток (данные)	Источники данных для формирования выходного потока
2	График включения потребителей-регуляторов	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности	График прогноза потребления электрической энергии компрессорной станции	Информационная система
			График включения собственной генерации	Информационная система
			Данные о прогнозном тарифе на электрическую энергию	Система прогноза тарифов на электроэнергию информационной системы предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные об оборудовании	Система технического обслуживания и ремонта предприятия нефтегазовой промышленности
			Экспертные поправки в график включения потребителей-регуляторов	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности

Продолжение таблицы 12

No	Выходной поток (информация)	Получатели информации	Входной поток (данные)	Источники данных для формирования выходного потока
3	График включения собственной генерации	Главный инженер компрессорной станции	Данные о плане транспортировки/ добычи	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные о фактическом потреблении электрической энергии	Автоматизированная система коммерческого учета электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные о фактической собственной генерации	Автоматизированная система коммерческого учета электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные об оборудовании собственной генерации	Система технического обслуживания и ремонта предприятия нефтегазовой промышленности
			Данные о метеопараметрах	Внешняя система метеопровайдера (rp5.ru, yandex)
			Данные производственног о календаря	Платформа «1С: Предприятие» компрессорной станции (или подобная)
			Экспертные поправки в график включения собственной генерации	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности

Продолжение таблицы 12

№	Выходной поток (информация)	Получатели информации	Входной поток (данные)	Источники данных для формирования выходного потока
4	График включения накопителей	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности	График включения потребителей-регуляторов	Информационная система
			Данные о накопителях	Система технического обслуживания и ремонта предприятия нефтегазовой промышленности
			Экспертные поправки в график включения накопителей	Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности

Для создания логическо-информационной модели данных из контекстной диаграммы были выделены объекты обмена данными, обеспечивающие входные и выходные потоки данных. Объекты учитываются в виде сущностей при создании системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

Логическо-информационная модель описывает взаимосвязь сущностей для создания:

- «График прогноза потребления электрической энергии»;
- «График включения потребителей-регуляторов»;
- «График включения накопителей»;
- «График включения собственной генерации электрической энергии».

В Таблице 13 представлено описание сущностей, используемых при составлении логическо-информационных моделей.

Таблица 13 – Описание сущностей, используемых при составлении первой логически-информационной модели данных

Сущность	Данные, которые описывает сущность
Данные о плане транспортировки/добычи	Данные плана транспортировки газа через газотранспортную систему или добыче углеводородов предприятия нефтегазовой промышленности
Данные о метеопараметрах	Данные, содержащие значения температуры воздуха, давления, относительной влажности воздуха, скорости ветра в месте расположения предприятия нефтегазовой промышленности;
Данные об оборудовании	Данные о потребляющем оборудовании на предприятии нефтегазовой промышленности, описывающие: <ul style="list-style-type: none"> • график ремонтов; • загрузку; • отношение единицы оборудования к потребителям-регуляторам или потребителям, обеспечивающим показатели основных производственных процессов
Данные о накопителях	Данные об оборудовании накопителей электрической энергии на предприятии нефтегазовой промышленности, описывающие: <ul style="list-style-type: none"> • график ремонтов; • текущее состояние накопителей (например, уровень зарядки); • коэффициент использования объектов накопления электрической энергии $k_{\text{накоп}}$
Данные об оборудовании собственной генерации	Данные об объектах собственной генерации: <ul style="list-style-type: none"> • график ремонтов; • загрузку; • коэффициенте использования объектов собственной генерации $k_{\text{ген}}$
Данные производственного календаря	Данные производственного календаря для каждого дня года: <ul style="list-style-type: none"> • день недели; • номер дня; • месяц; • год
Данные о производственном плане	Данные, описывающие распределение «Данные о план транспортировки/добычи» (объем транспортировки и добычи углеводородов)

Продолжение таблицы 13

Сущность	Данные, которые описывает сущность
Данные о фактическом потреблении электрической энергии	Данные о ретроспективе потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности с заданной ретроспективой
Данные о фактической собственной генерации	Данные о ретроспективе генерации электрической энергии объектами собственной генерации предприятия нефтегазовой промышленности с заданной ретроспективой
Экспертные поправки в график прогноза электропотребления	Данные, описывающие изменения, вносимые Экспертом сектора учета и реализации электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности в График прогноза потребления электрической энергии
Данные о прогнозном тарифе на электроэнергию	Данные о значениях прогнозного тарифа на электрическую энергию, значении часа пиковой нагрузки электроэнергетической системы
Экспертные поправки в график включения потребителей-регуляторов	Данные, вносимые Главным инженером предприятия нефтегазовой промышленности в График включения потребителей-регуляторов
Экспертные поправки в график включения накопителей	Данные, описывающие изменения, вносимые Главным инженером предприятия нефтегазовой промышленности в График включения накопителей
Экспертные поправки в график включения собственной генерации	Данные, описывающие изменения, вносимые Главным инженером предприятия нефтегазовой промышленности в График включения собственной генерации
Эксперт сектора учета и реализации электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности	Сущность, описывающая роль Эксперт сектора учета и реализации электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности, ответственную за внесение экспертных поправок график прогноза электропотребления
Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности	Сущность, описывающая роль Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности, ответственную за внесение данных о плане транспортировки/добычи, экспертных поправок в график включения потребителей-регуляторов, график включения накопителей, график включения собственной генерации

Продолжение таблицы 13

Сущность	Данные, которые описывает сущность
Данные о фактическом потреблении электрической энергии	Данные о ретроспективе потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности с заданной ретроспективой
График прогноза потребления электрической энергии	Данные, описывающие график прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности
График включения потребителей-регуляторов	Данные, описывающие график включения потребителей-регуляторов
График включения накопителей	Данные, описывающие график включения накопителей электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности
График включения собственной генерации	Данные, описывающие график включения объектов собственной генерации электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности

Несмотря на то, что при проектировании любой системы создается одна логически-информационная модель данных, для удобства анализа в данной диссертационной работе она была разделена на две подмодели:

- логически-информационную модель данных, используемую для формирования «График прогноза потребления электрической энергии», «График включения потребителей-регуляторов», «График включения накопителей» которая представлена на Рисунке 6;
- логически-информационную модель данных, используемую для формирования «График включения собственной генерации электрической энергии», которая представлена на Рисунке 7.

Зелёным цветом показаны объекты, формируемые информационной системой. Оранжевым цветом показаны объекты из смежных информационных систем, голубым показаны роли пользователей, взаимодействующие с системой. Белым цветом показаны объекты, вносимые пользователями. Стрелки между объектами определяют направление связи: объект, на котором стрелка заканчивается, формируется на основании объекта, от которого стрелка

направлена.

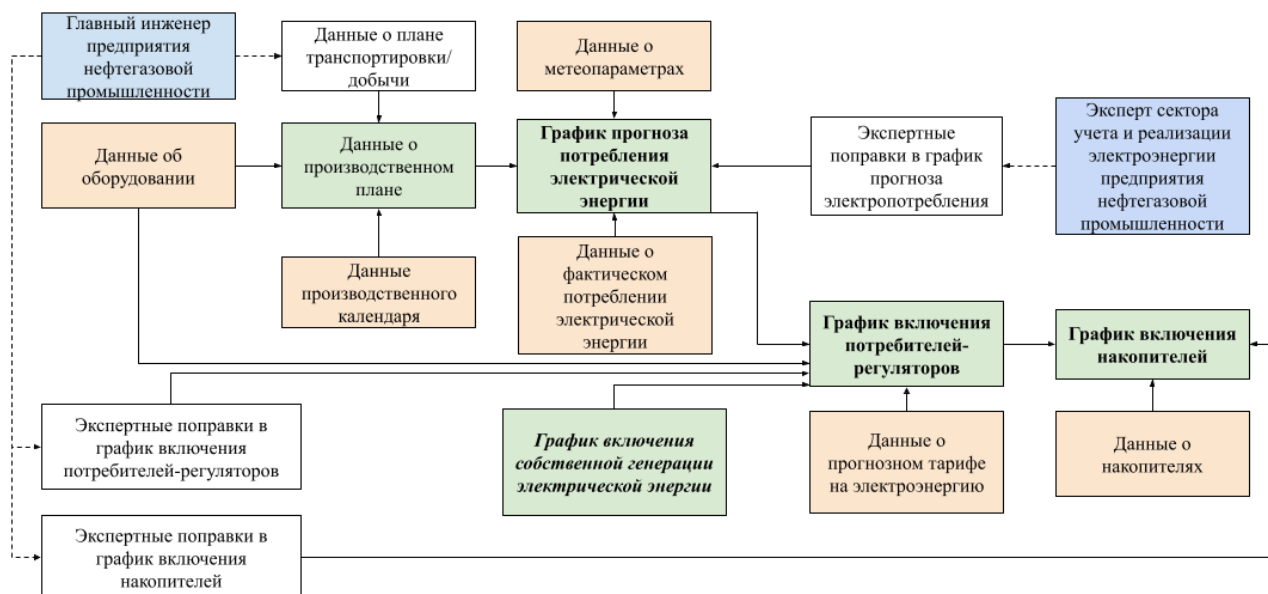


Рисунок 16 – Логически-информационная модель данных для формирования «График прогноза потребления электрической энергии», «График включения потребителей-регуляторов», «График включения накопителей»

В соответствии с алгоритмом, описанным в третьем пункте второй главы, в диссертационной работе для описания логическо-информационной модели данных была добавлена сущность «Данные о производственном плане», которая генерируется системой краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности на основании объектов:

- «Данные производственного календаря»;
- «Данные о плане транспортировки/добыче»;
- «Данные об оборудовании собственной генерации», используемом для формирования «График включения собственной генерации электрической энергии»;
- «Данные об оборудовании», используемом для формирования остальных объектов графиков.

Сущность «Данные о производственном плане» необходима в логическо-информационной модели данных, т. к. в соответствии с особенностями производственных процессов, «Данные о плане транспортировки/добычи»

имеют дискретизацию от одного до семи дней, соответственно, в зависимости от графика ремонтов оборудования, дня производственного календаря, объект «Данные о план транспортировки/добычи» может быть по-разному распределен на дни производственного календаря.

Из проведенного анализа во второй главе следует, что краткосрочный прогноз потребления электрической энергии потреблением электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности зависит от ретроспективы потребления электрической энергии предприятием нефтегазового сектора, данных о метеопараметрах, плане транспортировки/добычи углеводородов. Таким образом, «График прогноза потребления электрической энергии» связан с сущностями:

- «Данные о фактическом потреблении электрической энергии»;
- «Данные о метеопараметрах»;
- «Данные о производственном плане»;
- «Экспертные поправки в график прогноза электропотребления».

Для оборудования, относящегося к потребителям-регуляторам после формирования «График прогноза потребления электрической энергии» создается «График включения потребителей-регуляторов». Данный график описывает изменения, вносимые в «График прогноза потребления электрической энергии», в зависимости от прогноза тарифа на электрическую энергию, прогноза часа пиковой нагрузки электроэнергетической системы и данных об оборудовании потребителей-регуляторов. Поэтому сущность «График включения потребителей регуляторов» связана с сущностями:

- «График прогноза потребления»;
- «Данные о прогнозном тарифе на электроэнергию»;
- «Данные об оборудовании»;
- «График включения собственной генерации электрической энергии»;
- «Экспертные поправки в график включения потребителей-регуляторов».

Сущность «График включения потребителей-регуляторов» зависит от

«График включения собственной генерации электрической энергии», исходя из положения, что распределение потребления потребителей-регуляторов должно распределяться на часы суток не только в зависимости от тарифа на электрическую энергию в электроэнергетической системе, но и в зависимости от работы функционирования объектов собственной генерации электрической энергии.

Частным случаем потребителя-регулятора может являться накопитель, который может функционировать как потребитель, объект, генерирующий мощность, и объект накопления электрической энергии. «График включения накопителей» связан с сущностями:

- «График включения потребителей-регуляторов»;
- «Данные о накопителях»;
- «Экспертные поправки в график включения накопителей».

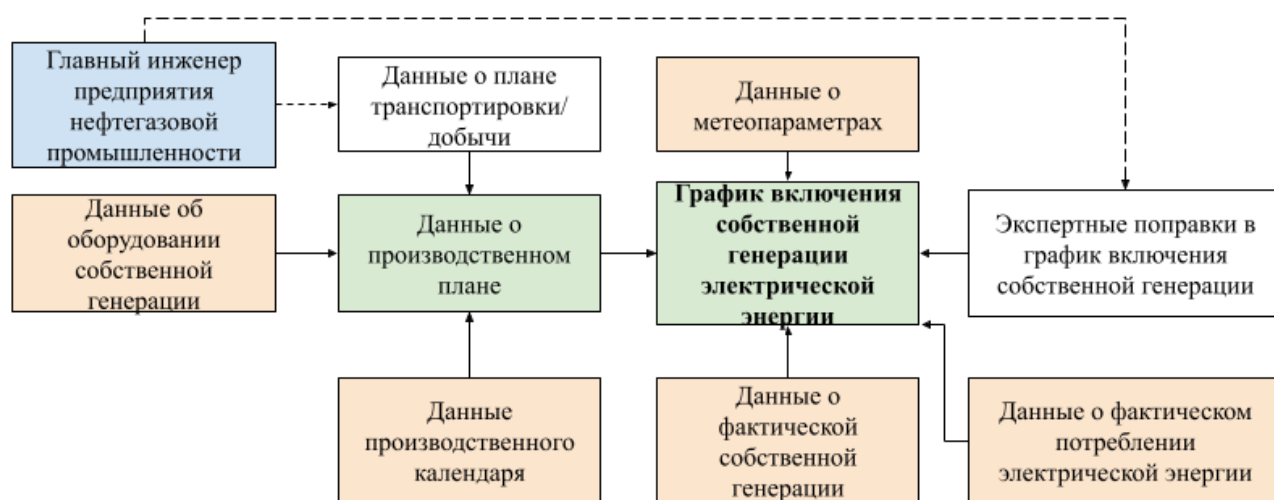


Рисунок 17 – Логически-информационная модель данных для формирования

Графика включения собственной генерации электрической энергии

Объект «График включения собственной генерации» формируется на основании взаимодействия с объектами:

- «Данные о фактическом потреблении электрической энергии»;
- «Данные о фактической собственной генерации»;
- «Данные о метеопараметрах»;
- «Данные о производственном плане»;

- «Экспертные поправки в график включения собственной генерации».

Сущность «Данные о прогнозном тарифе на электроэнергию» не связана с сущностью «График включения собственной генерации», т. к. Главный инженер предприятия нефтегазовой промышленности обычно составляет график включения объектов собственной генерации электрической энергии без учета влияния экономических факторов. Другими словами, объекты собственной генерации работают почти с одинаковой выработкой для каждого часа рассматриваемых суток. При необходимости учета экономических факторов, может быть добавлена связь между «График включения собственной генерации» с «Данные о прогнозном тарифе на электроэнергию» в логически-информационную модель данных.

3.2 Применение мультиагентного подхода для анализа производственных процессов предприятия нефтегазовой промышленности

После определения сущностей и связей между ними для описания декомпозированного производственного процесса потребления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности в диссертационной работе была применена методология мультиагентного подхода для описания агента генерации, агента потребления и агента накопителя.

Применение мультиагентного подхода включает в себя:

- определение целевых функций агентов;
- определение входных и выходных потоков агента;
- определение взаимосвязи между агентами.

3.2.1. Применение мультиагентного подхода для описания агентов-потребителей электрической энергии

Целевой функцией агента-потребителя является:

- уменьшение расходов на электроэнергию, в соответствии с (8).

Как показано на Рисунке 16, агент-потребитель формирует краткосрочный прогноз потребления электрической энергии предприятия на основании:

- данных о фактическом электропотреблении;
- данные о производственном плане:

- данные о плане транспортировки/добычи;
- данных об оборудовании;
- данных производственного календаря;
- данных о метеопараметрах;
- экспертных поправок, учитывающих экспертные знания Эксперта сектора учета и реализации электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности.

При этом агенты-потребители были разделены на агентов-потребителей, обеспечивающих показатели основных производственных процессов и агентов-регуляторов. С целью управления потреблением электрической энергии на основании данных о тарифе на электроэнергию и данных о включении собственной генерации электрической энергии агент-регулятор формирует график включения потребителей-регуляторов во внепиковые часы работы сети. Входные и выходные данные для агента-потребителя описываются формулами (10) и (11), соответственно.

$$I_t = f(\text{Power}, T, \text{Plan}, \text{Exp}_{\text{пр}}, \text{Exp}_{\text{рег}}, \text{Meteo}, \text{Eq}, \text{Cal}, \text{Act}_{\text{ген}}) \quad (10)$$

где Power – данные о фактическом электропотреблении, T – данные о прогнозном тарифе на электроэнергию, Plan – данные о плане транспортировки/добычи, $\text{Exp}_{\text{пр}}$ – экспертные поправки в график прогноза электропотребления, $\text{Exp}_{\text{рег}}$ – экспертные поправки в график включения потребителей-регуляторов, Meteo – данные о метеопараметрах, Eq – данные об оборудовании (рабочее/нерабочее состояние, отнесение потребителя к агенту-потребителю основного процесса или агента-регулятора), Cal – данные производственного календаря, $\text{Act}_{\text{ген}}$ – включение собственной генерации.

$$O_t = f(\text{Act}_{\text{потр}}, \text{Forecast}), \quad (11)$$

где $\text{Act}_{\text{потр}}$ – график включения потребителей-регуляторов, Forecast – прогноз потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

3.2.2. Применение мультиагентного подхода для описания агента генерации электрической энергии

Целевой функцией агента-генератора является:

- уменьшение расходов на электроэнергию, в соответствии с (8);

При выполнении ограничений, связанных с:

- обеспечением баланса мощности, в соответствии с (9).

Как показано на Рисунке 17, агент-генератор формирует график включения собственной генерации на основании:

- данных о фактическом электропотреблении;
- данных о фактической собственной генерации;
- данных о производственном плане:
 - данных о плане транспортировки/добычи;
 - данных об оборудовании собственной генерации (в том числе коэффициента, учитывающего стоимость использования собственной генерации);
 - данных производственного календаря;
- данных о метеопараметрах;
- экспертных поправок, учитывающих экспертные знания Главного инженера предприятия нефтегазовой промышленности.

Входные и выходные потоки данных для агента-генератора описываются формулами (12) и (13), соответственно.

$$I_t = f(\text{Power}, \text{Gen}, \text{Plan}, \text{Eq}_{\text{ген}}, \text{Cal}, \text{Meteo}, \text{Exp}_{\text{ген}}), \quad (12)$$

где Gen – данные о фактической собственной генерации, $\text{Eq}_{\text{ген}}$ – данные об оборудовании собственной генерации, $\text{Exp}_{\text{пр}}$ – экспертные поправки в график включения собственной генерации.

$$O_t = f(\text{Act}_{\text{ген}}), \quad (13)$$

3.2.3. Применение мультиагентного подхода для описания агентов-накопителей электрической энергии

Целевой функцией агента-накопителя является:

- уменьшение расходов на электроэнергию, в соответствии с (8);

При выполнении ограничений, связанных с:

- обеспечением баланса мощности, в соответствии с (9).

Как показано на Рисунке 16, агент-накопитель формирует график включения накопителей (накопления, использования электроэнергии) на основании:

- данных о накопителях (в том числе коэффициента, учитывающего стоимость использования накопителя);
- графике включения потребления электрической энергии;
- экспертных поправок, учитывающих экспертные знания Главного инженера предприятия нефтегазовой промышленности.

Входные и выходные потоки данных для агента-накопителя описываются формулами (14) и (15), соответственно.

$$I_t = f(Eq_{\text{накоп}}, Forecast, Exp_{\text{накоп}}) \quad (14)$$

$$O_t = f(Act_{\text{накоп}}), \quad (15)$$

где $Exp_{\text{накоп}}$ – экспертные поправки в график включения накопителей, $Act_{\text{накоп}}$ – включение накопителей.

3.2.4. Применение мультиагентного подхода для описания взаимодействия между агентами

В Таблице 14 представлено описание входных данных агентов, в Таблице 15 представлено описание выходных данных агентов.

Взаимодействие агентов происходит через информационную систему предприятия нефтегазовой промышленности, логическо-информационная модель которой была разработана в п. 3.1. Взаимодействие происходит в соответствии с Рисунком 18.

Таблица 14 – Описание входных потоков данных агентов.

Агент		Входные данные I_t	
		Обозначение	Описание
Агент-потребитель	Агент-потребитель, обеспечивающий показатели основного производственного процесса	Eq	Данные об оборудовании
		$Power$	Данные о фактическом электропотреблении
		$Plan$	Данные о плане транспортировки/добычи
		Exp_{np}	Экспертные поправки в график прогноза электропотребления
		$Meteo$	Данные о метеопараметрах
		Cal	Данные производственного календаря
	Агент-регулятор	Eq	Данные об оборудовании
		T	Данные о прогнозном тарифе
$Exp_{рег}$		Экспертные поправки в график включения потребителей-регуляторов	
$Act_{ген}$		Включение собственной генерации	
Агент-генерация	$Power$	Данные о фактическом электропотреблении	
	Gen	Данные о фактической собственной генерации	
	$Plan$	Данные о плане транспортировки/добычи	
	$Eq_{ген}$	Данные об оборудовании собственной генерации	
	Cal	Данные производственного календаря	
	$Meteo$	Данные о метеопараметрах	
	Exp_{np}	Экспертные поправки в график включения собственной генерации	
Агент-накопитель	$Eq_{накоп}$	Данные о накопителях	
	$Exp_{накоп}$	Экспертные поправки в график включения накопителей	
	$Forecast$	Прогноз потребления электрической энергии	

Таблица 15 – Описание выходных потоков данных агентов.

Агент	Выходные данные O_t	
	Обозначение	Описание
Агент-потребитель	$Act_{\text{потр}}$	Включение потребителей-регуляторов
	$Forecast$	Прогноз потребления электрической энергии
Агент-генерация	$Act_{\text{ген}}$	Включение собственной генерации
Агент-накопитель	$Act_{\text{накоп}}$	Включение накопителей

Агенты вычисляют выходные данные O_t на основании данных I_t . График прогноза потребления формируется агентом-потребителем, обеспечивающим показатели основного производственного процесса. На основании прогнозного значения тарифа на электрическую энергию агент-регулятор агента-потребителя формирует график включения потребителей-регуляторов для выравнивания нагрузки. Для обеспечения баланса мощности формируются график включения генераторов и график включения накопителей, агентом генерации и агентом накопителем, соответственно.

Таким образом, в данной диссертации было концептуально описано применение мультиагентного подхода, позволяющего учесть сложность производственных процессов.

3.3 Анализ потребления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности

Разработанные контекстные диаграммы, представленные на Рисунках 16, 17 и схема взаимодействия агентов, представленная на Рисунке 17, описывают параметры, которые необходимо учитывать в задачах краткосрочного прогнозирования потребления и генерации электрической энергии.

При прогнозировании временных рядов с помощью методов машинного обучения «параметры» называют «признаки».

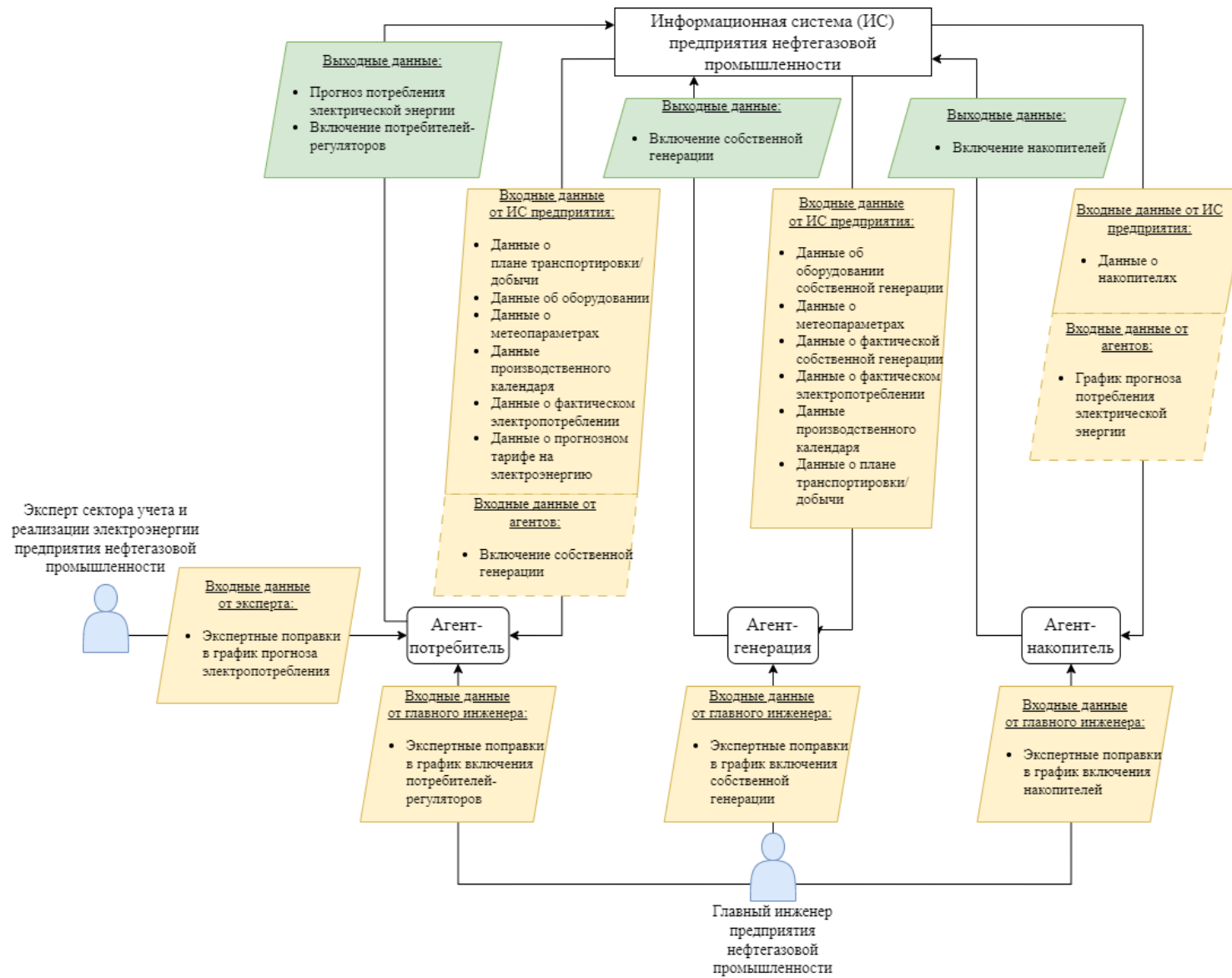


Рисунок 18 – Взаимодействие агентов

Для формирования исходной выборки данных необходимо выбрать признаки. Функция прогноза потребления в i -момент времени обычно включает функцию ретроспективных фактических значений потребления электрической энергии и прочие признаки [64]:

$$y_i^* = f(Z_i) = f(g(y_{i-h}, y_{i-h-1}, \dots, y_{i-h-w}), X), \quad (16)$$

где y_i^* – прогнозируемое потребление электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности в i -й момент времени, f – прогнозирующая модель, Z_i – вектор всех входных признаков, используемых моделью для формирования прогноза, g – функция, которая задает правило выбора ретроспективных фактических значений электропотребления, h – горизонт прогнозирования, w – ширина окна ретроспективных данных, X – прочие признаки.

На основании анализа связи сущностей в логическо-информационной модели данных и входных данных агента-потребления можно заключить, что прочие признаки (X) могут описываться:

- признаками производственного календаря (объект «Данные о производственном календаре»):
 - номер часа;
 - номер дня месяца;
 - номер дня недели;
 - номер месяца;
 - год;
- признаками данных об оборудовании (объект «Данные об оборудовании»):
 - тип оборудования;
 - категория оборудования (потребитель, обеспечивающий показатели основного производственного процесса или потребитель-регулятор);
 - номинальная мощность;
 - нахождение в ремонте;
- метеорологическими признаками (объект «Данные о

метеопараметрах»):

- температура воздуха;
- давление;
- относительная влажность воздуха;
- скорость ветра;
- признаками производственного процесса (объект «Данные о плане транспортировки/добычи»):
 - объем транспортировки и добычи углеводородов.

Функция прогноза собственной генерации в i -момент времени включает функцию ретроспективных фактических значений потребления электрической энергии и прочие признаки, в соответствии с формулой (16) с тем исключением, что вместо прогнозируется не потребление электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, а собственная генерация.

На основании анализа связи сущностей в логическо-информационной модели данных, представленной на Рисунке 17, и входных данных агента-генерации можно заключить, что прочие признаки (X) могут описываться признаками производственного календаря, метеорологическими признаками, признаками производственного процесса, описанными выше, а также:

- признаками данных об оборудовании (объект «Данные об оборудовании собственной генерации»):
 - тип оборудования;
 - номинальная мощность;
 - нахождение в ремонте;
 - коэффициент, учитывающий стоимость использования собственной генерации;
- признаками данных об фактическом потреблении электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности (объект «Данные о фактическом потреблении электрической энергии»):
 - объем потребления электрической энергии.

3.4 Математические методы, используемые при краткосрочном прогнозировании потребления предприятием нефтегазовой промышленности

В научных исследованиях авторов работ [64, 78, 88, 90, 95] было продемонстрировано, что ансамблевые модели демонстрируют одинаковую точность с моделями, использующими нейронные сети, но при этом имеют более высокую скорость обучения и отличаются простотой в настройке гиперпараметров. Под ансамблевыми методами понимаются методы машинного обучения, которые объединяют слабые модели для создания сильной.

В диссертационной работе выбраны ансамблевые методы: случайный лес [118], адаптивный бустинг [118], экстремальный градиентный бустинг [119], быстрый бустинг [120]. Указанные методы использованы для построения ансамблей из регрессионных деревьев решений.

Одно дерево в ансамблевых методах можно представить в виде:

$$y_i^* = T(Z_i), \quad (17)$$

где T – иерархическая система правил, каждое из которых сравнивает значение определенного признака с пороговым значением.

Случайный лес является методом, который основан на концепции случайного разбиения обучающей выборки. Он строит регрессионную модель как ансамбль из k -деревьев решений, каждое из которых независимо от остальных обучается на своем случайно выбранном подмножестве экземпляров из обучающей выборки:

$$y_i^* = f(Z_i) = \frac{1}{k} \sum_{j=1}^k T_j(Z_i), \quad (18)$$

Функция потерь рассчитывается как:

$$Loss = \sum_{j=1}^k \sum_{i=1}^N L(y_i, T_j(Z_i)) \rightarrow \min \quad . \quad (19)$$

где N – число экземпляров обучающей выборки, L – функция ошибки для одного экземпляра (как правило, используется квадрат отклонения).

Адаптивный бустинг, экстремальный градиентный бустинг и быстрый бустинг основаны на концепции постепенного улучшения ансамбля, который

может быть выражен как [121]:

$$y_i^* = f(Z_i) = \sum_{j=1}^k w_j T_j(Z_i), \quad (20)$$

где w_j – весовой коэффициент j -й модели (в данной работе моделями являются деревья решений, как и для алгоритма случайного леса).

Функция потерь в градиентном бустинге представляет собой функцию потерь, которая увеличивается в направлении градиента ошибки ансамбля в соответствии с [121]:

$$L(F_b(Z), Y) < L(F_{b-1}(Z), Y), \quad (21)$$

где $L(F_b(Z), Y)$ – функции потерь для b -й итерации, $F_b(Z)$ – выходные значения модели на b -й итерации, Y – истинное целевое значение в выборке обучающих данных.

Адаптивный бустинг после добавления каждой новой модели в ансамбль корректирует веса экземпляров обучающей выборки w_j , увеличивая веса экземпляров пропорционально величине отклонения выхода модели от истинного значения: образцам с наибольшим отклонением прогнозного значения от фактического присваиваются большие веса при последующим обучении. Конечная модель представляет собой ансамбль слабых моделей, в котором прогноз каждой модели имеет назначенный вес. Взвешенное большинство голосов определяет итоговый прогноз.

В экстремальном градиентном бустинге градиент функция потерь текущего ансамбля является критерием оптимизации для построения каждой новой модели ансамбля: построение дерева решений начинается с одного дерева с итеративным добавлением новых деревьев так, что каждое новое дерево направлено на исправление ошибок решений предыдущих деревьев [122].

Быстрый бустинг сочетает в себе два алгоритма: односторонняя выборка на основе градиента и объединение эксклюзивных признаков.

Алгоритм односторонней выборки на основе градиента применяется для уменьшения количества обучающих выборок на основе значения градиента обеспечением баланса между сокращением количества решений и сохранением точности изученных деревьев решений. После каждой итерации алгоритм

вычисляет градиент функции потерь для каждого полученного экземпляра. Величина градиента функции потерь экземпляра является индикатором сложности примеров: она показывает, насколько необходимо скорректировать функцию потерь с учетом параметров модели. Большие значения градиента указывают на то, что ошибка между прогнозным и фактическим значением велика. Это позволяет предположить, что примеры с большими значениями градиентов функции потерь являются более сложными для модели. Для следующей итерации обучения выбирается подмножество a -образцов с наибольшим значением величины градиента функции потерь. Это позволяет достигать более быстрой сходимости и повышает производительность модели. На Рисунке 19 представлен псевдокод алгоритма односторонней выборке на основе градиента [123].

Входные данные: I : данные обучения, d : количество итераций
Входные данные: a – коэффициент выборки данных с большим градиентом
Входные данные: b – коэффициент выборки данных с малым градиентом
Входные данные: $loss$: функция потерь, L : слабые ученики

```

models  $\leftarrow$  {}, fact  $\leftarrow$   $\frac{1-a}{b}$ 
topN  $\leftarrow$   $a \times len(I)$ , randN  $\leftarrow$   $b \times len(I)$ 
for  $i = 1$  to  $d$  do:
    preds  $\leftarrow$  models.predict( $I$ ) # получение прогнозных значений
     $g \leftarrow loss(I, preds)$  # расчет градиента
     $w \leftarrow \{1, 1, \dots\}$  # расчет весов
    sorted  $\leftarrow$  GetSortedIndices(abs( $g$ )) # сортировка значений градиентов
    topSet  $\leftarrow$  sorted[1:topN] # получение  $a$ -образцов с большим значением градиента
    randSet  $\leftarrow$  RandomPick(topSet, randN) # создание выборки случайным выбором
    usedSet  $\leftarrow$  topSet + randSet
    # fact – фактор, который будет использоваться для корректировки весов randSet
     $w[randSet] \times = fact$  # обновление весов фактических значений данных с малым градиентом
    newModel  $\leftarrow$  L( $I[usedSet]$ ,  $-g[usedSet]$ ,  $w[usedSet]$ )
    model.append(newModel)

```

Рисунок 19 – Псевдокод алгоритма односторонней выборке на основе градиента

Алгоритм объединения эксклюзивных признаков применяется для уменьшения размерности пространства признаков (и, соответственно, сложности модели). Основная идея данного алгоритма состоит в группировке взаимоисключающих признаков (т. е. редко встречающиеся одновременно) и объединения их в один признак. После нахождения взаимоисключающих признаков алгоритм объединения эксклюзивных признаков объединяете их вместе, создавая новый составной признак, который заменяет взаимоисключающие

признаки. Алгоритм объединения эксклюзивных признаков базируется на алгоритме жадного объединения, псевдокод которого представлен на Рисунке 20. Алгоритм объединения эксклюзивных признаков представлен на Рисунке 21 [123]. Отличием алгоритма объединения эксклюзивных признаков от жадного алгоритма является изменение стратегии упорядочивания: упорядочивание по количеству ненулевых значений без построения графа. Стратегия упорядочивания алгоритма объединения эксклюзивных признаков представлена в виде псевдокода на Рисунке 21 [123].

```

Входные данные:  $F$ : набор признаков,  $K$ : максимальное количество конфликтов
Строительство графа  $G$ , который представляет собой граф с взвешенными ребрами, веса которых соответствуют
общему количеству конфликтов между признаками

searchOrder  $\leftarrow G.sortByDegree()$  # сортировка по убыванию степени порядка в графе  $G$ 
bundles  $\leftarrow \{\}$ 
bundlesConflict  $\leftarrow \{\}$ 

for  $i = 1$  to searchOrder do:
    needNew  $\leftarrow$  True

    #поиск и добавление bundles (пакетов) конфликтов до тех пор, пока не будет превышение значения  $K$ 
    for  $j = 1$  to len(bundles) do
        cnt  $\leftarrow$  ConflictCnt(bundles[j],  $F[i]$ ) # cnt – количество конфликтов
        if cnt + bundlesConflict[j]  $\leq K$  then
            bundles[j].add( $F[i]$ )
            needNew  $\leftarrow$  False

    if needNew then
        добавление  $F[i]$  в bundles
Выходные данные: bundles

```

Рисунок 20 – Псевдокод жадного алгоритма

При обучении модели методы машинного обучения способны неявно выделять шаблоны изменения потребления и генерации электрической энергии в зависимости от характерных параметров потребления различными агрегатами и цехами. Возможность нахождения алгоритмами машинного обучения скрытых связей между параметрами позволяет косвенно учитывать режимы работы оборудования без точного определения потребляемой ими электрической энергии: допустим, если среди агрегатов есть несколько агрегатов, которые являются основными потребителями электрической энергии и задают тренды потребления, то алгоритм машинного обучения сделает вывод, что при работе данных трёх агрегатов будет происходить повышение потребления

электрической энергии. Нахождение скрытых связей является достоинством применения машинного обучения при применении в задаче краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, т. к. зачастую учет параметров происходит обобщенно из-за отсутствия возможности точно спрогнозировать значение потребления электрической энергии каждым агрегатом для каждого часа суток [124].

```

Входные данные: numData: количество данных
Входные данные: F: один bundle эксклюзивных признаков
binRanges ← {} # общее количество диапазонов эксклюзивных признаков
totalBin ← {}

for f in F do: #перебор всех признаков
    totalBin += f.numBin
    binRanges.append(totalBin)
newBin ← Bun(numData)

# группировка объектов в ячейки (bin) на основе их исключительных диапазонов
for i = 1 to numData do:
    newBin[i] ← 0
    for j = 1 to len(F) do
        if F[j].bin[i] ≠ 0 then
            newBin[i] ← F[j].bin[i] + binRanges[j]
Выходные данные: newBin, binRanges

```

Рисунок 21 – Псевдокод объединения эксклюзивных признаков

Для сравнения результатов моделей, использующих методы адаптивного бустинга, экстремального градиентного бустинга, случайного леса, быстрого бустинга для прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, были рассчитаны:

- средняя относительная ошибка по модулю (MAPE – mean absolute percentage error), рассчитываемая по формуле (22);
- средняя абсолютная ошибка (MAE – mean absolute error), рассчитываемая по формуле (23);
- корень средней квадратичной ошибки (RMSE – root mean square error), рассчитываемая по формуле (24);

- коэффициент детерминации R^2 , рассчитываемая по формуле (25).

$$MAPE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|y_i - y_i^*|}{y_i}, \quad (22)$$

где y_i – фактическое i -значение потребления электрической энергии предприятия, y_i^* – прогнозное i -значение потребления электрической энергии предприятия, N – количество значений.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |y_i - y_i^*|, \quad (23)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2}, \quad (24)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2}{\sum_{i=1}^N (y_i - \bar{y})^2}, \quad (25)$$

где \bar{y} – среднее значение фактических значений.

Абсолютное и относительное улучшение точности прогноза рассчитываются в соответствии с формулами (26), (27), соответственно:

$$\Delta = MAPE_1 - MAPE_2, \quad (26)$$

$$\Delta = \frac{MAPE_1 - MAPE_2}{MAPE_1}. \quad (27)$$

Также для оценки нижней границы точности результатов методов, кроме представленных выше методов машинного обучения были получены результаты обучения для модели линейной регрессии с регуляризацией Тихонова (далее – линейная регрессия). Модель линейной регрессии может быть сформулирована как [118]:

$$y_i^* = X \cdot W + d. \quad (28)$$

где X – независимые переменные (признаки), W – коэффициенты регрессии, d – коэффициент, задающий смещение.

При этом функция потерь описывается как:

$$L = \sum_{i=1}^N (y_i - y_i^*)^2 + \lambda \sum_{j=1}^P W_j^2, \quad (29)$$

где λ – коэффициент регуляризации, P – число признаков.

Предобработка данных, построение и тестирование моделей машинного обучения было выполнено на языке программирования Python 3 с применением библиотек с открытым исходным кодом: Scikit-Learn (методы адаптивного

бустинга, случайного леса, линейной регрессии) [118], XGBoost (метод экстремального градиентного бустинга) [119], LightGBM (метод быстрого бустинга) [120].

3.5 Применение алгоритмов объяснимого искусственный интеллект для интерпретации результатов обучения моделей машинного обучения

Использование систем, которые предлагают эксперту решения без объяснений на основе не интерпретируемых алгоритмов ограничено, поскольку они не вызывают доверия у пользователей и могут содержать скрытые риски непредвиденных критических ошибок [95]. Для решения данной проблемы развивается направление исследований, в котором для совершенствования взаимодействия пользователя и интеллектуальных систем применяются методы объяснимого искусственного интеллекта. Объяснимый искусственный интеллект направлен на создание интеллектуальных систем, которые способны интерпретировать свои результаты и объяснять их пользователю [125, 126]. Концепция объяснимого искусственного интеллекта предполагает следование принципам:

- объяснимости – интеллектуальная система должна объяснять свои результаты;
- значимости – объяснение должно адаптироваться под пользователей;
- точности – объяснение должно правдиво описывать то, как модель машинного обучения получила результат;
- пределов знания – интеллектуальная система должна понимать границы своей применимости и не пытаться решить задачи, которые выходят за ее возможности.

Направления применения объяснимого искусственного интеллекта можно разделить на создание самоинтерпретируемых моделей и создание методов апостериорного объяснения полученных результатов. Например, дерево решений при небольшой глубине является интерпретируемой моделью, поскольку представляет собой систему правил. Но для сложных задач в

настоящее время применяются модели, которые не являются интерпретируемыми, в них используется второй подход – применение методов апостериорного объяснения.

Среди методов апостериорного объяснения можно отметить методы локально интерпретируемого не зависящего от модели объяснения. Одним из методов, относимых к этой группе, является метод локальных интерпретируемых модельно-независимых объяснений [127], который предполагает построение локальной суррогатной модели, объясняющей работу объясняемой модели в узкой окрестности рассматриваемого входного экземпляра. *Локальная суррогатная модель* – это простая интерпретируемая модель, такая как дерево решений или линейная регрессия, которая обучается предсказывать выход объясняемой модели в данной окрестности. Недостатком метода является необходимость подбора, настройки и обучения суррогатной модели, а также неявное нарушение принципа точности, так как гипотеза о том, что объяснение суррогатной модели соответствует механизму принятия решения объясняемой модели, является в каждом конкретном случае непроверяемым предположением.

Для сверточных нейронных сетей используются методы, основанные на отображении активации класса, например, градиентно-взвешенное отображение активации классов [128]. Ограничением метода является возможность его применения только для нейронных сетей, так как он основан на обработке карт признаков, которые формирует каждый сверточный слой, и вычислении градиентов, производных от выходных результатов модели по отношению к картам признаков.

Для эксперта отображение признаков, повлиявших на формирование решения с указанием значимостей (весов) признаков, повышает доверие к системе и вероятность эффективной совместной работе с ней. Поэтому для системы краткосрочного прогнозирования потребления предприятия нефтегазовой промышленности, где моделью пользуется эксперт, актуально применение метода аддитивного объяснения на основе алгоритма аддитивного объяснения Шепли [129]. Алгоритм аддитивного объяснения Шепли основан на

алгоритме теоретически оптимальных значений Шепли из теории игр. Алгоритм аддитивного объяснения Шепли определяет вклад каждого из «игроков» в итоговый «выигрыш». Если заменить понятие «игрок» на *признак*, а «выигрыш» на *результаты модели машинного обучения*, то получится алгоритм определения влияния каждого признака на результат модели.

При использовании алгоритма аддитивного объяснения Шепли значимость j -го признака для модели f при анализе экземпляра входных данных Z_j вычисляется как [129]:

$$\varphi_j(f, Z_i) = \sum_{S \subseteq P \setminus \{j\}} \frac{|S|!(|P|-|S|-1)!}{|P|!} [f_{S \cup \{j\}}(Z_{i, S \cup \{j\}}) - f_S(Z_{i, S})], \quad (30)$$

где P – множество всех признаков, S – подмножество признаков, $|S|$, $|P|$ – мощность множеств S , P , Z – множество всех возможных признаков S , j – признак, i – индекс экземпляра данных.

В результате оценка важности j -го признака происходит путем анализа его влияния на результаты модели с ним и без него при различных наборах остальных признаков.

Применение локального интерпретируемого модельно-независимого объяснения и алгоритма аддитивное объяснение Шепли в электроэнергетике пока находится на начальном этапе. В статьях [130, 131] методы были применены для прогнозирования генерации солнечной электростанции. Прогнозированию электропотребления с использованием алгоритма аддитивного объяснения Шепли посвящена работа [132], но в ней объектом является крупная энергетическая система, а не предприятие нефтегазовой промышленности.

В данной диссертационной работе предложены и апробированы положения по созданию системы краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазодобывающей промышленности с учетом производственных процессов, дающей пользователю обоснование прогноза с помощью алгоритма аддитивного объяснения Шепли. В работе проведен анализ полученных объяснений и описано взаимодействия специалиста

по планированию электрической нагрузки с результатами объяснения.

3.6 Расчет экономических показателей, связанных с повышением точности прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности

Экономия, связанная с повышением точности прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, рассчитывается в соответствии с:

$$\mathcal{E} = \mathcal{Z}_{\text{руч.прогноз}} - \mathcal{Z}_{\text{систем.прогноз}}, \quad (31)$$

где $\mathcal{Z}_{\text{руч.прогноз}}$, $\mathcal{Z}_{\text{систем.прогноз}}$ – затраты предприятия нефтегазовой промышленности на отклонение между фактическими и прогнозными значениями потребления электрической энергии, рассчитываемые в соответствии с формулой (32).

$$\mathcal{Z} = C \cdot 24 \cdot 365 \cdot MAE, \quad (32)$$

где C – стоимость отклонения, принимаемая 400 руб./МВт·ч.

Выводы по главе 3

В рамках данной главы продемонстрировано, что задача повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности может быть решена с использованием мультиагентного подхода, где электротехнический комплекс предприятия нефтегазовой промышленности декомпозируются на агентов: агент потребления, агент генерации и агент накопления.

Был разработан метод, включающий алгоритм формирования целей, входных и выходных данных агентов и связи агентов между собой, в том числе через информационную систему предприятия нефтегазовой промышленности. Взаимосвязь различных объектов информационной системы была спроектирована с использованием логическо-информационной модели.

Необходимо отметить, что в рамках данной диссертационной работы демонстрируется применение мультиагентного подхода для разработки систем повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности, при этом сама система

краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии разрабатывается не как мультиагентная. Для формирования графиков прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности и прогноза генерации объектами собственной генерации предприятия нефтегазовой промышленности были предложены к использованию ансамблевые алгоритмы градиентного бустинга. Достоинствами данных методов является их способность неявно выделять шаблоны изменения потребления и генерации электрической энергии в зависимости от характерных параметров потребления различными агрегатами и цехами без точного учета режимных параметров.

Для повышения интерпретируемости результатов обучения моделей машинного обучения было предложено использование алгоритма объяснения искусственного интеллекта, алгоритма аддитивного объяснения Шепли.

4 РЕЗУЛЬТАТЫ АПРОБАЦИИ МЕТОДОВ ПОВЫШЕНИЯ ЭНЕРГЕТИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ ПРОИЗВОДСТВЕННЫХ ПРОЦЕССОВ ПРЕДПРИЯТИЙ НЕФТЕГАЗОВОЙ ПРОМЫШЛЕННОСТИ

В четвертой главе приводятся примеры результатов апробации разработанного метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования потребления и генерации электрической энергии данных предприятий.

4.1 Апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии

Для апробации метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятия нефтегазовой промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии в работе использованы данные потребления электрической энергии компрессорной станции, расположенной на севере центральной России. Предприятие является компрессорной станцией, обеспечивающей транспорт газа по магистральному газопроводу, и состоит из трех компрессорных цехов, которые включают группу газоперекачивающих агрегатов, технологические системы очистки газа, аппараты воздушного охлаждения газа. Изначальная выборка данных включала в себя:

- почасовые значения потребления электрической энергии компрессорной станцией с пропусками, полученные от автоматизированной системы коммерческого учета;
- суточные значения потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями трёх компрессорных цехов, полученные от автоматизированной системы коммерческого учета;
- суточные значения потребления электрической энергии аппаратами

воздушного охлаждения трёх компрессорных цехов, полученные от автоматизированной системы коммерческого учета.

Данные почасовых значений потребления компрессорной станцией для каждого месяца были представлены в отдельной файле. Данные суточных значений потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями компрессорных цехов и аппаратами воздушного охлаждения компрессорных цехов были представлены в отдельных файлах с суточным потреблением.

Затем в выборку из архива сайта gr5.ru были добавлены пять метеорологических факторов: скорость ветра, температура воздуха, атмосферное давление, относительная влажность с частотой дискретизации 3 ч.

В Таблице 16 представлены сведения об исходных данных и выполненной над ними предобработки.

Таблица 16 – Исходные данные для прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станцией

Наименование	Единицы измерения	Шаг дискретизации по времени, ч	Источник
Потребление электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности	кВт·ч	1	Автоматизированная система коммерческого учета компрессорной станции
Потребление первого компрессорного цеха	кВт	24	
Потребление второго компрессорного цеха	кВт	24	
Потребление третьего компрессорного цеха	кВт	24	
Потребление аппаратов воздушного охлаждения первого компрессорного цеха	кВт	24	

Продолжение таблицы 16

Наименование	Единицы измерения	Шаг дискретизации по времени, ч	Источник
Потребление аппаратов воздушного охлаждения второго компрессорного цеха	кВт	24	Автоматизированная система коммерческого учета компрессорной станции
Потребление аппаратов воздушного охлаждения третьего компрессорного цеха	кВт	24	
Температура воздуха	°С	3	rp5.ru
Давление	мм рт. ст	3	
Влажность воздуха	%	3	
Скорость ветра	м/с	3	

В диссертационной работе в экспериментах применяются фактические значения данных о метеопараметрах вместо прогнозных из-за отсутствия открытого доступа к архивам именно прогнозных значений. Для получения почасовых значений метеорологических данных была применена линейная интерполяция. Упрощение основано на том, что метеорологические параметры являются не основными, а дополнительными параметрами, учитываемыми при прогнозе электропотребления предприятия, а также на том, что точность метеопрогноза на сутки вперед достаточно высокая.

Создание набора данных для проведения экспериментов осуществлялось в соответствии с алгоритмом, представленным на Рисунке 22.

На Рисунках 23, 24 приведены фрагменты почасового графика потребления электрической энергии предприятия для месячных промежутков времени. График демонстрирует высокую долю аperiodической составляющей и высокую стохастичность.

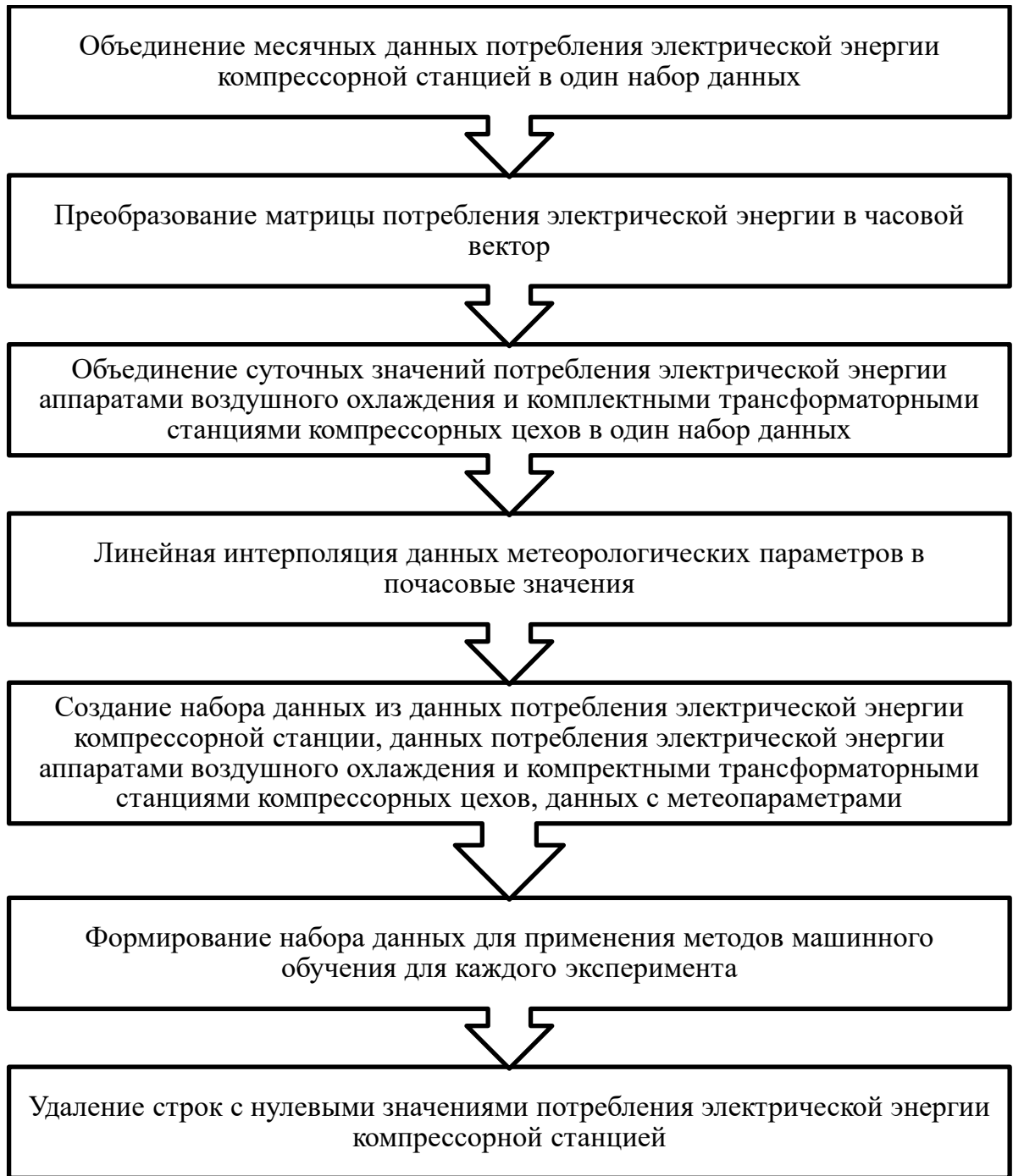


Рисунок 22 - Алгоритм формирования набора данных для проведения экспериментов

Для анализа трёхлетней ретроспективы почасовых значений потребления электрической энергии компрессорной станции, был проведен анализ распределения потребления по сезонам. Распределение представлено на Рисунке 25.

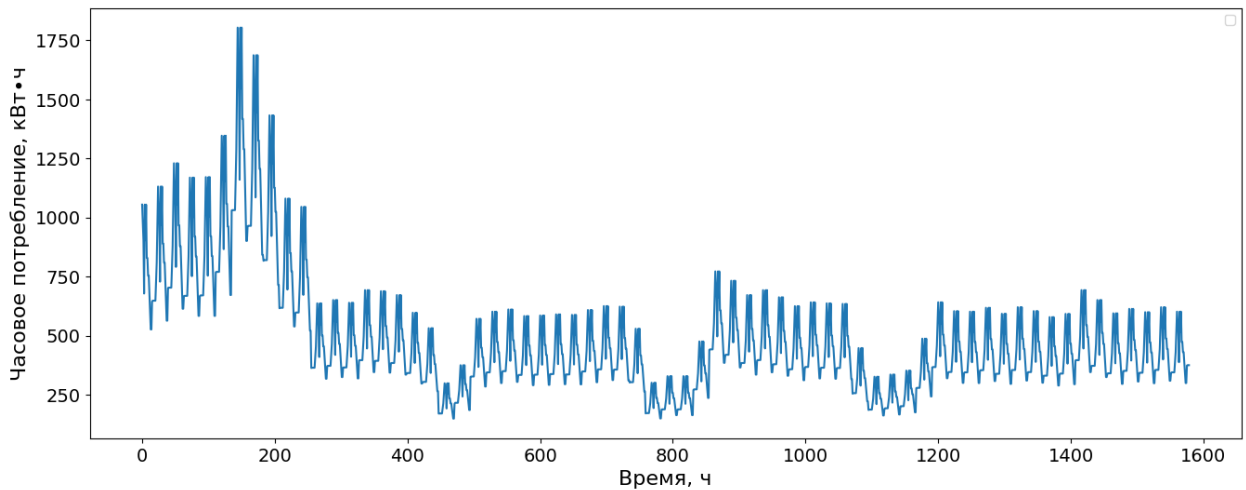


Рисунок 23 – Потребление электрической энергии с февраля по март

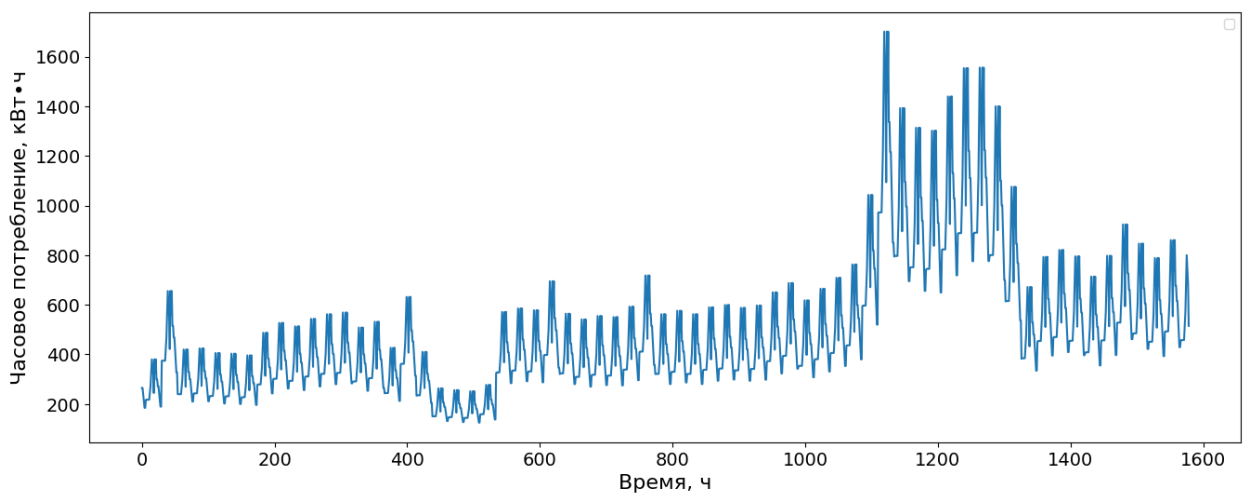
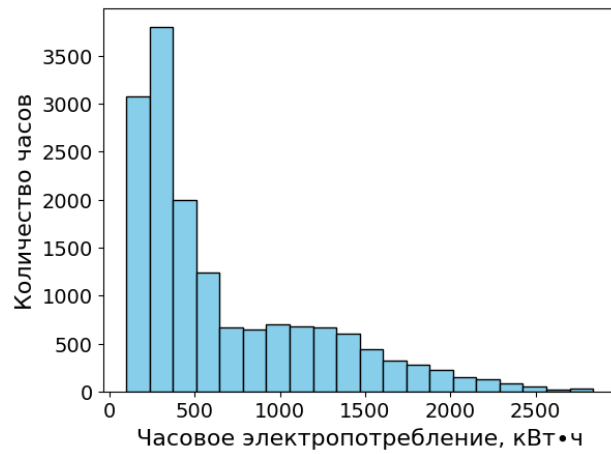
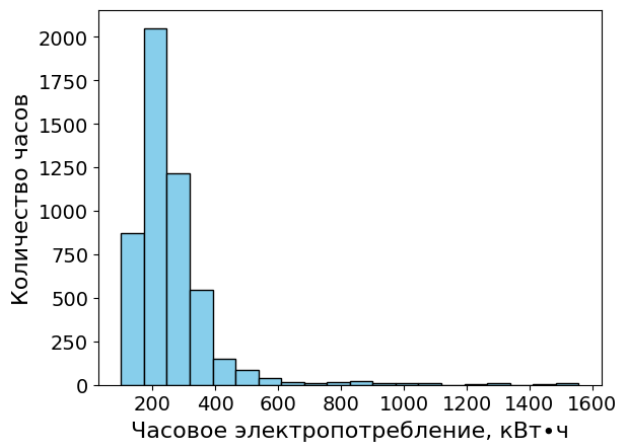


Рисунок 24 – Потребление электрической энергии с сентября по октябрь

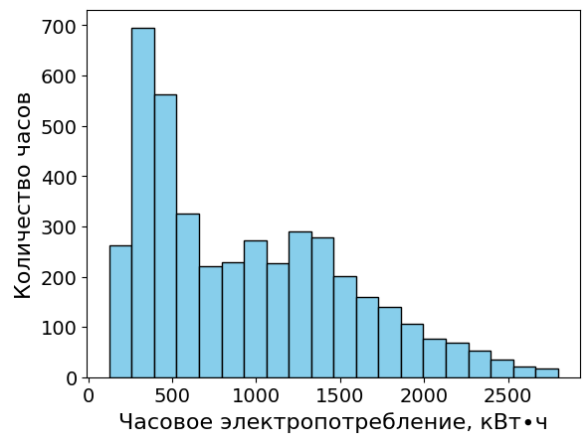
В Таблице 17 представлены статические характеристики потребления электроэнергии данного предприятия для каждого сезона. Анализ графика распределения почасовых значений электропотребления для всего рассматриваемого промежутка показывает большое значение стандартного отклонения в 541,3 кВт·ч по сравнению со средним значением в 675,8 кВт·ч. Разница между максимальным потреблением в зимний период (2837,0 кВт·ч) и минимальным в летний (99,4 кВт·ч) составляет 2737,6 кВт·ч. Анализ статистических характеристик распределения показывает, что для кратковременного прогнозирования электропотребления предприятия необходимо учитывать фактор сезонности.



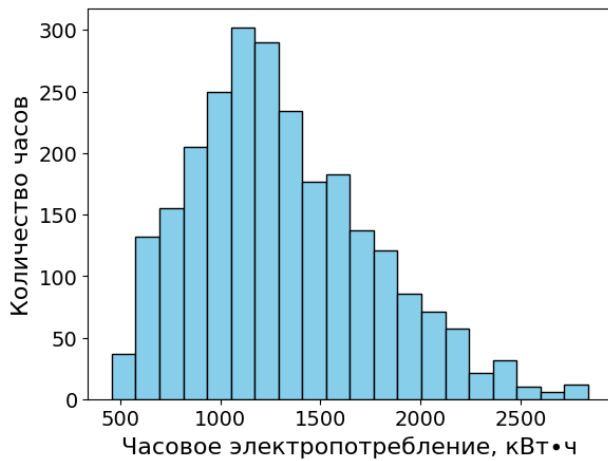
а)



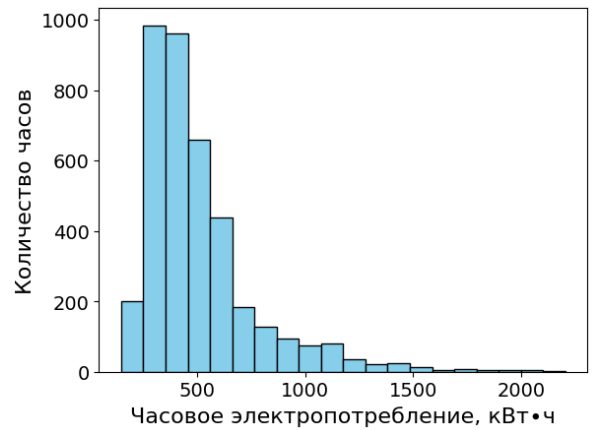
б)



в)



г)



д)

Рисунок 25 – Распределение часовых значений электропотребления предприятием: а) за весь рассматриваемый промежуток, б) лето, в) осень, г) зима, д) весна

Таблица 17 – Статистические характеристики сезонного потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности

Сезон	Среднее значение, кВт·ч	Стандартное отклонение, кВт·ч	Минимальное значение, кВт·ч	Максимальное значение, кВт·ч
Вся выборка	675,8	541,3	99,4	2837,0
Лето	270,4	155,6	99,4	1556,0
Осень	983,9	604,9	125,3	2797,2
Зима	1307,5	453,6	458,5	2837,0
Весна	476,3	230,4	123,2	2017,8

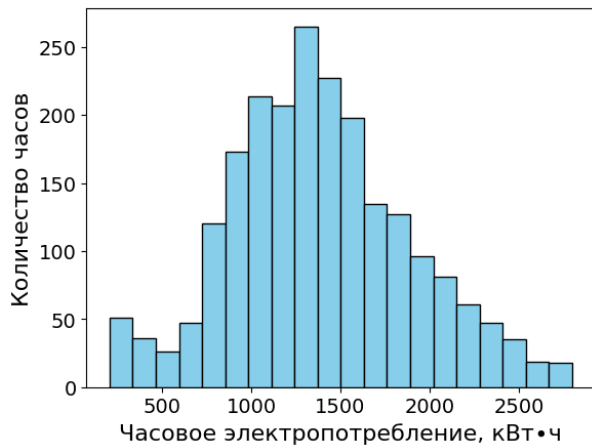
При этом распределение потребления электрической энергии компрессорной станцией для осеннего сезона, представленное на Рисунке 26, показывает неоднородность сезонного распределения в разные года.

В Таблице 18 представлены статические характеристики потребления электроэнергии данного предприятия для трёх осенних сезонов.

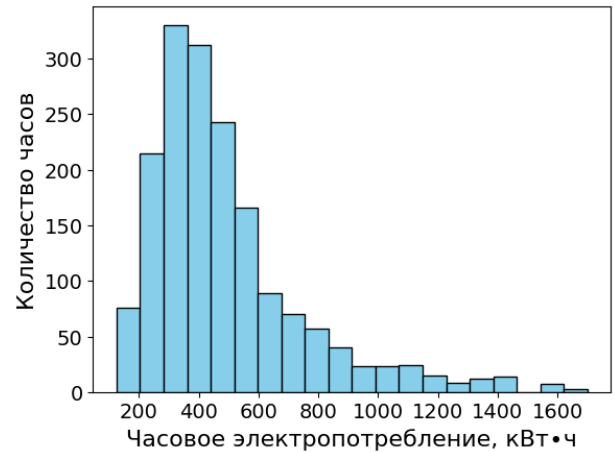
Таблица 18 – Статистические характеристики осеннего сезона

Год	Среднее значение, кВт·ч	Стандартное отклонение, кВт·ч	Минимальное значение, кВт·ч	Максимальное значение, кВт·ч
Осень (три сезона)	983,9	604,9	125,3	2797,2
2013	1400,2	493,6	207,2	2797,2
2014	511,7	288,7	125,3	1808,0
2015	430,2	108,1	266,0	737,0

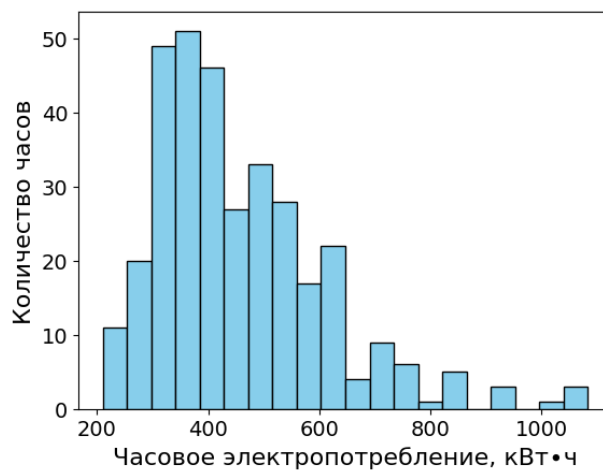
Анализ статистических характеристик показывает различное соотношений среднего значения и стандартного отклонения. Если для 2013 года стандартное отклонение в 468,0 кВт·ч составляло 32% от среднего значения потребления электрической энергии 1426,8 кВт·ч, то для 2014 и 2015 года отношение стандартного отклонения относительно среднего составляло 56 % и 42 %, что свидетельствует о большей дисперсии значений потребления электрической энергии. Разница между максимальным потреблением в 2013 г. (2697,2 кВт·ч) и минимальным в 2014 г. (125,3 кВт·ч) составляет 2738 кВт·ч.



а)



б)



в)

Рисунок 26 – Распределение потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности в осенний сезон: а) 2013 г, б) 2014 г, в) 2015 г

Таким образом можно заключить, что, кроме фактора сезонности необходимо:

- учитывать факторы производственных процессов;
- рассматривать ретроспективу потребления предприятия за период больше одного года для анализа влияния факторов производственных процессов на прогноз потребления необходимо.

При использовании нейросетевых, особенно рекуррентных, моделей возможна обработка всех значений временного ряда $y_{i-h}, y_{i-h-1}, \dots, y_{i-h-w}$. Однако для промышленных предприятий достаточно использовать

ретроспективные значения временного ряда, отстоящие от прогнозируемого часа величину, кратную 6, 12 или 24 часам, что связано с производственными технологическими циклами. Это позволяет существенно упростить модель машинного обучения и снизить риск ее переобучения из-за избыточного количества признаков.

В данной диссертационной работе в ходе предварительного корреляционного анализа было определено, что для прогнозирования достаточно использовать часы с шагом 12 и глубиной ретроспективы 4 дня. При этом значения за 12 часов, 24 и 36 часа до прогнозного часа при формулировании функции прогноза потребления электрической энергии предприятием не учитываются, т. к. на момент формирования прогноза эти данные в системе автоматизированной системы учета коммерческого учета электроэнергии предприятия нефтегазовой промышленности отсутствуют. Например, для прогноза составляющей суточного графика электропотребления 09.09 19:00-20:00 будут использоваться данные электропотребления:

- 07.09 19:00-20:00 и 07:00-08:00;
- 08.09 19:00-20:00 и 07:00-08:00;
- 09.09 19:00-20:00.

Таким образом формула (16) выражается:

$$y_i^* = f(g(y_{i-48}, y_{i-60}, y_{i-72}, y_{i-84}, y_{i-96}), X). \quad (33)$$

В Таблице 19 представлены статистические характеристики суточных значений потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями и аппаратами воздушного охлаждения.

Значения средних значений суточных значений потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями (КТП) компрессорных цехов и аппаратов воздушного охлаждения (АВО) компрессорных цехов показывают, что вне зависимости от сезона работает первый компрессорный цех. АВО второго и третьего компрессорных цехов в сезоны, характеризующиеся минимальным значением потребления электрической энергии компрессорной станцией, отключены. Необходимо отметить, что стандартное отклонение больше

среднего значения для всех суточных значений потребления электрической энергии АВО компрессорных цехов. Можно предложить, что именно эти факторы могут описать высокую дисперсию потребления электрической энергии.

Таблица 19 – Статистические характеристики сезонного потребления электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности для всей выборки

Параметр	Среднее значение, кВт	Стандартное отклонение, кВт	Минимальное значение, кВт	Максимальное значение, кВт
Суточные значения потребления электрической энергии КТП первого компрессорного цеха	3376,50	1134,57	1000,00	7220,00
Суточные значения потребления электрической энергии КТП второго компрессорного цеха	2818,67	1101,95	670,00	5200,00
Суточные значения потребления электрической энергии КТП третьего компрессорного цеха	2529,07	983,86	750,00	5500,00
Суточные значения потребления электрической энергии всеми КТП компрессорных цехов	8724,24	3132,52	2700,00	17460,00
Суточные значения потребления электрической энергии АВО первого компрессорного цеха	2215,08	3291,66	190,00	12150,00
Суточные значения потребления электрической энергии АВО второго компрессорного цеха	2447,25	3591,61	0,00	12080,00

Продолжение таблицы 19

Параметр	Среднее значение, кВт	Стандартное отклонение, кВт	Минимальное значение, кВт	Максимальное значение, кВт
Суточные значения потребления электрической энергии АВО третьего компрессорного цеха	2831,55	4185,44	0,00	15310,00
Суточные значения потребления электрической энергии всеми АВО всех компрессорных цехов	7493,89	10305,42	190,00	37410,00

В третьей части диссертационной работы были выделены признаки X , которые можно учитывать при построении модели машинного обучения. Опишем каждый объект, учитывающийся в признаках X .

Объект «Данные о производственном календаре» описывается пятью параметрами:

- номер i -го часа (от 0 до 23);
- номер j -дня месяца, на который приходится прогноз (от 1 до 31);
- номер j -дня недели, на который приходится прогноз (1–7);
- номер месяца, на который приходится прогноз (1–12);
- год (2013, 2014, 2015).

Факторы производственного процесса, описывающие объектом «Данные о плане транспортировки», из-за отсутствия данных об объеме транспортировки газа можно описать данными:

- суточные значения потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями трёх компрессорных цехов;
- суточные значения потребления электрической энергии всеми комплектными трансформаторными подстанциями компрессорных цехов;

- суточные значения потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения каждого компрессорного цеха;
- суточные значения потребления электрической энергии всеми аппаратами воздушного охлаждения всех компрессорных цехов.

Объект «Данные о метеопараметрах» описывается четырьмя параметрами:

- температура окружающей среды;
- давление;
- влажность воздуха;
- скорость ветра.

В Таблице 20 представлено описание всех параметров.

Таблица 20 – Описание входных данных для обучения моделей для решения задачи краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станцией

Входные данные	Обозначение
Данные о фактическом потреблении электрической энергии (Ретроспектива потребления)	
Потребление электрической энергии компрессорной станцией за 48 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-48}	Электропотребление (час – 48)
Потребление электрической энергии компрессорной станцией за 60 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-60}	Электропотребление (час – 60)
Потребление электрической энергии компрессорной станцией за 72 часа до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-72}	Электропотребление (час – 72)
Потребление электрической энергии компрессорной станцией за 84 часа до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-84}	Электропотребление (час – 84)
Потребление электрической энергии компрессорной станцией за 96 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-96}	Электропотребление (час – 96)

Продолжение таблицы 20

Входные данные	Обозначение
Данные производственного календаря	
Номер i -го часа	Час
Номер j -дня месяца, на который приходится прогноз	День
Номер j -дня недели, на который приходится прогноз	День нед.
Номер месяца, на который приходится прогноз	Месяц
Год	Год
Данные о плане транспортировки	
Суточные значения потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями первого компрессорного цеха	КТП_КЦ_1
Суточные значения потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями второго компрессорного цеха	КТП_КЦ_2
Суточные значения потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями третьего компрессорного цеха	КТП_КЦ_3
Суточные значения потребления электрической энергии всеми комплектными трансформаторными подстанциями компрессорных цехов	КТП_КЦ
Суточные значения потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения первого компрессорного цеха	АВО_1
Суточные значения потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения второго компрессорного цеха	АВО_2
Суточные значения потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения третьего компрессорного цеха	АВО_3

Продолжение таблицы 20

Входные данные	Обозначение
Данные о плане транспортировки	
Суточные значения потребления электрической энергии всеми аппаратами воздушного охлаждения всех компрессорных цехов	АВО
Метеопараметры	
Температура окружающей среды	Температура
Давление	Давление
Влажность воздуха	Влажность
Скорость ветра	Скорость ветра

Таким образом, исходная выборка данных описывалась 22 параметрами и содержала 15624 строки.

В настоящий момент прогнозный график потребления электрической энергии предприятием подается как фактический график за день до прогнозного. При этом значение средней относительной ошибки по модулю MAPE экспертного прогноза составляет 16,81%, значение средней абсолютной ошибки MAE составляет 105 кВт·ч.

Выборка данных для построения модели была разделена на обучающую и тестовую в отношении 90:10.

В данной работе были проведены эксперименты с построением моделей машинного обучения для прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией при учете разных признаков.

В первом эксперименте учитывались признаки объектов:

- Данные производственного календаря;
- Ретроспектива потребления ($y_{i-48}, y_{i-60}, y_{i-72}, y_{i-84}, y_{i-96}$).

Результаты эксперимента приведены в Таблице 21. Лучший результат по критерию средней относительной ошибки по модулю MAPE на тестовой выборке продемонстрировал метод быстрый бустинг – 12,38%, что показывает повышение точности прогноза относительно экспертного прогноза на 4,43%. Необходимо заметить, что коэффициент детерминации для лучшего результата

составляет 0,67. Следовательно, можно заключить, что модель на базе быстрого бустинга объясняет значительную часть дисперсии потребления электрической энергии компрессорной станции. Однако несмотря на то, что параметры вносят значимый вклад в модель, модель ошибается при прогнозировании отдельных часов потребления электрической энергии компрессорной станцией. Другими словами, при учете только ретроспективы потребления и параметров производственного календаря не удастся точно описать стохастичный характер потребления электрической энергии компрессорной станцией.

Также необходимо заметить, что в результате обучения модели на основе линейной регрессии наблюдается недообучение (средняя относительная ошибка по модулю на тестовой выборке меньше, чем значение средней относительной ошибки по модулю на обучающей выборке). Недообучение модели объясняется тем, что в результате эксперимента модели не удастся найти функцию, которая хорошо описывает данные. В результате обучения моделей на основе других методов наблюдается переобучение (средняя относительная ошибка по модулю на тестовой выборке больше 4 %, чем значение средней абсолютной ошибки на обучающей). Переобучение модели объясняется тем, что в результате эксперимента модель не смогла обобщить новые данные: в модели учитываются особенности обучающих данных, а не основные закономерности. При этом значение средней относительной ошибки по модулю модели адаптивного бустинга превышает значение средней относительной ошибки по модулю экспертного прогноза.

Во втором эксперименте к признакам, используемым в первом эксперименте, были добавлены признаки объекта «Данные о метеопараметрах». Результаты обучения приведены в Таблице 22. Лучший результат средней относительной ошибки по модулю MAPE 11,99%. был показан методом быстрый бустинг. Добавление метеорологических параметров не приводит к значительному улучшению результатов, по сравнению с результатами первого эксперимента. Это можно объяснить тем фактом, что данные метеопараметров за каждый час были получены путём линейной интерполяции: предполагалось,

что изменение параметров является линейным, в то время как на самом деле параметры могут изменяться нелинейно между измерениями. Для предотвращения этого неблагоприятного результата для анализа изменений в метеорологических параметрах необходимо использовать большой набор данных метеорологической ретроспективы.

Таблица 21 – Результаты прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станции в первом эксперименте

Название модели	MAE, кВт·ч		MAPE, %		RMSE, кВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая
Адаптивный бустинг	31,35	53,75	8,46	19,94	39,46	86,75	1,00	0,57
Экстремальный градиентный бустинг	53,45	41,59	10,12	13,58	79,35	79,25	0,98	0,64
Случайный лес	43,79	40,59	7,93	12,90	66,58	81,71	0,99	0,61
Быстрый бустинг	61,94	37,86	11,77	12,38	91,22	75,61	0,97	0,67
Линейная регрессия	111,39	43,52	19,18	14,70	175,35	84,25	0,90	0,59

Таблица 22 – Результаты прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станции во втором эксперименте

Название модели	MAE, кВт·ч		MAPE, %		RMSE, кВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая
Адаптивный бустинг	29,26	50,51	7,94	17,91	36,47	85,28	1,00	0,58
Экстремальный градиентный бустинг	71,57	51,84	13,21	17,88	108,91	87,79	0,96	0,56
Случайный лес	40,73	42,46	7,43	13,35	62,08	83,85	0,99	0,59
Быстрый бустинг	48,68	38,61	9,50	11,99	70,29	78,06	0,98	0,65
Линейная регрессия	110,23	49,61	18,81	16,81	172,08	87,09	0,91	0,56

Также необходимо отметить, что добавление данных о метеопараметрах не решило проблему переобучения моделей, использующих адаптивный бустинг, экстремальный градиентный бустинг и случайный лес. Результат модели, базирующейся на линейной регрессии, демонстрируют недообучение. Значение средней относительной ошибки по модулю для всех моделей, кроме случайного леса и быстрого бустинга превышает значение средней относительной ошибки по модулю экспертного прогноза.

В третьем эксперименте к признакам, используемым в первом эксперименте, были добавлены признаки объекта «Данные о плане транспортировке» (факторы производственного процесса): КТП_КЦ_1, КТП_КЦ_2, КТП_КЦ_3, КТП_КЦ, АВО_1, АВО_2, АВО_3, АВО. Результаты приведены в Таблице 23.

Таблица 23 – Результаты прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станции в третьем эксперименте

Название модели	MAE, кВт·ч		MAPE, %		RMSE, кВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая	обучаю щая	тесто вая
Адаптивный бустинг	14,75	23,40	4,22	8,98	18,35	36,84	1,00	0,92
Экстремальн ый градиентный бустинг	15,52	10,24	2,66	3,44	22,57	17,74	1,00	0,98
Случайный лес	14,31	17,93	2,42	5,60	22,02	36,75	1,00	0,92
Быстрый бустинг	16,33	12,30	2,82	3,93	23,29	22,48	1,00	0,97
Линейная регрессия	49,62	18,51	7,52	6,52	76,18	29,91	0,98	0,95

Лучший результат средней относительной ошибки по модулю MAPE на тестовой выборке показал метод экстремальный градиентный бустинг – 3,44%. Таким образом, учет факторов производственных процессов снизил среднюю относительную ошибку по модулю на 13,37% по сравнению с экспертным прогнозом. Значение коэффициента детерминации, составившим 0,98 на

тестовой выборке, указывает на сильную связь между входными параметрами и результатов модели. Другими словами, модель объясняет 98% дисперсии потребления электрической энергии компрессорной станцией, только 2 % дисперсии остаются необъяснимыми моделью: модель способна делать очень точные прогнозы на основании новых, ранее неизвестных данных. Сравнение средней абсолютной ошибки MAE в 10,24 кВт·ч и среднеквадратичной ошибки RMSE в 17,74 кВт·ч со значениями MAE и RMSE в первом эксперименте, составившими 37,86 кВт·ч и 75,61 кВт·ч, соответственно, показывает, что учет факторов производственного процесса позволяет уменьшить ошибку прогноза относительно всех анализируемых параметров.

При этом модели на основе случайного леса и быстрого бустинга характеризуются хорошими значениями обучения (разница между средней относительной ошибкой по модулю на тестовой выборке меньше 4 %, по отношению к средней относительной ошибке по модулю на обучающей выборке). Результаты моделей, основанных на методах адаптивного бустинга и линейной регрессии, также показывают улучшение результатов.

В четвертом эксперименте были учтены все признаки. Результаты приведены в Таблице 24.

Таблица 24 – Результаты прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станции в первом эксперименте

Название модели	MAE, кВт·ч		MAPE, %		RMSE, кВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая
Адаптивный бустинг	14,73	23,35	4,21	9,10	18,31	36,04	1,00	0,93
Экстремальный градиентный бустинг	15,57	10,43	2,71	3,70	22,38	17,12	1,00	0,98
Случайный лес	14,35	17,69	2,41	5,52	22,04	36,67	1,00	0,92
Быстрый бустинг	14,30	11,75	2,50	3,69	20,34	21,90	1,00	0,97
Линейная регрессия	49,55	19,33	7,59	6,72	75,75	31,47	0,98	0,94

Лучший результат средней относительной ошибки по модулю MAPE на тестовой выборке показали метод экстремальный градиентный бустинг и быстрый бустинг – 3,70% и 3,69%, соответственно. Значение средней относительной ошибки по модулю больше, чем в третьем эксперименте, может быть объяснено неточным учетом метеопараметров.

В Таблице 25 представлены сводные результаты экспериментов. Абсолютное и относительное улучшения прогноза рассчитывались относительно средней относительной ошибки по модулю MAPE экспертного прогноза (16,81 %). Таблица 25 – Сводные результаты экспериментов краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии компрессорной станцией

№	Учитываемые факторы	Модель	MAPE, %	Абсолютное улучшение прогноза, %	Относительное улучшение прогноза, о. е.
1	Ретроспектива потребления	Быстрый бустинг	12,38	4,43	0,26
2	Ретроспектива потребления, метеорологические факторы	Быстрый бустинг	11,99	4,82	0,29
3	Ретроспектива потребления, факторы производственных процессов	Экстремальный градиентный бустинг	3,44	13,37	0,80
4	Ретроспектива потребления, факторы производственных процессов, метеорологические факторы	Экстремальный градиентный бустинг	3,70	13,12	0,78
		Быстрый бустинг	3,69	13,13	0,78

На Рисунках 27, 28 для третьего эксперимента, показавшего наименьшие значения ошибок, представлены графики потребления электрической энергии, наглядно показывающие высокую точность прогноза.

В Таблице 26 представлено сравнение экономии затрат на потребление электрической энергии, рассчитываемое в соответствии с формулой (24)

относительно затрат экспертного прогноза. При расчете выбирается максимальное значение средней абсолютной ошибки MAE из тестовой и обучающей выборки.

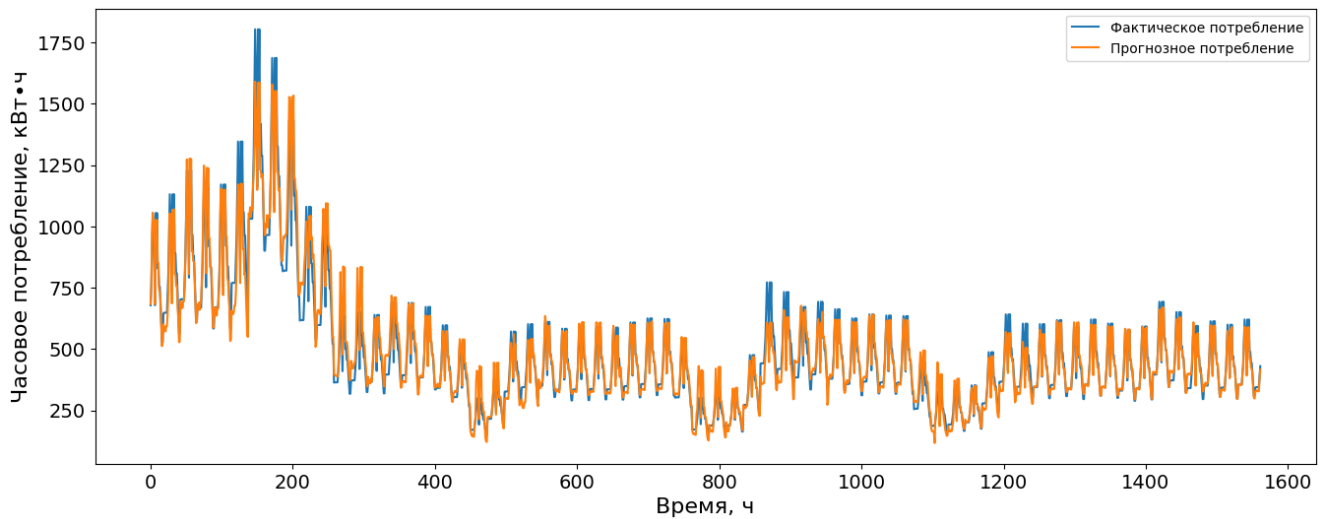


Рисунок 27 – Фактическое и прогнозное потребление электрической энергии с февраля по март

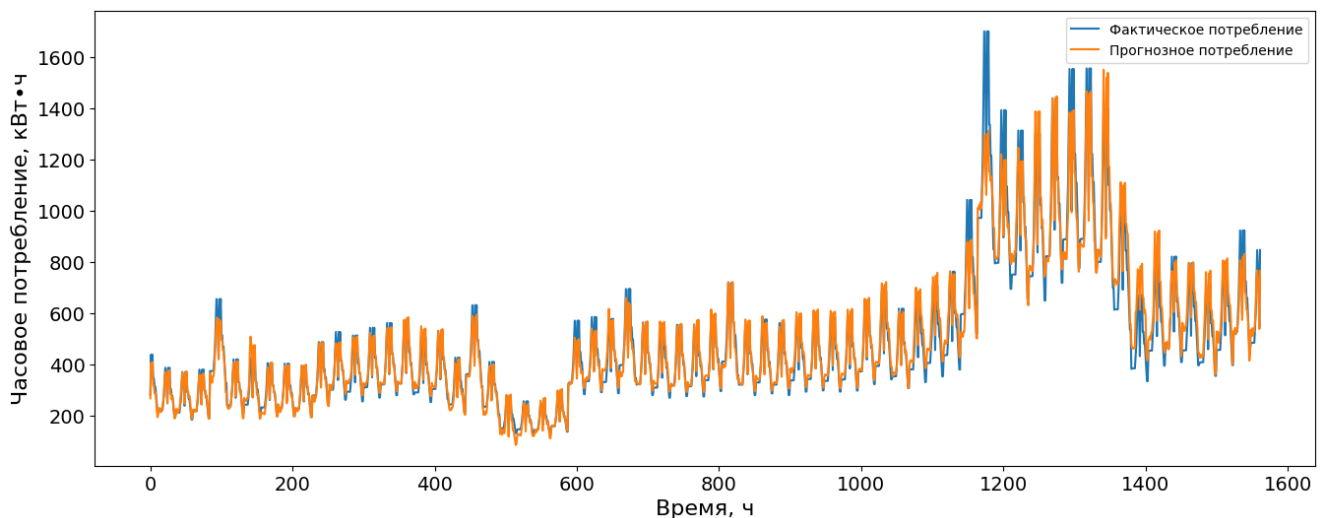


Рисунок 28 – Фактическое и прогнозное потребление электрической энергии с сентября по октябрь

Таким образом, за счет учета производственных факторов удалось повысить экономию компрессорной станции на 314 тыс. руб./год (86 %). В «Газпром» на данный момент в эксплуатации находятся примерно 300 компрессорных станций. При внедрении системы краткосрочного прогнозирования на всех компрессорных станциях экономия может составить 95 млн руб./год.

Таблица 26 – Расчет экономии затрат на потребление электрической энергии компрессорной станцией

№	Учитываемые факторы	Модель	MAE, МВт·ч	Затраты, тыс. руб./год	Экономия, тыс. руб./год	
					Абс	Отн
0	Экспертный прогноз	-	0,105	367,92		
1	Ретроспектива потребления	Быстрый бустинг	0,062	217,02	150,90	0,41
2	Ретроспектива потребления, метеорологические факторы	Быстрый бустинг	0,049	170,56	197,36	0,54
3	Ретроспектива потребления, факторы производственных процессов	Экстремальный градиентный бустинг	0,016	54,38	313,54	0,85
4	Ретроспектива потребления, факторы производственных процессов, метеорологические факторы	Экстремальный градиентный бустинг	0,016	54,55	313,37	0,85
		Быстрый бустинг	0,014	50,10	317,82	0,86

Для третьего эксперимента, показавшего наилучшие результаты, было применено объяснение алгоритмом аддитивного объяснения Шепли. Результаты применения аддитивного объяснения Шепли показывают значимость (веса) параметров, повлиявших на формирование прогноза потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности для каждого часа. Данные веса могут интерпретироваться экспертом и использоваться при внесении экспертных поправок. Признаки выстраиваются снизу графика по порядку возрастания влияния на результат прогнозируемого значения прогноза потребления электрической энергии $f(x)$ от среднего значения на всей рассматриваемой выборке $E[f(X)]$. Розовым цветом показываются значения, которые повышают значение прогноза электрической энергии $f(x)$ относительно

среднего значения на всей рассматриваемой выборке $E[f(X)]$, синим – значения, которые снижают значение $f(x)$. Таким образом, складывая и вычитая значения влияющих факторов из $E[f(X)]$ получается значение $f(x)$. Серым цветом рядом с обозначением факторов показываются значения повлиявших на прогноз факторов.

На Рисунке 29 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз 14 часа 23 февраля 2015 года. Высокое значение прогноза потребления электрической энергии компрессорной станции ($f(x) = 1839,616$ кВт·ч) по сравнению со средним значением прогноза потребления электрической энергии компрессорной станции ($E[f(X)] = 720,401$ кВт·ч), в основном, обосновано:

- высокими значениями потребления АВО всей компрессорной станции (24260 кВт) и АВО второго компрессорного цеха (7340 кВт);
- высоким значением потребления электрической энергии за 48 часов до прогнозного часа (2066 кВт·ч);
- часом суток прогноза (14), характеризующимся статистически высоким потреблением электрической энергии.

Влияние факторов потребления электрической энергии за 60 часов до прогнозного часа (1378 кВт·ч) было скомпенсировано влиянием суточного потребления КТП третьего компрессорного цеха (3610 кВт).

На Рисунке 30 представлено отображение признаков, повлиявших на прогнозное значение потребления электрической энергии в восьмой час 28 июля 2014 г. Полученный прогноз потребления электрической энергии компрессорной станцией ($f(x) = 256,209$ кВт·ч) в этом примере существенно ниже среднего, что обусловлено:

- низким суточным потреблением АВО всех компрессорных цехов (690 кВт), суточным потреблением комплектной трансформаторной подстанцией первого компрессорного цеха (1800 кВт);
- низким значением потребления электрической энергии за 48 часов до прогнозного часа (262,00 кВт·ч).

Влияние факторов часа прогноза (8 ч) было скомпенсировано влиянием суточного потребления КТП первого компрессорного цеха (1800 кВт), влияние

электрической энергии за 60 часов до прогнозного часа (231,5 кВт·ч) было скомпенсировано влиянием суточного потребления КТП первого компрессорного цеха (1800 кВт).

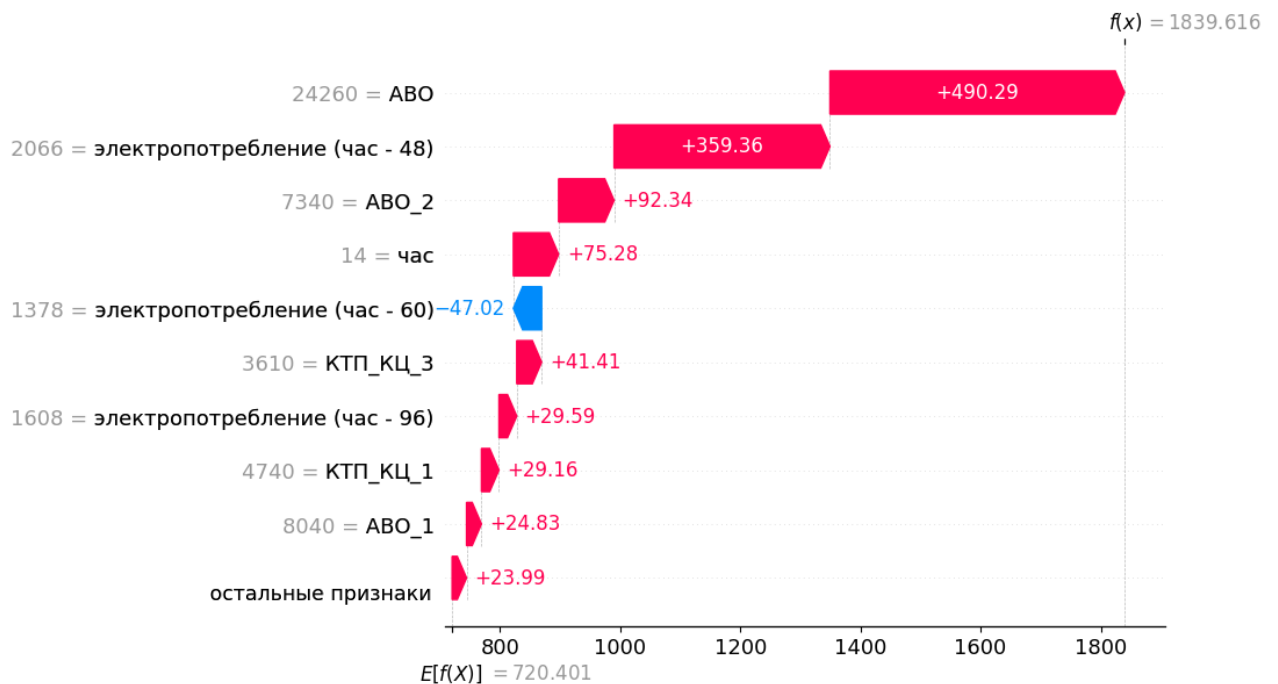


Рисунок 29 – Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии для 14 часа 23 февраля 2015 года

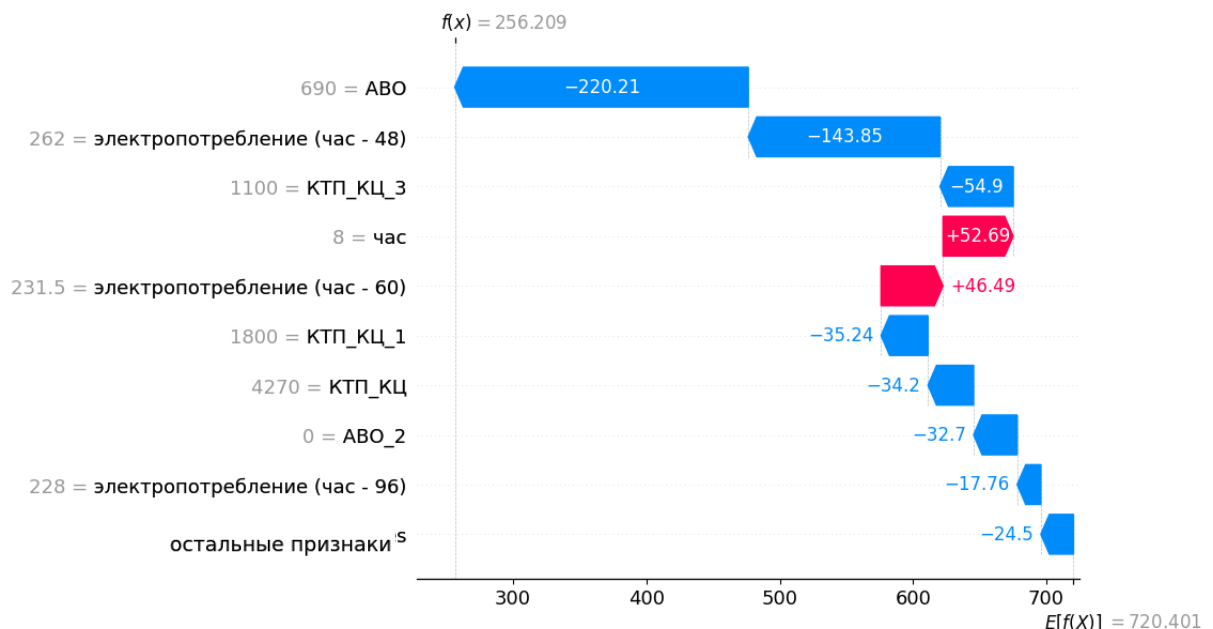


Рисунок 30 – Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии для восьмого часа 28 июля 2014 года

Необходимо отметить, что при принятии решения в девятку наиболее

важных факторов вошел признак потребления электрической энергии за 96 часов до прогнозного часа (228 кВт·ч).

На Рисунке 31 представлено отображение признаков, повлиявших на прогнозное значение потребления электрической энергии компрессорной станцией в 16 час 15 сентября 2013 года. Значение $f(x)$ (933,18 кВт·ч) обусловлено:

- высоким суточным потреблением КТП третьего компрессорного цеха (2789 кВт);
- относительно высоким по отношению к предыдущим дням значениям потребления электрической энергии за 60 (592,8 кВт·ч) и 48 часов (814,2 кВт·ч) до прогнозного часа.

На Рисунке 33 показан график часового потребления электрической энергии компрессорной станцией для семидневной ретроспективы. Можно увидеть, что потребление электрической энергии в прогнозируемый час выше, чем в 16 час предыдущих трёх дней. Можно сделать вывод, что при построении методом экстремального градиентного бустинга модель учла прошлый тренд относительно высокого потребления. Красным цветом выделен прогнозируемый час.

Влияние низкого значения суточного потребления АВО всей компрессорной станцией (11000 кВт) было скомпенсировано высоким суточным потреблением АВО второго компрессорного цеха (5620 кВт). На Рисунке 33 представлено суточное потребления АВО. При сравнении с Рисунком 32, можно сделать вывод о том, что при повышении потребления электрической энергии всей компрессорной станцией повышается потребление АВО второго компрессорного цеха, несмотря на снижение потребления электрической энергии АВО всей компрессорной станции.

На Рисунке 34 представлено отображение признаков, повлиявших на прогнозное значение электрической энергии в восьмой час 24 апреля 2015 года. Значение $f(x)$ (609,757 кВт·ч) обусловлено только относительно низким значением потреблением электрической энергии за 48 часов до прогнозного часа.

Влияние остальных факторов было скомпенсировано друг другом.

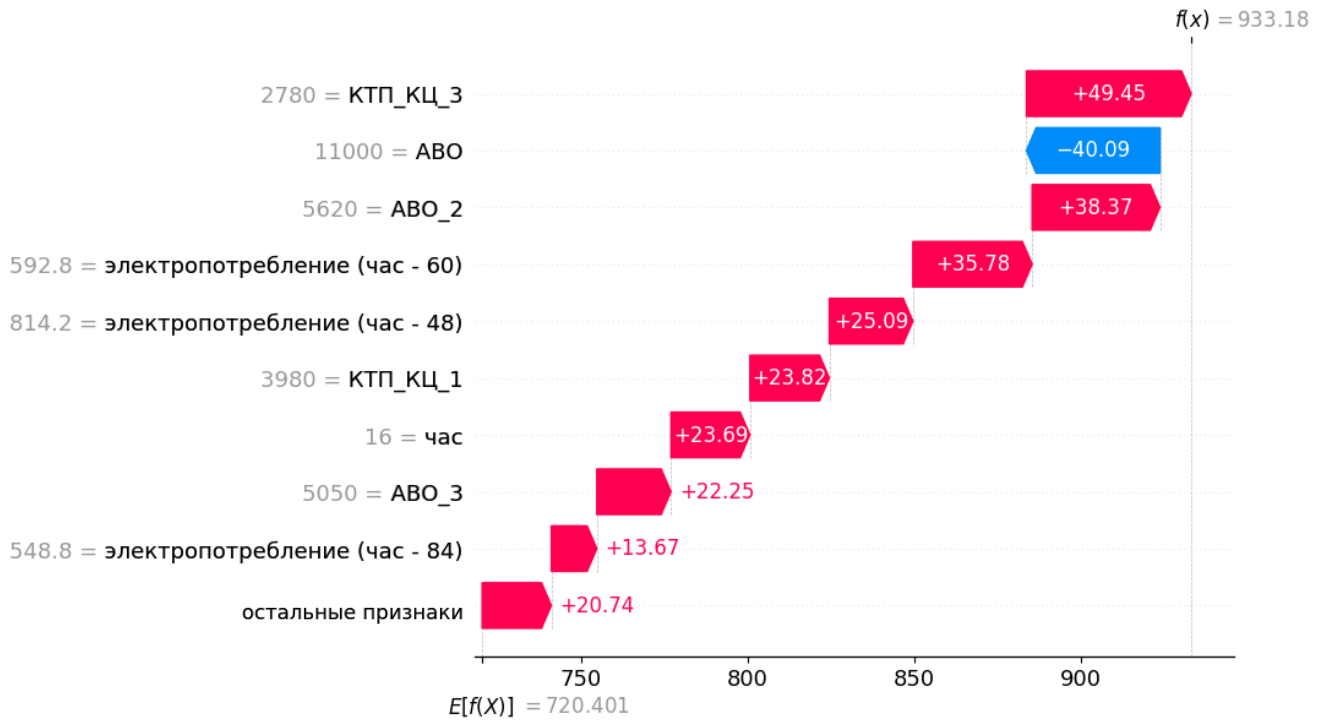


Рисунок 31 – Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии для 16 часа 26 мая 2014 года

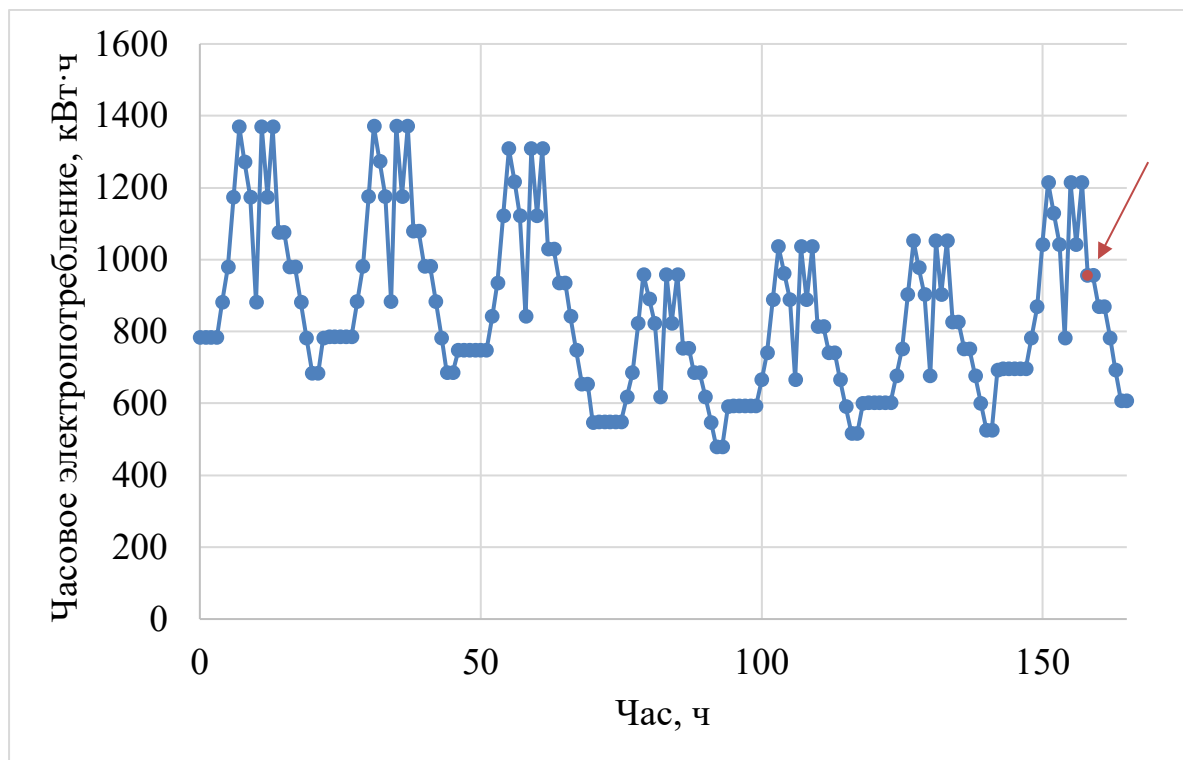


Рисунок 32 – Часовое потребление электрической энергии для семидневной ретроспективы

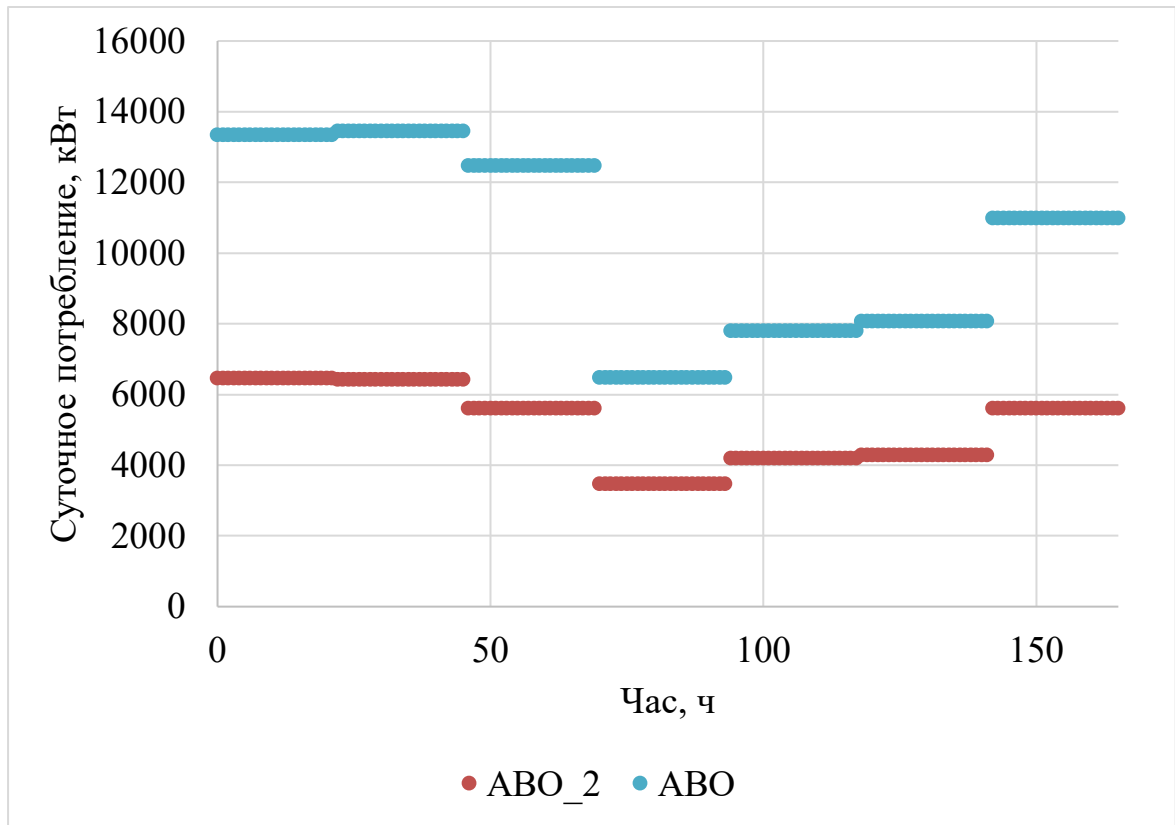


Рисунок 33 – Суточное потребление аппаратами воздушного охлаждения

Для оценки влияния всех учитываемых параметров на результат прогнозирования была рассчитана общая значимость параметров для моделей экстремального градиентного бустинга и быстрого бустинга, показавших лучший результат в четвертом эксперименте. Результаты представлены в Таблице 27.

Потребление электрической энергии компрессорной станцией за 48 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией U_{i-48} и суточное потребление АВО всей компрессорной станцией являются наиболее значимыми факторами при построении модели. Также для модели быстрого бустинга большую значимость имеет час прогноза. При этом значения параметров метеофакторов не вошли в первые 10 значимых параметров. Для экстремального градиентного бустинга наиболее значимым метеорологическим параметром является скорость ветра, которая имеет показатель значимости 0,001 и находится на 16 месте. Для быстрого бустинга наиболее значимым метеорологическим параметром является давление, которое имеет показатель значимости 0,018 и находится на 16 месте.

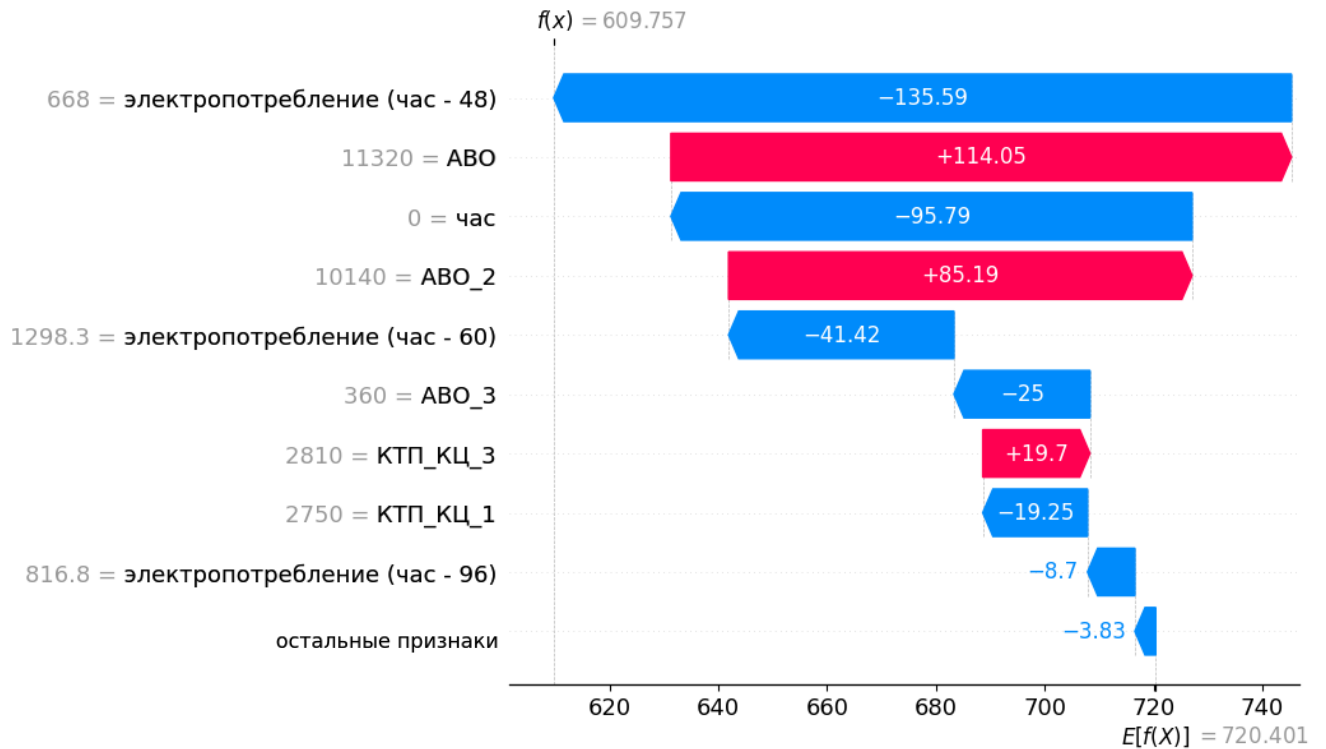


Рисунок 34 – Отображение признаков, повлиявших на прогноз потребления электрической энергии для первого часа 28 августа 2013 года

Таблица 27 – Значимость факторов при прогнозировании потребления электрической энергии компрессорной станцией

№	Экстремальный градиентный бустинг		Быстрый бустинг	
	Значимость параметра	Параметр	Значимость параметра	Параметр
1	АВО	0,626	Час	0,182
2	Электропотребление y_{i-48}	0,212	Электропотребление y_{i-48}	0,155
3	АВО_2	0,041	АВО	0,112
4	КТП_КЦ_3	0,028	Электропотребление y_{i-60}	0,089
5	КТП_КЦ	0,017	АВО_3	0,053
6	Электропотребление y_{i-96}	0,012	Электропотребление y_{i-72}	0,049
7	Электропотребление y_{i-60}	0,012	Электропотребление y_{i-96}	0,048
8	АВО_3	0,009	КТП_КЦ	0,041
9	Час	0,009	КТП_КЦ_1	0,038
10	Электропотребление y_{i-84}	0,008	Электропотребление y_{i-84}	0,038
11	КТП_КЦ_1	0,006	АВО_2	0,031
12	АВО_1	0,006	АВО_1	0,028
13	КТП_КЦ_2	0,005	День	0,027

Продолжение таблицы 27

№	Экстремальный градиентный бустинг		Быстрый бустинг	
	Значимость параметра	Параметр	Значимость параметра	Параметр
14	День	0,002	КТП КЦ 2	0,025
15	Месяц	0,002	КТП КЦ 3	0,024
16	Скорость ветра	0,001	Давление	0,018
17	Электропотребление U_{i-72}	0,001	День недели	0,011
18	Давление	0,001	Температура	0,010
Остальные параметры		Меньше 0,001	Остальные параметры	Меньше 0,010

4.2 Апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятия нефтегазовой промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования собственной генерации

Для апробации метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятия нефтегазовом промышленности в задаче краткосрочного прогнозирования генерации электрической энергии объектами собственной генерации предприятия нефтегазовой промышленности в диссертационной работе использованы данные потребления электрической энергии нефтедобывающей станции, находящейся в Тюменской области. Ретроспектива рассматриваемых данных составляет один месяц.

В Таблице 28 представлено описание изначальной выборки данных. В Таблице 29 представлены статистические характеристики собственной генерации на нефтедобывающем предприятии для рассматриваемого месячного промежутка.

Статические характеристики собственной генерации показывают близость значений к среднему значению. Это можно объяснить сравнительно маленькой рассматриваемой выборкой данных.

Функция прогноза генерации выражается в соответствии с формулой (33), за исключением, что в качестве U_{i-48} , U_{i-60} , U_{i-72} , U_{i-84} , U_{i-96} выражаются не значения потребления электрической энергии, а значения генерации электрической энергии собственной генерацией.

Таблица 28 – Исходные данные для прогнозирования собственной генерации электрической энергии

Наименование	Единицы измерения	Шаг дискретизации по времени, ч	Источник
Собственная генерация на нефтедобывающем предприятии	МВт·ч	1	Автоматизированная система коммерческого учета компрессорной станции
Простои 27 агрегатов нефтедобывающего предприятия	-	1	Главный инженер нефтедобывающего предприятия
Температура воздуха в точке 1	°С	1	Метеостанция на территории нефтедобывающего предприятия
Температура воздуха в точке 1	°С	1	

Таблица 29 – Статистические характеристики собственной генерации

Среднее значение, МВт·ч	Стандартное отклонение, МВт·ч	Минимальное значение, МВт·ч	Максимальное значение, МВт·ч
99,84	2,72	91,80	98,70

Для набора исходных данных в качестве признаков X формируются объекты «Данные о метеопараметрах» и «Данные о плане добычи». Объект «Данные о плане добычи» содержит параметры простоя агрегатов, т. к. простой агрегатов напрямую влияет на потребление электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности при добыче нефти. Допустим, среди 27 агрегатов есть три агрегата, которые задают тренды потребления. Во время обучения моделью будет сделан вывод, что при включении данных агрегатов будет происходить повышение потребления электрической энергии. Таким образом, применение методов машинного обучения позволяет косвенно учитывать режимы работы оборудования без точного определения потребляемой ими электрической энергии.

В Таблице 30 представлено описание входных данных для обучения моделей.

Таблица 30 – Описание данных для обучения моделей для решения задачи краткосрочного прогнозирования собственной генерации электрической энергии

Входные данные	Обозначение
Данные о фактической генерации электрической энергии (Ретроспектива генерации)	
Собственная генерация электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 48 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-48}	Генерация (час – 48)
Собственная генерация электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 60 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-60}	Генерация (час – 60)
Собственная генерация электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 72 часа до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-72}	Генерация (час – 72)
Собственная генерация электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 84 часа до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-84}	Генерация (час – 84)
Собственная генерация электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 96 часов до часа прогноза потребления электрической энергии компрессорной станцией y_{i-96}	Генерация (час – 96)
Данные производственного календаря	
Номер i -го часа	Час
Номер j -дня недели, на который приходится прогноз	День нед.
Данные о плане добычи	
Простои агрегатов нефтедобывающего предприятия	Простой $_N$, где $N = 1 \div 27$
Данные о метеопараметрах	
Температура окружающей среды в точке 1	Температура $_1$
Температура окружающей среды в точке 2	Температура $_2$

Таким образом, исходная выборка данных описывалась 36 параметрами и содержала 349 строки после удаления строк с нулевыми значениями данных об оборудовании.

Т. к. исходная выборка данных содержала 27 значений простоев агрегатов без их привязки к производственным процессам были рассчитаны корреляции Спирмена для выделения сильно коррелирующих между собой параметров (значения коэффициентов корреляции больше 0,5) и объединения их в один, как описывающих один производственный процесс, для повышения обобщающих свойств моделей. На Рисунке 35 представлены коэффициенты корреляции Спирмена.

Анализ коэффициентов корреляций Спирмена показывает высокие корреляции больше 0,5 между:

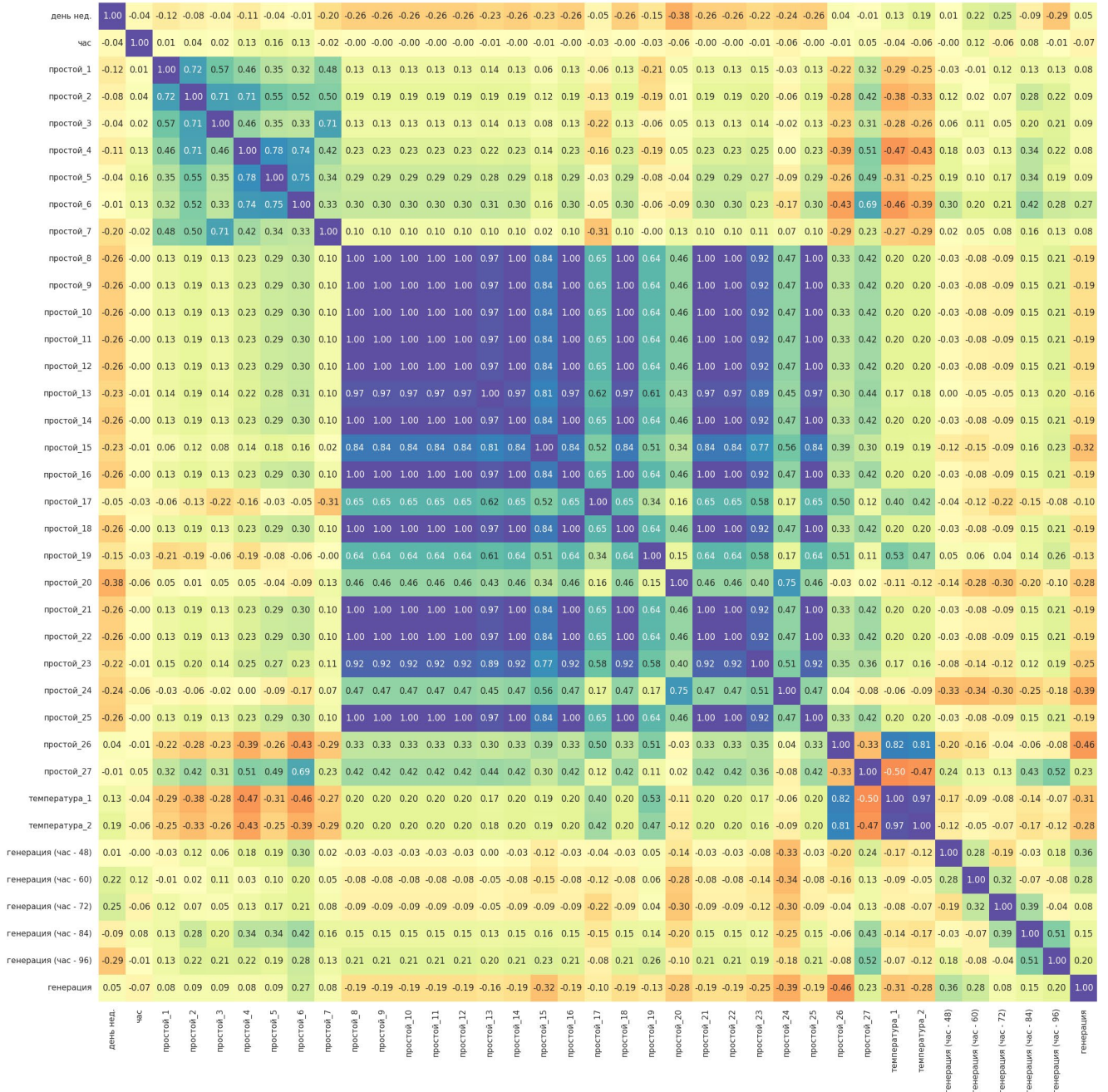
- простой_1, простой_2, простой_3, простой_4, простой_5, простой_6, простой_7;
- простой_8, простой_9, ..., простой_25;
- температура_1, температура_2.

Для повышения обобщающих свойств моделей из параметров «Данные о плане добычи» для обучения моделей были выбраны параметры: простой_1, простой_8, простой_26, простой_27. Из параметров «Данные о метеопараметрах» для обучения были выбраны параметры температура_1. Таким образом, выборка данных для обучения моделей содержала 12 параметров.

В первом эксперименте учитывались признаки объектов:

- Данные производственного календаря;
- Ретроспектива генерации ($y_{i-48}, y_{i-60}, y_{i-72}, y_{i-84}, y_{i-96}$).

Результаты приведены в Таблице 31. Наименьшую среднюю относительную ошибку по модулю MAPE в 0,166% и наибольший коэффициент детерминации в 0,989 на тестовой выборке продемонстрировала модель, построенная с использованием метода экстремальный градиентный бустинг.



значения средней абсолютной ошибки MAE и средней квадратичной ошибки RMSE уменьшаются по сравнению с результатами первого эксперимента, с 0,164 МВт·ч до 0,049 МВт·ч и с 0,253 МВт·ч до 0,089 МВт·ч, соответственно.

Таблица 31 – Результаты прогнозирования собственной генерации электрической энергии нефтедобывающей станции в первом эксперименте

Название модели	MAE, МВт·ч		MAPE, %		RMSE, МВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая
Адаптивный бустинг	0,116	0,245	0,118	0,257	0,192	0,928	0,995	0,894
Экстремальный градиентный бустинг	0,078	0,164	0,078	0,166	0,125	0,253	0,998	0,989
Случайный лес	0,261	0,305	0,267	0,302	0,436	0,575	0,974	0,946
Быстрый бустинг	0,137	0,214	0,139	0,218	0,263	0,468	0,991	0,952
Линейная регрессия	1,664	1,648	1,669	1,668	2,502	2,457	0,157	0,096

Таблица 32 – Результаты прогнозирования собственной генерации электрической энергии нефтедобывающей станции во втором эксперименте

Название модели	MAE, МВт·ч		MAPE, %		RMSE, МВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая
Адаптивный бустинг	0,280	0,298	0,282	0,304	0,367	0,386	0,981	0,986
Экстремальный градиентный бустинг	0,014	0,049	0,015	0,048	0,024	0,089	1,000	0,999
Случайный лес	0,195	0,235	0,199	0,238	0,382	0,352	0,981	0,979
Быстрый бустинг	0,226	0,252	0,228	0,256	0,382	0,341	0,980	0,987
Линейная регрессия	1,532	1,770	1,542	1,716	2,431	2,599	0,191	0,010

Во третьем эксперименте к признакам, используемым в первом

эксперименте, были добавлены признаки «Данные о плане добычи» (простое оборудования). Результаты приведены в Таблице 33. Наименьшую среднюю относительную ошибку по модулю MAPE в 0,076% на тестовой выборке также продемонстрировал экстремальный градиентный бустинг. Добавление признаков простого оборудования уменьшает среднюю относительную ошибку по модулю на 0,090% по сравнению с первым экспериментом. Также значения средней абсолютной ошибки MAE и средней квадратичной ошибки RMSE уменьшаются по сравнению с результатами первого эксперимента с 0,164 МВт·ч до 0,076 МВт·ч и с 0,253 МВт·ч до 0,155 МВт·ч, соответственно.

Таблица 33 – Результаты прогнозирования собственной генерации электрической энергии нефтедобывающей станции в третьем эксперименте

Название модели	MAE, МВт·ч		MAPE, %		RMSE, МВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая	обучающая	тестовая
Адаптивный бустинг	0,020	0,086	0,020	0,086	0,056	0,234	1,000	0,979
Экстремальный градиентный бустинг	0,013	0,076	0,013	0,076	0,020	0,155	1,000	0,993
Случайный лес	0,070	0,126	0,072	0,130	0,182	0,321	0,995	0,987
Быстрый бустинг	0,114	0,113	0,114	0,114	0,208	0,202	0,995	0,992
Линейная регрессия	1,014	1,162	1,016	1,170	1,358	1,436	0,748	0,723

В четвертом эксперименте были учтены все признаки. Результаты приведены в таблице 34. Наименьшую среднюю относительную ошибку по модулю MAPE в 0,013 % на тестовой выборке продемонстрировал экстремальный градиентный бустинг. Учет всех признаков уменьшает среднюю относительную ошибку по модулю на 0,153 %.

В Таблице 35 представлены сводные результаты экспериментов.

Таблица 34 – Результаты прогнозирования собственной генерации электрической энергии нефтедобывающей станции в четвертом эксперименте

Название модели	MAE, МВт·ч		MAPE, %		RMSE, МВт·ч		R ²	
	выборка		выборка		выборка		выборка	
	обучаю- щая	тесто- вая	обучаю- щая	тесто- вая	обучаю- щая	тесто- вая	обучаю- щая	тесто- вая
Адаптивный бустинг	0,002	0,035	0,002	0,035	0,021	0,175	1,000	0,994
Экстремальный градиентный бустинг	0,001	0,013	0,001	0,013	0,002	0,023	1,000	1,000
Случайный лес	0,082	0,108	0,084	0,104	0,259	0,292	0,991	0,986
Быстрый бустинг	0,111	0,172	0,112	0,173	0,228	0,233	0,995	0,993
Линейная регрессия	1,055	0,887	1,056	0,900	1,385	1,079	0,742	0,798

Таблица 35 – Сводные результаты экспериментов краткосрочного прогнозирования собственной генерации

№	Учитываемые факторы	Модель	MAPE, %	Абсолютное улучшение прогноза, %	Относительное улучшение прогноза, о. е.
1	Ретроспектива генерации	Экстремальный градиентный бустинг	0,166	-	-
2	Ретроспектива генерации, метеорологические факторы	Экстремальный градиентный бустинг	0,048	0,118	0,711
3	Ретроспектива генерации, факторы простоя оборудования	Экстремальный градиентный бустинг	0,076	0,090	0,542
4	Ретроспектива генерации, факторы простоя оборудования, метеорологические факторы	Экстремальный градиентный бустинг	0,013	0,153	0,922

На Рисунке 36 представлена зависимость прогнозного значения потребления электрической энергии нефтедобывающим предприятием от фактического потребления электрической энергии. Линейная зависимость, представленная на рисунке, показывает, что модель, построенная с применением экстремального градиентного бустинга, отражает основные закономерности и тенденции в данных, стабильно хорошо прогнозирует фактические значения.

Для последнего эксперимента было применено объяснение алгоритмом аддитивного метода Шепли.

На Рисунке 37 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз собственной генерации нулевого часа 5 ноября 2020 года. Значение собственной генерации электрической энергии ($f(x) = 98,7$ МВт·ч), в основном, обосновано простым 26 агрегата (простой_26). Влияние остальных факторов было скомпенсировано друг другом.

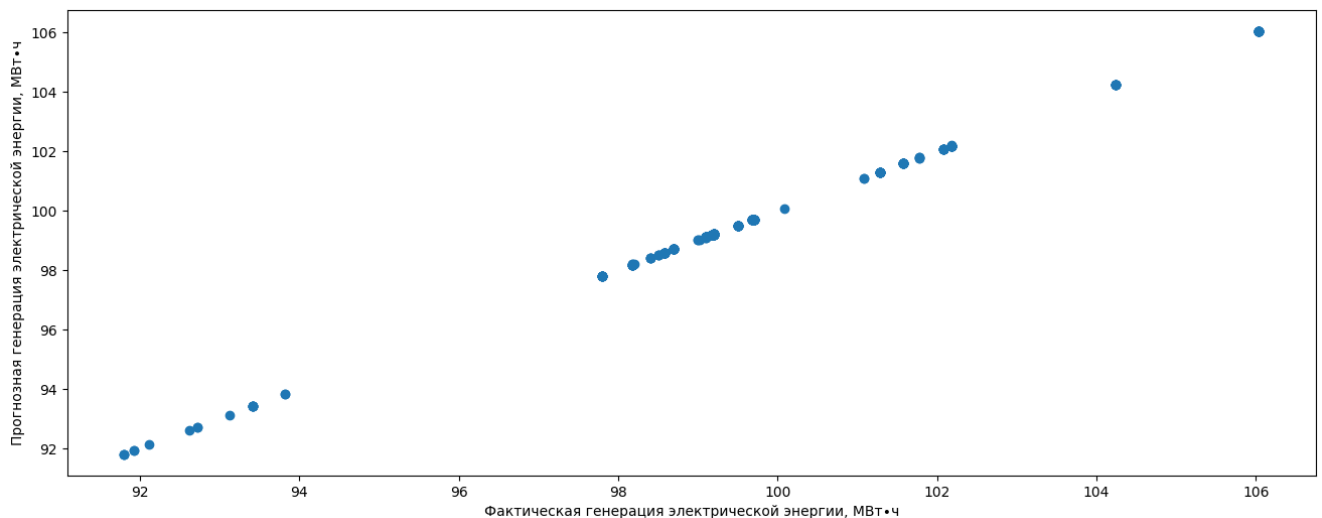


Рисунок 36 – Зависимость прогнозного значения потребления электрической энергии от фактического потребления электрической энергии

На Рисунке 38 представлено отображение признаков, повлиявших на прогноз собственной генерации 2 часа 9 ноября 2020 года. Значение собственной генерации электрической энергии ($f(x) = 99,679$ МВт·ч), в основном, обосновано значениями собственной генерацией электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 72 часа до часа прогноза. Влияние остальных факторов было скомпенсировано друг другом. Так несмотря на то, что на

рассматриваемой выборке данных, во вторник (день нед. = 2) собственная генерация электрической энергии на нефтедобывающем предприятии имеет значение больше среднего значения, относительно малые значения собственной генерации за 96 и 72 часа до часа прогноза дают основание модели спрогнозировать, что значение собственной генерации для рассматриваемого часа не будет превышать среднее значение собственной генерации электрической энергии.

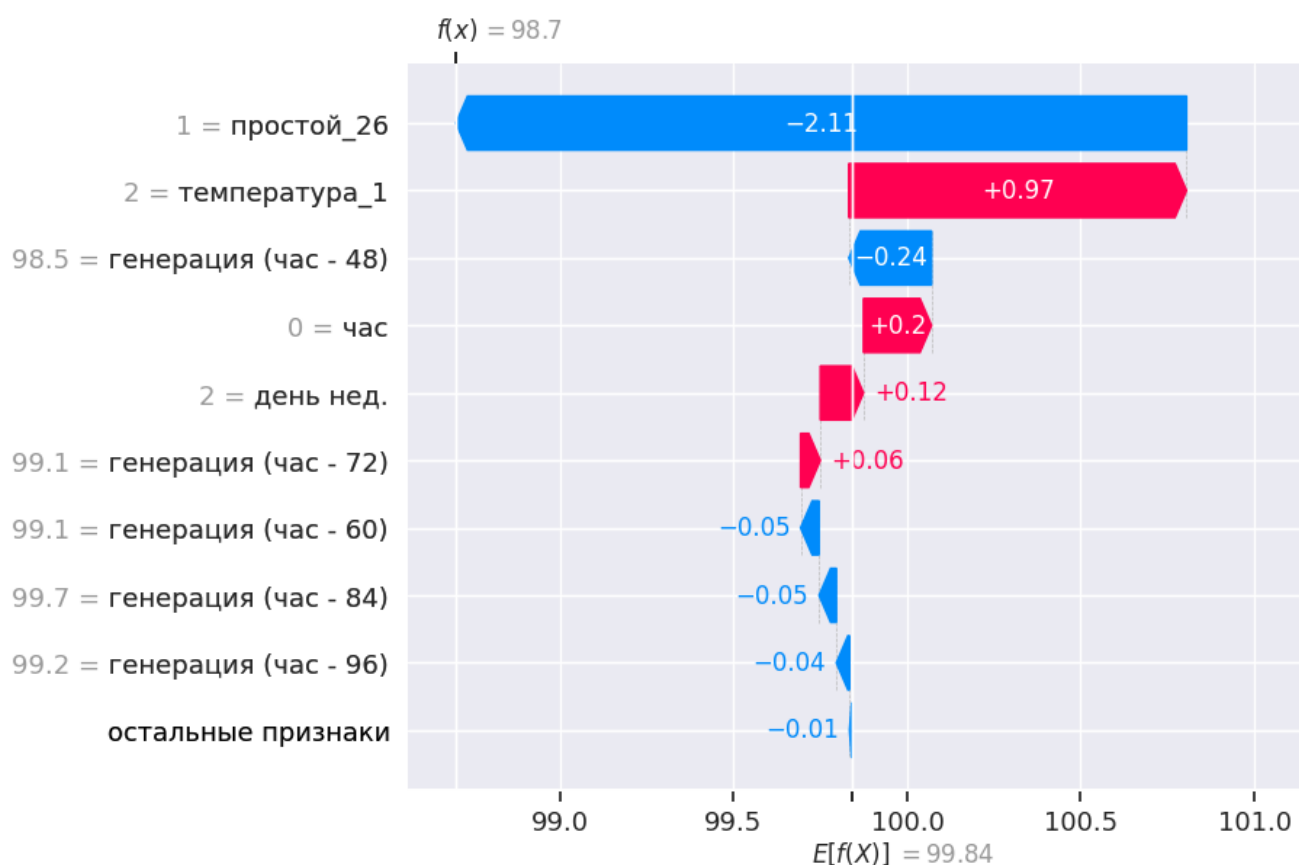


Рисунок 37 – Отображение признаков, повлиявших на прогноз собственной генерации электрической энергии для нулевого часа 5 ноября 2020 года

Общая значимость параметров четвертого эксперимента была рассчитана для моделей экстремального градиентного бустинга. Результаты представлены в Таблице 36.

Наибольшее влияние на результаты модели для всей выборки данных оказали простой 26 агрегата и ретроспектива собственной генерации электрической энергии на нефтедобывающем предприятии за 96 часов до часа прогноза y_{i-96} . Наиболее значимым параметром оказался параметр «Простой

агрегата 26». Данный факт подтверждает, что применение методов машинного обучения возможно даже при отсутствии точных значений прогнозного потребления электрической энергии агрегатами благодаря тому, что методы машинного обучения позволяют находить скрытые закономерности в данных.

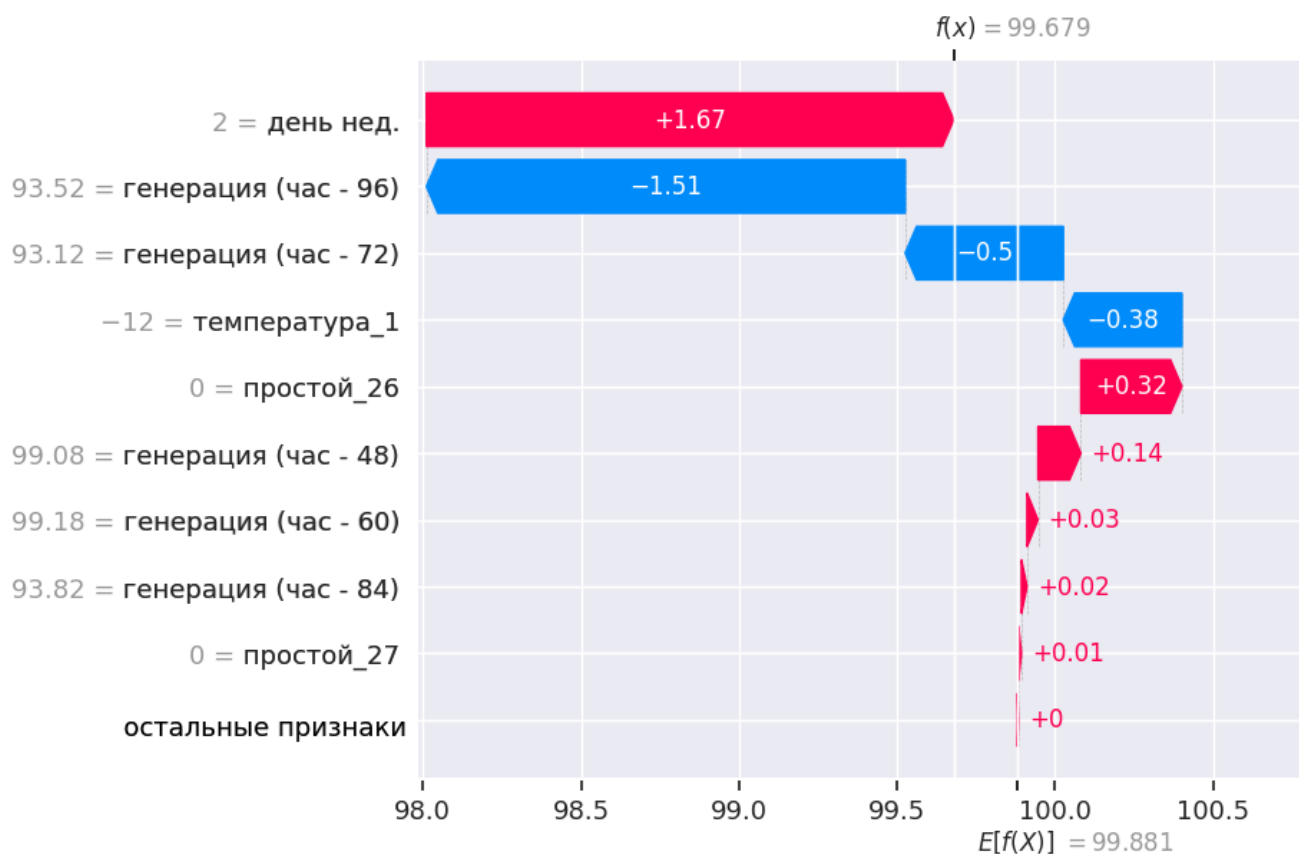


Рисунок 38 – Отображение признаков, повлиявших на прогноз собственной генерации электрической энергии для 22 часа 12 ноября 2020 года

Таблица 36 – Значимость факторов для модели экстремального градиентного бустинга при прогнозировании собственной генерации

Параметр	Значимость параметра	Параметр	Значимость параметра
Простой агрегата 26	0,571	Собственная генерация Y_{i-48}	0,018
Собственная генерация Y_{i-96}	0,195	Собственная генерация Y_{i-60}	0,012
Температура в точке 1	0,092	Час	0,004
Собственная генерация Y_{i-72}	0,053	Собственная генерация Y_{i-84}	0,002
День недели	0,052	Остальные параметры	Меньше 0,001

4.3 Апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности в задаче регулирования нагрузки

Регулирование нагрузки на предприятиях осуществляется потребителями-регуляторами и накопителями электрической энергии. Назначением потребителей-регуляторов является ограничение потребления электрической энергии в часы максимума потребления электрической энергии системы и увеличение нагрузки в часы минимума для выравнивания графика нагрузки. Частным случаем потребителя-регулятора может являться накопитель электрической энергии, который может выполнять функции потребителя электрической энергии при накоплении электрической энергии в часы минимума нагрузки системы или генерации электрической энергии в часы максимума нагрузки системы.

Для выделения потребителей-регуляторов необходимо выделить основные и вспомогательные производственные процессы. В данной диссертационной работе для компрессорных станций к основным процессам можно отнести процессы, связанные с транспортировкой газа:

- перекачивание газа;
- охлаждение газа;
- очистка газа.

Оборудование, которое обеспечивает данные процессы, не может относиться к потребителям-регуляторам. В том числе, потому что процесс транспортировки газа является процессом, связывающим несколько компрессорных станций.

К вспомогательным процессам относятся обеспечивающие процессы, реализуемые вспомогательными системами (системы водоснабжения, система связи). Объекты, относящиеся к данным системам, могут быть потребителями-регуляторами.

В рамках данной диссертационной работы не было рассмотрено создание алгоритма прогнозирования часа пиковой нагрузки энергосистемы. Для того, чтобы определить час пиковой нагрузки системы Тюменской области для каждого дня энергосистемы были проанализированы файлы, содержащие значения

фактических значений часов пикового потребления электрической энергии для каждого дня каждого месяца 2014 года для гарантирующего поставщика АО «Газпром энергосбыт Тюмень» с сайта Администратора Торговой Системы [133]. При интегрировании предлагаемой системы краткосрочного прогнозирования потребления предприятием нефтегазовой промышленности с информационной системой данного предприятия значения пикового часа потребления электрической энергии и информация о почасовом тарифе для каждого часа суток могут поставляться из смежной системы прогноза тарифов на электроэнергию.

На рассматриваемой компрессорной станции невозможно разделить потребителей электрической энергии на потребителей-регуляторов и потребителей, обеспечивающих основной производственный процесс, т.к. автоматизированная система коммерческого учета электрической энергии собирает только почасовые данные потребления электрической энергии всей компрессорной станцией и суточные данные потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения, всеми комплектными трансформаторными подстанциями компрессорных цехов. Поэтому для проверки гипотезы об уменьшении затрат за счет изменения графика включения потребителей-регуляторов для 2014 года был проведен расчет затрат на электрическую энергию с помощью сервиса Time2Save [134] для оригинального графика и графика с равномерным распределением 10% потребления электрической энергии с часа пиковой нагрузки на другие часы.

Значение 10% было выбрано на основании анализа величины потребления электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения относительно величины потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями компрессорных цехов. Суточное потребление аппаратами воздушного охлаждения составляет примерно 70 % от суточного потребления комплектными трансформаторными подстанциями. Таким образом, на потребление электрической энергией остальными агрегатами на компрессорной станции приходится 30 % суточного потребления. Предполагая, что на работу газоперекачивающих агрегатов и системам очистки газа приходится 20%,

потребители-регуляторы потребляют 10% от суточного потребления электрической энергии.

На Рисунке 39 представлен типовой график потребления электрической энергии компрессорной станцией для пяти первых дней ноября 2014 г. Для каждого из четырех дней пики потребления приходятся на 10, 14, 16 часы. Анализ значений фактических значений часов пикового потребления электрической энергии для гарантирующего поставщика АО «Газпром энергосбыт Тюмень» в 2014 г показал, что часто встречаемыми значения являются 8, 14, 15 часы суток. Таким образом, для суток, в которых час пикового потребления электрической энергии системой совпадает с пиковым часом потребления электрической энергии предприятием, регулирование нагрузки может быть не только выгодным с экономической точки зрения, но и с точки зрения выравнивания графика нагрузки.

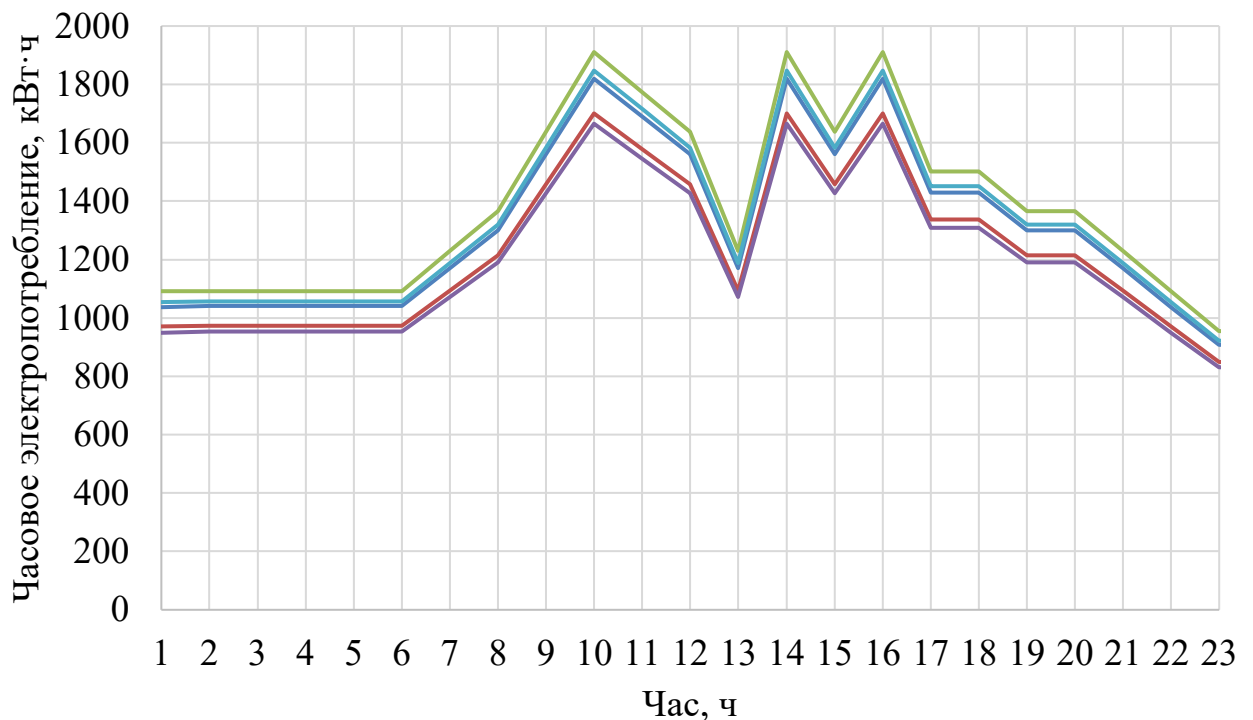


Рисунок 39– Типовой график потребления электрической энергии компрессорной станцией пяти дней ноября 2014 года

В Таблице 37 представлены усредненные значения месячных затрат для рассматриваемой компрессорной станции и для 300 компрессорных станций, входящих в состав ПАО «Газпром» без изменений и при распределении 10%

потребления электрической энергии потребителями-регуляторами с часа пиковой нагрузки, рассчитанные для нескольких ценовых категорий (ЦК).

Таблица 37 – Стоимость электрической энергии и её экономия при изменении графика включения потребителей-регуляторов

График	3 ЦК	4 ЦК	5 ЦК	6 ЦК
Без регулирования, одна компрессорная станция, млн. руб./год.	2643,4	3023,2	2634,4	3014,2
Без регулирования, 300 компрессорных станций, млрд руб./год.	793,0	907,0	790,3	904,3
С регулированием, одна компрессорная станция, млн. руб./год.	2638,7	3008,1	2629,3	2999,1
С регулированием, 300 компрессорных станций, млрд руб./год.	791,6	902,4	788,8	899,7
Абсолютная экономия 300 компрессорных станций, млрд руб./год.	1,4	4,5	1,5	4,5

Таким образом, изменение графика включения потребителя-регулятора может уменьшить затраты на покупку электрической энергии и выровнять потребление электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. Выравнивание потребления электрической энергии приводит к снижению потерь в электротехническом комплексе.

Выводы по главе 4

Проведена апробация метода повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности для задачи краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, задачи краткосрочного прогнозирования собственной генерации электрической энергии объектами собственной генерации предприятия нефтегазовой промышленности и задачи регулирования нагрузки.

Было продемонстрировано, что при применении нового метода повышения энергетической эффективности производственных процессов и учете факторов производственного процесса (суточное потребление электрической энергии аппаратами воздушного охлаждения и суточное потребления электрической энергии комплектными трансформаторными подстанциями компрессорных цехов) может позволить снизить среднюю относительную ошибку по модулю до 3,44 % в сравнении с экспертным прогнозом 16,81 % и снизить среднюю абсолютную ошибку с 105 кВт·ч до 15,52 кВт·ч. Снижение средней абсолютной ошибки приводит к экономии 86 % на 95 млн руб./год по сравнению с затратами на электрическую энергию при экспертном прогнозе. Снижение затрат на электрическую энергию является показателем повышения энергетической эффективности. Также применение факторов производственного процесса позволяет увеличить коэффициент детерминации до 0,98 со значения коэффициента детерминации 0,67, получаемым при прогнозировании с учетом ретроспективы потребления электрической энергии компрессорной станцией.

Для нескольких часов потребления электрической энергии компрессорной станцией было продемонстрировано объяснение принятия решения по величине прогнозного значения потребления электрической энергии. Результаты объяснения могут позволить Эксперту сектора учета и реализации энергии компрессорной станции проанализировать влияние параметров (их значимость) на результат прогнозирования, что не только сможет позволить проанализировать, какие факторы производственных процессов имеют наибольшее влияние на аperiodичность графика потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности, а также сможет упростить процесс введения экспертных поправок за счет повышения уровня доверия пользователей.

Повышение точности прогноза потребления электрической энергии предприятиями нефтегазовой промышленности позволит оптимизировать режимы работы объектов собственной генерации и объектов накопления электрической энергии: т. к. данные объекты эксплуатируются для управления графиком потребления электрической энергии, покрытия собственных нужд в

электрической энергии и обеспечения качества электроснабжения.

Было продемонстрировано, что при применении нового метода повышения энергетической эффективности производственных процессов и учете простоев оборудования на нефтедобывающем предприятии было получено снижение средней относительной ошибки по модулю на 0,922 о. е. с 0,166% до 0,013% по сравнению с экспериментом, в котором учитывалась только ретроспектива собственной генерации. Средняя абсолютная ошибка при этом снижается с 0,164 МВт·ч до 0,013 МВт·ч. Повышение точности прогноза генерации объектов собственной генерации может позволить оптимизировать режимы работы объектов собственной генерации, а также в дальнейшем оптимизировать процесс принятия решения по регулированию потребления электрической энергии.

Для двух часов генерации электрической энергии компрессорной станцией было продемонстрировано объяснение принятия решения по величине прогнозного значения собственной генерации электрической энергии.

Продемонстрированные примеры объяснения принятия решения по прогнозу потребления и генерации электрической энергии предприятия нефтегазовой промышленности показывают, что для конкретных часов модель может принимать решения, основываясь на параметрах, которые не имеют большой вес значимости для всей модели.

Применение аддитивного объяснения Шепли позволит повысить уровень доверия пользователей к результатам работы информационной системы краткосрочного прогнозирования потребления предприятием нефтегазовой промышленности.

Было продемонстрировано, что применение мультиагентного подхода в задаче регулирования нагрузки может помочь выделить объекты основного и вспомогательного производственных процессов. Управление потребителями-регуляторами может позволить сократить затраты на электрическую энергию на 4,5 млрд руб./год.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Основные результаты диссертационной работы:

1. Выполнен анализ существующих подходов к повышению эффективности мероприятий по энергосбережению на предприятии нефтегазовой промышленности и выявлены особенности функционирования его электротехнического комплекса. Обосновано, что применение мультиагентного подхода позволяет декомпозировать производственные процессы, описывать взаимодействие между объектами генерации, потребления и системами накопления электрической энергии.

2. Разработана математическая модель электротехнического комплекса предприятия нефтегазовой промышленности на основе мультиагентного подхода. Модель включает в себя формализованное описание целей, входных и выходных данных агентов и их связей с использованием логическо-информационной модели для повышения точности прогнозирования генерации и потребления электрической энергии.

3. Предложен комплексный подход к повышению эффективности мероприятий по энергосбережению на предприятии нефтегазовой промышленности с помощью разработанной математической модели электротехнического комплекса. Подход основан на краткосрочном прогнозировании генерации, потребления и регулировании нагрузки с учетом тарифов на электрическую энергию и мощность с помощью потребителей-регуляторов и накопителей.

4. Разработан метод краткосрочного прогнозирования собственной генерации и потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности. Метод основан на декомпозиции процессов генерации и потребления, учете метеорологических факторов и применении ансамблевых моделей градиентного бустинга деревьев решений. Главной особенностью метода является интерпретация влияния производственных и метеорологических факторов на формируемые прогнозы с помощью алгоритмов объяснимого искусственного интеллекта.

5. Разработанные модели и методы апробированы на данных двух реальных предприятий нефтегазовой промышленности. Определено, что они позволяют снизить среднюю относительную ошибку по модулю прогнозирования потребления

электрической энергии компрессорной станцией до 3,44 % по сравнению со средней относительной ошибкой по модулю экспертного прогноза в 16,81 %, снизить среднюю абсолютную ошибку с 105 кВт·ч до 15,52 кВт·ч, что приводит к снижению экономических потерь из-за отклонений прогнозирования при работе на ОРЭМ на 86 % или 95 млн руб./год.

Рекомендации:

Предприятиям нефтегазовой промышленности следует внедрять методы краткосрочного прогнозирования генерации и потребления электрической энергии для повышения энергетической эффективности их производственных процессов. При использовании моделей машинного обучения в задаче прогнозирования представляется целесообразным использовать методы объяснимого искусственного интеллекта для повышения интерпретируемости полученных результатов.

Перспективы дальнейшей разработки темы:

В качестве перспективных направлений исследований в области повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности можно отметить следующие:

1. Применение мультиагентного подхода для повышения эффективности проектирования и эксплуатации электротехнических комплексов предприятий нефтегазовой промышленности с учетом их направлений деятельности.

2. Разработку алгоритмов интерпретации влияния факторов производственных процессов на краткосрочные прогнозы генерации и потребления электрической энергии не только с помощью аддитивного объяснения Шепли, но и с использованием глобальных апостериорных методов.

3. Исследование влияния уровня декомпозиции электротехнического комплекса на точность работы предложенного метода краткосрочного прогнозирования генерации и потребления электрической энергии предприятием нефтегазовой промышленности.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Российская Федерация. Законы. Федеральный закон от 23 ноября 2009 г. №261-ФЗ "Об энергосбережении и о повышении энергетической эффективности и о внесении изменений в отдельные законодательные акты Российской Федерации" (с изменениями и дополнениями). : [принят Государственной Думой 11 ноября 2009 года : одобрен Советом Федерации 18 ноября 2009 года]. – URL: <http://mos.gosnadzor.ru/reception/faq/261-ФЗ.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный
2. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024617811. Программа краткосрочного прогнозирования потребления электрической энергии предприятием на базе моделей машинного обучения с учетом метеорологических и производственных факторов / П.В. Матренин, А.И. Степанова. – Заявка № 2024616513. Дата поступления 28 марта 2024 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 05 апреля 2024 г. – Текст: непосредственный.
3. Dorobantu, S. Not all sparks light a fire: Stakeholder and shareholder reactions to critical events in contested markets / S. Dorobantu, W. J. Hennisz, L. Nartey // *Administrative Science Quarterly*. – 2017. – Vol.72. – Iss.3. – P. 561–97. – Текст: непосредственный.
4. Nielsen, C. ESG Reporting and Metrics: From Double Materiality to Key Performance Indicators / C. Nielsen// *Sustainability*. – 2023. – №15(24). – P.16844. Doi: 10.3390/su152416844. – Текст: непосредственный.
5. Chopra, S.S. Navigating the Challenges of Environmental, Social, and Governance (ESG) Reporting: The Path to Broader Sustainable Development / S.S. Chopra, S.S. Senadheera, P.D. Dissanayake [et al.] // *Sustainability*. – 2024. – №16(2). – P. 606. Doi: 10.3390/su16020606. – Текст: непосредственный.
6. Zairis, G. Sustainable Finance and ESG Importance: A Systematic Literature Review and Research Agenda / G. Zairis, P. Liargovas, N. Apostolopoulos // *Sustainability*. – 2024. – №16(7). – P.2878. Doi: 10.3390/su16072878. – Текст: непосредственный.

7. Aldowaish, A. Environmental, Social, and Governance Integration into the Business Model: Literature Review and Research Agenda / A. Aldowaish, J. Kokuryo, O. Almazyad, H.C. Goi // Sustainability. – 2022. – №14(5). – P.2959. Doi: 10.3390/su14052959. – Текст: непосредственный.
8. Zhao, Q. Analyzing the Relationship between Digital Transformation Strategy and ESG Performance in Large Manufacturing Enterprises: The Mediating Role of Green Innovation / Q. Zhao, X. Li, S. Li // Sustainability. – 2023. – №15(13). – P. 9998. Doi: 10.3390/su15139998. – Текст: непосредственный.
9. Zhang, Y. Does ESG Performance Affect the Enterprise Value of China’s Heavily Polluting Listed Companies? / Y. Zhang, X. Wang, W. Guo, X. Guo, Q. Wang, X. Tan// Sustainability. – 2024. – №16(7). – P.2826. Doi: 10.3390/su16072826. – Текст: непосредственный.
10. Li, T.-T. ESG: Research Progress and Future Prospects / T.-T. Li, K. Wang, T. Sueyoshi, D.D. Wang // Sustainability. – 2021. – №13(21). – P.11663. Doi: 10.3390/su132111663. – Текст: непосредственный.
11. Jin, X. A Study on the Mechanism of ESG’s Impact on Corporate Value under the Concept of Sustainable Development / X. Jin, X. Lei // Sustainability. – 2023. – №15(11). – P.8442. Doi: 10.3390/su15118442. – Текст: непосредственный.
12. Ren, M. The Impact of ESG Performa.] on Green Innovation among Traditional Energy Enterprises—Evidence from Listed Companies in China / M. Ren, J. Zhou, J. Si, G. Wang, C. Guo // Sustainability. – 2024. – №16(9). – P.3542. Doi: 10.3390/su16093542. – Текст: непосредственный.
13. Ziolo, M. Incorporating ESG Risk in Companies’ Business Models: State of Research and Energy Sector Case Studies / M. Ziolo, I. Bąk, A. Spoz // Energies. – 2023. – №16(4). – P.1809. Doi: 10.3390/en16041809. – Текст: непосредственный.
14. ГОСТ Р 51541–99. Энергосбережение. Энергетическая эффективность. Состав показателей. Общие положения. – Введ. 1999.12.29. – Москва: Госстандарт России, 1999. – 12с. – Текст: непосредственный.
15. Российская Федерация. Законы. Приказ Министерства экономического развития Российской Федерации №425 от 15 июля 2020 г. «Об утверждении методических

- рекомендаций по определению в сопоставимых условиях целевого уровня снижения государственными (муниципальными) учреждения суммарного объема потребляемых ими дизельного и иного топлива, мазута, природного газа, тепловой энергии, электрической энергии, угля, а также объема потребляемой ими воды». – 156 с. – URL: <https://energo-audit.com/wp-content/uploads/2021/10/mineconomy-20200715-prikaz-425.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
16. ISO 50001. Международный стандарт «Системы энергетического менеджмента – Требования и руководство по применению». Второе издание 08–2018. – 45с. – URL: <https://www.rosenergoatom.ru/upload/iblock/0f7/0f707d0d7f422e112b7ffd201b43b106.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
17. ГОСТР ИСО 50001–2023 «Системы энергетического менеджмента. Требования и руководство по применению»: государственный стандарт Российской Федерации / Утвержден и введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 16 февраля 2023 г. № 100-ст / Разработан Ассоциацией энергосервисных компаний «РАЭСКО» (Ассоциация «РАЭСКО»), Федеральным государственным бюджетным учреждением «Российское энергетическое агентство» Министерства энергетики Российской Федерации (ФГБУ «РЭА» Минэнерго России) на основе собственного перевода на русский язык международного стандарта, указанного в пункте 4. – Москва : Российский институт стандартизации, 2023. – 36 с. – Текст: непосредственный.
18. Степанова, А.И. Анализ возможности применения мультиагентных систем в задаче краткосрочного прогнозирования электрической энергии электротехнического комплекса предприятий нефтегазовой промышленности / А.И. Степанова, А.И. Хальясмаа, П.В. Матренин // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Энергетика. – 2024. – 24(2). – С. 50–59. Doi: 10.14529/power240205. – Текст: непосредственный.
19. Шаюхов, Т. Т. Совершенствование модели управления энергохозяйством предприятия на различных этапах жизненного цикла электротехнических

- комплексов и систем / Т. Т. Шаюхов, А. А. Ковалев // Энерго- и ресурсосбережение. Энергообеспечение. Нетрадиционные и возобновляемые источники энергии: материалы Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых с международным участием. – Екатеринбург: УрФУ, 2015. – С. 269–272. – URL: https://elar.urfu.ru/bitstream/10995/64151/1/ere_2015_095.pdf (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
20. Коршак А. А., Шаммазов А. М. Основы нефтегазового дела: учебник для вузов / А. А. Коршак, А. М. Шаммазов. – 3-е изд., доп. – Уфа: ООО «ДизайнПолиграфСервис», 2005. – С. 528 – ISBN 5-94423-066-5. – Текст: непосредственный.
21. Годовой отчет ПАО «Газпром» за 2022 год. – 2023. – 156 с. – URL: <https://www.gazprom.ru/f/posts/56/691615/gazprom-annual-report-2022-ru.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
22. Нефтегазопромысловое оборудование: учеб. для ВУЗов / Ивановский В.Н. [и др.]; под общ. ред. В.Н. Ивановского. Москва: «ЦентрЛитНефтеГаз», 2006. С.720. – ISBN 5-902665-08-6. – Текст: непосредственный.
23. Павлов, Н. В. Разработка мультиагентной системы управления электрическими режимами электротехнического комплекса нефтегазодобывающего предприятия с распределенной генерацией / Н.В Павлов, А. Б. Петроченков // Вестник Пермского национального исследовательского политехнического университета. Электротехника, информационные технологии, системы управления. – 2022. – №42. – С. 151–177. Doi: 10.15593/2224-9397/2022.2.08. – Текст: непосредственный.
24. Бабанова, И. С. Система прогнозирования и управления режимами электропотребления для предприятий минерально-сырьевого комплекса / И. С. Бабанова, Б. Н. Абрамович // Новые идеи в науках о Земле: материалы XIII Международной научно-практической конференции. – 2017. – С. 431–432. – Текст: непосредственный.

25. Политика ООО «Газпром трансгаз Ставрополь» в области энергоэффективности и энергосбережения. Утверждена приказом ООО «Газпром трансгаз Ставрополь» от «20» ноября 2018 года № 745. – URL: <https://stavropol-tr.gazprom.ru/d/textpage/dd/221/politika-v-oblasti-ehnergoehffektivnosti-gtstavropol.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
26. П2-04.02 П-01. Политика компании в области повышения энергоэффективности и энергосбережения (с изменениями, утвержденными решением Правления ПАО «НК «Роснефть» (протокол заседания от 30.06.2017 №Пр-ИС-22п), введенными в действие приказом ПАО «НК «Роснефть» от 28.08.2017 № 489) – Введ. 2014.04.20. – URL: https://www.rosneft.ru/upload/site1/document_file/P2-04_02_P-01_V-1-00.pdf (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
27. Программа энергосбережения и повышения энергетической эффективности ООО «Газпром добыча Иркутск» на 2023-2025 гг. – URL: <https://irkutsk-dobycha.gazprom.ru/d/textpage/61/97/programma-ehh-2023-2025.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
28. СТО 00153784–016–2020. Стандарт организации. Система энергетического менеджмента требования и руководство по применению системы энергетического менеджмента ООО «Газпром добыча Краснодар». – Введ. 2020.03.25 марта. – «Газпром добыча Краснодар», 2020. – 97 с. – Текст: непосредственный.
29. Отчет о социальной деятельности Группы Газпром за 2022 год. – URL: <https://sustainability.gazpromreport.ru/fileadmin/f/2022/sustainability-report-ru-2022.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
30. Giannakis, M. A multi-agent based framework for supply chain risk management / M. Giannakis, M. Louis // Journal of Purchasing and Supply Management. – 2011. – Vol. 17, Iss. 1. – P. 23–31. Doi: 10.1016/j.pursup.2010.05.001. – Текст: непосредственный.
31. Cui, Y. Peer-to-peer energy trading with energy trading consistency in interconnected multi-energy microgrids: A multi-agent deep reinforcement learning approach / Y. Cui, Y. Xu, Y. Wang, Y. Zhao, H. Zhu, D. Cheng // International Journal of Electrical Power

- & Energy Systems. – 2024. – Vol. 156. – P. 109753. Doi: 10.1016/j.ijepes.2023.109753. – Текст: непосредственный.
32. Balaji, P. G. An Introduction to Multi-Agent Systems / P.G. Balaji, D. Srinivasan // Innovations in Multi-Agent Systems and Applications-1. Studies in Computational Intelligence. – 2010. – Springer, Berlin, Heidelberg. Vol. 310. – 27 p. Doi: 10.1007/978-3-642-14435-6_1. – Текст: непосредственный.
33. Ma, Z. The Application of Ontologies in Multi-Agent Systems in the Energy Sector: A Scoping Review / Z. Ma, M. J. Schultz, K. Christensen, M. Værbak, Y. Demazeau, B. N. Jorgensen // Energies. – 2019. – Vol. 12(16). – P. 3200. Doi: 10.3390/en12163200. – Текст: непосредственный.
34. Goonatilleke, S. T. Past, present and future trends in multi-agent system technology / S. T. Goonatilleke, B. Hettige // Journal European des Systemes Automatises. – 2022. – Vol. 55, No. 6. – P. 723–739. Doi:10.18280/jesa.550604. – Текст: непосредственный.
35. Li, Y. A survey of the consensus for multi-agent systems / Y. Li, C. Tan // Systems Science and Control Engineering. – 2019. – Vol. 7(1). – P. 468–482. Doi: 10.1080/21642583.2019.1695689. – Текст: непосредственный.
36. Perez-Pons, M.-E. A Brief Review on Multi-Agent System Approaches and Methodologies / M.-E. Perez-Pons, J. Parra-Dominguez, C. Anzola-Rojas [et al.] // Proceedings of the IV Workshop on Disruptive Information and Communication Technologies for Innovation and Digital Transformation. – 2021. P. 35–47. Doi: 10.14201/0AQ03153547. – Текст: непосредственный.
37. Andreadis, G. Classification and Review of Multi-agents Systems in the Manufacturing Section / G. Andreadis, P. Klazoglou, K. Niotaki, K.-D. Bouzakis // Procedia Engineering. – 2014. – Vol. 69. – P. 282–290. Doi: 10.1016/j.proeng.2014.02.233. – Текст: непосредственный.
38. Gonzalez-Briones, A. Multi-Agent Systems Applications in Energy Optimization Problems: A State-of-the-Art Review / A. Gonzalez-Briones, F. De La Prieta, M. S. Mohamad, S. Omatu, J. M. Corchado // Energies. – 2018. – Vol. 11(8). – P. 1928. Doi: 10.3390/en11081928. – Текст: непосредственный.

39. Cuadrado, N. M. MAHTM: A Multi-Agent Framework for Hierarchical Transactive Microgrids / N. M. Cuadrado, R. A. Gutierrez, Y. Zhu, M. Takae // ICLR 2023 Workshop: Tackling Climate Change with Machine Learning. – 2023. – Doi: 10.48550/arXiv.2303.08447. – Текст: непосредственный.
40. Kim, H-M. An Intelligent Multiagent System for Autonomous Microgrid Operation / H-M. Kim, Y. Lim, T. Kinoshita // Energies. – 2012. – Vol. 5(9). – P. 3347–3362. Doi:10.3390/en5093347. – Текст: непосредственный.
41. Mandaric, K. A. Multi-Agent System for Service Provisioning in an Internet-of-Things Smart Space Based on User Preferences / K. Mandaric, A. Keselj Dilberovic, G. Jezic // Sensors. – 2024. – Vol. 24(6). – P. 1764. Doi: 10.3390/s24061764. – Текст: непосредственный.
42. Binyamin, S. S. Multi-Agent Systems for Resource Allocation and Scheduling in a Smart Grid / S. S. Binyamin, S. B. Slama // Sensors. – 2022. – Vol. 22(21). – P. 8099. Doi: 10.3390/s22218099. – Текст: непосредственный.
43. Zeng, P. Demand Response Strategy Based on the Multi-Agent System and Multiple-Load Participation / P. Zeng, J. Xu, M. Zhu // Sustainability. – 2024. – Vol. 16(2). – P. 902. Doi: 10.3390/su16020902. – Текст: непосредственный.
44. Zhang, X. A Multi-Agent Deep-Reinforcement-Learning-Based Strategy for Safe Distributed Energy Resource Scheduling in Energy Hubs / X. Zhang, Q. Wang, J. Yu, Q. Sun, H. Hu, X. Liu // Electronics. – 2023. – Vol. 12(23). – P. 4763. Doi: 10.3390/electronics12234763. – Текст: непосредственный.
45. Al-Saadi, M. Multiagent-Based Control for Plug-and-Play Batteries in DC Microgrids with Infrastructure Compensation / M. Al-Saadi, M. Short // Batteries. – 2023. – Vol. 9(12). – P. 597. Doi: 10.3390/batteries9120597. – Текст: непосредственный.
46. Kim, H-M. A Multiagent System for Autonomous Operation of Islanded Microgrids Based on a Power Market Environment / H-M. Kim, T. Kinoshita, M-C. Shin // Energies. – 2010. – Vol. 3(12). – P. 1972–1990. Doi:10.3390/en3121972. – Текст: непосредственный.
47. Deshpande, K. Energy Management Simulation with Multi-Agent Reinforcement Learning: An Approach to Achieve Reliability and Resilience / K. Deshpand, P. Mohl,

- A. Hammerle, G. Weichhart, H. Zorrer, A. Pichler // *Energies*. – 2022. – Vol. 15(19). – P. 7381. Doi: 10.3390/en15197381. – Текст: непосредственный.
48. Nguyen, T-L. Multi-Agent System with Plug and Play Feature for Distributed Secondary Control in Microgrid—Controller and Power Hardware-in-the-Loop Implementation / T-L. Nguyen, E. Guillo-Sansano, M. H. Syed [et al.] // *Energies*. – 2018. – Vol. 11(12). – P. 3253. Doi: 10.3390/en11123253. – Текст: непосредственный.
49. Cha, H-J. Multi-Agent System-Based Microgrid Operation Strategy for Demand Response / H-J. Cha, D-J. Won, S-H. Kim, I-Y. Chung, B-M. Han // *Energies*. – 2015. – Vol. 8(12). – P. 14272–14286. Doi: 10.3390/en81212430. – Текст: непосредственный.
50. Shi, T. Research on a Multi-Agent Cooperative Control Method of a Distributed Energy Storage System / T. Shi, X. Qiu, C. Tang, L. Qu // *Processes*. – 2023. – Vol. 11(4). – P. 1149. Doi: 10.3390/pr11041149. – Текст: непосредственный.
51. Billhardt, H. Agreement Technologies for Coordination in Smart Cities / H. Billhardt, A. Fernandez, M. Lujak, S. Ossowski // *Applied Sciences*. – 2018. – Vol. 8(5). – P. 816. Doi: 10.3390/app8050816. – Текст: непосредственный.
52. Fang, X. Multi-Agent Reinforcement Learning Approach for Residential Microgrid Energy Scheduling / X. Fang, J. Wang, G. Song, Y. Han, Q. Zhao, Z. Cao. // *Energies*. – 2020. – Vol. 13(1). – P. 123. Doi: 10.3390/en13010123. – Текст: непосредственный.
53. Abdelhamid, A. M. A Multi-Agent Approach for Self-Healing and RES-Penetration in Smart Distribution Networks / A. M. Abdelhamid, N. E. Zakzouk, S. El Safty // *Mathematics*. – 2022. – Vol. 10(13). – P. 2275. Doi: 10.3390/math10132275. – Текст: непосредственный.
54. Бончук, И.А. Оперативный прогноз потребления мощности в энергосистеме Калининградской области / И.А. Бончук // *Электроэнергетика глазами молодежи - 2020: материалы XI Международной научно-технической конференции*. – 2020. – Т.1. – С. 75–78. – EDN ЕННМВW. – Текст: непосредственный.

55. Технологическое обеспечение работы оптовых рынков. – URL: <https://www.sops.ru/functioning/markets/> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
56. Российская Федерация. Приказ Министерства энергетики Российской Федерации от 11 февраля 2019 г. №91. Об утверждении требований к прогнозированию потребления и формированию балансов электрической энергии и мощности энергосистемы на календарный год и периоды в пределах года. – URL: <https://base.garant.ru/72189692/> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
57. Российская Федерация. Проект Приказа Министерства энергетики Российской Федерации Об утверждении Методических указаний по разработке прогноза потребления электрической энергии и мощности на долгосрочный период и внесении изменений в Методические указания по проектированию развития энергосистем, утвержденные приказом Минэнерго России от 6 декабря 2022 г. № 1286. – URL: <https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/56884826/> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
58. Некоммерческое партнерство администратор торговой сети. Приложение № 5 к Договору о присоединении к торговой системе оптового рынка. Регламент подачи участниками оптового рынка электроэнергии ценовых заявок для участия в конкурентном отборе рынка на сутки вперед и сектора отклонений. – АТС. – 29с. – Текст: непосредственный.
59. Lee, E. Load Profile Segmentation for Effective Residential Demand Response Program: Method and Evidence from Korean Pilot Study / E. Lee, J. Kim, D. Jang // *Energies*. – 2020. – Vol.13(6). – P. 1348. Doi: 10.3390/en13061348. – Текст: непосредственный.
60. Канапелько, Р. А. Российская и зарубежная практика взаимодействия корпоративных и властных структур оптового рынка электроэнергии и мощности / Р. А. Канапелько // *Экономика и бизнес: теория и практика*. – 2019. – № 2. – С. 47-51. – Текст: непосредственный.
61. Faria P. Demand Response in Smart Grids / P. Faria, Z. Vale // *Energies*. – 2023. – Vol. 16. Iss. 2. – P. 863. Doi: 10.3390/en16020863. – Текст: непосредственный.

62. Рынок электроэнергии и мощности. – URL: <https://www.npsr.ru/ru/market/wholesale/index.html> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
63. Matrenin, P.V. Improving Accuracy and Generalization Performance of Small-Size Recurrent Neural Networks Applied to Short-Term Load Forecasting / P.V. Matrenin, V.Z. Manusov, A.I. Khalyasmaa, D.V. Antonenkov, S.A. Eroshenko, D.N. Butisov // *Mathematics*. – 2020. – Vol.8(12). – P2169. DOI: 10.3390/math8122169. – Текст: непосредственный.
64. Антоненков Д.В. Исследование ансамблевых и нейросетевых методов машинного обучения в задаче краткосрочного прогнозирования электропотребления горных предприятий / Д.В. Антоненков, П.В. Матренин // *Электротехнические системы и комплексы*. – 2021. – № 3(52). – С.57–65. Doi: 10.18503/2311–8318-2021-3(52)-57-65. – Текст: непосредственный.
65. Красильников, М.И. Применение цифровой платформы для построения интеллектуальных систем управления энергоснабжением предприятий горной промышленности / М.И. Красильников, Ф.С. Непша, К.В. Перевалов // *Автоматизация и IT в энергетике*. – 2021. – № 5(142). – С. 26–34. – ISSN 2410-4043. – Текст: непосредственный.
66. Fan, J. Power load forecasting research based on neural network and Holt-winters method / J. Fan, X. Liu, Z. Li, X. Wang, S. Cao, J. Lei // *IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science*. – 2021. – Vol. 692. – №022120. Doi:10.1088/1755-1315/692/2/022120. – Текст: непосредственный.
67. Deng, C. Equipping Seasonal Exponential Smoothing Models with Particle Swarm Optimization Algorithm for Electricity Consumption Forecasting / C. Deng, X. Zhang, Y. Huang, Y. Bao // *Energies*. – 2021. – Vol.14(13). – P. 4036. Doi: 10.3390/en14134036. – Текст: непосредственный.
68. Dudek G. STD: A Seasonal-Trend-Dispersion Decomposition of Time Series / *JOURNAL OF LATEX CLASS FILES*. – 2015. – Vol.14. – №. 8. Doi: 10.48550/arXiv.2204.10398. – Текст: непосредственный.

69. Shi, Y. A Two-Population Extension of the Exponential Smoothing State Space Model with a Smoothing Penalisation Scheme / Y. Shi, S. Tang, J. Li // *Risks*. – 2020. – Vol.8(3). – P.67. Doi:10.3390/risks8030067. – Текст: непосредственный.
70. Potapov, V. Short-Term Forecast of Electricity Load for LLC “Omsk Energy Retail Company” Using Neural Network / V. Potapov, R. Khamitov, V. Makarov, A. Gritsay, I. Chervenчук, D. Tyunkov // *Processing of the 2018 Dynamics of Systems, Mechanisms and Machines (Dynamics)*. – 2018. – P.1-5. Doi: 10.1109/Dynamics.2018.8601430. – Текст: непосредственный.
71. Chodakowska, E. ARIMA Models in Electrical Load Forecasting and Their Robustness to Noise / E. Chodakowska, J. Nazarko, L. Nazarko // *Energies*. – 2021. – Vol.14(23). – P.7952. Doi: 10.3390/en14237952. – Текст: непосредственный.
72. Sharma, S. Blind Kalman Filtering for Short-Term Load Forecasting // S. Sharma, A. Majumdar, V. Elvira, E. Chouzenoux / *IEEE Transactions on Power Systems*. – 2020. – Vol. 35(6). – P. 4916-4919. Doi: 10.1109/TPWRS.2020.3018623. – Текст: непосредственный.
73. Guo, T. Time series forecasting based on the wavelet transform / T. Guo // *Proceedings of the 3rd International Conference on Artificial Intelligence, Automation, and High-Performance Computing (AIAHPC 2023)*. – 2023. – 127170. Doi: 10.1117/12.2684645. – Текст: непосредственный.
74. Madhukumar, M. Regression Model-Based Short-Term Load Forecasting for University Campus Load / M. Madhukumar, A. Sebastian, X. Liang, M. Jamil, M. N. S. K. Shabbir // *IEEE Access*. – 2022. – Vol.10. – P. 8891-8905. Doi: 10.1109/ACCESS.2022.3144206. – Текст: непосредственный.
75. Серебряков Н.А. Применение ансамбля глубоких нейронных сетей в задачах краткосрочного прогнозирования почасового электропотребления гарантирующего поставщика электроэнергии / Н.А. Серебряков // *Электротехнические системы и комплексы*. – 2021. – №2(51). – С. 52–60. Doi: 10.18503/2311-8318-2021-2(51)-52-60. – Текст: непосредственный.

76. Caro E. Optimal Selection of Weather Stations for Electric Load Forecasting / E. Caro, J. Juan, S. Nouhitehrani // IEEE Access. – 2023. – Vol.11. – P. 42981-42990. Doi: 10.1109/ACCESS.2023.3270933. – Текст: непосредственный.
77. Sergeev, N. Improving Accuracy of Machine Learning Based Short-Term Load Forecasting Models with Correlation Analysis and Feature Engineering / N. Sergeev, P. Matrenin // Proceedings of the 24th International Conference of Young Professionals in Electron Devices and Materials (EDM). – 2023. – P. 1000-1004. Doi: 10.1109/EDM58354.2023.10225058. – Текст: непосредственный.
78. Habbak, H. Load Forecasting Techniques and Their Applications in Smart Grids / H. Habbak, M. Mahmoud, K. Metwally, M.F. Mostafa, I. I. Mohamed // Energies. – 2023. – Vol.16(3). – P.1480. Doi: 10.3390/en16031480. – Текст: непосредственный.
79. Ryu, S. Deep neural network based demand side short term load forecasting / S. Ryu, J. Noh, H. Kim // Energies. – 2016. – Vol.10(1). – P.3. Doi: 10.3390/en10010003. – Текст: непосредственный.
80. Szczepaniuk, H. Applications of Artificial Intelligence Algorithms in the Energy Sector / H. Szczepaniuk, E.K. Szczepaniuk // Energies. – 2023. – Vol.16(1). – P.347. Doi: 10.3390/en16010347. – Текст: непосредственный.
81. Wu, L. A Short-Term Load Forecasting Method Based on GRU-CNN Hybrid Neural Network Model / L. Wu, C. Kong, X. Hao, W. Chen // Mathematical Problems in Engineering. – 2020. – № 1428104. Doi: 10.1155/2020/1428104. – Текст: непосредственный.
82. Deng, Z. Multi-Scale Convolutional Neural Network with Time-Cognition for Multi-Step Short-Term Load Forecasting / Z. Deng, B. Wang, Y. Xu, T. Xu, C. Liu, Z. Zhu // IEEE Access. – 2019. – Vol.7. – P.88058-88071. Doi: 10.1109/ACCESS.2019.2926137. – Текст: непосредственный.
83. Kong, W. Short-term residential load forecasting based on LSTM recurrent neural network / W. Kong, Z. Y. Dong, Y. Jia, D. J. Hill, Y. Xu, Y. Zhang // IEEE Transactions on Smart Grid. – 2019. – Vol.10(1). – P. 841-851. Doi: 10.1109/TSG.2017.2753802. – Текст: непосредственный.

84. Cai, M. Day-ahead building-level load forecasts using deep learning vs. traditional time-series techniques / M. Cai, M. Pipattanasomporn, S. Rahman // *Applied Energy*. – 2019. – Vol. 236. – P.1078-1088. Doi: 10.1016/j.apenergy.2018.12.042. – Текст: непосредственный.
85. Hong Y. A Deep Learning Method for Short-Term Residential Load Forecasting in Smart Grid / Y. Hong, Y. Zhou, Q. Li, W. Xu, X. Zheng // *IEEE Access*. – 2020. – Vol.8. – P.55785-55797. Doi: 10.1109/ACCESS.2020.2981817. – Текст: непосредственный.
86. Ahmad, N. Load Forecasting Techniques for Power System: Research Challenges and Survey / N. Ahmad, Y. Ghadi, M. Adnan, M. Ali // *IEEE Access*. – 2022. – Vol.10. – P.71054-71090. Doi: 10.1109/ACCESS.2022.3187839. – Текст: непосредственный.
87. Klyuev, R.V. Forecasting planned electricity consumption for the united power system using machine learning / R.V. Klyuev, A. D. Morgoeva, O. A. Gavrina, I.I. Bosikov, I.D. Morgoev // *Journal of Mining Institute*. – 2023. – Т. 261. – P. 392-402. EDN FJGZTV. – Текст: непосредственный.
88. Rusina, A.G. Short-Term Electricity Consumption Forecast in Siberia IPS Using Climate Aspects / A.G. Rusina, T.A. Filippova, A.E. Kalinin, N.S. Terlyga // *Processing of the 19th International Conference of Young Specialists on Micro/Nanotechnologies and Electron Devices (EDM)*. – 2018. – P. 6403-6407. Doi: 10.1109/EDM.2018.8435002. – Текст: непосредственный.
89. Rusina, A.G. Ensemble Machine Learning Model for Day Ahead Solar Power Forecasting for Mongolia Power System / A.G. Rusina, T. Osgonbaatar, A.I. Stepanova, P.V. Matrenin // *Proceedings of the 2023 Belarusian-Ural-Siberian Smart Energy Conference, BUSSEC 2023*. – 2023. – P.84–87. Doi: 10.1109/BUSSEC59406.2023.10296344. – Текст: непосредственный.
90. Моргоев, И.Д. Прогнозирование потребления электроэнергии предприятиями народнохозяйственного комплекса в условиях неполноты информации / И.Д. Моргоев, А.Э. Дзгоев, Р.В. Ключев, А.Д. Моргоева // *Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН*. – 2022. – № 3. – С. 9–20. Doi: 10.35330/1991-6639-2022-3-107-9-20. – Текст: непосредственный.

91. Antonenkov, D.V. Mathematic simulation of mining company's power demand forecast (by example of "Neryungri" coal strip mine) / D.V. Antonenkov, D.B. Solovev // IOP Conf. Series: Earth and Environmental Science. – 2017. – Vol.87. – №032003. Doi: 10.1088/1755-1315/87/3/032003. – Текст: непосредственный.
92. Моргоева, А.Д. Прогнозирование потребления электрической энергии промышленным предприятием с помощью методов машинного обучения / А.Д. Моргоева, И.Д. Моргоев, Р.В. Ключев, О.А. Гаврина // Известия Томского политехнического университета. Инжиниринг георесурсов. – 2022. – Т.333. – №7. – С. 115–125. Doi: 10.18799/24131830/2022/7/3527. – Текст: непосредственный.
93. Вялкова, С.А. Разработка гибридной модели прогнозирования потребления электрической энергии для горно-металлургического предприятия / С.А. Вялкова, А.Д. Моргоева, О.А. Гаврина // Устойчивое развитие горных территорий. – 2022. – Т.14. – №3(53). – С.486-493. Doi: 10.21177/1998-4502-2022-14-3-486-493. – Текст: непосредственный.
94. Блохин А.В. Исследование факторов, влияющих на потребление электроэнергии коммерческим предприятием / А.В. Блохин, А.С. Грицай, А.Ю. Горшенин // Математические структуры и моделирование. – 2022. – №3(63). – С.39-47. Doi: 10.24147/2222–8772.2022.3.39-47. – Текст: непосредственный.
95. Khalyasmaa, A. Initial Data Corruption Impact on Machine Learning Models' Performance in Energy Consumption Forecast / A. Khalyasmaa, P. Matrenin // Processing of the Ural-Siberian Smart Energy Conference (USSEC). – 2021. – P.1-5. Doi: 10.1109/USSEC53120.2021.9655724. – Текст: непосредственный.
96. Справочник «Газпром в цифрах 2013–2017». – 2018. – 98 с. – URL: <https://www.gazprom.ru/f/posts/57/287721/gazprom-in-figures-2013-2017-ru.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
97. Справочник «Газпром в цифрах 2018–2022». – 2023. – 44 с. – URL: <https://www.gazprom.ru/f/posts/56/691615/gazprom-in-figures-2018-2022-ru.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.

98. Schober, P. Correlation Coefficients: Appropriate Use and Interpretation / P. Schober, C. Boer, L. Schwarte // *Anesthesia & Analgesia*. – 2018. – Vol.126(5) – P.1763-1768. Doi: 10.1213/ANE.0000000000002864. – Текст: непосредственный.
99. Паспорт Программы инновационного развития ПАО «Газпром» до 2025 года – 2020. – 67 с. – URL: <https://www.gazprom.ru/f/posts/97/653302/prir-passport-2018-2025.pdf> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
100. Паспорт Программы инновационного развития ПАО «НК Роснефть» – 2021. – 33 с. – URL: https://www.rosneft.ru/upload/site1/document_file/passport-proginfr.pdf (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
101. Новатэк. Отчет об устойчивом развитии 2022. – 2023. – 98 с. – URL: https://www.novatek.ru/common/upload/doc/NOVATEK_SR_2022_RUS.pdf (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
102. Выполнение научно-исследовательской работы по теме «Разработка интеллектуальной системы мониторинга и управления энергоэффективностью газотранспортной системы ООО «Газпром трансгаз Чайковский» с функциями нормирования и прогнозирования» для нужд ООО "Газпром трансгаз Чайковский" 00099702. – URL: <https://zakupki.gov.ru/epz/order/notice/notice223/documents.html?noticeInfoId=16033177> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
103. Snegirev, D.A. Day-ahead Solar Power Plant Forecasting Accuracy Improvement on the Hourly Basis / D.A. Snegirev, S.A. Eroshenko, A.I. Khalyasmaa, V.V. Dubailova, A.I. Stepanova // *Proceedings of the 2019 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering, ElConRus 2019*. – 2019. – P. 1088–1091. Doi: 10.1109/ElConRus.2019.8657024. – Текст: непосредственный.
104. Павлов, Н.В. Мультиагентный подход к моделированию систем электроснабжения с распределенной генерацией / Н. В. Павлов, А. Б. Петроченков, А. В. Ромодин // *Электротехника*. – 2021. – № 11. – С. 2-8. – EDN PCSNUP. – Текст: непосредственный.

105. Абрамович, Б. Н. Система прогнозирования энергопотребления с применением искусственной нейронной сети / Б. Н. Абрамович, И. С. Бабанова // Горные науки и технологии. – 2016. – № 2. – С. 66-76. – EDN XWFDSD. – Текст: непосредственный.
106. ГОСТ 34.003–90. Информационная технология. Комплекс стандартов на автоматизированные системы. Автоматизированные системы. Термины и определения. – Введ. с 01.01.1992. – Москва: Стандратинформ. – 2009. – 16с. – Текст: непосредственный.
107. ГОСТ Р ИСО 9001–2008. Системы менеджмента качества. Требования. Введ. с 18.12.2008. – Москва: Стандратинформ. – 2010. – 31с. – Текст: непосредственный.
108. ГОСТ 34.601–90. Информационная технология. Комплекс стандартов на автоматизированные системы. Автоматизированные системы. Стадии создания. – Введ. с 01.01.1992. – Москва: Стандратинформ. – 2009. – 6с. – Текст: непосредственный.
109. Р 50.1.028–2001. Информационные технологии поддержки жизненного цикла продукции. Методология функционального моделирования. – Введ. с 02.07.2001. – Москва: Госстандарт России. – 2001. – 54с. – Текст: непосредственный.
110. ГОСТ Р 57188–2016. Численное моделирование физических процессов. Термины и определения. – Введ. 24.10.2016. – Москва: Стандратинформ. – 2018. – 12с. – Текст: непосредственный.
111. ГОСТ Р 57412–2017. Компьютерные модели в процессах разработки, производства и эксплуатации изделий. Общие положения. – Введ. 10.03.2017. – Москва: Стандратинформ. – 2018. – 15с. – Текст: непосредственный.
112. Вигерс, К. Разработка требований к программному обеспечению. 3-е изд., дополненное / К. Вигерс, Д. Битти; [пер. с английского]. — Москва: Издательство «Русская редакция»; СПб.: БХВ-Петербург, 2014. – 736 стр. ISBN 978-5-7502-0433-5, 978-5-9775-3348-5 – Текст: непосредственный.

113. Кумсков, М. Системный анализ. Предметная область. Модели на UML / М. Кумсков – Екатеринбург: Издательские решения, 2020. – 62с. – ISBN 9785005093851 – Текст: непосредственный.
114. Khalyasmaa, A.I. Review of the Digital Twin Technology Applications for Electrical Equipment Lifecycle Management / A.I. Khalyasmaa, A.I. Stepanova, S.A. Eroshenko, P. V. Matrenin // Mathematics. – 2023. – Vol.11(6). – P. 1315. Doi: 10.3390/math11061315. – Текст: непосредственный.
115. Хальясмаа, А.И. Интеллектуальные мультиагентные системы в электроэнергетике: монография / А.И. Хальясмаа, С.А. Ерошенко, И.Ф. Юманова, А.И. Степанова, П.В. Матренин. – Новосибирск: Новосибирский государственный технический университет, 2023. – 222 с. – ISBN: 978-5-7782-5083-3. – Текст: непосредственный.
116. Pavlov, N. V. Multi-agent Approach to Modeling of Electrotechnical Complexes Elements at the Oil and Gas Production Enterprises / N. V. Pavlov, A. B. Petrochenkov // Proceeding of the 2021 IEEE Conference of Russian Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (ElConRus). – 2021. – P. 1504-1508. Doi: 10.1109/ElConRus51938.2021.9396506
117. Степанова, А.И., Хальясмаа А.И. Подходы к повышению энергетической эффективности предприятий нефтегазовой промышленности / А.И. Степанова, А.И. Хальясмаа // Universum: технические науки: электрон. научн. журн. – 2024. – 5(122). – С. 53-59. Doi: 10.32743/UniTech.2024.122.5.17576. – Текст: непосредственный.
118. 1.11. Ensembles: Gradient boosting, random forests, bagging, voting, stacking. – URL: <https://scikit-learn.org/stable/modules/ensemble.html> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный
119. XGBoost. Introduction to Boosted Trees. – URL: <https://xgboost.readthedocs.io/en/stable/tutorials/model.html> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный
120. LightGBM. – URL: <https://lightgbm.readthedocs.io/en/stable/> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный

121. Li, S. Enhancing LightGBM for Industrial Fault Warning: An Innovative Hybrid Algorithm / S. Li, S. N. Jin, A. Dogani, Y. Yang, M. Zhang, X. Gu // *Processes*. – 2024. – Vol. 12(1). – P.221. – Doi: 10.3390/pr12010221. – Текст: непосредственный.
122. Chen, T. XGBoost: A Scalable Tree Boosting System – 2016. – URL: <https://arxiv.org/pdf/1603.02754> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
123. Ke, G. LightGBM: A Highly Efficient Gradient Boosting Decision Tree / G. Ke, Q. Meng, T. Finley [et al.] // *Proceedings of 31st Conference on Neural Information Processing Systems (NIPS 2017)*. – 2017. – P. 1–9. – Текст: непосредственный.
124. Stepanova, A.I. New Load Forecasting Ensemble Model based on LightGBM for Gas Industry Enterprises / A.I. Stepanova, P.V. Matrenin // *Proceedings of the 2024 IEEE Ural-Siberian Conference on Biomedical Engineering, Radioelectronics and Information Technology (USBREIT)*. – 2024. – P. 1–4. – Текст: непосредственный.
125. Ahmed, I. From Artificial Intelligence to Explainable Artificial Intelligence in Industry 4.0: A Survey on What, How, and Where / I. Ahmed, G. Jeon, F. Piccialli // *IEEE Transactions on Industrial Informatics*. – 2022. – Vol.18. – No.8. – P.5031–5042. Doi: 10.1109/TII.2022.3146552. – Текст: непосредственный.
126. Adadi, A. Peeking Inside the Black-Box: A Survey on Explainable Artificial Intelligence (XAI) / A. Adadi, M. Berrada // *IEEE Access*. – 2018. – Vol. 6. – P. 52138–52160. Doi: 10.1109/ACCESS.2018.2870052. – Текст: непосредственный.
127. Ribeiro, M. T. "Why Should I Trust You?": Explaining the Predictions of Any Classifier. – 2016. – URL: <https://arxiv.org/abs/1602.04938> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
128. Selvaraju, R. R. Grad-CAM: Visual Explanations from Deep Networks via Gradient-based Localization. – 2019. – URL: <https://arxiv.org/abs/1610.02391> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
129. Lundberg, S. A. Unified Approach to Interpreting Model Predictions / S.A. Lundberg, S. Lee // *Proceedings of the 31st International Conference on Neural*

- Information Processing Systems. – 2017. – P. 4768–4777. Doi: 10.5555/3295222.3295230. – Текст: непосредственный.
130. Kuzlu, M. Gaining Insight Into Solar Photovoltaic Power Generation Forecasting Utilizing Explainable Artificial Intelligence Tools / M. Kuzlu, U. Cali, V. Sharma, O. Guler // IEEE Access. – 2020. – Vol.8. – P.187814–187823. Doi: 10.1109/ACCESS.2020.3031477. – Текст: непосредственный.
131. Matrenin, P. V. Solar Irradiance Forecasting with Natural Language Processing of Cloud Observations and Interpretation of Results with Modified Shapley Additive Explanations / P. V. Matrenin, V. V. Gamaley, A. I. Khalyasmaa, A. I. Stepanova // Algorithms. – 2024. – Vol. 17(4). – P.150. Doi: 10.3390/a17040150. – Текст: непосредственный.
132. Liu, H. SADI: A Self-Adaptive Decomposed Interpretable Framework for Electric Load Forecasting Under Extreme Events / H. Liu, Z. Ma, L. Yang et al. // Proceedings of ICASSP 2023 – 2023 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). – 2023. Doi: 10.1109/ICASSP49357.2023.10096002. – Текст: непосредственный.
133. Часы пиковой нагрузки. – URL: <https://www.atsenergo.ru/results/market/calcfacthour> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.
134. Калькулятор ценовых категорий. – URL: <https://time2save.ru/kalkulyator-senovyh-kategoriy> (дата обращения 26.05.2024). – Текст: электронный.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Акты о внедрении результатов диссертационной работы



Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Уральский федеральный университет
имени первого Президента России Б.Н. Ельцина» (УрФУ)

ул. Мира, 19, Екатеринбург. 620002. тел.: +7 (343) 375-45-07
контакт-центр: +7 (343) 375-44-44, 8-800-100-50-44 (звонок бесплатный)
e-mail: rector@urfu.ru, www.urfu.ru
ОКПО 02069208, ОГРН 1026604939855, ИНН/КПП 6660003190/667001001

03.06.2024 № 01.03 - 04/193
На № _____ от _____

УТВЕРЖДАЮ

Директор по образовательной деятельности
ФГАОУ ВО «УрФУ имени первого
Президента России Б.Н. Ельцина»,
д.т.н., доцент

« 03 » _____ С.Т. Князев
2024 г.



АКТ

**о внедрении результатов диссертационной работы
на соискание ученой степени кандидата технических наук
Степановой Алины Игоревны на тему «Разработка методов повышения
энергетической эффективности производственных процессов предприятий
нефтегазовой промышленности»**

Данным актом подтверждается внедрение результатов диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Степановой Алины Игоревны на тему «Разработка методов повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности» в учебный процесс Уральского энергетического института Уральского федерального университета в рамках:

– образовательных программ магистратуры «Искусственный интеллект в электроэнергетике» и «Интеллектуальные городские энергетические системы», в которых А. И. Степанова является преподавателем, в курсах «Интернет вещей и облако искусственного интеллекта» и «Цифровые технологии в энергетике»;

– образовательных программ англоязычной магистратуры «Artificial intelligence for power industry applications» и «Energy for smart cities», в которых А. И. Степанова является преподавателем, в курсах «Internet of things and cloud technologies» и «Digital technologies in power industry».

Директор Уральского энергетического института,
д.т.н., профессор

С.Ф. Сарпулов

УТВЕРЖДАЮ

Директор ООО «Система»

П.Е. Сторожева

31 » мая 2024 г.

АКТ

о внедрении результатов диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Степановой Алины Игоревны на тему «Разработка методов повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности»

Настоящим актом подтверждаем, что следующие результаты диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Степановой Алины Игоревны на тему «Разработка методов повышения энергетической эффективности производственных процессов предприятий нефтегазовой промышленности» в 2024 году в спутниковый программно-аппаратный комплекс для мониторинга ЛЭП:

1. Алгоритм прогнозирования нагрузки участка электроэнергетической системы при управлении техническим состоянием ЛЭП.
2. Алгоритм интерпретации прогнозов нагрузки, полученных с помощью моделей на базе машинного обучения

При непосредственном участии Степановой А.И. были разработаны алгоритмы, направленные на повышение эффективности Интеллектуальной системы поддержки принятия решений для мониторинга состояния ЛЭП за счёт прогнозирования нагрузки участка электроэнергетической системы. Алгоритмы основаны на машинном обучении и объяснимом искусственном интеллекте. Их внедрение позволило поднять уровень функционального наполнения продукции ООО «Система» и повысить точность управленческих рекомендаций, формируемых системой поддержки принятия решений.

Научный руководитель ООО «Система» Сторожев И.Н.



ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2024617811

Программа краткосрочного прогнозирования
потребления электрической энергии предприятием на
базе моделей машинного обучения с учетом
метеорологических и производственных факторов

Правообладатель: *Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение высшего образования
«Уральский федеральный университет имени первого
Президента России Б.Н.Ельцина» (RU)*

Авторы: *Матренин Павел Викторович (RU), Степанова Алина
Игоревна (RU)*

Заявка № 2024616513

Дата поступления 28 марта 2024 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 05 апреля 2024 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

ДОКУМЕНТ ПОДПИСАН ЭЛЕКТРОННОЙ ПОДПИСЬЮ
Сертификат: 429c6506c3363164b1f96183b73b4aa7
Владелец: **Зубов Юрий Сергеевич**
Действителен с 18.04.2025 по 02.08.2026

Ю.С. Зубов