

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение  
высшего образования

ТУЛЬСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи

АЛЕКСЕЕВА Полина Геннадьевна



ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ И УПРАВЛЯЮЩАЯ СИСТЕМА  
ТЕРРИТОРИАЛЬНО РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ВЗАИМОСВЯЗАННЫХ ОБЪЕКТОВ  
ГАЗОРАСПРЕДЕЛЕНИЯ

Специальность 2.2.11. Информационно-измерительные  
и управляющие системы

Диссертация на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель  
доктор технических наук, профессор  
Панарин Владимир Михайлович

Тула 2024

## СОДЕРЖАНИЕ

Введение .....	6
Глава 1. Аналитический обзор информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных объектов газораспределения и постановка задачи исследования .....	13
1.1. Информационно-измерительные и управляющие системы территориально распределенных объектов газораспределения .....	14
1.2. Математические модели объектов газораспределения в территориально распределенных газовых сетях .....	19
1.3. Применение методологии нейронных сетей в обработке больших данных информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетях .....	23
1.3.1. Большие данные (Big Data) и их роль в прогнозируемом анализе.....	24
1.3.2. Общая методология нейронных сетей .....	25
1.3.3. Интеграция в существующую систему .....	29
1.4. Выводы и постановка задачи исследования .....	30
Глава 2. Разработка структуры и математических моделей объектов информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей .....	33
2.1. Структура информационно-измерительной системы территориально-распределенных объектов газораспределения .....	33
2.2. Разработка подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени с фиксацией выходных параметров.....	37
2.2.1. Аппаратная часть реализации информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных объектов газораспределения .....	38
2.2.2. Модуль подготовки и нормализации обучающего набора данных, обучения нейросети и сохранения параметров сети .....	39

2.2.3. Модуль выполнения классификации аудиоданных в режиме реального времени.....	40
2.3. Математическая модель взаимосвязанных объектов информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей .....	44
2.3.1. Аппаратная часть реализации подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных информационно-измерительной и управляющей системы.....	46
2.3.2. Программная часть технической реализации подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных объектов газораспределения.....	48
2.3.3. Алгоритм подсистемы сбора и обработки параметров.....	50
2.4. Математическая модель и моделирование определения объема выброса газа при срабатывании сбросного клапана в ПРГ .....	52
Выводы по главе 2 .....	62
Глава 3. Разработка нейронной сети обработки потоков данных объектов газораспределения информационно-измерительной и управляющей системы.....	64
3.1. Разработка структуры нейронной сети обработки потока данных объектов газораспределения информационно-измерительной и управляющей системы .....	64
3.2. Обучение нейронной сети на потоках данных дистанционного мониторинга территориально распределенных объектов газораспределения. Единая система цифровых двойников .....	67
3.2.1. Система цифровых двойников — методика решения и реализация в программном обеспечении .....	67
3.2.2. Обоснование связного аналитического решения по данным группы контрольных объектов .....	68

3.2.3. Реализация классификационной нейросети группы контрольных объектов .....	68
3.2.4. Реализация и проверка задатчика параметров для проведения краш-тестов системы классификации .....	72
3.2.5. Подходы в прогнозировании изменения технологических параметров и возможного появления аварийных ситуаций на объектах сетей газораспределения. Концепция единого программно-аппаратного комплекса.....	75
3.3. Мониторинг и исследование дистанционных потоков данных территориально распределенных объектов газораспределения .....	77
3.3.1. Обзор событий на группе объектов ГРС Захарьино в составе комплексного исследования данных .....	79
3.3.2. Обзор событий на группе объектов ГРС Киреевская в составе комплексного исследования данных .....	80
Выводы по главе 3 .....	81
Глава 4. Техническая реализация и экспериментальные исследования сопоставимости моделей и методов прогнозирования технологических параметров территориально распределенных объектов сетей газораспределения .....	83
4.1. Технические требования к реализации информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных объектов газораспределения .....	83
4.2. Методика определения срабатывания ПСК на базе нейрокомпьютера для минимизации выбросов природного газа в атмосферу.....	85
4.2.1. Техническая реализация модуля нейронной сети информационно-измерительной и управляющей системы для мониторинга сброса газа.....	85
4.2.2. Результаты испытаний блока учета технологических потерь газа при срабатывании ПСК на газораспределительном пункте .....	87
4.3. Установка компьютера на объекте ГРПШ АБЗ .....	93

4.4. Реализация функционала и визуализация нейросетевой прогностики основных технологических параметров объектов газораспределения .....	95
4.5. Техническая апробация информационно-измерительной системы с имитацией изменений показания датчика давления на взаимосвязанном объекте.....	98
Выводы по главе 4 .....	101
Заключение .....	105
Библиографический список .....	109
Расшифровка терминов, аббревиатур и сокращений .....	123
Приложение А. Программный код реализации нейросетевой прогностики в исполняемом модуле Model.py, в типовой форме для всех объектов реализации.....	125
Приложение Б. Программный код реализации запуска инструментов нейросетевой обработки на нейрокомпьютерных устройствах в исполняемом модуле Object.py, в типовой форме для всех объектов реализации.....	132
Приложение В. Технология определения открытия предельного сбросного клапана в режиме реального времени с помощью одноплатных нейрокомпьютеров .....,.....	137
Приложение Г .....	159
Приложение Д .....	160
Приложение Е .....	161
Приложение Ж .....	162
Приложение З .....	163

## **ВВЕДЕНИЕ**

**Актуальность исследования.** Проведение масштабной цифровизации в различных сферах деятельности и особенно в промышленных областях в России подтверждает актуальность проводимых работ в газовой промышленности по развитию и совершенствованию информационно-измерительных и управляющих систем (ИИУС). Начиная с начала 2000 годов в газораспределительных организациях повсеместно стали внедряться системы телеметрии с установкой программного обеспечения на пультах диспетчерских служб с применением современных способов и методов обмена данными и передачи управляющих сигналов.

Развитие данных ИИУС, начиная с применения на станциях катодной защиты, продолжилось и распространилось на пункты редуцирования газа, крановые узлы и запорную арматуру и, как естественный процесс, объединилось в единую систему, позволяющую не только осуществлять контроль технологических параметров, но и заблаговременно предупреждать нештатные и аварийные ситуации на газовых сетях.

Особенно это важно на сетях газораспределения, которые разветвлены по всей территории административных субъектов различного подчинения. Объекты сетей находятся на значительном расстоянии друг от друга, но в то же время они взаимосвязаны, как минимум в рамках газораспределительной станции (ГРС). Кроме того, значительное изменение параметров одного из объектов влечет за собой цепочку изменений на других объектах.

Данный фактор влияет на безопасность, бесперебойность газоснабжения потребителей. В связи с этим, совершенствование информационно-измерительной и управляющей системы с применением алгоритмов и моделей прогнозирования по истории данных, а также изменения технологического процесса транспортировки природного газа, является в настоящее время **актуальной** и даже первоочередной задачей.

С помощью ИИУС территориально распределенных объектов газораспределения накапливается большой объем данных телеметрии параметров оборудования и объектов на сетях газораспределения и газопотребления, который может позволить не только оценивать их текущее состояние и работоспособность, но и дает возможность прогнозировать и предупреждать нештатные ситуации в будущем. Для этого необходимо провести обработку и систематизацию информации от систем мониторинга и контроля, сделать аналитику по различным технологическим процессам, классифицировать события, в том числе более тщательно в части нештатных ситуаций и аварий. Данный вопрос также является актуальным, так как речь идет об эксплуатации опасных производственных объектов и обеспечение безопасности и безаварийности является первоочередным критерием.

**Объектом исследования** диссертационной работы является информационно-измерительная и управляющая система территориально распределенными взаимосвязанными объектами, обеспечивающая мониторинг, управление и прогнозирование параметров объектов газораспределительной сети для обеспечения штатных режимов транспортировки природного газа потребителям.

**Предметом исследования** являются структуры и алгоритмы функционирования информационно-измерительных и управляющих систем в части прогнозирования параметров взаимосвязанных объектов газораспределительных сетей.

**Степень разработанности.** Исследованиями и теорией нейросетей и искусственного интеллекта занимались Хайкин Саймон, Джеффри Хинтон, Шолле Франсуа, Йошуа Бенджио, Ян ЛеКун, академик Андрей Ершов, Юрген Шмитхубер – создатель известной нейросетевой архитектуры LSTM, известный в наши дни также как историк глубокого обучения, Джон Маккарти – автор термина «искусственный интеллект». Теорией информационно-измерительных и

управляющих систем, идентификации объектов, цифровых систем управления – Б. Куо, Р. Изерман, П. Эйкхофф, О.Н. Новоселов, Э. Вошни, М. Краус.

**Цель диссертационной работы** является расширение функциональных возможностей информационно-измерительных и управляющих систем объектов газораспределения на основе разработки перспективных структур и алгоритмов их работы.

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

1. Проведение аналитического обзора существующих информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей.
2. Разработка алгоритма виброакустического контроля срабатывания предельного сбросного клапана и определения объемов выброса природного газа в атмосферу в информационно-измерительной и управляющей системе с применением нейросетевых технологий.
3. Разработка структуры и алгоритма работы подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени и классификация технологических событий работы взаимосвязанного оборудования газораспределительных сетей информационно-измерительной и управляющей системой.
4. Разработка структуры и математической модели объектов информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных, взаимосвязанных газораспределительных сетей с применением нейросетевых технологий.
5. Экспериментальные исследования сопоставимости моделей и методов прогнозирования информационно-измерительной и управляющей системой технологических параметров газораспределительной сети.

**Соответствие паспорту научной специальности.** Отраженные в диссертации научные положения соответствуют области исследования (п. 2



«Исследование возможностей и путей совершенствования существующих и создания новых элементов структуры и образцов информационно-измерительных и управляющих систем, улучшение их технических, эксплуатационных, экономических и эргономических характеристик, разработка новых принципов построения и технических решений») специальности 2.2.11. Информационно-измерительные и управляющие системы.

**Методология и методы диссертационного исследования.** Методическую и теоретическую базу диссертационной работы составляют подходы теории информационно-измерительных и управляющих систем, нейросетевых платформ и технологий, идентификации и методов математического моделирования.

Исследовательская работа проводилась на контроле параметров объектов газовых сетей в реальном времени, отработка эффективности работы модели ИИУС прорабатывалась на тестовых испытаниях и оценке прогнозных данных.

**Положения, выносимые на защиту, обладающие научной новизной.**

1. Разработан вновь алгоритм виброакустического контроля срабатывания предельного сбросного клапана с определением объемов выброса природного газа в атмосферу и исправности клапана в информационно-измерительной и управляющей системе с применением нейросетевых технологий.
2. Структуры и алгоритм работы подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени и классификация технологических событий работы взаимосвязанного оборудования газораспределительных сетей информационно-измерительной и управляющей системой, **отличающейся** тем, что для формирования прогноза параметров создаются и дообучаются цифровые двойники объектов на основе текущих параметров объектов и архивных параметров с заданной глубиной, а также данных о всех проводимых работах и мероприятиях на контролируемых объектах.
3. Структуры и математическая модель объектов информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных, взаимосвязанных

газораспределительных сетей с расширенным функционалом, с применением нейросетевых технологий.

4. Исследование сопоставимости моделей и методов прогнозирования информационно-измерительной и управляющей системой технологических параметров газораспределительной сети.

**Теоретическая значимость работы** заключается в совершенствовании информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей на основе применения нейросетевых технологий для предиктивного анализа и прогноза технологических параметров объектов газораспределительной сети, отличающейся тем, что математическая модель, построенная для связанных объектов и прогнозирование развития событий на одном из них, позволяет спрогнозировать и на всех остальных. Это позволит заблаговременно предупредить нештатную ситуацию на всей разветвленной сети газораспределения. Разработка структуры и математической модели объектов информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей с применением нейросетевых технологий, отличающуюся введением функционала цифровой модели объектов с формированием обучаемого цифрового двойника, что позволяет более точно прогнозировать выходные параметры объектов.

**Практическая ценность работы** состоит в применении результатов исследований, предиктивной аналитики связанных объектов, разработанных модели и метода для повышения эффективности функционирования информационно-измерительных и управляющих систем, применении результатов при проектировании новой серии систем, значительно упреждающих время прогноза технологических параметров объектов газораспределения, позволяющих классифицировать события на объектах, в том числе о неисправности оборудования и возможных выбросах природного газа в атмосферу.

**Степень достоверности результатов.** Достоверность полученных результатов подтверждается результатами апробации разработанных методов и, в частности, при внедрении компьютеров для обработки больших объемов информации на трех группах взаимосвязанных объектах от трех газораспределительных станций.

**Реализация и внедрение результатов.**

Результаты работы внедрены в информационно-измерительные и управляющие системы на объектах АО «Газпром газораспределение Тула», в производственные процессы ООО «СервисСофт инжиниринг», ООО ПКФ «Экс-Форма», ООО НПП «РусГазТехнологии».

Ряд теоретических положений внедрен в учебный процесс на кафедре охраны труда и окружающей среды Института горного дела и строительства Тульского государственного университета.

**Апробация работы.**

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на научно-технических конференциях различного уровня, а именно на VI международной научно-практической конференции «Инновационные наукоемкие технологии» (2019 г.) г. Тула, XXV международной научно-практической конференции «Современные проблемы экологии» (2020 г.) г. Тула, II Всероссийской молодёжной научно-практической конференции «Экология и техносферная безопасность» (2023 г.) г. Тула, научно-техническом совете ГазпромТрансгаз (2023 г.), ВКС АО «Газпром газораспределение» «О реализации нейросетевых модулей информационно-измерительных и управляющих систем на 10-и объектах газораспределения Ставропольского Края» (Ставрополь, 2023 г.), 5-й практической конференции «Экоэксперт 2023» (2023 г.) г. Тула. Кроме того, результаты диссертационного исследования представлялись и обсуждались на 31-й Международном конкурсе научно-исследовательских работ (2021 г.), а также Петербургских международных газовых форумах (Санкт-Петербург, КВЦ «Экспофорум», 2022, 2023 гг.).

**Публикации.** Основные научные результаты диссертационной работы опубликованы в 17 печатных работах, из них 4 статьи – в рецензируемых журналах из списка ВАК РФ, 6 докладов на конференциях различного уровня, 2 статьи – в межвузовских сборниках, имеется 2 патента РФ и 3 свидетельства РФ о государственной регистрации программ для ЭВМ.

**Личный вклад автора** состоит в непосредственном участии во всех этапах исследований, направленных на совершенствование информационно-измерительных и управляющих систем для объектов газораспределения на основе предиктивной аналитики связанных объектов, математических моделей прогнозирования развития событий, сокращения возникновения нештатных ситуаций, в том числе связанных с выбросом природного газа в атмосферу, а также в формулировании и обоснованности цели и задач исследований, в разработке способов их решений.

**Структура и объем работы.** Диссертационная работа состоит из введения, четырех разделов и заключения, изложенных на 163 страницах машинописного текста и включающих 46 рисунков, 8 приложений и списка использованной литературы из 116 наименований.

## **ГЛАВА 1 АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ И УПРАВЛЯЮЩИХ СИСТЕМ ТЕРРИТОРИАЛЬНО РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ОБЪЕКТОВ ГАЗОРАСПРЕДЕЛЕНИЯ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ**

Рассмотрена сеть газораспределения с территориально распределенными объектами и предложено провести исследования взаимосвязей объектов при изменении параметров транспортировки природного газа на одном из них для создания информационно-измерительной и управляющей системы, прогнозирующей режим работы и технологические параметры всех взаимосвязанных объектов и сети газораспределения в целом.

Проведен анализ существующих информационно-измерительных и управляющих систем для газораспределительных сетей. Рассмотренные системы выполняют функции опроса датчиков с параметрами объектов, передачи данной информации на диспетчерские пункты, сигнализации выхода параметров за допустимые пределы, получения управляющего сигнала от диспетчера и основной их недостаток заключается в отсутствии функции прогнозирования во времени изменений параметров работы взаимосвязанного газораспределительного оборудования в зависимости от текущей оценки технологического состояния и ранее происходящих процессов в данной сети газораспределения и газопотребления. Это снижает эффективность диспетчерского управления и возможность систем в части прогнозирования появления нештатных и аварийных ситуаций.

В данной диссертационной работе предлагаются модели и методы на основе нейросетевых технологий с созданием цифровых двойников с помощью которых в информационно-измерительной и управляющей системе дополнительно к существующим функциям формируются прогнозные параметры работы объектов и всей системы в целом на основе ранее полученной и проанализированной информации и параметров работы взаимосвязанных объектов.

## **1.1 Информационно-измерительные и управляющие системы территориально распределенных объектов газораспределения**

Информационно-измерительные и управляющие системы территориально удаленных объектов в процессе функционирования должны обеспечивать высокую надежность работы, своевременное обслуживание возникающих технологических и аварийных запросов, формирование управляющих воздействий, соответствующих возникающим запросам от удаленных объектов. Проблемы проектирования подобных систем решены далеко не полностью.

В работе [92] рассмотрены состав, функции и принцип действия автоматизированной информационно-измерительной и управляющей системы для территориально распределенных станций катодной защиты (СКЗ).

Система имеет три уровня. Нижний уровень представляет собой комплекс СКЗ, территориально распределенных и расположенных на значительных расстояниях между собой. На каждой СКЗ нижнего уровня устанавливается интеллектуальный блок, включающий в себя встроенное устройство связи с объектом, микропроцессор обработки данных и GSM-модуль для передачи информации по GSM-связи. Также блок включает в себя аккумуляторную батарею для обеспечения бесперебойной работы, в случае пропадания сетевого напряжения.

Информационно-управляющий блок через заданный интервал времени опрашивает параметры СКЗ: напряжение, ток и защитный потенциал. Кроме того, проводится проверка наличия напряжения питания, значения напряжения на аккумуляторе, уровня поля сотового оператора, контролируются попытки несанкционированного проникновения на СКЗ. В случае выхода контролируемых параметров за установленные значения или при несанкционированном проникновении, взломе СКЗ блок в автоматическом режиме через сотовую связь генерирует и передает информацию о возникновении нестабильной (аварийной) ситуации на отдельные сотовые телефоны работников ответственных служб через SMS-сообщения.

Информация с информационно-управляющих блоков поступает на районные центры сбора информации (средний уровень) и на региональный центр сбора информации (верхний уровень). Причем на среднем уровне допуск к работе разрешен только с теми СКЗ, которые находятся непосредственно в данном районе, а на верхнем уровне – со всеми СКЗ региона.

Результаты этой информационной системы позволяют лишь осуществлять дистанционный контроль параметров объектов и обозначать аварийные ситуации, как свершившиеся события, что показывает ее недостатки, устраняемые в предлагаемой диссертационной работе.

В работе [33] рассмотрена обобщенная структура информационно-измерительной и управляющей системы территориально удаленных объектов.

Передача информации от информационно-управляющих блоков в системе проводится по схеме выделенных каналов (ИБВ) и схеме с шинной организацией сбора информации (ИБШ). Запросы на обслуживание от ИБВ поступают непосредственно в центр сбора информации (ЦИ). Запросы от ИБШ поступают в ЦИ через блок сбора шинной информации (БСШ). В систему введено устройство управления (УУ), информационно связанное с верхним уровнем и каждым информационно управляющим блоком.

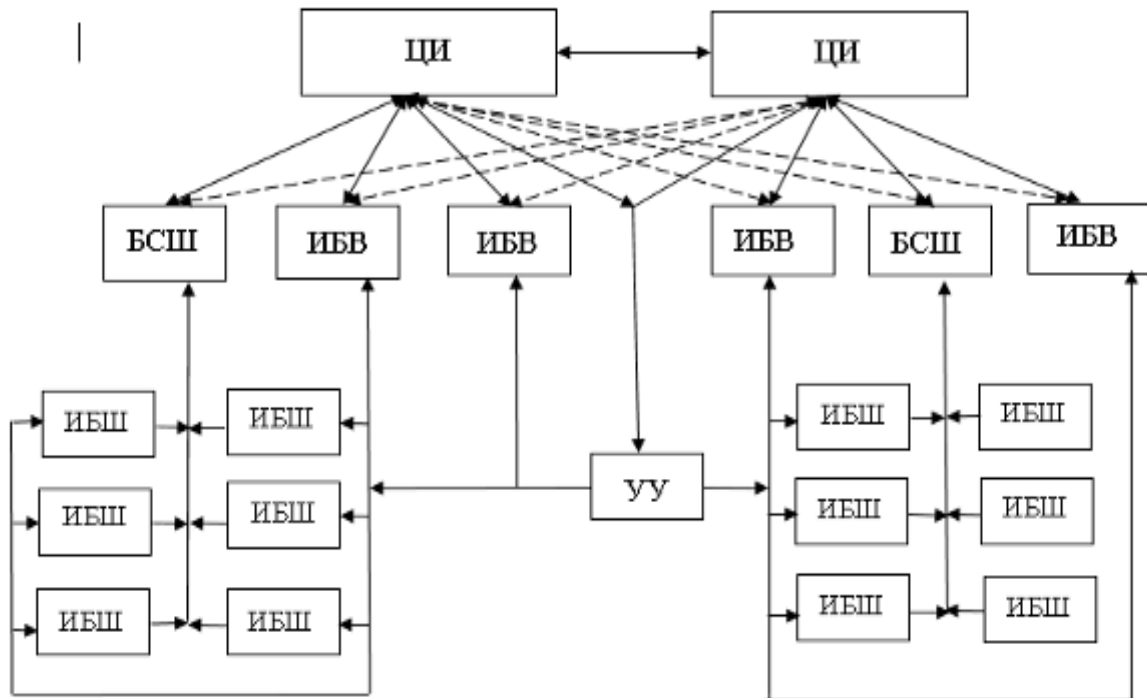


Рисунок 1.1 - Обобщенная структура информационно-измерительной и управляющей системы для территориально удаленных объектов

Территориально распределенные информационно-управляющие блоки инициируют обмен информацией в случае выхода за допустимые пределы параметров обслуживаемых технологических процессов, в аварийных случаях и по таймеру. При этом потоки запросов существенно различаются.

В проведенной классификации запросов выделены следующие режимы обслуживания запросов: «штатный»; «активность»; «тревога»; «выбор».

Классификация запросов определяет только алгоритм работы, выбираемый оператором диспетчерской службы, в представляемой работе сама система группирует и классифицирует возникающие события взаимосвязанных распределенных объектов по различным параметрам.

В работе [42] представлена информационно-измерительная система расхода потоков газа и разработан метод измерения пульсирующих потоков газа с помощью сужающих устройств, устраняющих дополнительную систематическую погрешность от пульсаций. В работе приведена структура действующей информационно-измерительной системы и представлены исследования



быстродействия формирования значений измеряемых параметров при дистанционном мониторинге удаленных объектов.

В работе [79] рассмотрена информационно-измерительная и управляющая система территориально распределенной запорной арматурой (автоматизированными задвижками и крановыми узлами) газораспределительной сети. Информационно-измерительная и управляющая система крановых узлов относится к технике распределения и транспортирования природного газа, а именно к устройствам мониторинга и управления запорно-регулирующей арматурой, и используется для дистанционного управления работой запорного оборудования с помощью комплекса телеметрии и осуществляет управление по командам диспетчера или производит автоматическое закрытие при нештатных ситуациях.

В работе [46] представлена информационно-измерительная и управляющая система распределенными пунктами редуцирования газа.

Перечень контролируемых параметров на газораспределительных пунктах (ПРГ, ГРП, ГРПБ) включает в себя давление газа на входе, давление газа на выходе, температура газа на входе, температура газа на выходе, перепад давления на фильтрах, приведенный объем газа к нормальным условиям, загазованность помещения, положение предельных клапанов. Кроме того, контролируются и дополнительные параметры - расход электроэнергии, наличие внешнего сетевого питания, состояние резервного источника питания, сигнализация несанкционированного доступа.

Программный комплекс системы телеметрии ПРГ включает в себя серверную и клиентскую часть. Серверная часть предназначена для приема и обработки информации, поступающей с ПРГ. Основным каналом передачи данных является GPRS. Для повышения надежности работы системы в случае возникновения технических проблем в работе интернет - провайдера, введены дополнительные каналы: Voice Data – для получения архива данных и SMS – для сообщения об аварийных ситуациях. Клиентская часть позволяет отображать

текущее состояние ПРГ и сообщать о возникновении аварийных ситуаций, представлять информацию в табличной и графической формах, фиксировать реакции диспетчера на возникающие на оборудовании внештатных ситуациях и формировать различные отчеты.

Основной недостаток рассмотренных выше информационно-измерительных и управляющих систем заключается в отсутствии функции прогнозирования во времени изменений параметров работы газораспределительного оборудования в зависимости от текущей оценки технологического состояния и процессов в газовой сети, а также анализа схожих событий, произошедших ранее с аналогичными параметрами, особенно при выявленных нештатных ситуациях.

Следует отметить информационно-измерительную и управляющую систему, предложенную в работах [90, 91]

В указанных работах предложена математическая модель и обосновано применение аппроксимации описания элементов сети, как объектов с переменными характеристиками и запаздыванием для прогнозирования потоков в территориально-распределенных газовых сетях в аварийных ситуациях с нарушением целостности газопроводов и изменении режимов газопотребления в информационно-измерительных и управляющих системах для объектов газораспределения. В данной модели прогноз дается на параметры работы протяженного газопровода в каждый такт квантования цифрового регулятора с наблюдателем определяемый как отношение величины запаздывания к периоду квантованию. Очевидно, что прогнозирование в данном случае эффективно только при значительной протяженности газопроводов от десяти километров и выше. Только при этом можно оперативно принять какое-либо решение и предупредить нештатную и аварийную ситуацию. Более 80% распределительных газовых сетей, в том числе взаимосвязанных, имеют меньшую протяженность, что указывает на недостаток данной работы.

В данной диссертационной работе рассмотрено развитие темы цифровых технологий, внедрения цифровой аналитики и искусственного интеллекта в

производственные процессы газовой отрасли путем расширения возможностей нейросетевой системы для взаимосвязанных объектов разветвленных газовых сетей. Описана единая система цифровых двойников (ЕСЦД) всех контрольных объектов в их взаимосвязи на верхнем уровне (создание действующей модели функционирующей сети объектов газораспределения) с тестовой отработкой диспетчеризации в действующей системе телеметрического контроля аварийно-диспетчерскими службами (АДС), представлены основные направления применения. Приведен пример обработки телеметрических данных работы оборудования взаимосвязанных объектов газораспределительной сети и результаты тестового применения программно-аппаратного комплекса на базе компьютера в качестве дополнительного функционала действующей системы телеметрии объектов газораспределения в аварийно-диспетчерской службе уровня районной эксплуатационной службы, анализ эффективности применения и повышения надежности эксплуатации оборудования на сетях газораспределения и газопотребления. Такой подход позволяет не только фиксировать совершившиеся нештатные и аварийные ситуации, но и прогнозировать их проявление на основе текущих значений, снимаемых в реальном масштабе времени и расчетных, основанных на прогнозных моделях движения газа в трубопроводах.

В этом состоит главное отличие разрабатываемой в диссертации информационно-измерительной и управляющей системы от существующих в настоящее время.

## **1.2 Математические модели объектов газораспределения в территориально распределенных газовых сетях**

В настоящее время разработка математических моделей для применения в информационно-измерительных и управляющих системах для объектов газораспределения территориально распределенных газовых сетей является первоочередной задачей. В различных работах рассматриваются модели распределения защитного потенциала на газопроводах для оптимизации работы станций катодной защиты и их энергоэффективной эксплуатации. Большое

внимание уделено моделям движения природного газа для использования программными комплексами информационных систем.

В работе [93] построена математическая модель, описывающая течение природного газа в трубопроводе с учетом фазовых переходов, роста (диссоциации) газовых гидратов на внутренних стенках трубы, теплообмена трубопровода с окружающей породой. Рассмотрены различные условия транспортировки газа: давление имеет постоянное значение на входе или на выходе из трубопровода, либо давление постоянно на обоих концах трубопровода. В рамках некоторых допущений в модели используются уравнения сохранения массы, притока тепла, закон Дарси и уравнение состояния газа.

В работе [79] рассматривается модель состояния газотранспортной системы и информационно-измерительной подсистемы, представленная в виде двух графов  $H_1 = (A_1, Z_1)$ ,  $H_2 = (A_2, Z_2)$ , где  $A_1$ ,  $Z_1$  - множество вершин и дуг, моделирующих оборудование и его объединение в территориально-распределенной газотранспортной сети,  $A_2$ ,  $Z_2$  - множество вершин и ребер, моделирующих источники данных (датчики) и каналы передачи данных в информационно-измерительной и управляющей системе для территориально-распределенной газотранспортной сети.

При использовании различных каналов связи, в том числе GSM и Интернет на основе рассмотренной модели можно получить расчет величины трафика, представляющего полный набор технологических параметров работы удаленного оборудования. При этом на основе математической модели учитывается динамика физических процессов, происходящих в территориально-распределенной газотранспортной сети.

Для решения задач прогнозирования и оптимизации разрабатываются динамические модели транспорта газового потока в территориально-распределенных газовых сетях. Модели транспорта газового потока в территориально-распределенных газовых сетях применяются в оценке

экстраполяции данных технологических параметров по направлению движения газового потока на основании наблюдаемых текущих технологических величин.

В работе [39] показаны линейные модели движения газа в трубопроводе для аналитического решения задач нестационарного транспорта газа в газопроводах. Рассматривается линеаризованная система уравнений газодинамики в отклонениях от установившегося стационарного режима в безразмерном виде. Такое представление позволяет построить амплитудно-частотные характеристики вдоль газопровода. На основе амплитудно-частотных характеристик можно оценить переходный процесс и определить приближенный вид передаточных функций.

В работе [39] приближенная передаточная функция представлена в виде описания, аналогичного для объектов с запаздыванием

$$\bar{\Phi}_{np}(\xi) = \frac{1 + c_1\xi}{b_e + b_1\xi + b_2\xi^2} e^{-\mu}, \quad (1.2.1)$$

где величина  $\mu$  характеризует величину запаздывания.

Данная математическая модель имеет достаточно простое представление с точки зрения описания физических процессов в газопроводах. Запаздывание в изменении параметров на конечном участке газопровода, по отношению к их изменению в его начале, объясняется динамикой распространения газа в трубопроводе.

Дальнейшее развитие данного направления представлено в работе [90], где моделью предлагается не только отслеживание текущих параметров газораспределения, но и прогнозирование изменения этих параметров в конечных точках газопотребления. Разработанная математическая модель давления газа в трубопроводе, рассматривается при заданных условиях аппроксимации, как модель с транспортным запаздыванием.

Информационно-измерительная и управляющая система с использованием данной модели для разветвленной трубопроводной газовой сети с множеством

элементов мониторинга и управления позволило получить данные в фиксированные моменты времени, то есть получить информационный срез газовой сети в некоторое фиксированное время  $t$ .

Одновременно на основе этих данных в совокупности с моделированием процессов движения газа по разветвленной территориально распределенной трубопроводной газовой сети появляется возможность экстраполяции данных на некоторый интервал времени  $\tau$ .

На основе данного предложения по сочетанию текущих данных информационно-измерительной и управляющей системы и результатов, полученных путем моделирования процессов в трубопроводной газовой сети, обеспечивается прогноз данных во времени  $t + \tau$ .

Данный подход в работе представлен на рисунке 1.2.

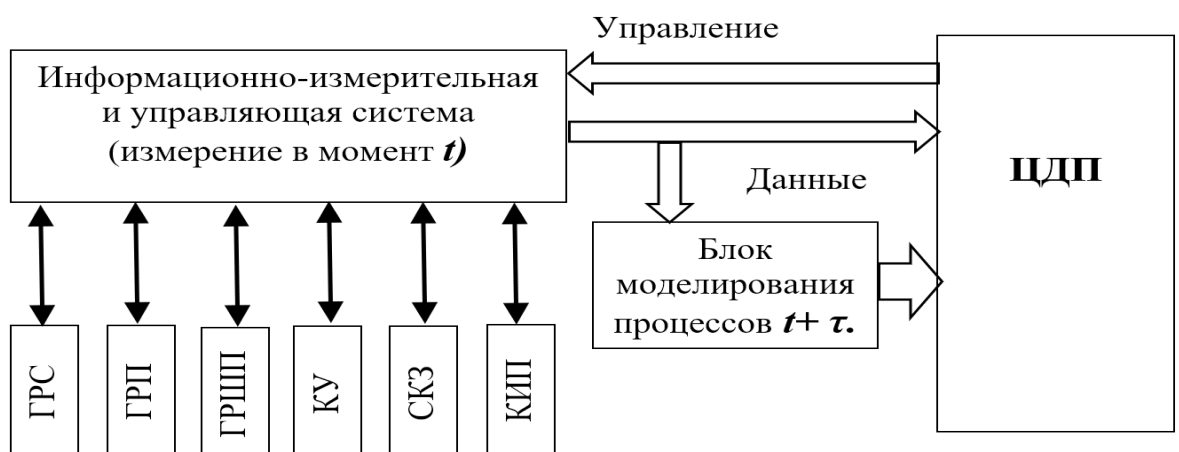


Рисунок 1.2 - Информационно-измерительная и управляющая система с сочетанием текущих данных и результатов моделирования на интервале времени  $t + \tau$ .

Реализация моделей прогнозирования параметров в территориально-распределенной газораспределительной сети было предложено проводить в матричном виде и в виде дифференциальных уравнений объектов с запаздыванием.

В представляемой работе предлагается применять информационный срез не только на величину запаздывания, а на любой период времени, в течение которого

хранятся в базе данные накопленные за период работы систем телеметрии, установленных на взаимосвязанных объектах распределенных газовых сетей.

К настоящему времени в региональных газораспределительных организациях (далее ГРО) накопились большие объемы данных о работе оборудования в различных режимах: штатном, предаварийном, аварийном. Появились данные о потерях природного газа, случаях утечек при повреждении газопроводов и других производственных ситуациях.

Накопленные данные содержат массу полезной и важной информации, позволяющей на основе данных из прошлого прогнозировать будущее состояние объектов, избегать негативных событий, предотвращать потери, снижать расходы. Однако, для превращения накопленных данных в полезную информацию, их необходимо квалифицированно обработать и одной из задач данной работы – проведение анализа нештатных ситуаций на газовых сетях и поиск их закономерностей.

### **1.3 Применение методологии нейронных сетей в обработке больших данных информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетях**

Информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетях и, в частности в «Нефтегазовой отрасли» — одна из самых перспективных для внедрения решений на основе машинного обучения. В ней есть множество сложных, нелинейных, повторяемых процессов, которые содержат много неизвестных факторов и флуктуаций. Будь то добыча и бурение скважин или последующая переработка – например, газофракционирование, атмосферно-вакуумная перегонка нефти, каталитический крекинг или другой процесс газовой отрасли — технологии искусственного интеллекта позволят повысить эффективность по сравнению с существующими системами управления и традиционного моделирования.» (Yandex Data Factory ©)

В настоящее время следует отметить проводимые работы по перспективным проектам инновационных цифровых технологий таких как цифровой двойник –

единая цифровая экономико-технологическая оптимизационная модель, единая цифровая платформа по управлению инвестиционными проектами, единое информационное пространство геолого-геофизической и промышленной информации.

Основное отличие и актуальность данной диссертационной работы заключается в том, что затрагивает непосредственно технологический процесс транспортировки природного газа и направлена на обеспечение безаварийной и безопасной работы оборудования и поставки газа потребителям.

### 1.3.1 Большие данные (Big Data) и их роль в прогнозируемом анализе.

Обобщенный принцип Big Data представлен на рисунке 1.3.

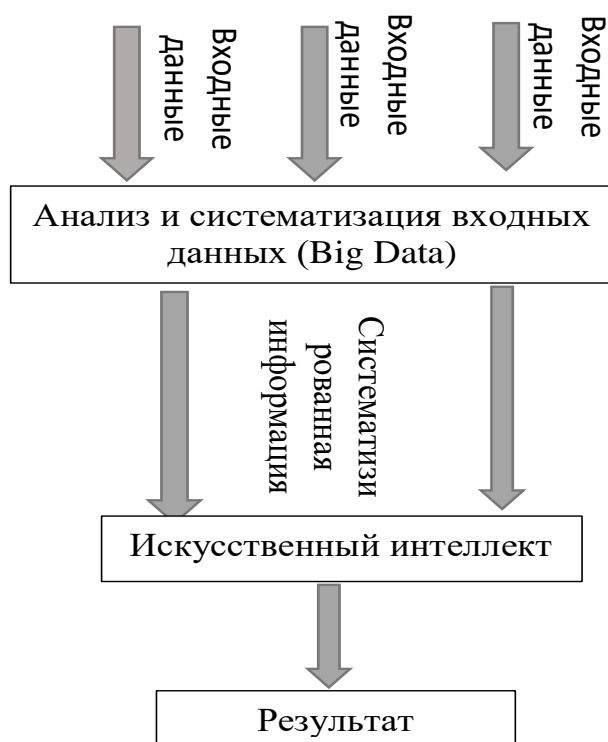


Рисунок 1.3 - Структура анализа Big Data

За годы работы телеметрии на объектах газовых сетей накоплен большой объем данных технологических процессов и показаний параметров - «**Входные данные**».



**«Систематический анализ»** больших данных (Big Data) накопившихся за длительный период работы объектов дает возможность выявить закономерности различных происходящих процессов и явлений.

**«Искусственный интеллект (машинное обучение)»**. Благодаря новейшим технологиям в области машинного обучения и нейронных сетей, уже сейчас можно создавать системы, которые по заданному алгоритму могут прогнозировать любые ситуации с минимальными погрешностями, влияющих на результат принятия решения.

**«Результат»**. Благодаря ценным данным накопленными годами и их дальнейшей когнитивной обработке, можно спрогнозировать любую ситуацию или событие, и получить результат с минимальными погрешностями.

### **1.3.2 Общая методология нейронных сетей**

Согласно основам теории нейронных сетей [86] «в распределенной памяти (distributed memory) главный интерес представляет одновременное или почти параллельное функционирование множества различных нейронов при обработке внутренних и внешних стимулов. Нейронная активность формирует в памяти пространственные образы, содержащие информацию о стимулах. Таким образом, память выполняет распределенное отображение образов пространства входных сигналов в другие образы выходного пространства».

Таким образом речь здесь идет о преобразовании множества входных данных в выходное пространство целевых переменных прикладной задачи, В рамках теории нейронных сетей оно решается модельной компонентой нервной системы, в которой все нейроны входного слоя соединены со всеми нейронами выходного. В реальных системах синаптические связи между нейронами являются сложными и избыточными. В искусственной нейронной сети узлы источника из входного слоя и нейроны выходного слоя работают как вычислительные элементы. Наиболее наглядно методология нейронных сетей представляются в линейных моделях, они и использованы для отражения подхода математическими выкладками.

Входные и выходные образы представлены векторами, развернутая форма которых имеет следующий вид:

$$f_k(n)=[f_{k1}(n)_1 f_{k2}(n)_1 \dots f_{km}(n)]^T, \quad (1.2.2)$$

$$y_k(n)=[y_{k1}(n)_1 y_{k2}(n)_1 \dots y_{km}(n)]^T$$

Где :  $f_k$  – входной слой образов параметров;

$y_k$  – выходной слой образов параметров;

$k$  — размерность входного набора переменных. Применительно к входным данным телеметрии  $k$ =числу каналов телеметрии контрольного объекта;  
 $m$ -размерность матрицы корреляции;

$n$  — количество примеров всего обучающего множества данных нейросети (пример определяется парой входного и выходного векторов,  $n$  может быть бесконечно велико);

$T$  — множество маркированных примеров, формирующих обучающий набор нейросети.

Предлагается размерности входных и выходных сигналов равны  $m$ , т. е. размерностью сети и значение  $m$  равно количеству узлов источника во входном слое и числу вычислительных условий выходного слоя.

На рисунке 1.4 показана модель ассоциативной памяти с искусственными нейронами.

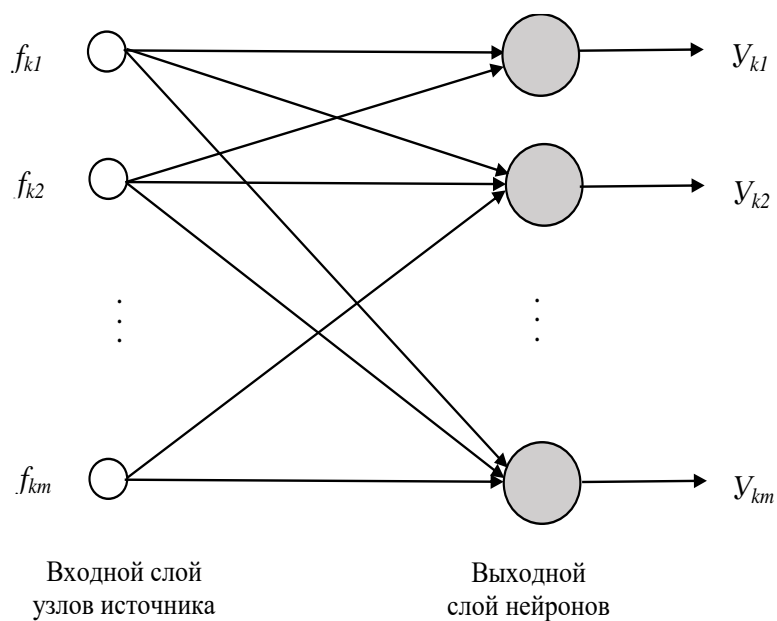


Рисунок 1.4 - Модель ассоциативной памяти.

Ассоциацию между ключевым вектором  $F_k$  и запомненным вектором  $Y_k$  можно представить в матричном виде:

$$Y_k = L(k)F_k, \quad k=1, 2, \dots, q \quad (1.2.3)$$

где  $L(k)$  – матрица весов, определяемая парами «вход-выход» ( $F_k$ ,  $Y_k$ );

$q$  – количество пар ассоциированных образов.

Для описания матрицы весовых коэффициентов  $L(k)$  на рисунке 1.5 показана схема  $i$ -го нейрона выходного слоя. Выход  $y_{ki}$  этого нейрона вычисляется, как взвешенная сумма элементов ключевого образа  $f_k$  по следующей формуле:  $y_{ki} = \sum_{j=1}^m l_{ij}(k) f_{kj}, \quad i=1, 2, \dots, m$  (1.2.4)

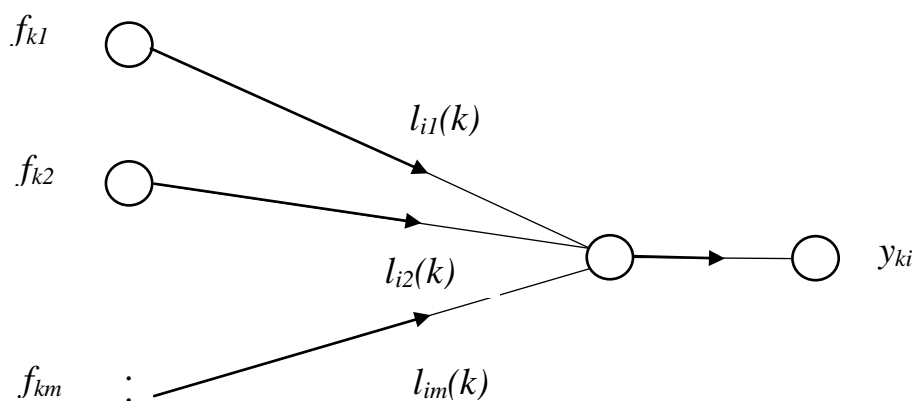


Рисунок 1.5 - Граф передачи сигнала.

$l_{ij}(k), j=1, 2, \dots, m$  - синаптические веса нейрона  $i$ , соответствующие  $k$ -ой паре ассоциированных образов.

Элемент  $y_{ij}$  можно записать в эквивалентном виде:

$$y_{ij} = l_{i1}(k), l_{i2}(k), \dots, l_{im}(k) \begin{bmatrix} f_{k1} \\ f_{k2} \\ \dots \\ f_{km} \end{bmatrix}, i=1, 2, \dots, m \quad (1.2.5)$$

И нейросетевую модель можно представить в следующем виде:

$$\begin{bmatrix} y_{k1} \\ y_{k2} \\ \dots \\ y_{km} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} l_{11}(k) & l_{12}(k) & \dots & l_{1m}(k) \\ l_{21}(k) & l_{22}(k) & \dots & l_{2m}(k) \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ l_{m1}(k) & l_{m2}(k) & \dots & l_{mm}(k) \end{bmatrix} \begin{bmatrix} f_{k1} \\ f_{k2} \\ \dots \\ f_{km} \end{bmatrix} \quad (1.2.6)$$

Отдельные представления  $q$  пар ассоциированных образов

$f_k \rightarrow y_k, k= 1, 2, \dots, q$  формируют значения элементов отдельных матриц  $L(1), L(2), \dots, L(k)$ .

Таким образом, матрицу памяти (memory matrix) размерности  $m \times m$  можно определить, как сумму матриц весовых коэффициентов всего набора ассоциаций:

$$M = \sum_{k=1}^q L(k) \quad (1.2.7)$$

Матрица  $M$  определяет связи между входным и выходными слоями ассоциативной памяти. Другими словами, в матрице  $M$  содержатся данные обо всех парах «вход-выход», представленных для записи в память, что и будет приведено ниже в данной работе.

### 1.3.3 Интеграция в существующую систему

В настоящее время в информационно-измерительную систему успешно внедрены системы телеметрии и автоматики, на внушительном ряде объектов газораспределительных сетей по всей Тульской области. Имеется возможность разработать/подобрать алгоритм анализа и дальнейшего прогнозирования состояния, как отдельных объектов, так и всей сети в целом, а также производить внутренний мониторинг объектов системы телеметрии, с возможностью предупреждения операторов о предполагаемых сбоях системы.

Благодаря Big Data базе данных накопленных за длительный период эксплуатации системы телеметрии на объектах различной степени категорической сложности, а также данным полученным от эксплуатирующих организаций, уже сейчас есть возможность интегрировать программные решения машинного обучения и анализа прогнозируемого состояния газораспределительных сетей.

На представленном фрагменте карты Тульской области (Рисунок 1.6) отмечены точки, где установлены и на данный момент времени работают многофункциональные контроллеры телеметрии.

Каждый контроллер может являться частью распределенной нейросети.

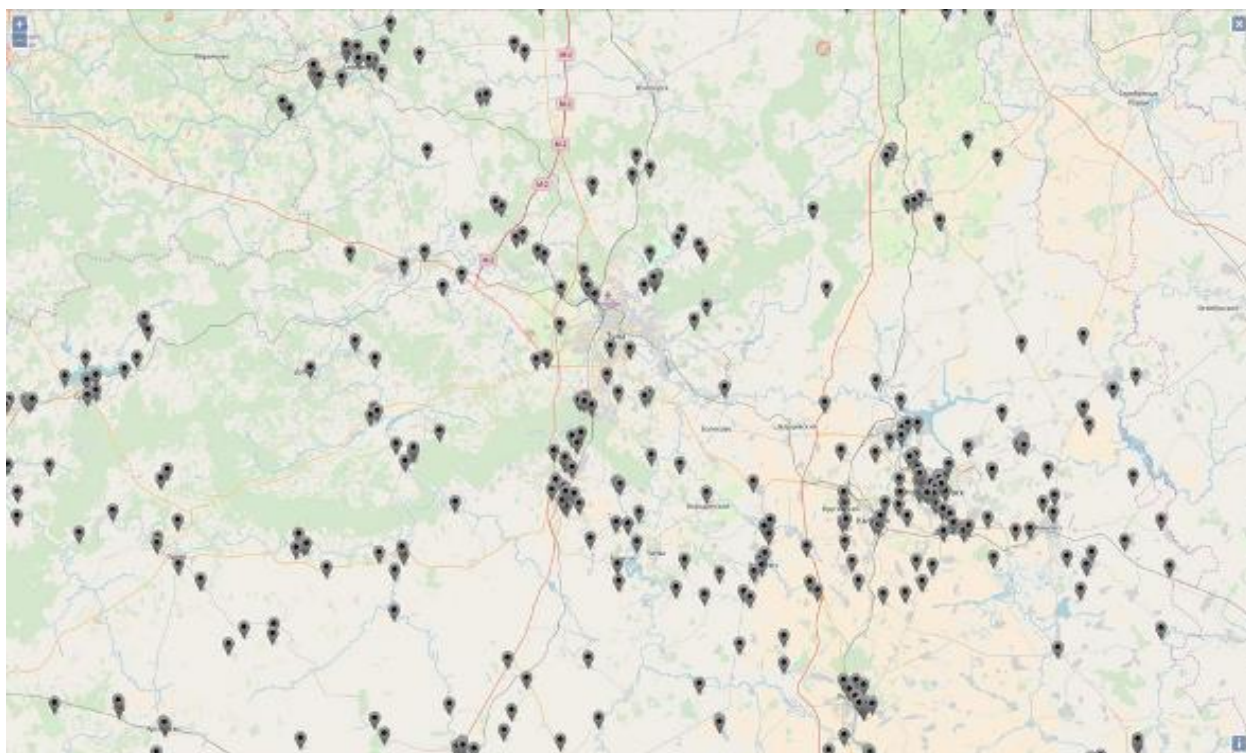


Рисунок 1.6 - Расположение оборудования с контроллерами телеметрии.

Внедрив в существующую информационно измерительную систему мониторинга программный комплекс, имитирующий нейронную сеть данных, можно существенно повысить степень предупреждения нештатных ситуаций и иных критических факторов, способных нарушить нормальную работу объектов сети.

#### **1.4 Выводы и постановка задачи исследования**

На основе накопленных многолетних телеметрических данных и извлечении полезных знаний из данных телеметрии методами продвинутой аналитики с использованием нейронных сетей и других технологий искусственного интеллекта, можно провести обработку большого массива данных по ряду объектов газораспределения.

Применение нейронных сетей, их обучение на накопленных телеметрических данных позволит эффективно решать актуальные задачи газовой отрасли такие как прогнозирование аварий и инцидентов, раннее оповещение об аварии, классификация аварий и инцидентов, обнаружение и оценка объема потерь газа, выявление объектов без учетного расхода газа, контроль

работоспособности основного оборудования и телеметрии, расчет графика планово-предупредительных ремонтов и замены оборудования.

Сегодня почти каждый объект современной газораспределительной сети (далее СГ) в той или иной степени оснащён первичными датчиками, контроллерами, средствами связи, оборудованием и программным обеспечением для сбора и хранения данных. Применение современных технологий обработки данных предоставляют возможность ГРО идти в ногу со временем, делая объекты более «умными».

Обработка данных моделью на нейронной сети в реальном масштабе времени позволит выявлять подобные и другие повреждения газопроводов на самых ранних стадиях. Кроме того, наличие данных о разности давлений и времени аварии делает возможным расчет утраченного в период аварии объема газа.

Проведя анализ существующих информационно-измерительных и управляющих систем объектов газораспределения и газопотребления, в диссертационной работе ставятся и решаются следующие задачи:

1. Разработка алгоритма функционирования датчика вибро акустического контроля срабатывания предельного сбросного клапана и определения объемов выброса природного газа в атмосферу в информационно-измерительной и управляющей системе с применением компьютерных технологий.

2. Разработка структуры и алгоритма работы подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени и классификация технологических событий работы взаимосвязанного оборудования газораспределительных сетей информационно-измерительной и управляющей системой.

3. Разработка структуры и математической модели объектов информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных, взаимосвязанных газораспределительных сетей с применением

нейросетевых технологий.

4. Экспериментальные исследования сопоставимости моделей и методов прогнозирования информационно-измерительной и управляющей системой технологических параметров газораспределительной сети.



## **ГЛАВА 2 РАЗРАБОТКА СТРУКТУРЫ И МАТЕМАТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ОБЪЕКТОВ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНЫХ И УПРАВЛЯЮЩИХ СИСТЕМ ТЕРРИТОРИАЛЬНО РАСПРЕДЕЛЕННЫХ ГАЗОРАСПРЕДЕЛИТЕЛЬНЫХ СЕТЕЙ**

Проведенный анализ существующих информационно-измерительных систем показал необходимость их совершенствования в части организации структуры и модели с добавлением эффективных алгоритмов прогнозирования с целью обеспечения качественного процесса эксплуатации опасных производственных объектов и обеспечения бесперебойной поставки природного газа потребителям по сетям газораспределения и газопотребления. В данной главе представляется разработка структура информационно измерительной и управляющей системы территориально распределенных объектов газовых сетей. Предложены модели прогнозирования параметров территориально-распределенной газовой сети на основе нейросетевых технологий для взаимосвязанных объектов. Приведено моделирование ИИУС для определения объемов выброса газа через предельные сбросные клапаны.

### **2.1 Структура информационно-измерительной системы территориально-распределенных объектов газораспределения**

Общая структура построения ИИУС основана на результатах внедрения аппаратных средств на объектах газоснабжения и широко используемыми в настоящее время практически всеми газораспределительными организациями Российской Федерации системами телеметрии, в том числе установленных на станциях катодной защиты, контрольных пунктах, пунктах редуцирования газа, узлах учета, запорной арматуре.

Для определения структуры ИИУС рассмотрим первоначально структуру разветвленной газораспределительной сети.

Распределительная сеть подключена к выходным газопроводам ГРС давлением 0,3, 0,6 или 1,2 мПа, как правило за границей ограждения либо охранной зоны станции. Далее на распределительных сетях установлены

головные газораспределительные пункты (ГГРП) снижающие давление для передачи на последующие кустовые либо тупиковые пункты редуцирования газа (ПРГ) с проектными выходными давлениями от 0,6 до 0,003 мПа, в зависимости от характеристик подключаемых потребителей. Выходные сети высокого давления могут быть закольцованы с выходом соседней ГРС. На линейных участках газопроводов установлена запорная арматура, система электрохимической защиты (ЭХЗ) в состав которой входят и станции катодной защиты, пункты учета газа, стоящие, как отдельно, так и в составе ГГРП, ПРГ. Обобщенно общую структуру газовых сетей можно представить, как показано на рисунке 2.1.

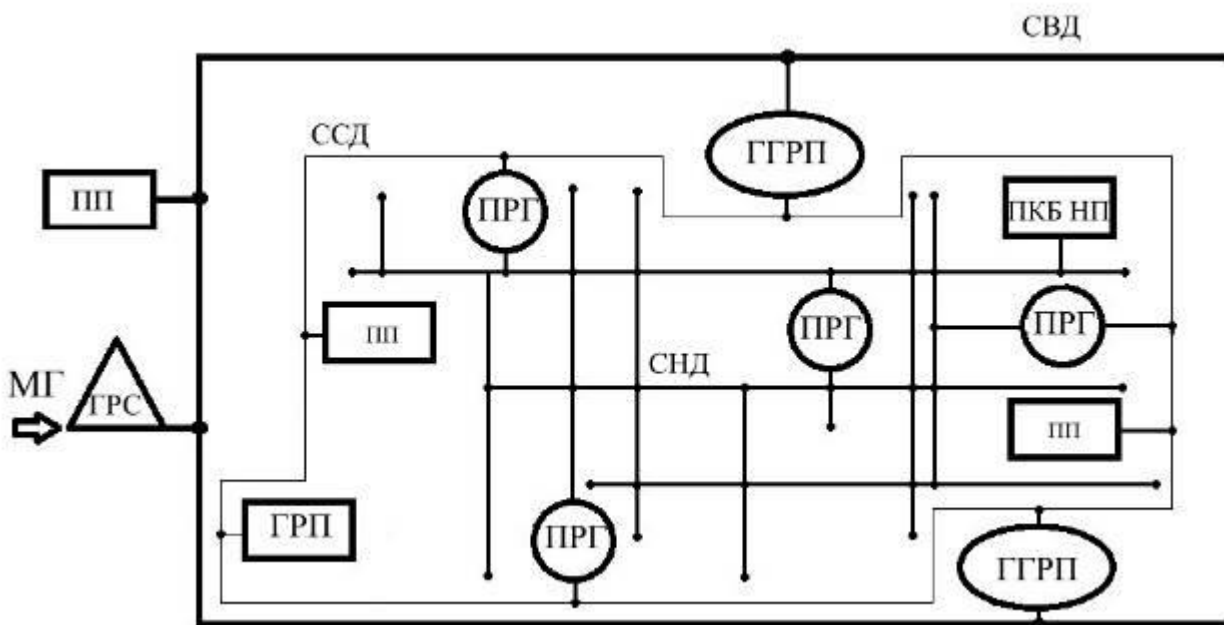


Рисунок 2.1 - Типовая распределительная сеть

В рамках решения задачи совершенствования информационно-измерительной и управляющей системы технологий в системе газораспределения, как пример, показаны группы взаимосвязанных объектов в зоне работы двух газораспределительных станций.

На рисунке 2.2 приведено расположение данных объектов в общей схеме взаимосвязей объектов ГРС Киреевская Тульской области.

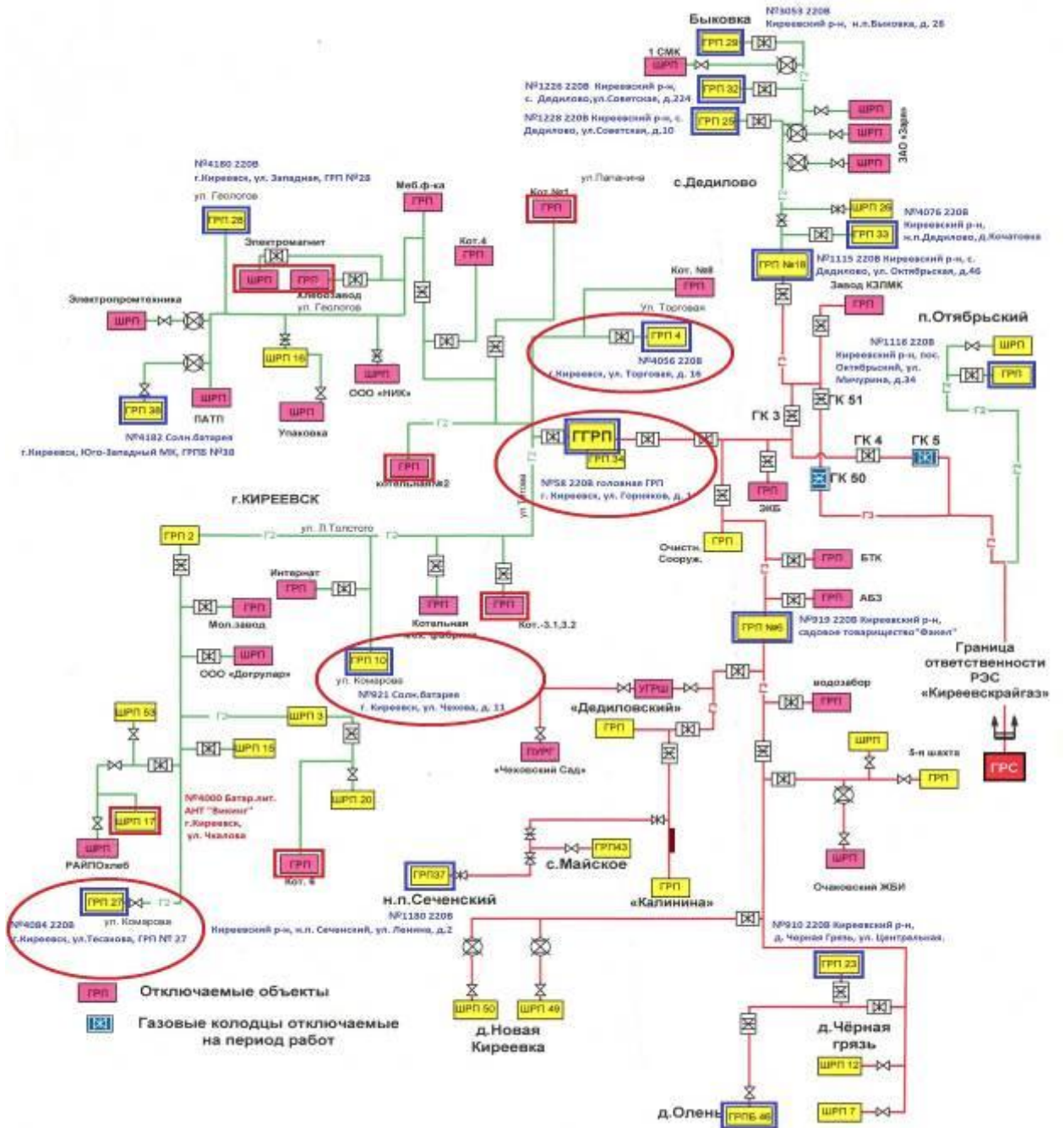


Рисунок 2.2 - Расположение объектов в общей схеме взаимосвязей объектов ГРС Киреевская.

Учитывая одну из основных задач – прогноз состояния объектов с целью минимизации рисков возникновения аварийных и нештатных ситуаций, а также исходя из перечисленных отраслевых требований к информационно измерительным системам в оперативно-диспетчерском управлении в структуру ИИУС необходимо добавление организационно-технического блока (ОРБ),

информация которого будет учитываться различными весовыми коэффициентами при оценке работы оборудования и параметров технологического процесса транспортировки природного газа в целом.

И, соответственно, структуру информационно-измерительной системы для взаимосвязанных объектов газораспределительной сети можно представить, как приведено на рисунке 2.3, на котором:

ГГРП, ПРГ – головные ГРП и пункты редуцирования газа;

КУ – крановые узлы;

КИП – контрольно-измерительные пункты;

СКЗ – станции катодной защиты.

ПУГ – пункты учета газа

БА – блок аналитики

НК - нейрокомпьютеры

ЦМ – цифровая модель

Принимая во внимание, что ключевыми составляющими процесса транспортировки являются узлы редуцирования, параметры работы которых напрямую связаны со всеми элементами приведенной структуры, а также имеют постоянно изменяющиеся значения, т.е. находятся в динамике принято решение на установку на них нейрокомпьютеров для реализации совершенствования работы ИИУС . Их описание и результаты внедрения будут описаны ниже.



Рисунок 2.3 - Структура информационно-измерительной системы взаимосвязанных объектов газораспределительной сети.

Где  $n, b, e, d, i, f, g, h, j, k$  количество взаимосвязанных объектов, КУ, СКЗ, КИП в каждом взаимосвязанном объекте, соответственно.

Организационно-технический блок отвечает за информацию по техническому обслуживанию, режимам газоснабжения, характеристикам потребителей, квалификации персонала и т.д., с оценки которой и приступали при моделировании различных процессов на газовых сетях, описываемых в данной диссертационной работе.

## 2.2 Алгоритм функционирования датчика вибро акустического контроля срабатывания предельного сбросного клапана.

Вибро акустическая диагностика — аналитическая оценка состояния основного оборудования, основанная на показателях датчиков вибрации и микрофонов, установленных на ключевых узлах и механизмах оборудования.

Высокочастотные данные — набор аналоговых данных в виде временных рядов, принимаемых с частотой  $N$  замеров в секунду ( $N$  — частота дискретизации сигнала), позволяющий преобразовать абсолютные показатели в амплитудно-частотные характеристики сигнала (преобразованиями Фурье, вейвлет —

преобразованиями) — то есть, в общем случае, разделить поток данных (2-мерный) в набор показателей амплитуд набора частот по времени (3-мерный).

Определение открытия ПСК нейросетевой классификацией акустических данных реализуется при выполнении программы «Программа распознавания и классификации аудиоданных нейросетью в режиме реального времени» с использованием открытых библиотек:

Pandas, NumPy, scikit-learn, datetime, matplotlib, librosa, PyAudio

Архитектура исполнения — трёхмодульная, включающая модуль аналитики, определения полос частот и разметки классов звуковых событий на основании обучающего набора аудиозаписей модуль обучения нейронной сети на объединенном размеченном наборе аудиозаписей с ПСК технологического объекта и модуль исполнения, использующий файл весов сети, получаемый на выходе обучающего модуля и выполняющей классификацию звуковых событий на клапане ПСК в режиме непрерывного приема реального времени, с постоянной заданной периодизацией.

### **2.2.1 Модуль разбора и разметки аудиоданных для обучения нейросети**

Входные данные:

различные типы звуков в форме аудиозаписей формата wav произвольной продолжительности, предварительно обработанные в аудиоредакторе с целью минимизации пауз и посторонних звуков в записи. Все записи должны быть выполнены с одной и той же частотой дискретизации записи.

Настраиваемые параметры:

Частота дискретизации приема (должна быть равна частоте дискретизации записей), выбор значимых параметров (мел-кепстральные характеристики, полосы частот в разложении по спектру преобразованием Фурье, характеристики бита и центроиды, в зависимости от характерных признаков согласно целевой задачи распознавания), название метки классифицируемого признака, ширина скользящего окна для экспоненциального усреднения данных.

Выходные данные:

Числовые характеристики звука в виде параметрических числовых рядов и метки класса, сохраненные в виде таблиц в формате .csv

Последовательность выполнения:

- загрузка библиотек librosa, pandas, numpy, sklearn, samplerate;
- загрузка аудиофайла в формате wav, характеризующее технологическое событие;
- преобразование данных аудиофайла на значимые признаки в форме временных рядов с периодизацией фреймов согласно частоте дискретизации записи;
- создание составного датафрейма аудиоданных в типовом формате: строки по абсолютному времени, столбцы — по именованным признакам ;
- создание полей экспоненциального среднего по каждому параметру по скользящему окну заданной ширины, удаление исходных полей и поля времени, удаление строк до первого действительного значения экспоненциального среднего;
- присвоение полученному набору разметки — типовому обозначению технологического события (используется как целевая переменная при обучении нейросети);
- сохранение созданного набора данных в формате .csv ;

### **2.2.2 Модуль подготовки и нормализации обучающего набора данных, обучения нейросети и сохранения параметров сети**

Входные данные:

Размеченные данные для обучения, полученные по результату отработки модуля 1.

Настраиваемые параметры:

параметры разделения обобщенной выборки на обучающий и тестовый наборы данных, параметры обучения нейросети, параметры стандартизации входящих в нейросеть данных.

Выходные данные:

Сохраненная модель обученной нейронной сети (слои, веса) в формате.pkl.

Сохраненные параметры стандартизации входов в формате.pru.

Объединенный датафрейм обучения с разметкой в файле формата.csv.

Последовательность выполнения:

- загрузка библиотек pandas, numpy, sklearn (модули стандартизации и классификационной нейросети), joblib;
- загрузка исходных наборов размеченных данных в объединенный датафрейм, сохранение объединенного датафрейма ;
- разделение датафрейма на набор входящих данных и значение целевого параметра;
- стандартизация полей датафрейма входящих данных типовым способом, сохранение параметров стандартизации в файл hpy;
- разделение наборов входящих данных и целевого параметра на обучающий и тестовый наборы;
- обучение классификационной нейросети, проверка качества обучения по заданным метрикам;
- сохранение модели нейросети в формате pickle, проверка прогноза на исходных и прогнозируемых значениях целевого параметра.

### **2.2.3 Модуль выполнения классификации аудиоданных в режиме реального времени.**

Входные данные:

Звук, в потоковом режиме принимаемый с микрофона.

Сохраненная модель обученной нейронной сети (слои, веса) в формате pickle.

Сохраненные параметры стандартизации входов в формате ppy.

Настраиваемые параметры:

Данные канала микрофонного входа, частота дискретизации аудиосигнала, параметры принимаемой в потоковом режиме аудиоинформации.

Выходные данные:

Классификация звукового сигнала в форме значения целевой переменной с меткой реального времени (по всему периоду фрагмента в режиме реального времени и итоговая по максимальному значению метки в итоговом наборе).

Последовательность выполнения:



- загрузка библиотек numpy, pandas, pyaudio, time, librosa, sklearn, joblib, datetime, warnings
- вводная настройка: отмена программных предупреждений выхода, создание переменной метки реального времени, переменной размера скользящего окна, загрузка модели из файла.pkl, загрузка параметров стандартизации из файлов.pru (файлы модели и стандартизации по итогам выполнения модуля 2), создание функции стандартизации принимаемых значений;
- создание объекта приема звука в режиме реального времени (функция приема потока по заданным параметрам, старта, остановки и циклического возобновления обработки);
- функция обработки: прием данных из буфера записи, выделение параметров по алгоритму п.1, создание данных скользящих окон экспоненциального среднего, объединение итогового датафрейма на вход модели обученной нейросети;
- вывод данных классификационного прогноза в виде набора значений классификации по принятому периоду потоковой записи и обобщенного единого прогноза (максимум набора).

Последовательность выполнения диагностики открытия ПСК методом классификации акустических данных:

В задаче классификации акустических данных применительно к цели определения состояния ПСК фиксируются следующие классы событий:

(метка класса = значение канала-перечисления)

0 = Не определено

1 = Фоновый шум

2 = Голоса

3 = Сброс через ПСК 50%

4 = Микрофон отключен

5 = Сброс через ПСК 100%

6 = Посторонние шумы

Всего 7 типов событий, из них события с метками классов 3 и 5 — критические в рамках поставленной задачи.

Фиксация события типа «5 — сброс через ПСК 100%» (рис. 2.4)

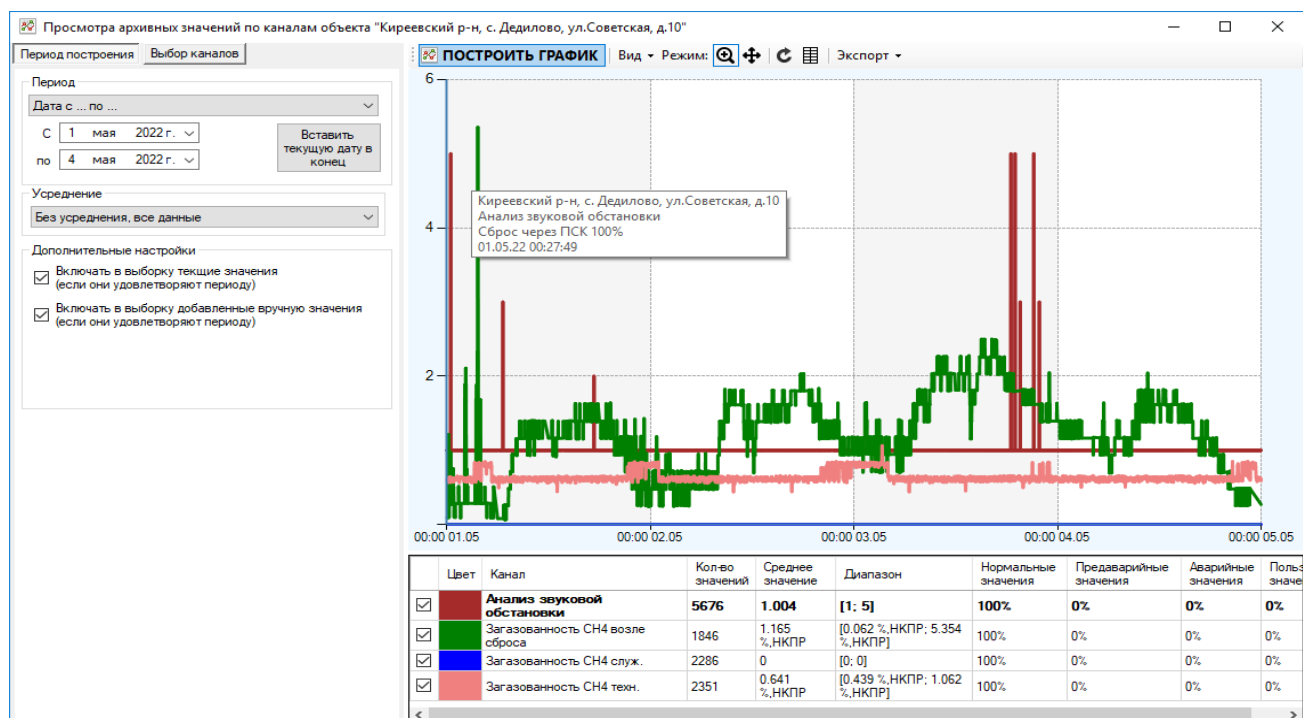


Рисунок 2.4 – Фиксация 100% сброса природного газа через ПСК.

1. Предварительно на объектах через компьютеры с подключенным микрофоном и строго фиксированными параметрами настройки (задаваемые в режиме настройки микшера alsamixer) записываются обучающие записи формата wav (не менее 5 минут записи по каждому классу событий).

2. Модулем аналитики проводится разложение аудиозаписей на ряды значений амплитудно-частотных характеристик применяя преобразование Фурье. При анализе спектрограмм выделяются полосы частот, характеризующие различие всех 7 типов акустических событий. Исходные аудиозаписи разбираются на наборы данных по экспоненциальным усреднениям амплитуд в заданных полосах частот, каждой записи присваивается метка класса. Все наборы объединяются в единой датасет для обучения нейросети.

Определение резонансных частот для нейросетевой диагностики акустических событий.

Показаны графики (рис. 2.5) разложения по Фурье 3-х акустических событий: фоновый шум на ГРП (вверху), открытие ПСК на 50% (в середине), на 100% (внизу). Синими прямоугольниками выделены полосы частот, где разница событий наиболее очевидна. Именно эти полосы использует действующая нейросеть, детектируя событие с вероятностью не менее 99,7%.

3. Полученный обучающий набор направляется в типовой модуль обучения нейросети, производится обучение, тестирование и валидация (последняя — на вновь полученных аудиозаписях, не включаемых в обучающий датасет) с получением на выходе файла весов нейросети.

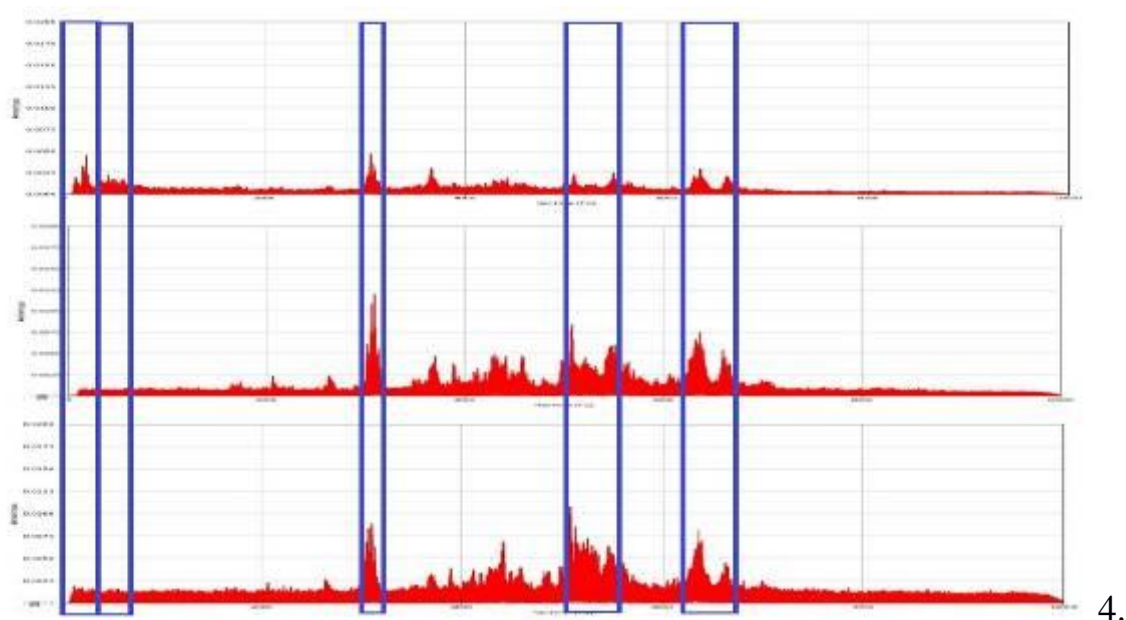


Рисунок 2.5 – Графики 3-х акустических событий.

Направление файла весов в модуль выполнения прогноза на компьютер (установка заново для нового объекта, либо замена ранее примененного файла весов). Обработка аудиоданных в режиме приема данных реального времени от микрофона компьютера. Выдача на серверный уровень итогового значения классификации (выполняется каждые 3 секунды непрерывно и в автоматическом режиме исполнения).

5. При получении верхним уровнем обработки сигнала от модуля выполнения классификации звуковых событий критических значений с метками 3 или 5

(«Сброс через ПСК 50%», «Сброс через ПСК 100%») в ПО диспетчеризации фиксируется флаг сброса с выдачей соответствующего предупреждения.

6. Все 7 видов событий фиксируются системой классификации и отображаются в интерфейсе ПО. Кроме указанных в п.5 двух типов событий, и события «Микрофон отключен» (требующего проверки корректности работы аппаратной платформы системы) все остальные события имеют оценку «Норма» применительно к задаче выявления сбросов газа через ПСК.

7. Все события, зафиксированные системой классификации акустических событий ПСК по каналам данных компьютера, сохраняются в базе данных и могут быть отражены на графиках, в таблицах и журналах верхнего уровня диспетчеризации.

### **2.3 Разработка подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени с фиксацией выходных параметров.**

Подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования реализована посредством передачи данных контроллеров либо компьютеров на сервер связи, организованный на серверном уровне газораспределительной организации. Сервер связи отправляет их на базу данных, откуда они отображаются в интерфейсе. На сервере связи, в качестве дополнительного функционала, работает приложение на ОС Linux, которое выполняет прогностику и классификацию по обученной модели нейросети, каждые 12 часов модель переобучается на вновь полученным данным.

Общеорганизационные данные о режимных картах, проведенных технических обслуживаниях и так далее поступают на сервер связи для обработки и кодирования из базы данных куда они вносятся и периодически дополняются по факту изменений или проведенных работ.

Общая структура формирования подсистемы сбора и обработки данных представлена на рисунке 2.6.

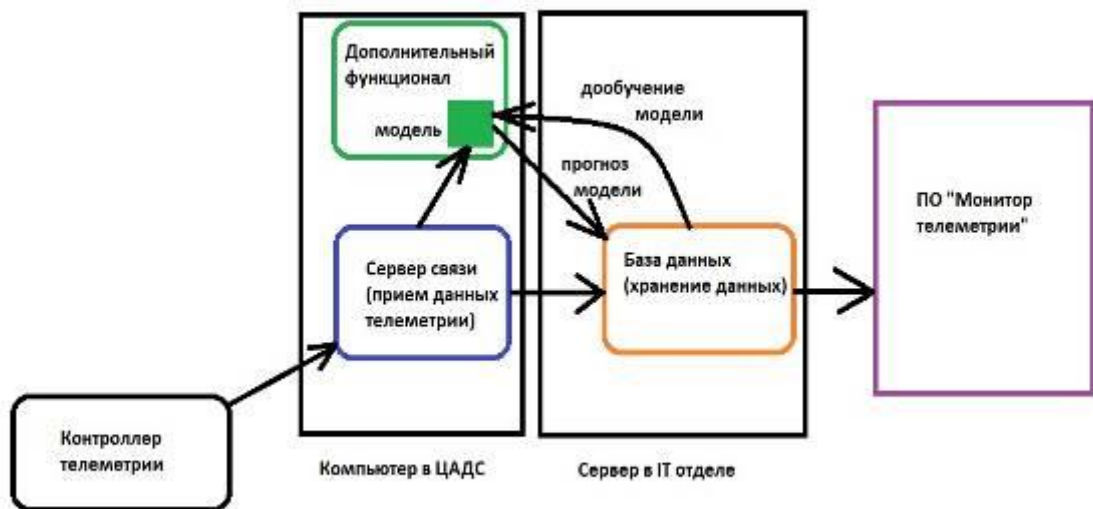


Рисунок 2.6 – Структурная схема формирования базы данных.

Основная реализация программного кода дополнительного функционала — на Python 3.10.

Используются библиотеки:

Pandas — библиотека создания упорядоченных таблиц данных (датасетов), используемых для подачи на обработку нейросети.

Numpy — основная библиотека для осуществления математических преобразований больших массивов данных.

Scikit-Learn — библиотека машинного обучения — по ней выполняется распределение массивов на обучающие, тестовые и валидационные, выполняется расчет метрик выполненных прогнозов.

Xgboost — библиотека выполнения обучения модели прогнозности на основании градиентного бустинга входных данных

TensorFlow и Keras — средства построения нейронных сетей. TensorFlow — фреймворк (рабочая среда) в которой выполняется процесс обучения, Keras — высокоуровневые инструменты для выполнения обучения на базе TensorFlow.

Программа «Монитор телеметрии» реализована на C# в среде NetFramework 4.5 с адаптацией под Windows и Linux.

Все программные коды непосредственно разработаны при проведении исследовательской работы. Библиотеки, с использованием которых написаны коды — открытые и общедоступные.

### **2.3.1 Аппаратная часть реализации подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных информационно-измерительной и управляющей системы.**

Функционально, программно-аппаратный комплекс для объектов сетей газораспределения с созданием ЕСЦД организован в следующей форме:

1. Базовое аппаратное звено — одноплатные, высокоскоростные компьютеры, установленные непосредственно на объектах газораспределения, реализующие технологию ComputingEdge приема, аналитической нейросетевой обработки и передачи результатов аналитической обработки на сервер телеметрии. На нейрокомпьютерах в рамках аналитической обработки выполняется:

1.1 Нейросетевая прогностика основных показателей давления газа на объектах газораспределения.

1.2 Определение состояния объекта для нейросетевой классификации состояния групп объектов.

1.3 Прием и аналитическая обработка высокочастотных данных (на практике — вибрационных и акустических), с передачей результатов аналитики в действующую систему телеметрии.

На рисунке 2.7 представлена схема функциональной организации единой системы цифровых двойников.

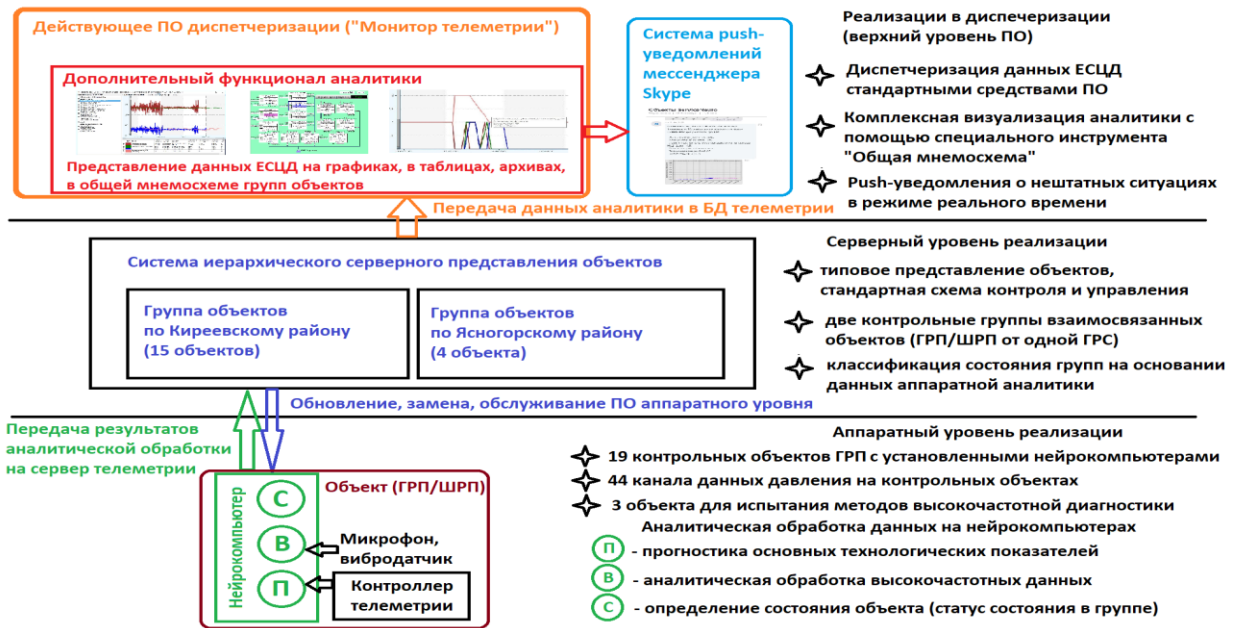


Рисунок 2.7 - Схема функциональной организации ЕСЦД

На рисунке 2.8 показано размещение каталога аналитики в аппаратном программном обеспечении и иерархическое дерево программного обеспечения аналитики на устройствах.

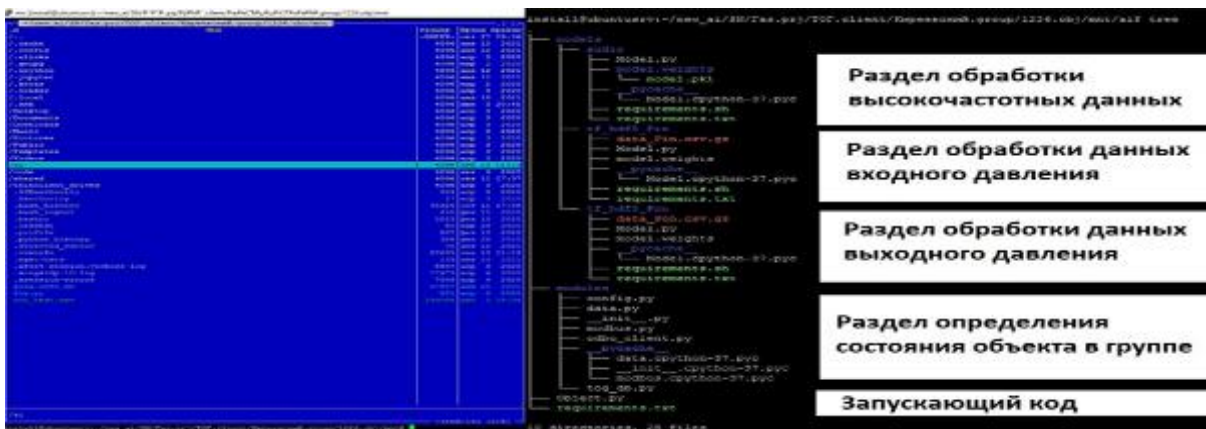


Рисунок 2.8 - Размещение каталога аналитики в аппаратном ПО (слева), иерархическое дерево ПО аналитики на устройствах (справа), на примере одного из объектов.

Аппаратная реализация ЕСЦД включает типовую организацию аналитического ПО на всех контрольных объектах с автоматизацией процесса обновления и замены действующих моделей аналитики, переобучения действующих нейросетей по вновь поступившим данным объектам, обеспечение

действия системы приема, обработки и передачи данных на каждом контрольном объекте в режиме реального времени.

Нейросетевые модели реализованы кодом на Python3, типовым образом размещены в файловой системе устройств, запускаются автоматически (система поддерживает перезапуск исполняющих модулей при остановах, перезапусках устройства, а также при перебоях в связи). При отсутствии связи по каналу GPRS логика приложения поддерживает автономную работу аналитического ПО на устройствах. Исполняющие коды прогностики и диагностики высокочастотных данных приводятся в Приложениях А и Б.

### **2.3.2 Программная часть технической реализации подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных объектов газораспределения**

Внедрение в действующую систему телеметрии (ПО «Монитор телеметрии») в качестве дополнительного функционала, реализующего визуализацию всех результатов аналитической нейросетевой обработки данных, включая прогностику основных показателей, классификацию состояния групп объектов, диагностику оборудования по итогам аналитической обработки высокочастотных данных. Визуализация работы ЕСЦД действующими инструментами ПО (на графиках, таблицах, в архивах событий ПО «Монитор телеметрии») и на специальном средстве визуализации - «общая мнемосхема» для групп объектов ЕСЦД.

Серверная реализация обеспечивает связь с нейрокомпьютерами на контрольных объектах, прием данных в режиме реального времени, предоставляет возможность системной и автоматизированной замены и обновления действующего аналитического ПО на аппаратных устройствах.

На серверном уровне ЕСЦД реализована в форме иерархического дерева объектов, обеспечивающая связь с аппаратными устройствами и системное



управление установленным ПО. Система реализована на ОС Linux, по схеме связи через VPN по каналу GSM.

На серверной виртуальной машине под ОС Linux Ubuntu реализовано представление дерева объектов по двум группам. С помощью команд с сервера осуществляется монтирование каталога удаленных объектов.

Основные команды:

`make data` - получить свежие данные и сформировать отчет (см. файл `fetch.pdf` в каждом каталоге объекта);

`make ping` - пинговать объект;

`make CMD="команда" run` - запустить на объекте команду;

`make FILE="имя каталога или файла" copy` - скопировать файлы в каталог `files`;

`make connect` - зайти на объект по ssh `make mount` - после этой команды в подкаталоге `mnt` будет содержимое каталога нейροкомпьютера (реальное) с возможностью внесения изменений;

`make umount` - отключить каталог `mnt` от нейροкомпьютера.

На рисунке 2.9 показаны группы контрольных объектов в интерфейсе серверного управления.

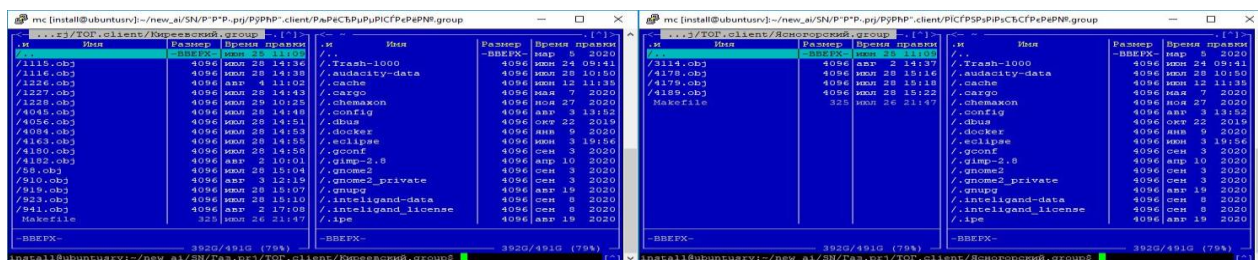


Рисунок 2.9 - Группы контрольных объектов в интерфейсе серверного управления (скриншот из ОС Linux Ubuntu). Слева — группа Киреевского района, справа — Ясногорского района

### 2.3.3 Алгоритм подсистемы сбора и обработки параметров

Логическая структура алгоритма программной части цифровой платформы на основе программно-аппаратного комплекса включает в себя следующие действия:

1. Загрузка данных основных технологических показателей для обучения нейросетевых моделей из возможных источников: – архивные данные телеметрии; – данные опроса датчиков нейрокомпьютером; – высокочастотные данные, получаемые на нейрокомпьютер;

2. Подготовка данных, предобработка, очистка и дополнение, интерполяция по времени в единый датасет с постоянной периодизацией;

3. Разбиение данных на тренировочный и тестовый датасеты, разметка данных для выполнения обучения нейросетей по технологии «обучение с учителем».

4. Тренировка моделей, в процессе которой: – обучение разбивается на  $n$  количество эпох; – в каждую из эпох через нейронную сеть с помощью прямого распространения приходят данные заданного размера; – далее нейронная сеть выдает результат и на основе этого предсказания высчитывается функция потерь; – далее с помощью метода обратного распространения ошибки корректируются веса модели; – в конце эпохи высчитывается метрика на тренировочных и тестовых данных, значение метрики показывает, насколько хорошо обучилась модель; – обученные модели валидируются на входных данных не входивших в процесс обучения согласно требуемым метрикам.

5. После прохождения валидации формируются и сохраняются обученные модели для последующего использования в модуле реализации в режиме приема данных реального времени, на нейрокомпьютере и серверном уровне программно-аппаратного комплекса.

6. На серверном уровне аппаратно-программного комплекса реализуется связь с нейрокомпьютерами, установленными в системе, позволяющая устанавливать, обновлять и заменять обученные нейросетевые модели,

направлять выходные данные нейросетевых моделей в базу данных цифровой платформы.

7. Интерфейсный уровень цифровой платформы обеспечивает диспетчеризацию выходных данных действующих нейросетей: – прогностику основных технологических показателей объектов; – классификацию состояния групп объектов с визуализацией существующих системных взаимосвязей; – классификацию физических состояний объектов на основании нейросетевой аналитики высокочастотных данных.

8. На основании выходных данных нейросетевых моделей формируются диагностические оповещения и предупреждения в рамках задач СППР, представляемые средствами интерфейсного уровня. На основании обращения к базе данных цифровой платформы формируются графики, таблицы, отчеты и журналы системы.

Алгоритм взаимодействия компонентов программной части разработанной системы представлен на рис.2.10.

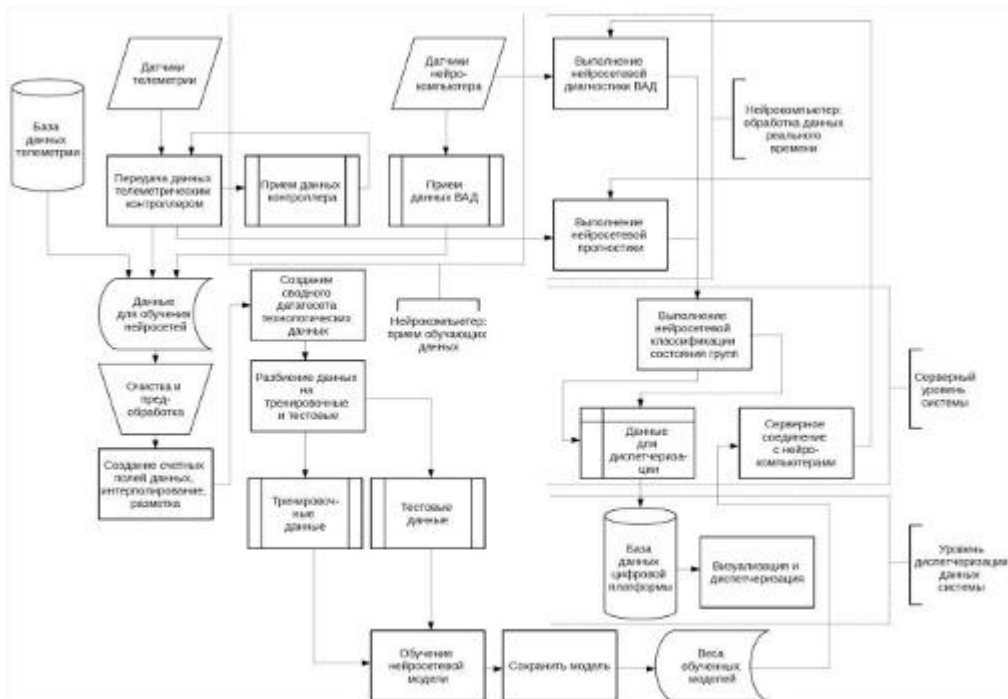


Рисунок 2.10 - Алгоритм взаимодействия компонентов программной части цифровой платформы на основе программно-аппаратного комплекса.

Реализованная система серверной реализации ЕСЦД обеспечивает передачу актуальных данных аналитики в ПО диспетчеризации верхнего уровня («Монитор телеметрии»), а также функционал классификации состояния групп объектов на основании первичных данных аналитики аппаратного уровня.

#### **2.4 Математическая модель взаимосвязанных объектов информационно-измерительных и управляющих систем, территориально распределенных газораспределительных сетей**

Одной из основных задач поставленной перед газораспределительными организациями является бесперебойная и безаварийная поставка природного газа потребителям. Для осуществления данной задачи необходимо не только соблюдение всех норм и правил безопасности и исполнения законодательства РФ, но и внедрение передовых опытов производства в транспортировке газа и новейших технологий, в том числе цифровых при мониторинге процесса транспортировки, а также предиктивном анализе и прогноза состояния оборудования и всего технологического процесса.

Для применения цифровых технологий в части транспортировки природного газа одной из важных составляющих является построение математической модели. За основу, как правило берутся уравнения движения газа в трубопроводе.

На сегодняшний день трудами Бобровского С.А., Щербакова С.Г., Саух С.Е. и др. разработаны подобные математические модели [20]. Данные модели представляют собой довольно сложное математическое описание процессов внутри газопровода, учитывающие все известные явления. Для целей построения информационно-измерительных и управляющих систем допустимо упростить математическое описание трубопроводных участков. Такое упрощение математического описания оправдано, при условии обеспечения необходимой точности результата.

Давление  $P(x, t)$  и массовый расход  $Q_m(x, t)$  при нестационарном режиме записан в виде:

$$P(x,t) = P_0(x) + \tilde{P}(x,t), \quad (2.2.1)$$

$$Q_m(x,t) = Q_{m0}(x) + \tilde{Q}_m(x,t), \quad (2.2.2)$$

где  $P_0(x)$  и  $Q_{m0}(x)$  – давление и массовый расход при стационарном режиме.

$$-\frac{\partial P_0}{\partial x} = \frac{1}{F} \left( \frac{\lambda v}{2D} \right)_{cp} Q_{m0}, \quad (2.2.3)$$

где  $D$  – внутренний диаметр трубы,  $v$  – линейная скорость, средняя по течению,  $F$  – площадь течения,  $\lambda$  – коэффициент гидравлического сопротивления,  $\tilde{P}(x,t)$ ,  $\tilde{Q}_m(x,t)$  – отклонения давления и расхода от стационарного режима.

Линеаризованные уравнения газовой динамики для изометрического течения газа и уравнение состояния газа позволяют получить замкнутую относительно давления и расхода систему уравнений:

$$\left\{ \begin{array}{l} -\frac{\partial P}{\partial x} = \frac{1}{F} \frac{\partial Q_m}{\partial t} + \frac{1}{F} \left( \frac{\lambda v}{2D} \right)_{cp} Q_m \\ -\frac{\partial P}{\partial t} = \frac{c^2}{F} \frac{\partial Q_m}{\partial x} \\ P = \rho z RT \end{array} \right. \quad (2.2.4)$$

где  $T$  – температура,  $R$  – газовая постоянная,  $\rho$  – плотность газа,  $z$  – коэффициент сжимаемости газа.

Применив преобразование Лапласа по времени к системе (2.2.4)

$$F(x,s) = \int_0^{\infty} f(x,t) \exp[(-st)] dt \quad (2.2.5)$$

при начальных условиях

$$\tilde{P}(x,t) \Big|_{t=0} = 0, \tilde{Q}_m(x,t) \Big|_{t=0} = 0 \quad (2.2.6)$$

В указанной работе получена для изображения отклонений от стационарного режима давления и расхода  $\tilde{P}(x,s)$ ,  $\tilde{Q}_m(x,s)$ , систему уравнений

$$\frac{\partial}{\partial x} \begin{bmatrix} \tilde{P}(x,s) \\ \tilde{Q}_m(x,s) \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 0 & -\frac{s}{F} - k \\ -\frac{sF}{zRT} & 0 \end{bmatrix} * \begin{bmatrix} \tilde{P}(x,s) \\ \tilde{Q}_m(x,s) \end{bmatrix} \quad (2.2.7)$$

Где  $s$  – переменная Лапласа  $k = \frac{1}{F} \left( \frac{\lambda v}{2D} \right)_{cp}$ . После взятия  $\frac{\partial}{\partial x}$  и ряда тождественных преобразований, ввода переходных функции  $G_{pp}(x,t)$ ,  $G_{pq}(x,t)$ ,  $G_{qp}(x,t)$ ,  $G_{qq}(x,t)$  определяющие отклик на единичное воздействие, либо давления  $\tilde{P}(0,t) = \eta(t)$ ,  $\tilde{Q}_m(0,t) = 0$ , либо расхода  $\tilde{P}(0,t) = 0$ ,  $\tilde{Q}_m(0,t) = \eta(t)$ , где  $\eta(t)$  – единичная функция Хевисайда на основе теоремы умножения и формулы Дюамеля получен отклик системы на произвольное воздействие  $\tilde{P}(0,t) = f_p(t)$ ,  $\tilde{Q}_m(0,t) = f_q(t)$  и общее решение приведено к следующему виду:

$$Q(t) = [A_1 + A_2 \exp(-A t * t) + A_4 \exp(-A_5 t * t)] - \tilde{A}_0 [A_1 + A_2 \exp(-A (t - t_d) * (t - t_d)) + A_4 \exp(-A_5 (t - t_d) * (t - t_d))] \quad (2.2.8)$$

Моделирование нестационарного отбора или подкачки может быть осуществлено с помощью экспоненциальных функций.

Анализ последнего уравнения показывает, что в правую часть входят члены, представляющие в терминологии автоматического управления звенья с запаздыванием.

Данная тема при моделировании транспортировки природного газа и построении информационно-измерительной и управляющей системы развита в работе [90], где запаздывание рассмотрено в совокупности с применением цифровой системы управления, как инструмент прогнозирования параметров на период равный времени транспортного запаздывания. Система управления построена на основе теории цифрового управления с применением метода Z-преобразования и составлении функции состояния объекта по упрежденным значениям координат.

На основе сказанного в работе предложено по сочетанию текущих данных информационно-измерительной и управляющей системы и результатов, полученных путем моделирования процессов в трубопроводной газовой сети, обеспечить прогноз данных во времени  $t + \tau$ .

Данный подход показан в предыдущей главе на рис. 1.2.

Построена матричная модель информационно-измерительной и управляющей системы, основными элементами которой являются сигналы датчиков территориально распределенных объектов газораспределения.

$$\text{ИИС} = \begin{bmatrix} C_1^1 & C_2^1 & C_3^1 & \dots & C_n^1 \\ C_1^2 & C_2^2 & C_3^2 & \dots & C_n^2 \\ C_1^3 & C_2^3 & C_3^3 & \dots & C_n^3 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ C_1^k & C_2^k & C_3^k & \dots & C_n^k \\ P_{вх1} & P_{вх2} & P_{вх3} & \dots & P_{вхn} \\ P_{вых1} & P_{вых2} & P_{вых3} & \dots & P_{выхn} \\ t_{вх}^{\circ}C_1 & t_{вх}^{\circ}C_2 & t_{вх}^{\circ}C_3 & \dots & t_{вх}^{\circ}C_n \\ t_{вых}^{\circ}C_1 & t_{вых}^{\circ}C_2 & t_{вых}^{\circ}C_3 & \dots & t_{вых}^{\circ}C_n \\ q_1 & q_2 & q_3 & \dots & q_n \\ \beta_1 & \beta_2 & \beta_3 & \dots & \beta_n \\ skl_1 & skl_2 & skl_3 & \dots & skl_n \\ U_{пот1} & U_{пот2} & U_{пот3} & \dots & U_{потn} \\ i_{пот1} & i_{пот2} & i_{пот3} & \dots & i_{потn} \\ U_{заш1} & U_{заш2} & U_{заш3} & \dots & U_{зашn} \\ skl_1 & skl_2 & skl_3 & \dots & skl_n \\ sdn_1 & sdn_2 & sdn_3 & \dots & sdn_n \\ sda_1 & sda_2 & sda_3 & \dots & sda_n \\ sdf_1 & sdf_2 & sdf_3 & \dots & sdf_n \\ sda_1 & sda_2 & sda_3 & \dots & sda_n \end{bmatrix}, \quad (2.2.9)$$

где:  $k$  - порядковый номер объекта газораспределения в газотранспортной сети;

$n$  – номер отсчета в массиве накопленных данных за период  $\tau$  для каждого объекта газораспределения в газотранспортной сети.

$C, P_{вх}, P_{вых}, \dots, sdf, sdo$  - параметры всех входных данных телеметрии.

Представление математических моделей прогнозирования потоков в территориально-распределенной газораспределительной сети в матричном виде и в виде дифференциальных уравнений в описанном варианте вполне целесообразно и удобно, так как модель представлена как ИИУС для объектов с запаздыванием.

В развитие данной темы в представляемой диссертационной работе предлагается построение модели ИИУС с использованием всего массива накопленных данных за время работы систем телеметрии на взаимосвязанных объектах разветвленной газораспределительной сети. Прогноз будет

осуществляться по выбранной глубине  $g$  накопленных данных и учитывающий взаимосвязь и влияние параметров объектов друг на друга. Глубина данных от нескольких месяцев до нескольких лет, за время шага измерения будем принимать  $d$ , которое в дальнейшем будет увеличиваться в процессе обучения системы, о чем будет описано ниже. При этом вектора состояния объектов представим следующим образом.

$$P_{вх\ k} = [P_{вх_1} \quad P_{вх_2} \quad P_{вх_3} \quad \dots \quad P_{вх_n}], \text{ где } n=1,2,3,\dots,g/d$$

$P_{вх\ k}$  - давление газа на входе  $k$  – го объекта газораспределения, МПа;

$k$  – 1,2,3 .....  $m$ ;

$m$  – количество взаимосвязанных объектов газораспределительной сети,

$$P_{вых\ k} = [P_{вых_1} \quad P_{вых_2} \quad P_{вых_3} \quad \dots \quad P_{вых_n}]$$

$P_{вых\ k}$  - давление газа на выходе  $k$  – го объекта газораспределения, Мпа.

Аналогичным образом представляются вектора всех измеряемых датчиками параметров объекта. Для наглядности представления модели будем использовать основные параметры датчиков, вспомогательные, а также вышеописанные организационные представим, как единый параметр общеорганизационный  $A_{орг}$ , который в процессе работы ИИУС будет постоянно корректироваться в процессе обучения системы.

$Q$  – величин потока газа на  $k$  – м объекте газораспределения, м<sup>3</sup>/час;

$C_k$  – величина загазованности  $k$  – го объекта газораспределения, мг/м.куб.;

$t_{вхk}$  - температура газа на входе  $k$  – го объекта газораспределения, град.С;

$t_{выхk}$  - температура газа на выходе  $k$  – го объекта газораспределения, град.С;

$U_{ном\ k}$  - величина защитного потенциала на  $k$  – м объекте газораспределения, вольт, В;

$I_{ном\ k}$  - величина защитного тока на  $k$  – м объекте газораспределения, ампер, А;



$sklk$  - срабатывание защитных клапанов на  $k$  - м объекте газораспределения, сработал – «1»; нет – «0»;

$Aоргk$  – общеорганизационный весовой параметр  $k$  -го объекта, учитывающий качество обслуживания, сроки эксплуатации, квалификацию закрепленного за оборудованием персонала и т. д.

$$F_k = \begin{pmatrix} p_{вх1}^k & p_{вх2}^k & \dots & \dots & p_{вхn}^k \\ p_{вых1}^k & p_{вых2}^k & \dots & \dots & p_{выхn}^k \\ Q_1^k & Q_2^k & \dots & \dots & Q_n^k \\ C_1^k & C_2^k & \dots & \dots & C_n^k \\ t_{вх1}^k & t_{вх2}^k & \dots & \dots & t_{вхn}^k \\ t_{вых1}^k & t_{вых2}^k & \dots & \dots & t_{выхn}^k \\ U_{пот1}^k & U_{пот2}^k & \dots & \dots & U_{потn}^k \\ I_{пот1}^k & I_{пот2}^k & \dots & \dots & I_{потn}^k \\ S_{kl1}^k & S_{kl2}^k & \dots & \dots & S_{kln}^k \\ A_{орг1}^k & A_{орг2}^k & \dots & \dots & A_{оргn}^k \end{pmatrix} \quad (2.2.10)$$

Так как будем учитывать взаимосвязь всех объектов представление какого-либо параметра в матричном виде, как представлена величина загазованности в предыдущей работе не целесообразно и матрица  $M$  параметров  $k$  – го объекта будет выглядеть следующим образом:

Где:

$k$  – 1,2,3 .....  $m$ ;

$m$  – количество взаимосвязанных объектов газораспределительной сети  $n=1,2,3,\dots,g/d$ ,

$g$  – глубина данных, с;

$d$  – время шага измерений, с.

Накопленные данные по каждому шагу измерения позволяют в  $n$  – ый момент показывать отклонение каждого параметра от номинальных значений и таким образом можно представить матрицу весов отклонений параметров взаимосвязанных  $m$ -объектов газораспределения:

$$v = \begin{pmatrix} v_{PВХ1}^k & v_{PВЫХ1}^k & v_{Q1}^k & v_{c1}^k & v_{\epsilonВХ1}^k & v_{\epsilonВЫХ1}^k & v_{\epsilonПOT1}^k & v_{\epsilonПOT1}^k & v_{Ski1}^k & v_{Aорг1}^k \\ v_{PВХ2}^k & v_{PВЫХ2}^k & v_{Q2}^k & v_{c2}^k & v_{\epsilonВХ2}^k & v_{\epsilonВЫХ2}^k & v_{\epsilonПOT2}^k & v_{\epsilonПOT2}^k & v_{Ski2}^k & v_{Aорг2}^k \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ v_{PВХn}^k & v_{PВЫХn}^k & v_{Qn}^k & v_{cn}^k & v_{\epsilonВХn}^k & v_{\epsilonВЫХn}^k & v_{\epsilonПOTn}^k & v_{\epsilonПOTn}^k & v_{Skin}^k & v_{Aоргn}^k \end{pmatrix} \quad (2.2.11)$$

Где:

$k - 1, 2, 3 \dots m;$

$n=1, 2, 3 \dots g/d,$

$g -$  глубина данных, с;

$d -$  время шага измерений, с.

$v -$  коэффициент, показывающий величину отклонения параметра в каждый момент  $n$  от установленного диапазона нормальных значений или технологического коридора взаимосвязанного объекта  $m$ .

Таким образом математическая модель состояния  $k$ -го объекта в зависимости от состояния и отклонений взаимосвязанных  $m$  объектов условно можно представить в следующем виде:

$$M_k^n = F_k^n V_k^n, \quad (2.2.12)$$

А модель информационно-измерительной и управляющей системы состояния в зависимости от состояния параметров на  $k$ -м взаимосвязанном объекте представляется в следующем виде:

$$M_{инус} = \begin{pmatrix} l_1^1 F_1 & l_1^2 F_1 & \dots & \dots & l_1^m F_1 \\ l_2^1 F_2 & l_2^2 F_2 & \dots & \dots & l_2^m F_2 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ l_m^1 F_m & l_m^2 F_m & \dots & \dots & l_m^m F_m \end{pmatrix} \quad (2.2.13)$$

Или

$$M_{инус} = Y_m = L_m F_m \quad (2.2.14)$$

Где

$L_m -$  матрица весовых коэффициентов,

$$l_1^1 = l_2^2 = \dots = l_m^m = 1$$

$l_m^k$  = коэффициент веса k-го объекта на каждый m-ый объект.

$F_k$ - матрица текущих параметров.

Для технического решения работы данной модели построена структура совершенствованной информационно-измерительной и управляющей системы, приведенная на рис. 2.11.

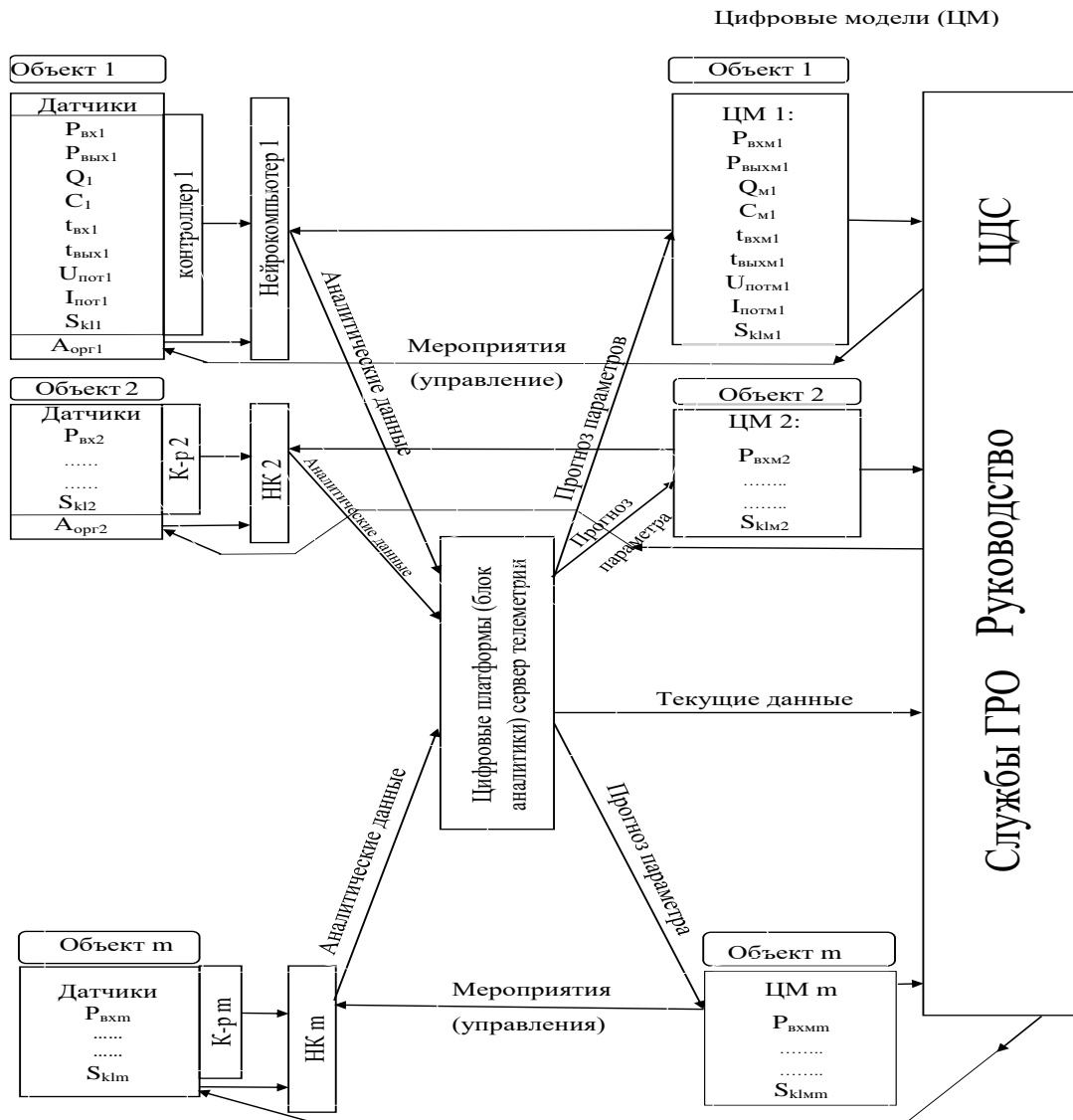


Рисунок 2.11 - Структура совершенствованной информационно-измерительной и управляющей системы с функцией прогноза

Разработанная математическая модель обработки телеметрических данных, основана на решении матрицы корреляции заданного набора показателей телеметрических каналов, распределенных по объектам телеметрии газораспределительной сети и по времени приема данных (частный случай

временных рядов), прямо располагает к применению программных инструментов базовой методологии нейронных сетей.

Очевидно, что представленная выше матрица весовых коэффициентов или корреляций  $L_m$  в формуле (2.2.14) является частным случаем формирования матрицы памяти (1.2.7) нейронной сети для телеметрических данных объектов сети газораспределения. Программную обработку базы данных телеметрии, следовательно, уместно выполнять в рамках инструментов реализации вычисления нейронных сетей, взяв в качестве целевой переменной прогноз вычисляемого показателя либо класс состояния системы в целом (выполняя, соответственно, прогностику либо классификацию в качестве выходного сигнала аналитической системы обработки данных).

Принципиальное отличие нейронных сетей от вычисления определителя матрицы корреляций (прямого алгоритмического отображения состояния системы в настоящий момент) является выполнение матричного преобразования методом обратного распространения ошибки.

Данный метод обоснован необходимостью вычислений на основании реальных данных технологических систем, а не идеальных формируемых соотношений. В условиях избыточности сигналов и отсутствия априорной информации о наложении сигналов, метод обратного распространения ошибки позволяет максимально приблизить выходной сигнал к желаемому отклику на основании обучения на архивных (подтвержденных желательных) данных. Общая схема обобщенной системы обратного распространения ошибки представлена на рис. 2.12.



Рисунок 2.12 - Схема обобщенной системы обратного распространения ошибки.

По итогу применения инструментов базовой методологии нейронной сети, широта представленных в программных библиотеках обработки данных телеметрических систем, создается реализация предлагаемой математической модели. На входе данная реализация (назовем её аналитической системой обработки данных) принимает данные телеметрии объектов газораспределения в реальном времени, обрабатывает нейронной сетью, обученной на массиве архивных данных телеметрии, а на выходе получает значения целевых переменных прогностики показателей и классификации событий системы. Выходные данные системы, исходя из методологии обработки входных данных, представляют собой динамическую норму целевых показателей, определяемую всем опытом (архивом данных) функционирования объекта аналитической системы, выраженного в данных телеметрии.

Поскольку, в процессе непрерывного функционирования телеметрии существующих объектов, данные реального времени становятся архивными в рамках формирования памяти и реализованная на основании матрицы корреляций нейронная сеть может постоянно (автоматически и с заданной периодичностью) до обучаться на вновь полученных данных, со временем лишь увеличивая показатели точности (достоверности) результатов аналитической системы и воспроизводимости происходящих в реальности процессов в математической и

программной модели («цифрового двойника» контролируемых в контексте практических задач технологических процессов).

Аппаратной базой данной структуры представленной на рис. 2.11 являются нейрокompьютеры – устройства Compting Edge (краевых распределенных вычислений) ведущих прием и нейросетевую обработку данных на месте установки, на объектах. Первым уровнем обработки данных является прогностика основных технологических показателей. Вторым уровнем – классификация технологических событий в режиме реального времени. Данные аппаратных устройств обобщаются в качестве связанной аналитики систем объектов. Обобщенные аналитические данные поступают на цифровую платформу, которой формируются цифровые модели взаимосвязанных объектов и передаются в диспетчерский центр, как текущие параметры, так и прогнозные для принятия превентивных действий руководством и персоналом для поддержания качественного технологического процесса и предупреждения аварийных и нештатных ситуаций.

## **Выводы по главе 2**

Приведена структура взаимосвязанных распределительных сетей газоснабжения.

На базе одной газораспределительной станции показано расположение исследуемых объектов и приведена обобщенная структура передачи данных ИИУС в газораспределительной организации.

Приведено описание разработанного алгоритма функционирования датчика вибро акустического контроля срабатывания предельного сбросного клапана на базе нейрокompьютеров.

Разработан функционал подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени с фиксацией выходных параметров и представлена ее структура. Представлен алгоритм взаимосвязи его компонентов.

Проведен анализ математических моделей процесса движения природного газа по распределительным сетям. Рассмотрены системы с прогнозом данных на величину запаздывания при транспортировке газа на протяженных газопроводах.

Разработана структура и модель совершенствованной информационно-измерительной и управляющей системы осуществляющей анализ и прогноз параметров связанных объектов на базе нейрокомпьютеров и цифровой платформы с представлением цифровой модели на основе текущих параметров и архивных параметров базы данных, а также учитывающих влияние параметров взаимосвязанных объектов друг на друга.

Представленная матрица модели ИИУС является частным случаем формирования матрицы памяти нейронной сети для телеметрических данных объектов сети газораспределения и соответствует общей теории нейронных сетей с построением корреляционной матрицы памяти.

Представлена обновленная структура построенной модели ИИУС с аналитическим программно-аппаратным комплексом. Представлена математическая модель определения объемов выброса газа через предельные сбросные клапаны.

### **ГЛАВА 3 РАЗРАБОТКА НЕЙРОННОЙ СЕТИ ОБРАБОТКИ ПОТОКОВ ДАННЫХ ОБЪЕКТОВ ГАЗОРАСПРЕДЕЛЕНИЯ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ И УПРАВЛЯЮЩЕЙ СИСТЕМЫ**

В предыдущей главе предложено решение математической модели ИИУС осуществить на базе нейросетевых технологий, задача которых состоит в определении взаимосвязей объектов конкретно рассматриваемой разветвленной газораспределительной сети и осуществление прогноза технологических параметров сети на базе накопленных данных объектов, оснащенных телеметрией.

В данной главе приводятся результаты исследования и мониторинга данных, полученных в ходе эксплуатации устройств. Проведено обучение нейронной сети для создания единой системы цифровых двойников всех контрольных объектов в их взаимосвязи на верхнем уровне (создание действующей модели функционирующей сети объектов газораспределения) с тестовой отработкой диспетчеризации в действующей системе телеметрического контроля служб АДС.

#### **3.1 Разработка структуры нейронной сети обработки потока данных объектов газораспределения информационно-измерительной и управляющей системы**

Нейронная сеть — математическая модель, устанавливающая соответствие между набором входных данных и выходных параметров с минимизацией погрешностей вывода.

Обучение нейронных сетей — метод нелинейной оптимизации многопараметрических задач.

Обучение нейросети требует наиболее возможного объема достоверных входных данных и определения целевой переменной выхода.

Обученная на архивных данных, программная модель нейросети применяется на вновь поступающих данных.



Дообучение — процесс включения новых данных в обучение существующей нейросетевой модели, снижающий ошибку сети.

Типовая структура нейронной сети, где  $X$  параметрические объекты и  $Y$  прогнозы состояний или предлагаемые решения приведена на рисунке 3.1.

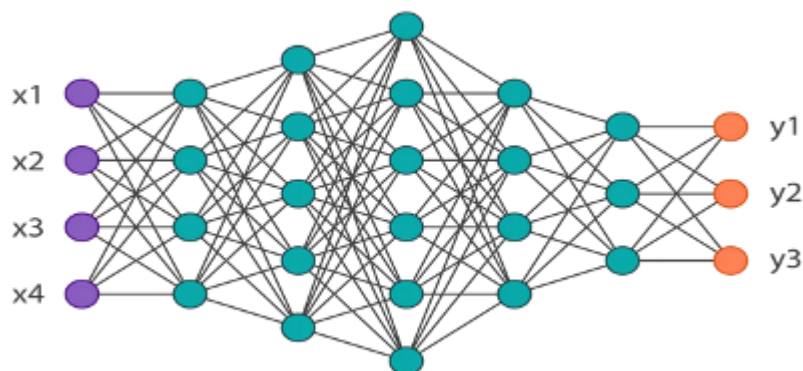


Рисунок 3.1 - Структура многослойной сети.

Выше на рис. 2.5 показана структура процесса обучения нейросети, основной

задачей которого является достижения минимально нулевой ошибки при формировании управленческих решений.

Прогностика — определение значения целевой переменной по времени (на горизонте прогноза) по входным данным актуального времени.

Классификация — определения класса принадлежности целевой переменной, по набору входных параметров, имеющих отношение к её

В данной работе решения базируются на технологии краевых распределенных вычислений (Computing Edge), которые обладают следующими преимуществами в реализации:

Приём данных, их аналитическая обработка и передача результатов аналитики на верхний уровень диспетчеризации ведётся на компактных устройствах непосредственно по месту установки, в режиме реального времени.

Нейрокомпьютерные устройства позволяют принимать и обрабатывать обученной нейросетью высокочастотные данные (от видео- аудио- вибродатчиков) в реальном времени, к чему не приспособлены традиционные средства телеметрии.

Устройства Computing Edge могут принимать значимые данные из внешних источников, а также и от устройств такого же типа на связанных технологических линиях.

Техническое обслуживание устройств, обновление нейросетей, построение единого «цифрового двойника» по данным ключевых узлов и механизмов осуществляется системно и связно, в рамках единого локального контура связи и управления группой. На рисунке 3.2 представлена схема единого системного контура двух взаимосвязанных объектов.

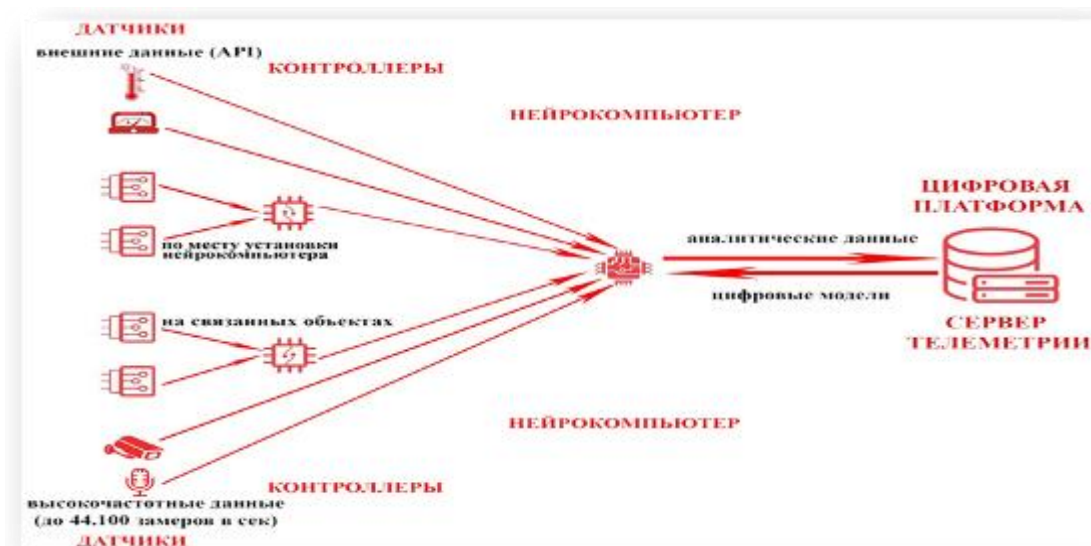


Рисунок 3. 2 - Структура связей нейрокомпьютера.

Основная цель нейросетевой прогностики — обеспечение промышленной безопасности, поскольку прогностические решения в первую очередь предназначены для предотвращения аварийных ситуаций до их наступления и раннего оповещения при неотвратимых аварийных событиях.

Реализуется контроль, в первую очередь, по соответствию давления на входах в ГРП норме нейросетевого прогноза. При падении давления относительно прогноза (особенно — при синхронном падении на нескольких объектах ветки

газораспределения) авария обнаруживается значительно раньше, чем падение достигнет предаварийных уставок, что наглядно показано на рисунке 3. 3.



Рисунок 3. 3 - Пример раннего оповещения аварии.

### **3.2 Обучение нейронной сети на потоках данных дистанционного мониторинга территориально распределенных объектов газораспределения. Единая система цифровых двойников**

#### **3.2.1 Система цифровых двойников — методика решения и реализация в программном обеспечении**

Цифровизация предполагает, что цель построения цифрового двойника физического объекта включает и цифровое отображение основных показателей отдельных объектов, и, с повышением уровня цифровизации — отображение сети взаимосвязанных объектов, принимаемую в качестве целостного связного объекта.

Таким образом, сперва осуществляется отслеживания регрессионной нейросетью основных параметров давления газа на каждом из объектов — итогом которой становится получение действующего технологического профиля объекта с годовой цикличностью определения нормы. А на втором этапе отслеживается взаимосвязанная сеть объектов, в качестве одного объекта «сеть объектов от одной ГРС». Целью второго этапа является ситуативный образ состояния всех взаимосвязанных объектов — состояние сети в целом — нормальное или аномальное — со всей возможной детализацией во втором случае.

### **3.2.2 Обоснование связанного аналитического решения по данным группы контрольных объектов**

Решение о применении для определения состояний сети объектов — нейросетей логично и обосновано. Именно сетевое представление адекватно передает все существующие связи отношений объектов. В частности, если объекты сетей газораспределения запитаны от одной ГРС основными параметрами транспортировки природного газа являются значения давлений газа на входах и выходах газопроводов каждого пункта газораспределения. Для взаимосвязанных объектов их значения также взаимосвязаны и напрямую оказывают влияние, т.е. являются компонентами модели управления

Первичное решение модели было реализована на двуслойной сети MLP с масштабированием входов в предел  $[-1;1]$ . Но не исключено, что другие решения: графы, деревья решений, а, в особенности — сети Кохонена (кластеризация показателей) в большей степени подойдут для реализации на базе нейрокомпьютеров. Для всех этих подходов существуют реализуемые на установленном оборудовании решения, их эффективность в сравнении с первичной моделью решения прорабатывается в опытных условиях согласно последовательным испытаниям моделей в плановом порядке.

### **3.2.3 Реализация классификационной нейросети группы контрольных объектов**

Классификатор состояния группы объектов на стадии первичной модели решен в качестве классификационной сети MLP с 20-ю входами по каналам давления всех 9 контрольных объектов.

На начальной фазе обработки, показания каналов вместе с данными архива аварий рабочей базы данных позволяет кодировать состояние отдельных объектов следующими метками:

**метки ситуаций по каждому из 20 каналов (по аналогии с кодом AlarmStatus):**

0 - норма

- 1 - понижение аварийного
- 2 - понижение от предаварийного
- 3 - превышение предаварийного
- 4 - превышение аварийного

**метки ситуаций по объекту (выдаются на вход нейросети):**

- 0 - норма
- 1 - падение давления на одном канале
- 2 - падение давления на группе каналов
- 3 - предаварийное и аварийное повышение на канале выхода Нд
- 4 - повышение давления на одном или нескольких каналах невыхода Нд.

На вход нейросети подаются 9 значений состояний объектов, с соблюдением последовательного расположения объектов. Структура сети — два слоя по 9 нейронов. Выход — шесть вариантов состояния системы, в качестве индекса уникального значения.

**Состояние системы (индексы выходов нейросети)**

- 0 - норма
- 1 - события на отдельном объекте
- 2 - события на группе объектов
- 3 - возможен сброс через ПСК на отдельном объекте
- 4 - возможен сброс через ПСК на группе объектов
- 5 - возможен порыв на линии газопровода

Обучение нейросети ведется до достижения точности весов внутренних нейронов в 0,0001.

В качестве обучающего использован набор в 2102 записи, представляющих собой 9 входных значений во всевозможных размеченных комбинациях (разметка комбинаций индексами известных состояний сети осуществляется программным способом). Таким образом, на начальном этапе сеть решена в качестве классической структуры для обучения с учителем по набору размеченных данных.

Общий вид модуля предобработки данных и обработки их нейросетью, выполненный в среде «Логин» приведен на рисунке 3.4. Качество обученной модели представлено на рисунке 3.5.

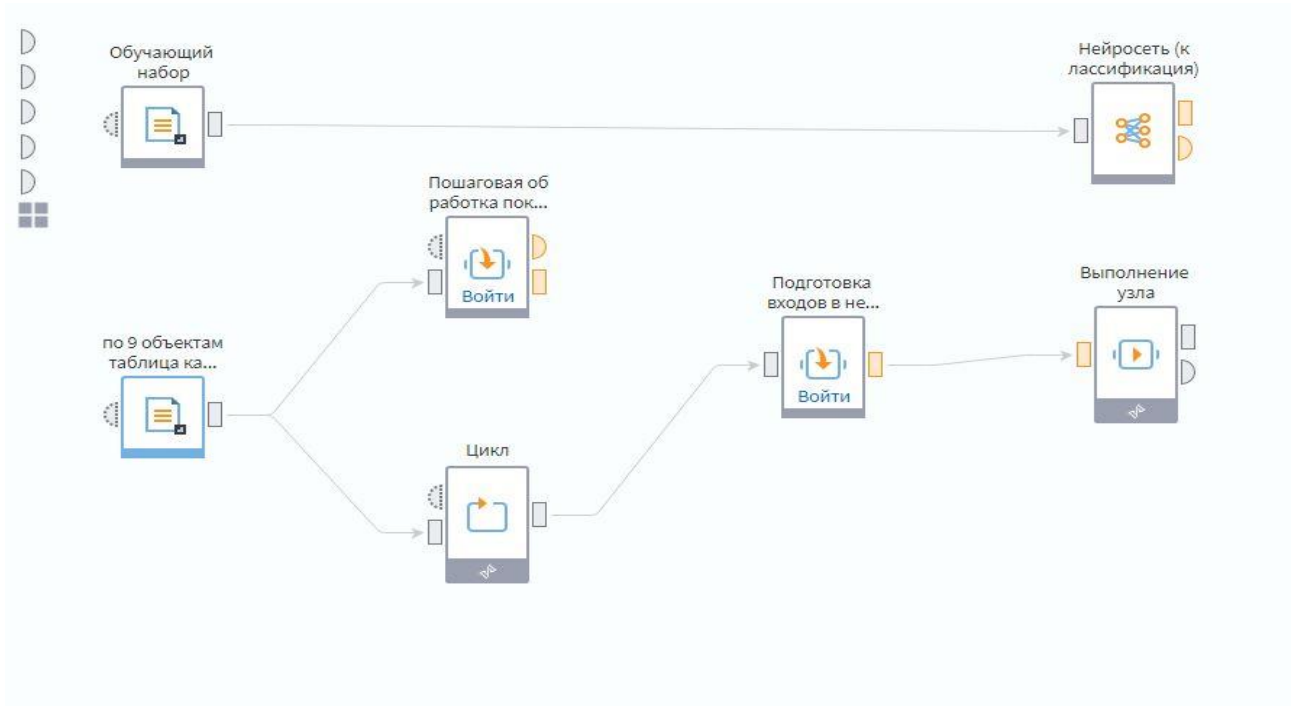


Рисунок 3.4 - Модуль предобработки данных

№	Имя	Метка	Значение
1	12 TotalSamples	Всего примеров	2 100
2	12 TotalSelectedSamples	Всего отображенных примеров	2 100
3	12 TrainSamples	Примеров в обучающем множестве	1 785
4	9,0 TrainRMSError	Среднеквадратическая ошибка на обучающем множестве	0,01
5	9,0 TrainClsErrorPercentage	Процент ошибок классификации на обучающем множестве	0,06
6	9,0 TrainAvgCE	Средняя перекрестная энтропия на обучающем множестве	0,00
7	12 TestSamples	Примеров в тестовом множестве	315
8	9,0 TestRMSError	Среднеквадратическая ошибка на тестовом множестве	0,00
9	9,0 TestClsErrorPercentage	Процент ошибок классификации на тестовом множестве	0,00
10	9,0 TestAvgCE	Средняя перекрестная энтропия на тестовом множестве	0,00
11	9,0 CVRMSError	Среднеквадратическая ошибка при кросс-валидации	0,00
12	9,0 CVClsErrorPercentage	Процент ошибок классификации при кросс-валидации	0,00
13	9,0 CVAvgCE	Средняя перекрестная энтропия при кросс-валидации	0,00

Рисунок 3.5 - Таблица параметров качества обученной модели

Созданная и протестированная на реальных данных структура классификации состояния группы объектов реализована на верхнем уровне существующего ПО диспетчеризации «Монитор телеметрии» в качестве специального функционала «Групповая мнемосхема» и может быть реализована в действующей системе диспетчеризации.

Применительно к контрольным объектам Киреевского участка сети газораспределения, групповая мнемосхема выполнена следующим образом (рисунок 3.6):

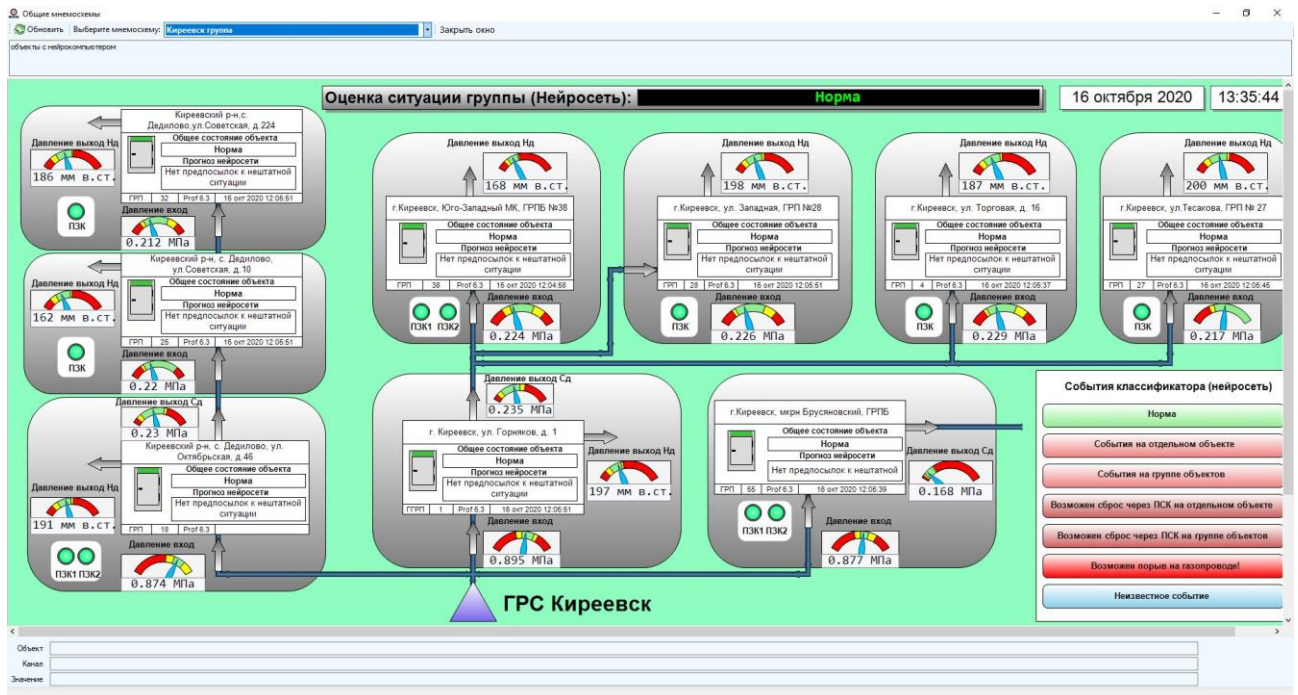


Рисунок 3.6 - Классификационная мнемосхема состояния группы объектов

Окна групповой мнемосхемы:

**Общие:**

«Оценка ситуации группы (Нейросеть)» - текущее действительное значение классификатора;

Дата / время — актуальное дата и время системы;

События классификатора — таблица действующих индексов значения состояния сети.

**В отдельных информационных блоках каждого объекта:**

Показания основных каналов давления;

Состояние двери технического помещения (для контроля входа на объект);

Состояние ПЗК (для контроля открытости тех или иных участков газопровода);

Общее состояние объекта — по коду статуса объекта в настоящем времени;

Прогноз нейросети — индекс сообщения регрессионной сети (1-й уровень нейросети, формируемый нейрокомпьютером по каждому объекту);

Информационные данные об объекте — включая время получения последнего актуального значения телеметрии отдельного объекта (актуального время объекта);

Направления движения газа, иллюстрирующие взаимосвязи объектов между собой.

В настоящее время мнемосхема реализована на тестовой базе объектов Киреевского района (принимая данные по ODBC из основной действующей базы данных ГРО). Вся обработка данных и диспетчеризация работают в режиме реального времени.

### **3.2.4 Реализация и проверка задатчика параметров для проведения краш-тестов системы классификации**

Для проведения тестирования нейросетевого классификатора состояний группы объектов от одной ГРС была реализована программная утилита «Задатчик значения параметров» (рисунок 3.7), устанавливаемая отдельно от основного ПО, но работающая совместно с ним. Данное программное средство позволяет через пользовательский интерфейс искусственно задавать состояния отдельных объектов (в виде метки — кода состояния, соответствующей входу нейросети) и отслеживать итоговые выводы нейросети о состоянии группы объектов.

Разработка и реализация данного инструмента позволила проводить краш-тесты существующей системы классификатора, формируя значительное число примеров в оптимальное время, с архивацией и систематизацией итогов эксперимента.



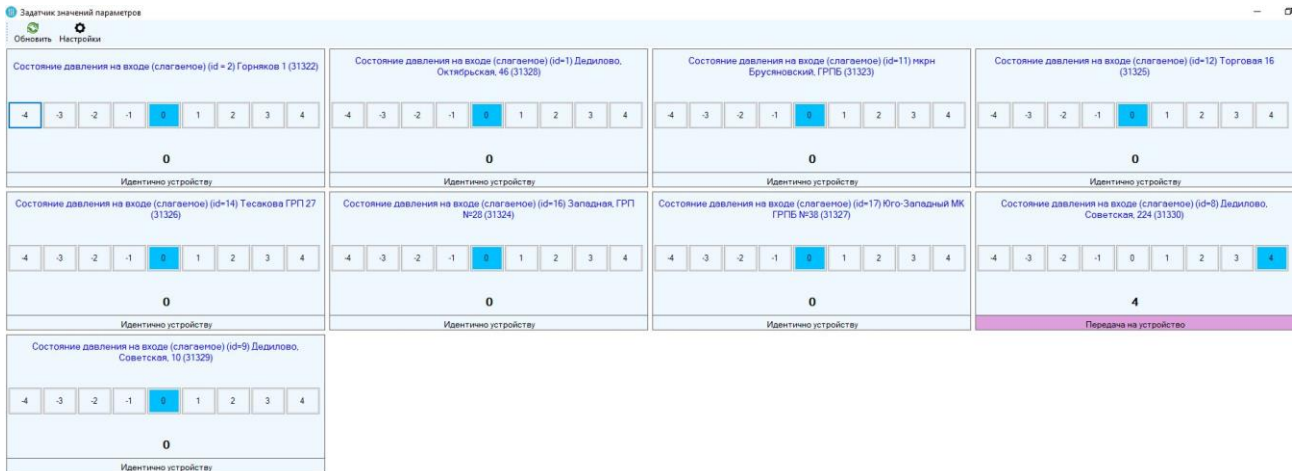


Рисунок 3.7 - Монитор утилиты «Задатчик значения параметров»

Значение входящего индекса состояния отдельного объекта осуществляется нажатием кнопки с соответствующей цифрой. Для проверки и визуализации опытов с использованием задатчика параметров используется специальный вид групповой мнемосхемы (рисунок 3.8).

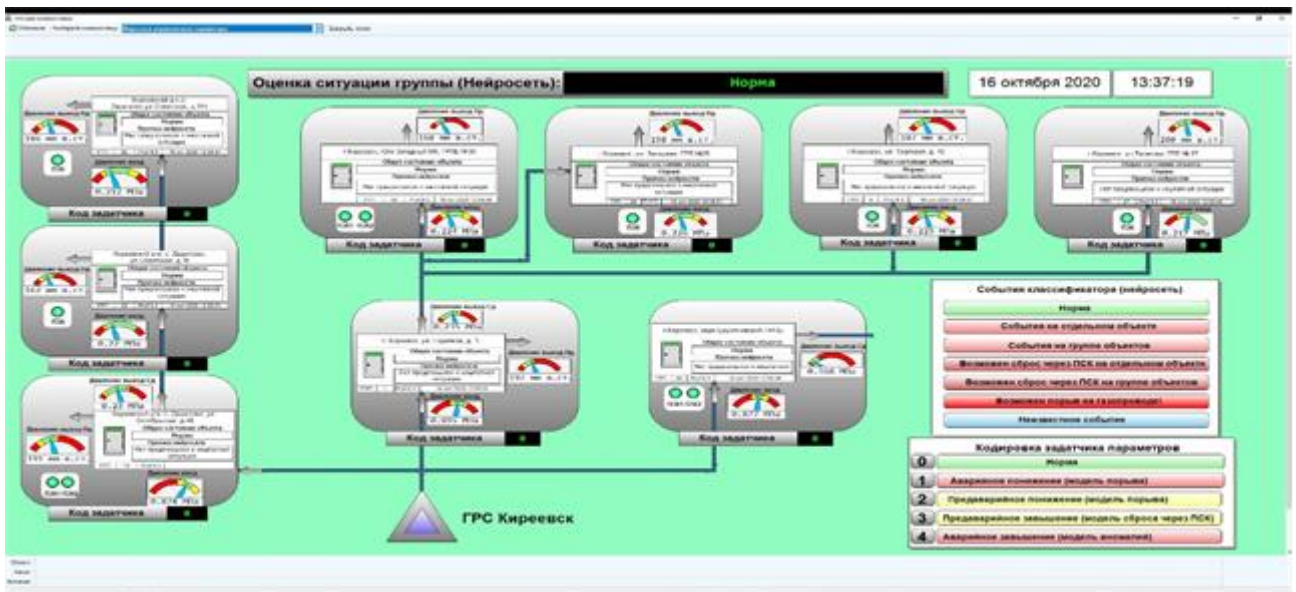


Рисунок 3.8 - Специальный вид групповой мнемосхемы.

Примеры обработки нейросетью тестовых ситуаций, смоделированных на задатчике, приводятся на рисунках 3.9, 3.10.

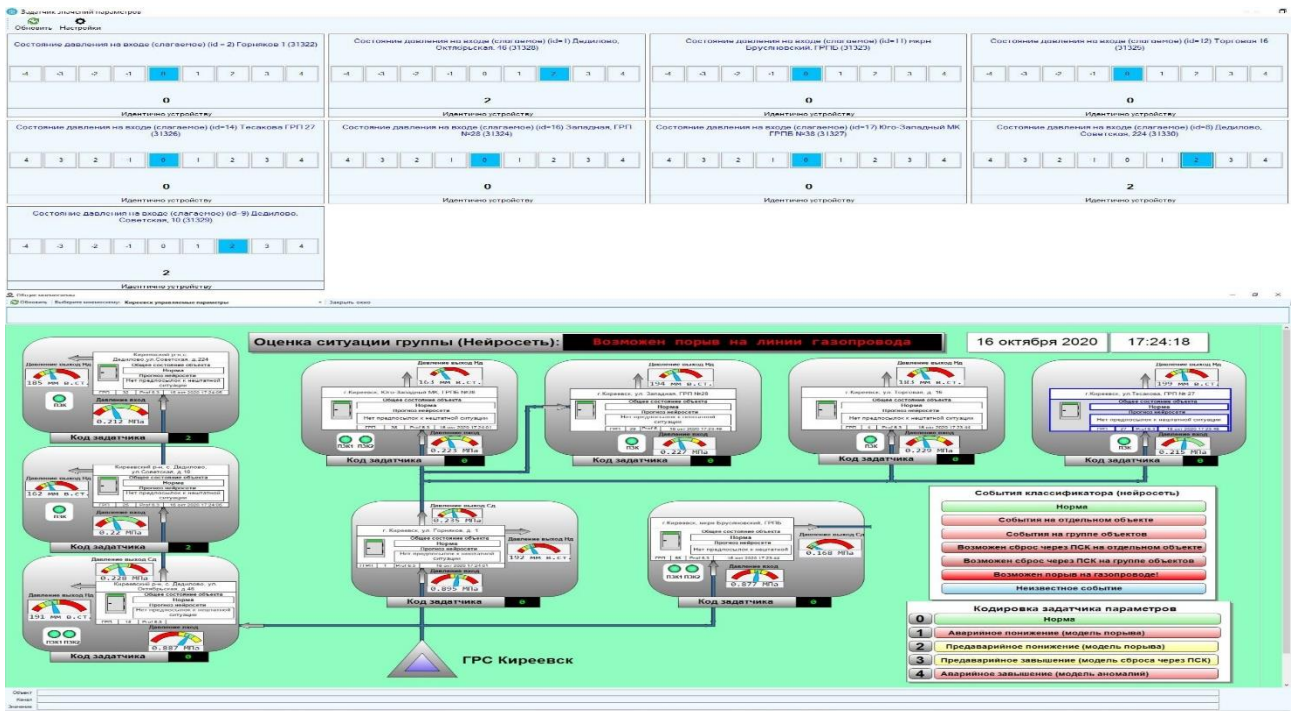


Рисунок 3.9 - Обработка задатчиком и специальной формой нейросети ситуации «разрыв на «Дедиловской ветке газопровода».

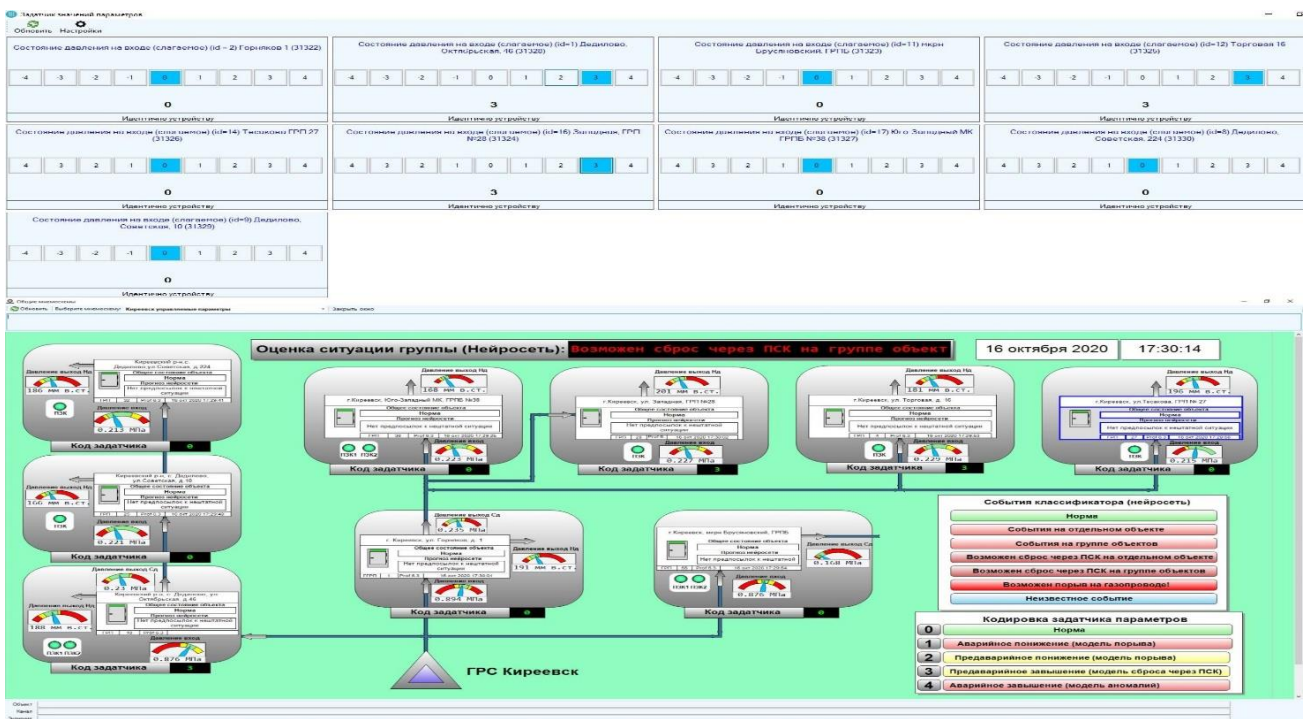


Рисунок 3.10 - Обработка задатчиком и специальной формой нейросети ситуации «завышение по выходам низкого давления нескольких объектов»

Таким образом, система нейросетевой классификации по группе объектов в настоящий момент реализована в качестве аналитической модели и, более того, в

качестве действующего дополнительного функционала на верхнем уровне телеметрии.

### **3.2.5 Подходы в прогнозировании изменения технологических параметров и возможного появления аварийных ситуаций на объектах сетей газораспределения. Концепция единого программно-аппаратного комплекса**

При подготовке данной работы проведены: аналитическая обработка архивных данных, построение моделей нейросетевого контроля, постановка задач для решения в рамках дополнительного функционала телеметрии верхнего уровня, установка нейрокомпьютерных устройств на контрольных объектах участков сетей газораспределения Киреевского и Ясногорского районов, первичный анализ полученных данных с нейрокомпьютеров, проработка решения классификации состояния группы объектов классификационной нейросетью и реализация решения на верхнем уровне телеметрии, изучение данных о нештатных ситуациях на различных участках газопровода, ставшие обоснованием эффективности применения программных решений с применением нейросетей.

В ходе последовательного выполнения работ по внедрению методов современных систем аналитики с применением элементов искусственного интеллекта и нейросетей стало очевидно, что отдельные решения с различными прикладными задачами (прогностическое предотвращение нештатных ситуаций, раннее оповещение о неотвратимых нештатных ситуациях, контроль работы основного оборудования в целях предиктивного обслуживания, аналитическое определение фактов сброса газа через ПСК и общей оценки технологических потерь газа) могут быть объединены в задачах единого программно-аппаратного комплекса на базе одноплатного нейрокомпьютера для аналитической обработки актуальных данных телеметрии в режиме реального времени.

На уровне единой последовательной модели обработки и визуализации актуальной информации данной исследовательской работы сложилась модель единого программно-аппаратного комплекса с рабочим названием «Цифровая

платформа» для осуществления аналитики актуальных данных телеметрии со сквозным применением передовых технологий обработки с элементами искусственного интеллекта.

В качестве аппаратного низового звена комплекса на контрольные объекты устанавливаются нейрокompьютеры с программным обеспечением, позволяющим обрабатывать основные данные давления газа на участках регрессионной прогностической нейросетью, реализованной непосредственно на базе нейрокompьютера.

Данные решения, портированные непосредственно на устройствах по месту установки на объектах газораспределения — составляют 1-й уровень нейросетевого анализа (регрессионный контроль основных показателей).

Анализ данных, полученных первичными нейросетями и использованных в качестве маркированных входов классификационной нейросети — составляют 2-й уровень нейросетевого анализа (классификация состояния группы объектов в реальном времени).

При масштабировании данной системы на значительное количество объектов появилась возможность установить взаимосвязи объектов подключенных к одному источнику газоснабжения – ГРС. При данном подходе сформировался второй способ прогнозирования с нейросетевой обработкой параметров объектов и формированием цифровых двойников с прогнозом параметров непосредственно на цифровой платформе, а именно на сервере связи и передачи данных. Первый уровень нейросетевого анализа оставлен только на проблемных объектах для высокочастотной обработки вибро звукового контроля срабатывания ПСК.

Отображение информации на пульте диспетчера текущих и прогнозных параметров объектов при обоих методах, принятой из базы данных и сервера связи позволяют предупредить и значительно минимизировать количество аварийных и нештатных ситуаций на газовых сетях.

### 3.3. Мониторинг и исследование дистанционных потоков данных территориально распределенных объектов газораспределения.

Комплексное исследование достоверности и эффективности сообщений системы нейросетевой прогностики основывалось на сопоставлении объективных данных телеметрии и данных сигналов аналитической системы. Общая статистика по полученным от системы уведомлениям, пообъектно и ежемесячно, приводится в таблице 3.1.

№ п/п	Номер объекта в телеметрии	Адрес объекта	Тип каналов сообщения	суммарно за май (с 14 мая)	суммарно за июнь	суммарно за июль	суммарно за август	суммарно за сентябрь	суммарно за октябрь	суммарно за ноябрь	суммарно по каналам за весь период
1	158	г. Киреевск, ул. Горняков, д.1	вход, выход Сд			14	11				25
2	1115	Киреевский р-н, с. Дедилово, ул.	вход, выход Сд	1	5					3	9
3	1115	Киреевский р-н, с. Дедилово, ул.	выход Нд							2	2
4	1226	Киреевский р-н, с. Дедилово, ул.	вход		4	18	26	1	4	11	64
5	1226	Киреевский р-н, с. Дедилово, ул.	выход Нд	12	17	56	56	2	1		144
6	1228	Киреевский р-н, с. Дедилово, ул.	вход		1	1	1		1	7	11
7	1228	Киреевский р-н, с. Дедилово, ул.	выход Нд		18	15	19	83	46	5	186
8	3114	Ясногорский р-н, с. Богословское, ориентир 40м на запад от ж.д.№1 по ул. Центральной	вход				1				1
9	4045	г. Киреевск, мкрн Брусяновский, ГРПБ	вход						3		3
10	4056	г. Киреевск, ул. Торговая, д.16	вход	7	1						8
11	4056	г. Киреевск, ул. Торговая, д.16	выход Нд	13							13
12	4084	г. Киреевск, ул. Тесакова, ГРП №27	вход					13		1	14
13	4084	г. Киреевск, ул. Тесакова, ГРП №27	выход Нд	3	44	39	60				146
14	4180	г. Киреевск, ул. Западная, ГРП №28	вход						1	7	8
15	4180	г. Киреевск, ул. Западная, ГРП №28	выход Нд	11	6						17
16	4182	г. Киреевск, Юго-Западный МК, ГРПБ	выход Нд	36	69	62	70	2	3	1	243
17	910	Киреевский р-н, д. Черная Грязь, ул.	вход	3	20						23
18	910	Киреевский р-н, д. Черная Грязь, ул.	выход Нд		35	89	119	6	1		250

Продолжение таблицы 3.1.

№ п/п	Номер объекта в телеметрии	Адрес объекта	Тип каналов сообщения	суммарно за май (с 14 мая)	суммарно за июнь	суммарно за июль	суммарно за август	суммарно за сентябрь	суммарно за октябрь	суммарно за ноябрь	суммарно по каналам за весь период
19	919	Киреевский р-н, д. Черная Грязь, территория садового	вход, выход Сд	2	1						3
20	923	Киреевский р-н, н.п. Прогресс, ул.	вход, выход Сд	2	2		2	17	1	43	67
21	923	Киреевский р-н, н.п. Прогресс, ул.	выход Нд	1	96	73	61	2			233
22	941	Киреевский р-н, н.п. Криволучье, ул.	вход						1	7	8
23	941	Киреевский р-н, н.п. Криволучье, ул.	выход Нд			43	33				76
24	1116	Киреевский р-н, пос. Октябрьский, ул.	вход	2		1		2			5
25	1116	Киреевский р-н, пос. Октябрьский, ул.	выход Нд	16	1	1					18
26	4178	Ясногорский р-н, н. п. Иваново, ГРП №19	вход	2	11		3				16
27	4178	Ясногорский р-н, н. п. Иваново, ГРП №19	выход Нд	25	2						27
28	4179	Ясногорский р-н, пос. Первомайский, ГРП	вход, выход Сд		3		6				9
29	4189	Ясногорский р-н, д.Верхнее Красиное, ГРП	вход, выход Сд	9	4		3				16
			суммарно помесячно	145	340	412	471	128	62	87	1645
			по входам и СД	28	52	34	53	33	11	79	290
			по выходам Нд	117	288	378	418	95	51	8	1355

Таблица 3.1 - Общая статистика по полученным от системы уведомлениям, пообъектно и помесячно. Всего сообщения получены по 29-и каналам, 18-и объектов, в среднем по 8,9 сообщений в сутки (за 185 дней)

Приведенные данные позволяют пообъектно оценить масштаб и тип проблематики. Сообщения по каналам Нд в подавляющем большинстве (более 95%) связаны с завышением показателей выше предаварийных связанных, как правило, со сбросом газа через ПСК. Сообщения по каналу давления газа на входе в основном связаны с технологическими работами, либо с проблемами работы регулятора давления на головных ГРП участков.

Наибольшая часть полученных сообщений относятся к повышению газа на выходах Нд контрольных ГРП (1335 из 1645 выданных системой предупреждений, или 81% их общего числа). Однако, в сравнении с результатами ранее проводимых исследований, число предупреждений по этому каналу заметно снижено, что, отчасти, связано с сезонностью (наибольшее число сообщений относится к периоду перехода на летний сезон газоснабжения, с уменьшением

отбора газа потребителями, что вызывает зачастую стравливание на свече выхода низкого давления объектов ГРП), а также с проводимыми мероприятиями по результатам предоставленных в ГРО отчетов исследований.

### 3.3.1 Обзор событий на группе объектов ГРС Захарьино в составе комплексного исследования данных

С самого начала исследовательских работ и проверке достоверности сообщений аналитической системы и диагностике наблюдаемых технологических событий наибольшее внимание привели события, по оповещениям аналитической системы на основе предупредительных сигналов прогностической нейросети.

Изменение режима давления на группе объектов ГРС Захарьино имело место по всему участку, что своевременно обнаружено нейросетью (рисунок 3.11)

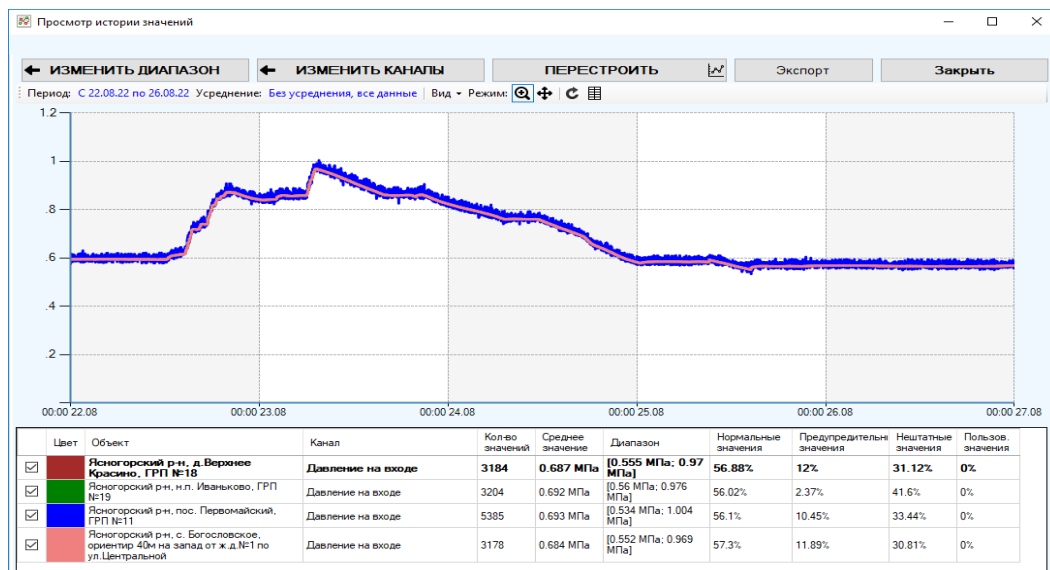


Рисунок 3.11 - Смена режимов давления на 4-х объектах зоны ГРС Захарьино.

Нейросеть зафиксировала резкие завышения по линиям входа и выхода Сд (всего 11 оповещений по 4-м объектам), то есть нейросеть своевременно отследила изменение давления по всей группе, что в дальнейшем развитии системы позволит типизировать фиксацию подобных событий.

### 3.3.2 Обзор событий на группе объектов ГРС Киреевская в составе комплексного исследования данных

Изменение режима газоснабжения на «Дедиловской ветке» группы объектов Киреевской ГРС связано с подключением крупного объекта газопотребления к газоснабжению.

Отмечено по показаниям объекта 1226 «Дедиловской ветки» за небольшой период 8 предупредительных оповещений нейросети. Отмечалась просадка входного давления на ГРП в дневное время, с отклонением от типового технологического профиля давления газа (рисунок 3.12).

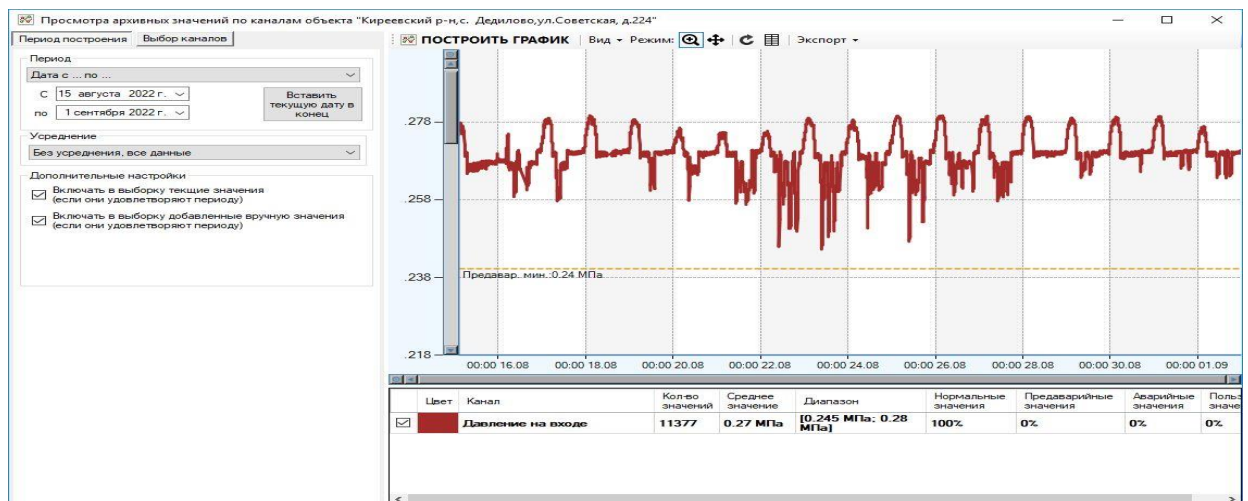


Рисунок 3.12 - Изменение профиля типового давления газа на объекте 1226, связанное с подключением промышленного объекта к газоснабжению.

Также зафиксированы многочисленные сообщения по каналу низкого давления объекта 1228 (83 сообщения, половина всех сообщений системы за месяц), связанные с повышением уровня за предельно установленные значения и резкого увеличения амплитуды разбросов давления (от 10-12 до 35-40 мм в.д.ст). По результатам анализа, диагностирована неисправность регулятора давления с необходимостью замены оборудования (рисунок 3.13).



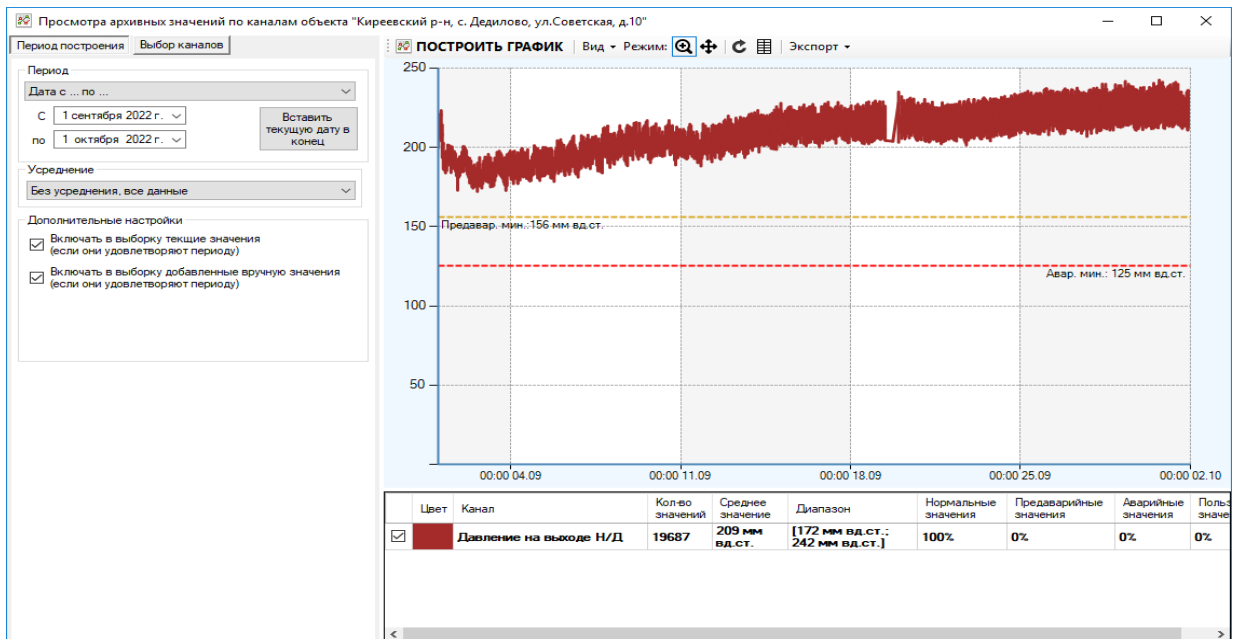


Рисунок 3.13 - Изменение профиля давление на выходе Нд объекта 1228 с увеличением амплитуды разброса и повышением уровня. Пример предиктивной диагностики регулятора давления.

### Выводы по 3 главе

Разработана структура нейронной сети обработки потока данных объектов газораспределения информационно-измерительной и управляющей системы. Показана структура связей нейрокомпьютера.

Основная цель нейросетевой прогностики — обеспечение промышленной безопасности, поскольку прогностические решения в первую очередь предназначены для предотвращения аварийных ситуаций до их наступления и раннего оповещения при неотвратимых аварийных событиях.

Обучение нейронной сети проведено на потоках данных дистанционного мониторинга территориально распределенных объектов газораспределения. Приведена схема функциональной организации единой системы цифровых двойников с реализацией в программном обеспечении.

Представлено размещение каталога аналитики в аппаратном программном обеспечении и иерархическое дерево программного обеспечения аналитики на устройствах. На серверном уровне ЕСЦД реализована в форме иерархического

деревя объектов, обеспечивающая связь с аппаратными устройствами и системное управление установленным ПО.

Обосновано связанное аналитическое решение по данным группы контрольных объектов. Представлена реализация классификационной нейросети группы контрольных объектов. Проведена реализация и проверка задатчика параметров для проведения краш-тестов системы классификации. Концепция единого программно-аппаратного комплекса обосновывает установку нейрокомпьютеров на объектах сетей газораспределения для эффективного решения развития информационно-измерительной и управляющей системы с целью безопасной и бесперебойной транспортировки природного газа.

Показаны подходы прогнозирования изменения технологических параметров и возможного появления аварийных ситуаций на объектах сетей газораспределения с формированием прогнозных параметров непосредственно нейрокомпьютером на объекте и с обработкой информации и прогнозом на сервере данных без установки нейрокомпьютеров на объектах.

## **ГЛАВА 4 ЭКСПЕРИМЕНТАЛЬНЫЕ ИССЛЕДОВАНИЯ СОПОСТАВИМОСТИ МОДЕЛЕЙ И МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ТЕХНОЛОГИЧЕСКИХ ПАРАМЕТРОВ ОБЪЕКТОВ СЕТЕЙ ГАЗОРАСПРЕДЕЛЕНИЯ**

Развитие отраслей промышленности, технологического совершенствования, научных исследований во многом связано со стремительным внедрением компьютерных и цифровых технологий, в том числе с использованием искусственного интеллекта.

Основной задачей является обобщение полученных результатов и внедрение их в производственную деятельность. Особая ответственность при решении данной задачи возлагается на разработчиков при внедрении полученных результатов на опасных производственных объектах, какими являются газораспределительные сети.

Данный фактор прослеживается на протяжении поэтапного внедрения и систем удаленного контроля и управления объектами – телеметрии. Получив качественные результаты на системах электрохимической защиты, продолжена работа и на пунктах редуцирования газа, запорно-регулирующей арматуре. Накопив большие массивы данных пришло время их проанализировать и обобщить, с чем, несомненно, мощные компьютеры с разработанными для этих целей программами справятся гораздо эффективней. В данной главе приведены результаты реализации и внедрения структур, подсистем, аппаратных и программных продуктов, нейросетевых модулей.

### **4.1 Технические требования к реализации информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных объектов газораспределения**

Как отражено во 2 главе данной работы при построении структуры ИИУС необходимо учитывать требования к данным системам отраженных в отраслевых нормативных документах – СТО Газпром газораспределение, Газпром и др. Основные требования предусматривают функционирование единой системы на

базе функциональных подсистем. Например, подсистема «Оперативно-диспетчерское управление» на уровне центральной диспетчерской службы газораспределительной организации включает в себя Контроль режима транспортировки газа, включающий в себя автоматическую и автоматизированную регистрацию технологических, в том числе состояние пункта редуцирования газа, положение запорной арматуры параметров работы сетей газораспределения, автоматическую и автоматизированную регистрацию технологических параметров работы газораспределительной станции и сеть газопотребляющего оборудования потребителей. Данная подсистема должна обеспечивать связь с диспетчерским пунктом автоматической системы контроля и учета газа региональной газовой компании, ежесуточную регистрацию (часовые и среднесуточные параметры) и ежемесячный учет параметров. Также подсистема «Оперативно-диспетчерское управление» обеспечивает регистрацию оперативной информации о выполненных оперативных переключениях (в том числе о вводе в действие графиков перевода потребителей и ГРО на резервные виды топлива при низких температурах и графиков аварийного ограничения подачи природного газа потребителям в случаях аварий на объектах газотранспортной системы, в соответствии с Положением об организации взаимодействия диспетчерских служб в группе компаний ООО «Газпром Межрегионгаз») передает в АСДУ ГС ГПРГ (по запросу) данные о переключениях СГ. Также необходимо учитывать изменение положения запорной арматуры (в том числе ввод новых газопроводов и объектов газификации), а также обеспечивать связь с реестром точек подключения существующих и перспективных потребителей и связь с объектами технологических схем. «Оперативно-диспетчерское управление» на уровне ЦДС ГРО.

Разработанная совершенствованная ИИУС с применением нейросетевых технологий полностью может удовлетворить указанным требованиям, в том числе учитывая введение в структуру организационного блока. Данный аспект позволяет контролировать и технические параметры технологического процесса,

и организационные, что немаловажно для безаварийной и бесперебойной транспортировки природного газа.

## **4.2. Методика определения срабатывания ПСК на базе нейрокомпьютера для минимизации выбросов природного газа в атмосферу**

### **4.2.1 Техническая реализация модуля нейронной сети информационно-измерительной и управляющей системы для мониторинга сброса газа**

Мониторинг состояния ПСК даёт возможность точно рассчитать технологические потери газа, которые в настоящее время принимаются на основе средне статистических данных разбаланса потерь, удаленно контролировать работоспособность ПСК, своевременно принимать меры по минимизации сброса природного газа в атмосферу.

Для решения этой задачи предлагается в программно-аппаратный комплекс сбора, передачи и обработки больших объемов данных от территориально распределенного газораспределительного оборудования методами искусственного интеллекта и нейросетевых технологий ввести блок учета технологических потерь газа при срабатывании ПСК. Цель - своевременное обнаружение нештатных и аварийных ситуаций и применение управляющих воздействий для нормализации состояния объекта, уменьшение технологических потерь при обосновании расчетов с газоснабжающими организациями и снижение экологического воздействия на атмосферный воздух.

Блок учета технологических потерь газа при срабатывании ПСК содержит аппаратную и программную части. Аппаратная часть содержит нейрокомпьютер, представляющий собой промышленный вариант, произведенный на базе одноплатной архитектуры Raspberry P либо Orange.

Нейрокомпьютер устанавливается непосредственно на объекте газораспределения и работает в двух режимах. В режиме сбора данных для фиксации точного времени открытия ПСК на объекте газораспределения дополнительно устанавливается прибор контроля загазованности на выходе сбросной свечи, а также вибрационный и акустический датчики. Данные прибора

контроля загазованности и датчиков совместно с данными давления газа записываются в память нейрокомпьютера в течение нескольких дней. В результате формируется массив данных во времени.

Этот массив по сети GSM передается на мощный сервер для формирования и обучения нейронной сети по полученным данным. В процессе обучения нейронной сети происходит выделение условий, при которых происходит срабатывание ПСК.

Параметры обученной на сервере нейронной сети по GSM передаются в нейрокомпьютер, установленный на объекте газораспределения.



Рисунок 4.1 - Структурная схема подключения оборудования

В режиме работы нейрокомпьютер считывает исходные данные работы оборудования и пропускает через ранее обученную нейронную сеть. В результате нейронная сеть контролирует работу ПСК. При выявлении неисправностей нейрокомпьютер по GSM передает данные в диспетчерский пункт газораспределительной организации. Программная часть содержит программный модуль обучения нейронной сети, реализованный на достаточно мощном сервере, и программный модуль обученной сети (коэффициенты и связи), загружаемый в нейрокомпьютер. Структурная схема подключения оборудования к нейрокомпьютеру приведена на рисунке 4.1.

Структура нейрокомпьютера, для конкретно данной задачи, и его основные характеристики сформированы следующим образом.

Нейрокомпьютер произведен на одноплатной архитектуре Raspberry P.

Ниже приведены его основные характеристики:

- Процессор: 64-битный 4-ядерный ARM Cortex-A53 на однокристальном чипе Broadcom BCM2837;

- Тактовая частота: 1,2 ГГц;

- Оперативная память: 1ГБ LPDDR2 SDRAM;

- USB порты: USB 2.0×4.

Сеть:

- WiFi: 802.11n;

- Ethernet: 10/100 Мб RJ45;

- Карта памяти: MicroSD;

- Порты ввода-вывода: 40.

Каналы связи (возможные варианты обработки и передачи информации):

- Связь с верхним уровнем – TCP;

- На контрольных объектах использовано VPN-соединение через 3G;

- Возможен вариант без каналов связи: автономная работа устройства с записью промежуточных результатов на присоединенный носитель.

#### **4.2.2 Результаты испытаний блока учета технологических потерь газа при срабатывании ПСК на газораспределительном пункте**

Произведены работы по установке акустического и вибрационного датчика, а также датчика загазованности ИГМ на ПСК контрольного объекта с целью выявления применимости нейросетевой аналитики для возможности определения порогов сброса через ПСК в режиме реального времени.

Датчик акустики (микрофон специального исполнения), вибрации, прибор измерения загазованности ИГМ-4 и манометр давления газа были подключен непосредственно к нейрокомпьютеру. Массив данных передавался в интерфейс «Монитор телеметрии», установленного на пульте диспетчера и входящего в программно-аппаратный комплекс сбора, передачи и обработки больших объемов данных.

Данные датчика акустики записывались микрофоном в файлы wav непосредственно в память нейрокомпьютера для дальнейшего разбора на мощном

сервере средствами специализированных библиотек librosa и PyAudio в программной среде Python 3.

На рисунке 4.2 приведена фотография установки оборудования нейροкомпьютера на газораспределительном пункте.



Рисунок 4.2 - Установка оборудования на ПСК и сбросной свече

На рисунке 4.3 показан общий вид нейροкомпьютера.



Рисунок 4.3 - Общий вид нейροкомпьютера

На рисунке 4.4 представлен вид нейροкомпьютера в контрольном щите.





Рисунок 4.4 - Нейрокомпьютер (установлен в контрольном щите)

Были произведены синхронные записи параметров загазованности в результате срабатывания ПСК, давления, значения вибро- и ауди- параметров. Аудиозапись с микрофона в процессе контрольной проверки сброса газа через ПСК проводилась на частоте 8 кГц. Предварительный анализ показал, что аудиозапись является наиболее информативной при мониторинге состояния ПСК.

На рисунке 4.5 показан наиболее информативный фрагмент аудиозаписи в течение 30 мин, на котором обозначены периоды речи наладчиков и звуковых проявлений монтажа, а также контрольный период сброса газа через ПСК.

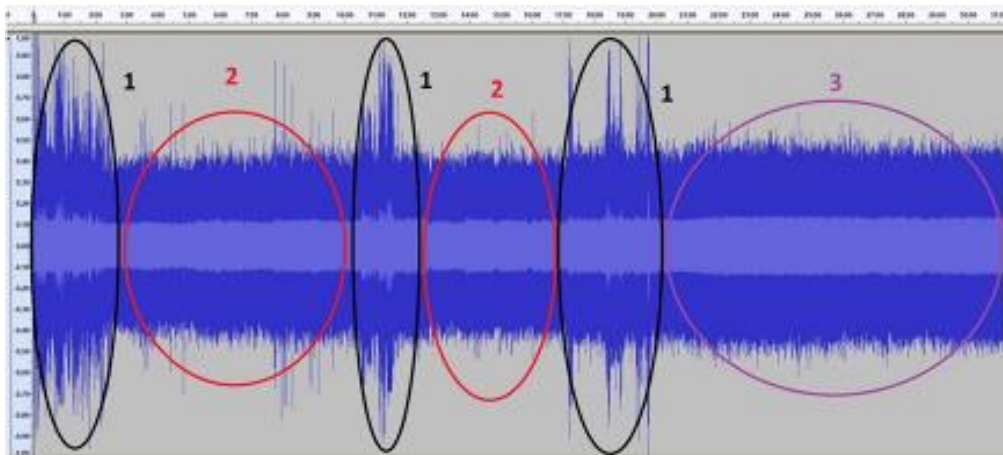


Рисунок 4.5 - Фрагмент аудиозаписи: 1 - речь наладчиков в процессе испытаний, 2 - тестовые сбросы через ПСК, 3 - стандартный шумовой фон после завершения работ

Предварительный анализ данных показал, что существуют характерные различия аудиограммы при обычном звуковом фоне работы газораспределительного пункта и на фрагментах контрольного сброса через ПСК.

Следующей частью экспериментальных исследований было предусмотрено проведение трех контрольных сбросов газа через ПСК в четко фиксированные периоды (примерно по 1 мин) в трёх местах расположения микрофона (в районе обода ПСК, седла ПСК и на сбросной свече в непосредственной близости с ПСК).

Общее время записи составило так же, как и предыдущее исследование - 2 часа на частоте 8 КГц, наиболее полезный участок записи — 20 минут в аналогичных условиях.

На рисунке 4.6 представлена аудиограмма наиболее полезного участка записи с разбором периодов (условные обозначения те же, что и на рис. 4.5).

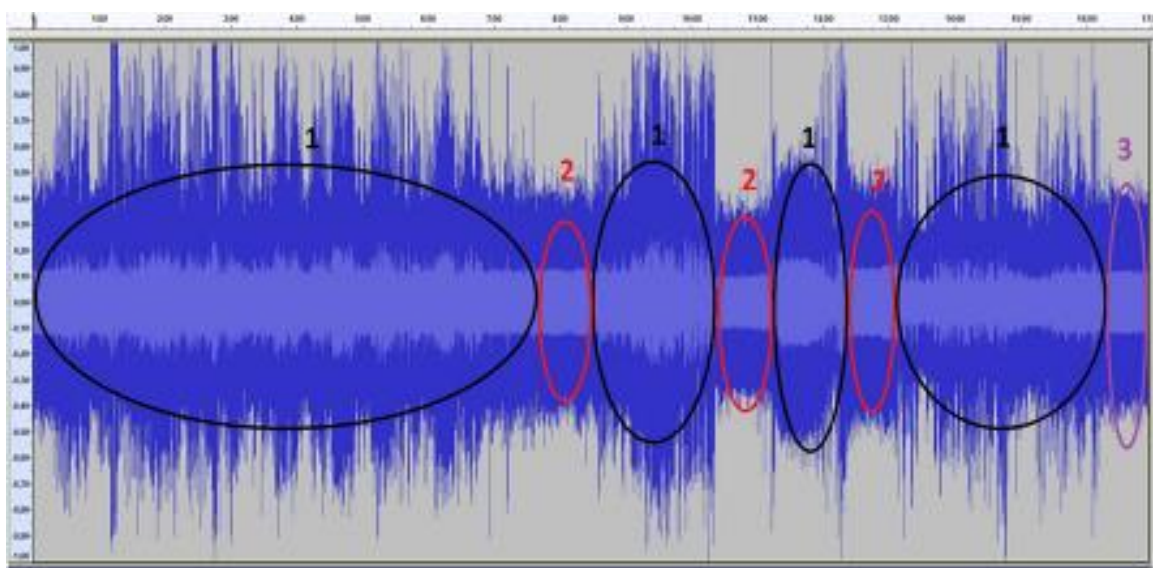


Рисунок 4.6 - Аудиограмма записи 2.

По итогам записи был проведен первичный разбор данных на значимые параметры с подготовкой их на вход классификационной нейросети, составлены размеченные наборы данных, проведено сравнение с типовым (фоновым) режимом аудиоданных на сопоставимом по времени участком записи в отсутствии персонала на ГРП при закрытом ПСК.

На основании проведенной работы и сопоставления спектрограмм контрольных периодов записи фоновых шумов, тестовых аудиозаписей при различных расположениях датчиков на ПСК, а также сопоставления мел-кепстральных характеристик записи сделаны следующие выводы.

1. Датчики ИГМ и вибродатчик пока малоинформативны в задачах анализа срабатывания ПСК. Датчик ИГМ показывал хаотические значения, требуется анализ возможности монтажа для фиксации сбросов, так как немаловажную роль кроме чувствительности оказывают и погодные условия. Вибродатчик слабо реагирует при сбросах при имеющейся частоте приема данных, его целесообразнее использовать в задаче выявления повышения нагрузки на регулятор.

2. Анализ высокочастотных данных микрофона показывает, что имеются стабильные показатели сброса газа, по крайней мере по трем частотным полосам мел-кепстральных характеристик. Это позволяет с уверенностью говорить о принципиальной применимости метода анализа аудиоданных в задачах диагностики сбросов через ПСК в режиме реального времени.

3. Наиболее эффективным для определения сбросов (по предварительному анализу данных) представляется монтаж микрофона на сбросной свече в непосредственной близости с ПСК

Общий вывод по результатам испытаний:

Постановка задачи построения и отладки классификационной нейросети по аудиоданным представляется наиболее целесообразной.

Все данные полученные при проведении исследований полезны для использования нейросетью, осуществляющей контроль и анализ телеметрических данных работы оборудования на сетях газораспределения и газопотребления. На 8-ми объектах из 20-ти, оснащенных нейрокомпьютерами, в отдельно взятой районной эксплуатационной газовой службе были зафиксированы периодически повторяющиеся сбросы газа в атмосферу.

Нейросеть дает глубокую оценку фактических режимов газопотребления и дает рекомендации по расширению диапазона срабатывания запорной арматуры в границах допустимых.

Настройки предельно-запорной арматуры проведены в соответствии с рабочими параметрами газовых сетей и расчетными режимами газопотребления на основании скорректированных режимных карт.

Проведенный анализ параметров работы объекта, предшествующих данным событиям, позволил подобрать актуальные настройки предохранительной арматуры и минимизировать технологические потери.

В подтверждение выбранного направления в 2021 году взамен предыдущего введен ГОСТ 34670-2020 «Системы газораспределения. Пункты редуцирования газа», где расширены диапазоны допустимых давлений сетей среднего и низкого давлений, от которых в основном запитано оборудование потребителей.

На основе проведенных исследований и внедрения в эксплуатацию для повсеместного использования на пунктах редуцирования газа разработана технология установки и применения нейрокомпьютеров для определения момента срабатывания сбросных клапанов и объемов выброса природного газа в атмосферу.

Основная техническая и организационная часть технологии приведена в приложении В данной диссертационной работы.

### 4.3 Установка нейрокомпьютера на объекте ГРПШ АБЗ

Проведена установка нейрокомпьютера на объекте г. Киреевск, Богородицкое шоссе. 12 км, АБЗ, ГРПШ.

Питание телеметрического контроллера 220В, тип контроллера Проф 6.3.

Основные характеристики соответствуют описанным в предыдущей главе. Общий вид установки показан на рисунке 4.7.



Рисунок 4.7 - Объект ГРПШ на АБЗ г. и установленный нейрокомпьютер (фото).

На представленных ниже графиках (Рисунок 4.8) с начала наблюдения видно, что показания давления на входе стабильны, выдерживаются по рамкам технологической нормы примерно в 0.9 МПа. Колебания в подаче есть, их амплитуда не превышает 30 КПа, без ярко выраженной цикличности.

График по выходу среднего давления более цикличен, виден ежедневный профиль изменений, связанных, очевидно, с расходом газа потребителем. Интервалы падения давления совпадают с рабочим днем, циклы подъема и

снижений наблюдаются каждый день. Амплитуда изменений в количественном отношении совпадает с данными входа и не превышает 30 КПа. Также наблюдается практически ежедневное повышение значения перепада на фильтре до 2 КПа, практически ежедневно - что, вероятно, также связано с режимом потребления газа. Данные канала перепада также имеет смысл поставить под нейросетевой контроль.



Рисунок 4.8 - Основные показатели ГРПШ на АБЗ г. Киреевска (сверху вниз — вход, амплитуда входа, выход среднего давления, перепад на фильтре).

## 4.4 Реализация функционала и визуализация нейросетевой прогностики основных технологических параметров объектов газораспределения

Нейросетевая прогностика представлена всеми типовыми средствами визуализации в действующем ПО диспетчеризации объектов газораспределения ГП ГР Тула для всех 19-и контрольных объектов настоящего исследования и по 44-м каналам входного и выходного давления газа. Визуализация нейросетевой прогностики в главном окне программы диспетчеризации детализирована и показана на рисунке 4.9.

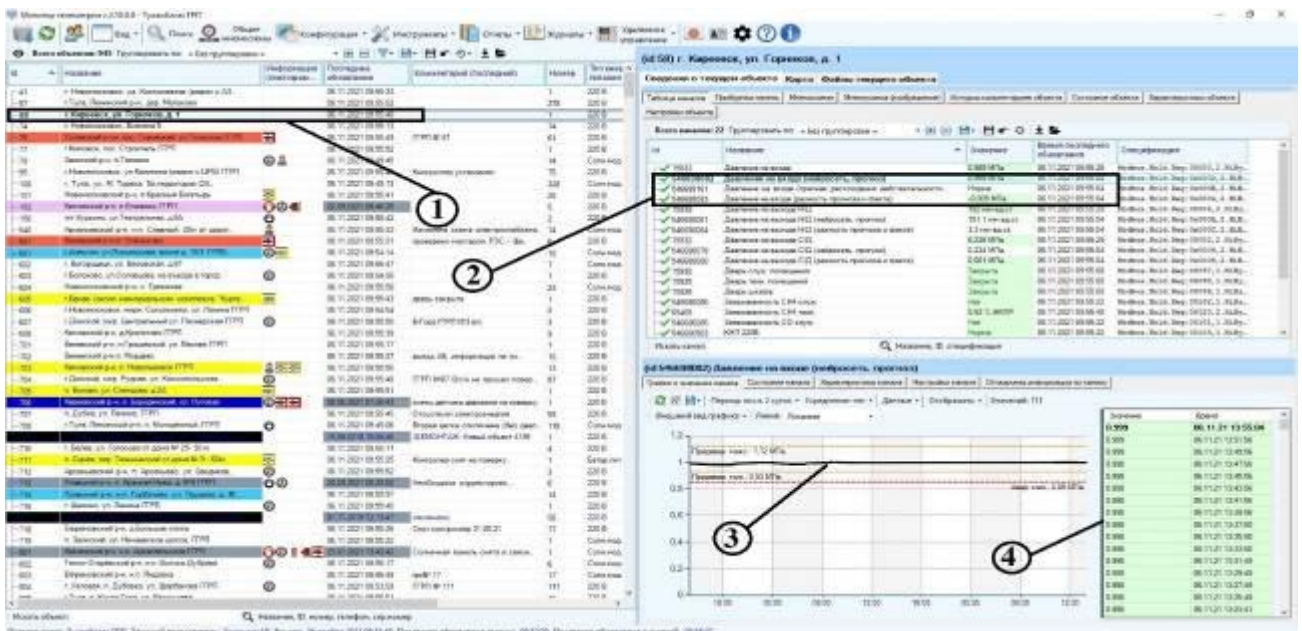


Рисунок 4.9 - Визуализация нейросетевой прогностики в главном окне программы диспетчеризации

### Условные обозначения:

1. Объект с установленным нейрокompьютером в окне «Таблица объектов»
2. Каналы нейрокompьютерной прогностики в окне «Таблица каналов» (отмечены каналы прогностики по опорному каналу «Давление на входе», прогностика по опорным каналам «Давление на выходе С/д» и «Давление на выходе Н/д» также присутствуют). Метка времени в таблице каналов

соответствует времени приёма данных сервера, но не метке времени прогнозного значения.

3. График значения прогноза по опорному каналу «Давление на входе» с глубиной в 2 дня.

4. Таблица принятых значений прогноза по опорному каналу «Давление на входе». Метка времени в таблице соответствует времени значения прогноза (+4 часа от приёма), а не времени приёма данных сервером.

Все данные каналов нейрокомпьютерной прогностики архивируются общепринятым для каналов телеметрии способом и могут быть представлены средствами ПО на графиках и таблицах, в журналах событий и аварийных журналах. Сводный график по каналам прогностики, выполненный средствами визуализации архивных значений представлен на рисунке 4.10.

В период тестовой эксплуатации аварийные события каналов нейрокомпьютеров поступают в систему push-уведомлений, не попадая в аварийные всплывающие окна.

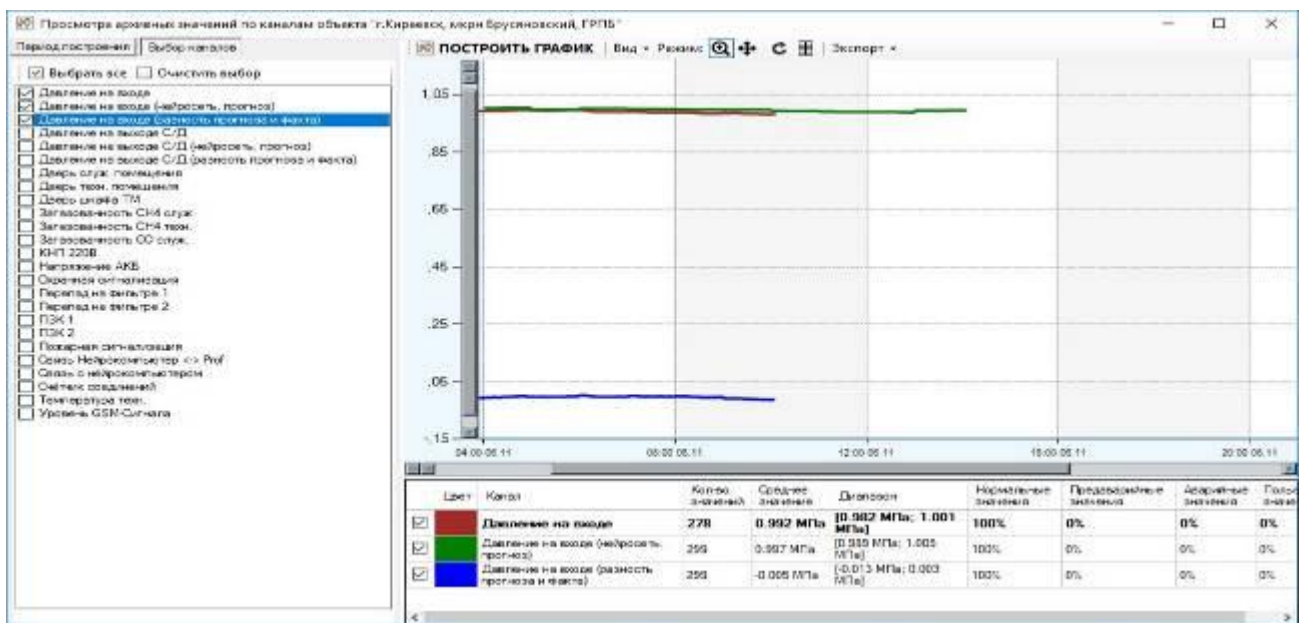


Рисунок 4.10 - Представление графиков и статистики каналов прогностики и опорного канала давления инструментом визуализации архивных значений (по данным объекта №4045)



Также эффективно применение нейросетевой прогностики для контроля работоспособности технологического оборудования (рисунок 4.11). По постоянно меняющимся показателям отклонения от прогноза и росту амплитуды классифицируется неисправность регулятора давления.

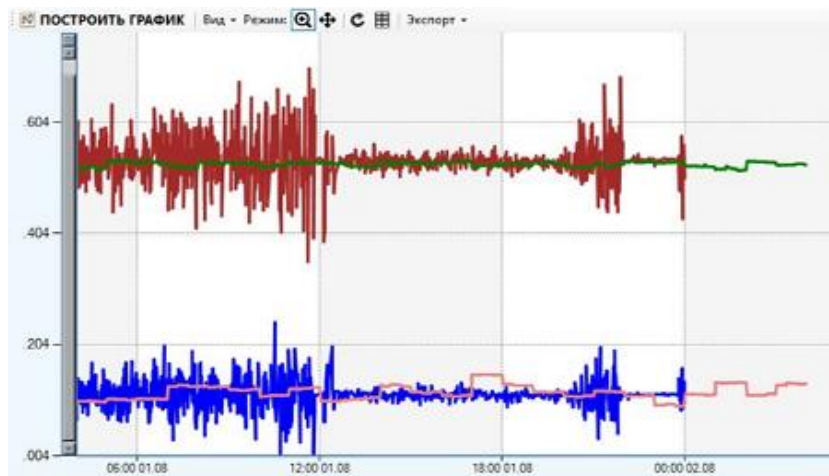


Рисунок 4.11 - График выходного давления неисправного регулятора.

Прогностика позволяет аналитически выявлять факт сброса газа через ПСК (рисунок 4. 12). Диагностируется он по нескольким подряд показателям завышения давления на выходе от прогноза, по одному уровню показателя (на «плато» уровня давления, при котором происходит стравливание газа через свечу).

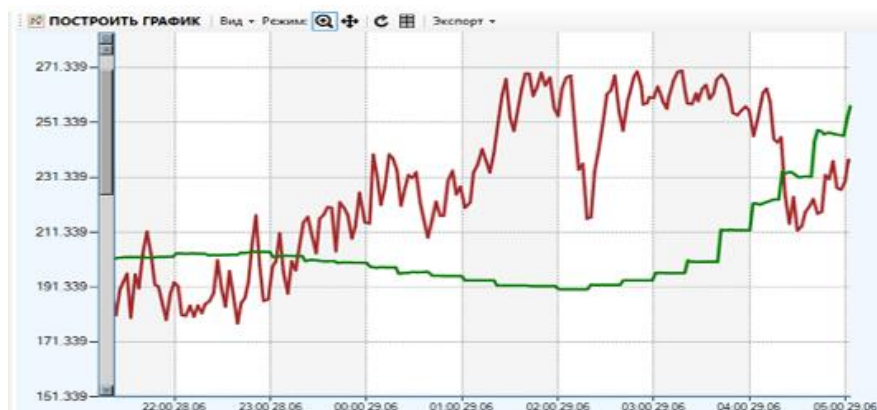


Рисунок 4. 12 - Графики выходного давления и прогнозного на ПРГ.

Функциональная ценность применения нейросетевой прогностики в повседневной работе аварийно-диспетчерских служб основывается на следующих преимуществах:

1. Прогноз нейросети, основанный на архивных данных канала давления представляет собой динамическую норму показаний канала, с учетом особенностей объекта и периодизации показателей. Таким образом, благодаря нейросетевому прогнозу, норму работы объекта/канала можно оценивать в гибких рамках действительных показаний, а не в жестко фиксированных и условных рамках уставок допустимого минимума/максимума.

2. Прогноз на 4 часа вперед показаний давления дает возможность своевременно проанализировать событие и принять соответствующие меры. Если прогноз достигает в горизонте 4 часов предаварийных или аварийных значений опорного канала — к этому есть предпосылки, основанные на всем опыте наблюдений за контрольным каналом.

3. Расхождение показаний давления в момент приема данных с ранее сделанным прогнозом выше некоторой дельты значения (допустимой ошибки, фиксируемой при обучении нейросети) означает нештатную ситуацию на канале давления, которая может быть вызвана:

-перепадами давления при технологических процессах (например разбаланс давления с ГРС, перекрытие или порыв на газопроводе);

-неисправностью оборудования (например, регулятора давления или сбросного клапана);

-неисправностью датчика телеметрии.

**4.5 Техническая апробация информационно-измерительной системы с имитацией изменений показания датчика давления на взаимосвязанном объекте.**

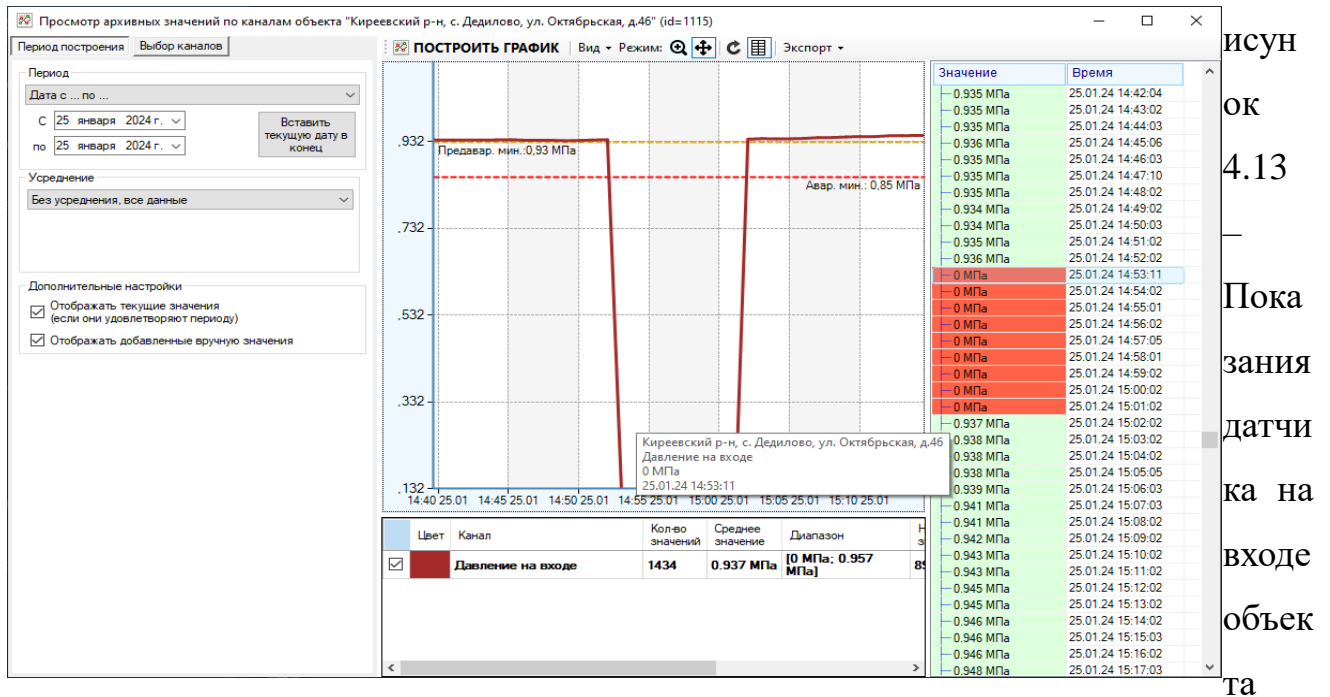
Целью проводимого испытания являлось достоверность классификации события на одном из взаимосвязанном объекте газораспределения.

Сценарий испытания предусматривал отключение датчика давления на входе пункта редуцирования газа. При отсутствии нейросетевого контроля и основываясь только данными телеметрии, диспетчер АДС воспринимает данную информацию, как прекращение подачи газа на объект и по инструкции высылает

на данный объект бригаду для оценки ситуации и предотвращения аварийной ситуации.

На объекте 1115 было отключение датчика давления на входе.

Первый пакет с значением означающим отклонение нормы пришел в диспетчерскую в 14:53, что показано на рисунке 4.13.



1115.

Нейросеть отработала показания датчиков всех взаимосвязанных объектов определила об отсутствии прекращения газоснабжения и классифицировала данное событие, как неисправность датчика входного давления.

На рисунке 4.14 представлено открытый фрагмент окна связанных объектов сети газораспределения ГРС Киреевская с дополнительно открытым окном журналов (рисунок 4.15), по событию испытаний 14:57 25.01.2024 г. В окнах также видны также многочисленные события датчика давления Сд на объекте 1180.

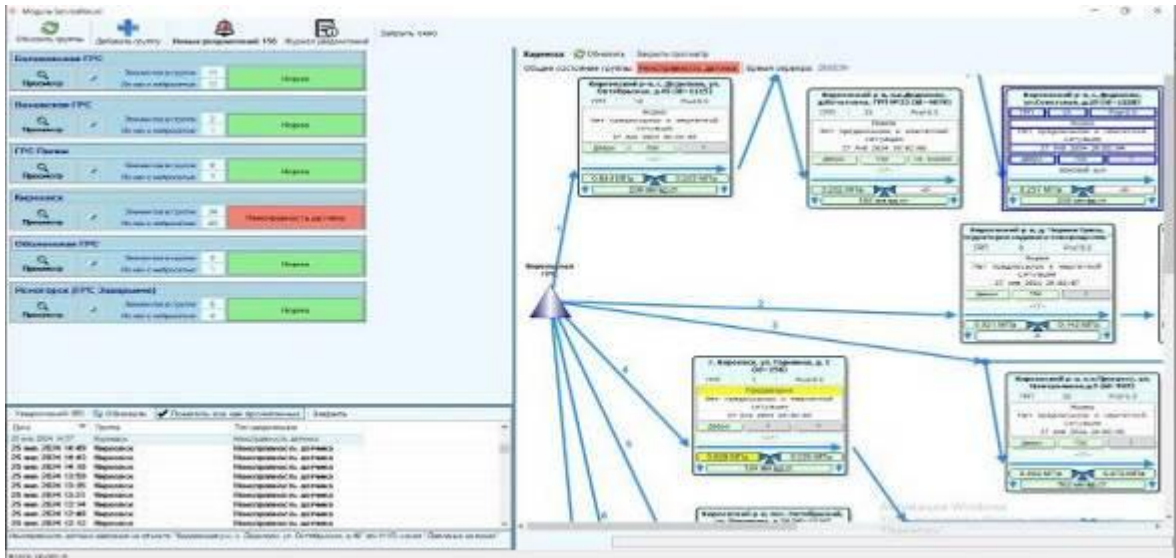


Рисунок 4.14 - Открытое окно монитора диспетчера с взаимосвязанными объектами ГРС Киреевская

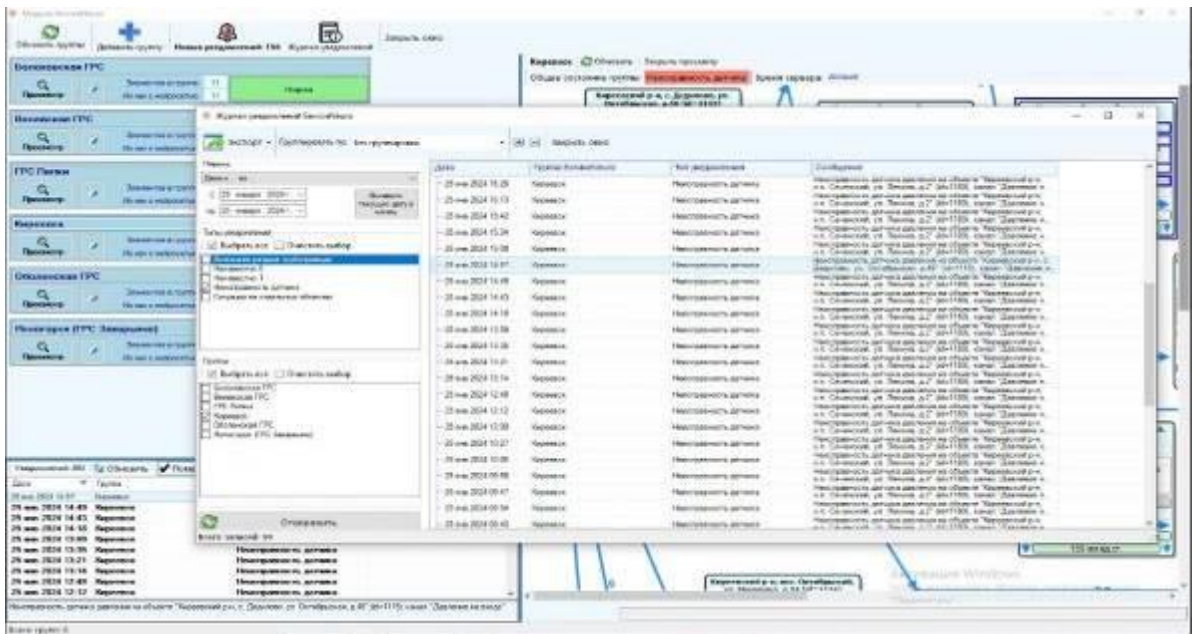


Рисунок 4.15 - Монитор диспетчера с журналом событий взаимосвязанных объектов ГРС Киреевская

Уведомление о внештатной ситуации и неисправности датчика пришел в 14:57, что приведено на рисунке 4.16.

25 янв 2024 14:58	Киреевск	Ситуации на отдельных объектах	Ситуация на объекте "Киреевский р-н, с. Дедилово, ул. Октябрьская, д.46" (id=1115)
25 янв 2024 14:57	Киреевск	Неисправность датчика	Неисправность датчика давления на объекте "Киреевский р-н, с. Дедилово, ул. Октябрьская, д.46" (id=1115), канал "Давление на входе"

Рисунок 4.16 - Окно уведомления нейросети на мониторе диспетчера.

Ри

Система отработала за 4 минуты от фактического 1-го нештатного значения, что позволило в короткий срок определить характер нештатной ситуации и избежать нецелесообразного выезда бригады АДС, а планомерно вести контроль других объектов.

#### **Выводы по 4 главе**

В главе представлены практические результаты экспериментальных исследований при апробации моделей и методов прогнозирования с применением нейрокомпьютеров для решения задачи повышения эффективности и совершенствования информационно-измерительной и управляющей системы взаимосвязанных объектов сетей газораспределения. Результаты исследований полностью сопоставимы с поставленными задачами. Внедрение результатов исследования и разработок позволяет перейти на новый уровень развития и дальнейшего совершенствования ИИУС с применением искусственного интеллекта. Разработанная система полностью удовлетворяет представленным в главе отраслевым требованиям к данным системам.

Показана методика определения срабатывания ПСК и техническая реализация модуля нейронной сети информационно-измерительной и управляющей системы для мониторинга сброса газа. Показан общий вид установленного оборудования с нейрокомпьютером, структурная схема подключения, схема электрическая принципиальная соединений.

Представлены результаты испытаний блока учета технологических потерь газа при срабатывании ПСК на газораспределительном пункте. Полномасштабное использование данных результатов позволит не только сэкономить значительные средства газораспределительных организаций, но и улучшить экологию регионов предотвратив излишнюю эмиссию природного газа в атмосферу.

Разработанная технология установки оборудования для определения момента срабатывания предельных сбросных клапанов на базе нейрокомпьютеров с подробным описанием приведена в приложении В.

Показана техническая апробация информационно-измерительной системы с имитацией изменения показаний датчика давления на взаимосвязанном объекте с классификацией события нейросетью.

Проведен мониторинг и исследование дистанционных потоков данных территориально распределенных объектов газораспределения.

Общим итогом комплексного исследования данных аналитической системы и её оповещений стал практический опыт работы системы по всем уровням реализации, который показал, что сообщения прогностической нейросети в составе ЕСЦД своевременны, адекватны реальным ситуациям, интерпретируемы от фактических событий и применение её целесообразно прикладным задачам эффективности работы сети газораспределения.

Результаты проведенных исследований и внедрения совершенствованной информационно-измерительной и управляющей системы с нейросетевой прогностикой позволили определить неисправность шести регуляторов давления, своевременно сообщить о возможных двух порывов газопроводов, что было оперативно устранено аварийными бригадами до полного отключения нескольких населенных пунктов. За период исследования и подготовки диссертационной работы на 48 контрольных объектах, оснащенных нейрокомпьютерами отсутствовали сбросы природного газа в атмосферу на 37 объектах, на 4 объектах с определенной периодичностью выбросы составляли до 10% НКПР (Нижний концентрационный предел распространения пламени), на 5 выше 10% НКПР, на 3 абсолютные, т.е. полное открытие клапана. Проведенная дополнительная настройка предельных сбросных клапанов и частичная их замена позволило предотвратить значительный объем газа в атмосферу, что важно, как с экономической, так и экологической точки зрения.

В зависимости от категории неисправности нейросеть затрачивает на классификацию события 2-5 минут. При неисправности регулятора давления, учитывая работу всего оборудования в пределах технологических уставок от одного до шести часов.

Результаты работы внедрены в информационно-измерительные и управляющие системы на объектах АО «Газпром газораспределение Тула», ООО «Газпром трансгаз Краснодар», ООО «Газпром трансгаз Ставрополь», ООО «Газпром трансгаз Самара», НПП ГК «СервисСофт».

Ряд теоретических положений внедрен в учебный процесс на кафедре охраны труда и окружающей среды Института горного дела и строительства Тульского государственного университета.

Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на научно-технических конференциях и выставках.

Разработка программно-аппаратного комплекса прогнозирования и минимизации выбросов природного газа в атмосферу // Инновационные наукоемкие технологии доклады VI международной научно-практической конференции. - 2019. - С. 71-72.

Анализ данных телеметрии для прогнозирования нештатных ситуаций на объектах газораспределения и газопотребления // Современные проблемы экологии. XXV международная научно-практическая конференция. – 2020. С. 188-191.

Минимизация выбросов природного газа в атмосферу на сетях газораспределения и газопотребления с использованием информационных систем контроля, 31-й Международный конкурс научно-исследовательских работ. - 2021. С.101-103.

ВКС ГП ГР «О реализации нейросетевых модулей информационно-измерительных и управляющих систем на 10-и объектах газораспределения Ставропольского Края», Ставрополь, июль 2023 года.

НТС Газпром ТрансГаз Краснодар «О пилотном внедрении информационно-измерительных и управляющих систем на участке магистрального газопровода», Краснодар, октябрь 2023 года.

ВКС Федерального центра прикладного развития искусственного интеллекта, г. Москва, «Интеграция нейросетевых решений в информационно-

измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей», декабрь 2023 года.

Модель информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных газораспределительных сетей демонстрировалась на XI Петербургском международном газовом форуме, Санкт-Петербург, КВЦ «Экспофорум», 13 – 16 сентября 2022 года и XII Петербургском международном газовом форуме, Санкт-Петербург, КВЦ «Экспофорум», 31 октября - 3 ноября 2023 года.

Оборудование для автоматических систем непрерывного контроля выбросов. 5 -я Практическая конференция «Экоэксперт 2023», 26-27 октября 2023 г. Тула, конференц-зал SK-Royal



## **ЗАКЛЮЧЕНИЕ**

В результате проведенных теоретических и экспериментальных исследований поставлена и решена важная задача совершенствования информационно-измерительных и управляющих систем для распределенных, с том числе взаимосвязанных объектов сетей газораспределения. При этом разработана система рекомендаций и программ, позволяющая принимать своевременные управленческие решения, дающие ощутимый эффект в обеспечении безопасности объектов сетей газораспределения.

В диссертационной работе получены следующие научные и практические результаты:

Предложены модели и методы на основе нейросетевых технологий с созданием цифровых двойников с помощью которых в информационно-измерительной и управляющей системе дополнительно к существующим функциям формируются прогнозные параметры работы объектов и всей системы в целом на основе ранее полученной и проанализированной информации и параметров работы взаимосвязанных объектов.

Приведено моделирование ИИУС для определения объемов выброса газа через предельные сбросные клапаны.

Приводятся результаты исследования и мониторинга данных, полученных в ходе эксплуатации устройств. Проведено обучение нейронной сети для создания единой системы цифровых двойников всех контрольных объектов в их взаимосвязи на верхнем уровне (создание действующей модели функционирующей сети объектов газораспределения) с тестовой отработкой диспетчеризации в действующей системе телеметрического контроля служб АДС.

Приведены результаты реализации и внедрения структур, подсистем, аппаратных и программных продуктов, нейросетевых модулей.

Проведены исследования и получены результаты.

1. Разработан алгоритм виброакустического контроля срабатывания предельного сбросного клапана с определением объемов выброса природного газа в атмосферу и исправности датчика в информационно-измерительной и управляющей системе с применением нейросетевых технологий.

2. Разработана структура и алгоритм работы подсистемы сбора и анализа многопараметрических данных работы оборудования в режиме реального времени и классификация технологических событий работы взаимосвязанного оборудования газораспределительных сетей информационно-измерительной и управляющей системой.

3. Разработана структура и математическая модель объектов информационно-измерительной и управляющей системы территориально распределенных, взаимосвязанных газораспределительных сетей с применением нейросетевых технологий.

4. Проведены экспериментальные исследования сопоставимости моделей и методов прогнозирования информационно-измерительной и управляющей системой технологических параметров газораспределительной сети подтверждающие работоспособность дополнительных функционалов системы.

Результаты проведенных исследований и внедрения совершенствованной информационно-измерительной и управляющей системы с нейросетевой прогностикой позволили определить неисправность шести регуляторов давления, своевременно сообщить о возможных двух порывов газопроводов, что было оперативно устранено аварийными бригадами до полного отключения нескольких населенных пунктов. За период исследования и подготовки диссертационной работы на 48 контрольных объектах, оснащенных одноплатными высокоскоростными компьютерами отсутствовали сбросы природного газа в атмосферу на 37 объектах, на 4 объектах с определенной периодичностью выбросы составляли до 10% НКПР (Нижний концентрационный предел распространения пламени), на 5 выше 10% НКПР, на 3 абсолютные, т.е. полное

открытие клапана. Проведенная дополнительная настройка предельных сбросных клапанов и частичная их замена позволило предотвратить значительный объем газа в атмосферу, что важно, как с экономической, так и экологической точки зрения.

В зависимости от категории неисправности нейросеть затрачивает на классификацию события 2-5 минут. При неисправности регулятора давления, учитывая работу всего оборудования в пределах технологических уставок от одного до шести часов.

Результаты работы внедрены в информационно-измерительные и управляющие системы на объектах АО «Газпром газораспределение Тула», в производственные процессы ООО «СервисСофт инжиниринг», ООО ПКФ «Экс-Форма», ООО НПП «РусГазТехнологии».

Результаты проведенных исследований и внедрения усовершенствованной информационно-измерительной и управляющей системы с нейросетевой прогностикой позволили определить неисправность шести регуляторов давления, своевременно сообщить о возможных двух порывов газопроводов, что было оперативно устранено аварийными бригадами до полного отключения нескольких населенных пунктов. За период исследования и подготовки диссертационной работы на 48 контрольных объектах, оснащенных нейрокомпьютерами отсутствовали сбросы природного газа в атмосферу на 37 объектах, на 4 объектах с определенной периодичностью выбросы составляли до 10% НКПР (Нижний концентрационный предел распространения пламени), на 5 выше 10% НКПР, на 3 абсолютные, т.е. полное открытие клапана. Проведенная дополнительная настройка предельных сбросных клапанов и частичная их замена позволило предотвратить значительный объем газа в атмосферу, что важно, как с экономической, так и экологической точки зрения.

В зависимости от категории неисправности нейросеть затрачивает на классификацию события 2-5 минут. При неисправности регулятора давления, учитывая работу всего оборудования в пределах технологических уставок от

одного до шести часов. Ряд теоретических положений внедрен в учебный процесс на кафедре охраны труда и окружающей среды Института горного дела и строительства Тульского государственного университета.

**БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК**

- 1) Абузова Ф.Ф. Техника и технология транспорта и хранения нефти и газа. - М.: Недра. - 1992. 320 с.
- 2) Алексеев Ю.В. Принятие решений в сложном человеко-машинном комплексе / Ю.В. Алексеев, М.И. Левыкин. -М.: Статистика. - 1992. 277 с.
- 3) Алексеева П.Г. Анализ данных телеметрии для прогнозирования нештатных ситуаций на объектах газораспределения и газопотребления // Современные проблемы экологии: доклады XXV междунар. науч.-практич. конференции под общ. ред. В.М. Панарина. – Тула: Инновационные технологии, 2020.С. 188-191.
- 4) Алексеева П. Г. Аппаратная база диагностики срабатывания сбросного клапана// Экология и техносферная безопасность: доклады II всерос. Молодёжной науч.-практич. конференции под общ. ред. В.М. Панарина. – Тула: Инновационные технологии, 2023. – С. 187-189.
- 5) Алексеева П. Г. Моделирование определения объема выброса газа при срабатывании сбросного клапана в пункте редуцирования газа//Приоритетные направления развития науки и технологий. Доклады XXXIII международной научно-практической конференции под общ. ред. В.М. Панарина. – Тула: Инновационные технологии, 2023. С.–188-190.
- 6) Алексеева П. Г. Определение момента срабатывания сбросного клапана с применением нейрокомпьютера в режиме реального времени// Экология и техносферная безопасность: доклады II всерос. Молодёжной науч.-практич. конференции под общ. ред. В.М. Панарина. – Тула: Инновационные технологии, 2023. – С. 185-187.
- 7) Алексеева П. Г. Реализация классификационной нейросети группы контрольных взаимосвязанных объектов сети газораспределения//Приоритетные направления развития науки и технологий. Доклады XXXIII международной научно-практической конференции под общ. ред. В.М. Панарина. – Тула: Инновационные технологии, 2023. С.–258-260.

- 8) Алексеева П. Г. Структура и модель информационно-измерительной и управляющей системы взаимосвязанных объектов газораспределительной сети с функцией прогноза//Приоритетные направления развития науки и технологий. Доклады XXXIII международной научно-практической конференции под общ. ред. В.М. Панарина. – Тула: Инновационные технологии, 2023. С.–164-169.
- 9) Алексеева П. Г. Технология определения момента срабатывания сбросного предохранительного клапана в пунктах редуцирования природного газа с применением нейросетевых технологий// Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2023. № 7. С. 691-694.
- 10) Алексеева П.Г., Маслова А.А., Панарин В.М., Царьков Г.Ю., Баландин А.В./ Апробация единой системы цифровых двойников в действующей системе диспетчеризации для предупреждения выбросов природного газа // Автоматизация в промышленности. 2022. № 7. С. 24-27.
- 11) Алексеева П.Г., Панарин В.М., Маслова А.А./Создание единой системы цифровых двойников на объектах распределения природного газа с применением нейросетевых технологий // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2022. № 7. С. 1-6.
- 12) Андрианов Д.Е. Метод определения взаимосвязи пространственно распределенных объектов / Д.Е. Андрианов // Геоинформатика, М.: ФГУП ГНЦ РФ - ВНИИгеосистем. - 2006.- №4.- с. 7-9.
- 13) Андреас Мюллер, Сара Гвидо Введение в машинное обучение с помощью Python. (Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists ) - Серия O'Reilly, издательство Вильямс, 2017 — ISBN 978-5-9908910 465 с.
- 14) АО «АтлантикТрансгазСистема». Перспективы разработки. Приборы и Системы. Управления, Контроль, Диагностика. М.: АТС. -2002.- с. 20-21.
- 15) Аристова Н.И. Промышленные программно- аппаратные средства на отечественном рынке АСУТП / Н.И. Аристова, А.И. Корнеева - М.: Научтехлитиздат. - 2001.с. 23-29.

- 16) Атавин А. А. Трубопроводные системы энергетики: модели, приложения, информационные технологии/ А. А. Атавин, С.А. Сарданашвили, М. Г. Сухарева. М.: ГУП Изд-во «Нефть и газ» РГУ нефти и газа им. И. М. Губкина.-2020.320 с.
- 17) Балавин М.А. Опыт создания и внедрения систем автоматического управления/ М.А. Балавин, С.В. Лазаревич, А.З. Шайхутдинов, С.П. Прошовиков, Г.С. Нахшин - М.: Газовая промышленность. - №8. - 2006.с. 19-26.
- 18) Бертсекас Д. Сети передачи данных/ Пер. с англ. Д. Бертсекас, Р. Галлагер. - М.: Мир. - 1989. 544 с.
- 19) Бобровский С.А., Щербаков С.Г., Яковлев Е.И. Трубопроводный транспорт газа. Наука. Москва. 1976г.
- 20) Боровков А.А. Предельные теоремы для сетей обслуживания Теория вероятностей и ее применения/ А.А.Боровков. - 1986. Т. 31, вып. 3.-С.474-490; 1987. Т. 32, вып. 2.- с.282-298.
- 21) Васильев В.В. Инфокоммуникационные технологии и информационная экономика. / В.В. Васильев, Т.А. Кузовкова // М.: Палеотип. - 2005. 320 с.
- 22) Вентцель Е.С. Теория вероятностей и её инженерные параллельные вычисления. Вероятность и математическая статистика. Энциклопедический словарь/ Е.С. Вентцель, Л.А. Овчаров. В.В. Воеводин, Вл.В. Воеводин - СПб.: БХВВРД 39-1.10-017-2. 125 с.
- 23) ГОСТ 34670-2020 «Системы газораспределения. Пункты редуцирования газа». Принят Межгосударственным советом по стандартизации, метрологии и сертификации (протокол от 31 августа 2020 г. №132-П). Введен в действие в качестве национального стандарта Российской Федерации с 1 июня 2021 г. Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 14 октября 2020 г. №844-ст. Дата введения 2021-06-01.
- 24) ГОСТ Р 57700.25-2020 «Компьютерные модели и моделирование. Процедуры валидации.». Введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 13 ноября 2020 г. №1076-ст. Дата введения 2021-06-01.

- 25) Густов С.В., Воробьев Н.Ю., Пахомов С.Н., Царьков Г.Ю., Панарин М.В. Технологии искусственного интеллекта для повышения эффективности эксплуатации сетей газораспределения и газопотребления //Газовая промышленность. 2019. №3. С. 88-93.
- 26) Григорьев Л.И. Компьютеризованная система подготовки диспетчерского персонала в транспорте газа/ Л.И. Григорьев, С.А. Сарданашвили, В.А. Дятлов - М.: Нефть и газ, 1996. 195 с.
- 27) Диагностика, мониторинг технического состояния, экологическая диагностика и управление состоянием газопроводов при обеспечении надёжности, безопасности и управляемости транспортом газа/Под ред. В.Е. Костюкова. Нижний Новгород: Изд-во ННГУ им. Н.И.Лобачевского, 2007. - 204 с.
- 28) Есин Ю.И. Система метрологического обслуживания информационно-измерительной техники для управления промышленной безопасностью и сроком службы газораспределительных станций в топливно-энергетических отраслях/ Автореферат/ Москва-2005г, 20стр.
- 29) Зыков Д.Д. Система управления магистральным трубопроводом на основе GSM. / Д.Д. Зыков, А.А. Шелупанов, В.Д. Зыков // Вестник Сибирского государственного аэрокосмического университета имени академика М.Ф. Решетнева. - 2006. - с.77-79.
- 30) Зыков Д.Д. Управление магистральным трубопроводом через сеть связи стандарта GSM. / Д.Д. Зыков, А.А. Шелупанов // Интеллектуальные системы в управлении, конструировании и образовании: Сб. статей. Выпуск 5 / Под ред. А.А. Шелупанова. -Томск: Изд-во Института оптики атмосферы, 2006. - с.93-98.
- 31) Изерман Р. Цифровые системы управления. / М.: Мир. – 1984, 541 с.
- 32) Карпов В. С. Информационно-измерительная и управляющая система территориально распределенными крановыми узлами магистральных газопроводов/ Карпов В.С., Царьков Г.Ю., Панарин М.В., Ивановская Е.Н.// Известия ТулГУ. Вып.4. Тула: Изд-во ТулГУ, 2012, с.158-162.



- 33) Карпов В. С. Автоматизированная информационно-измерительная система непрерывного контроля крановых узлов газопроводов / Карпов В.С., Панарин В.М., Царьков Г.Ю., Панарин М.В., Телегина Н.А. // Известия ТулГУ. Технические науки. Вып. 2. Тула: Изд-во ТулГУ, 2012, с.11-15.
- 34) Карякин Е.А. Промышленное газовое оборудование: Справочник. 6-ое изд. перераб, и доп. Саратов: Газовик, 2013г. - 1280стр.
- 35) Кириллов В.В. Исследование одной модели газотранспортной сети/  
<http://student.km.ru/>
- 36) Климов Г.П. Теория вероятностей и математическая статистика/  
Г.П.Климов- М.: изд-во МГУ. - 1991. 240 с.
- 37) Костюков В.Е. Унифицированный комплекс телемеханики УНК ТМ / В.Е. Костюков и др. // Территория «Нефтегаз». М.: ЗАО «Камелот Пабблишинг». -2004.- № 6. - с. 38 - 39.
- 38) Кочарян Е.В. Разработка моделей нестационарного движения газа в газопроводе для систем управления /Автореферат. Краснодар - 2005г., 24с.
- 39) Краус М., Вошни Э. Измерительные информационные системы. / М.: Мир. – 1975, 310 с.
- 40) Кривдин А.Ю. Алгоритм оценки коррозионного состояния МГ и оптимизации работы средств ЭХЗ /А.Ю. Кривдин, В.Е. Костюков и др. // Газовая промышленность. М.: Газоил пресс. -2003.- № 11. - с. 94 - 96.
- 41) Кротов А.В. Информационно-измерительная система расхода пульсирующих потоков газа методом переменного перепада давлений. /Автореферат, Москва-2005г, 20стр
- 42) Кульпин С.И. Особенности блокирования приемной системы потоком импульсных помех. / Кульпин С.И., Кузьмин В.Т., Орлов И.Я. //Датчики и системы. - 2002. -№ 4. с. 16-19.
- 43) Куо Б. Теория и проектирование цифровых систем управления. М.: Наука. - 1986, 447с.

- 44) Курицын Б.Н. Оптимизация поселковых систем газоснабжения на базе природного газа / Курицын Б.Н., Фролова О.А. // Научно-технические проблемы совершенствования и развития систем газоснабжения. Сборник научных трудов. - Саратов: изд-во СГТУ, 2005г. - с.35-42.
- 45) Ларкин Е.В. / Информационно-измерительная и управляющая система территориально распределенных станций катодной защиты газопроводов / Ларкин Е.В., Панарин М.В., Семин И.В. //Известия Тульского государственного университета, Технические науки. - 2010. -№4. - 133 с.
- 46) Ларкин Е.В. / Диагностика состояния газотранспортной системы / Ларкин Е.В., Семин И.В.// Естественные и технические науки. - 2011. -№5.
- 47) Ларкин Е.В. /Телеметрический комплекс контроля дозрывных концентраций газа в многоквартирных домах/ Ларкин Е.В., Панарин М.В., Горюноква А.А., Семин И.В. //Известия Тульского государственного университета, Технические науки. - 2010. - №4. -с.125 – 128
- 48) Ларкин Е.В. Система сбора информации о состоянии станций катодной защиты газопроводов. / Е.В. Ларкин, М.В. Панарин. // Изв. ТулГУ. техн. науки. Выпуск 2. Ч 2. - 2010. - с. 143 - 147.
- 49) Лежебоков В.В. Автоматизация мониторинга состояния оборудования распределенной технической системы / В.В. Лежебоков // Вестник развития науки и образования. - 2009. - № 3 - с. 28-31.
- 50) Лежебоков В.В. Разработка и применение модели автоматизированной системы управления информационными процессами к задаче мониторинга состояния оборудования / В.В. Лежебоков, В.А. Камаев //Вестник компьютерных и информационных технологий. - 2009. - №9. - с. 18-22.
- 51) ЛеКун Ян. Как учится машина. Революция в области нейронных сетей и глубокого обучения (Библиотека Сбера: Искусственный интеллект) // Интеллектуальная литература. – 2020. – 348 с.

- 52) Мокроусов С.Н. Промышленная безопасность опасных объектов / С.Н.Мокроусов // Технологии нефтегазового комплекса. Спец. изд. М.: ИРЦ Газпром. - 2004.- С.10-13
- 53) Многоуровневые информационно-управляющие системы реального времени для топливно-энергетического комплекса России: Монография / Под ред. В.Е. Костюкова. Нижний Новгород: Изд-во ННГУ им. Н.И. Лобачевского. - 2007. - 243 с.
- 54) Орельен Жерон Прикладное машинное обучение с помощью Sckit-Learn, Keras и TensorFlow// Издательский дом «Вильямс», 2020 г.1040 с.
- 55) Основные положения по автоматизации, телемеханизации и созданию информационно-управляющих систем предприятий добычи и подземного хранения газа. РАО «Газпром». - 1997. 120 с.
- 56) Отчет о деятельности в области устойчивого развития Газпром за 2012-2013гг. 209с./
- 57) Панарин В. М Комплексное исследование данных и оповещений системы аналитики с учетом опыта реализации функционала «Монитор телеметрии» на объектах сетей газораспределения/ В.М. Панарин, А.А. Маслова, П.Г. Алексеева// Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика (в печати под ????)
- 58) Панарин М.В. Информационно-измерительная и управляющая система территориально удаленными объектами на основе сети GSM /Автореферат, Тула-2011г, 20стр.
- 59) Панарин В.М., Рыбка Н.А., Маслова А.А., Царьков Г.Ю. / Особенности профилактики аварий на объектах газораспределительного комплекса/ Промышленные АСУ и контроллеры – 2018. - № 5. С. 58-62.
- 60) Панарин В.М., Шейнкман Л.Э., Маслова А.А., Царьков Г.Ю., Гришаков К.В., Рыбка Н.А. Информационно-измерительная система прогнозирования и предупреждения аварийных выбросов газа в атмосферу // Экология и промышленность России. 2020. Т. 24. № 5. С. 9-13.

- 61) Панкратов В.С. Автоматизированная система диспетчерского управления ГТС. Газовая промышленность. / В.С. Панкратов, А.С. Вербилло // Серия: автоматизация, телемеханизация и связь в газовой промышленности. - 2001. с. 34-39.
- 62) Пат. 2697571 Рос. Федерация: МПК G01W 1/00 Автоматизированная система экологического мониторинга и прогнозирования загрязнения атмосферного воздуха промышленного региона/ Авторы: Маслова А.А., Панарин В.М., Мешалкин В.П., Рылеева Е.М., Коряков А.Е., Гришаков К.В., Селезнева Д.А., Савинкова С.А., Царькова П.Г.; заявитель и патентообладатель ТулГУ. - № 2018142980; заявл. 05.12.2018; опубл. 15.08.2019. Бюл. № 23.
- 63) Пат. 2643109 Рос. Федерация: МПК G05D 27/02 Устройство дистанционного контроля параметров условий труда с коррекцией по температуре/ Авторы: Мешалкин В.П., Панарин В.М., Гришаков К.В., Горюноква А.А., Котова Е.А., Алексеева П.Г., Скопцова Т.А., Гришакова О.В.; заявитель и патентообладатель ТулГУ. - № 2017114834; заявл. 26.04.2017; опубл. 30.01.2018. Бюл. № 4.
- 64) Пат. 2652701 Рос. Федерация: МПК G05D 27/02 , G06F 17/00 Устройство дистанционного контроля параметров условий труда в условиях загазованности/ Авторы: Мешалкин В.П., Панарин В.М., Гришаков К.В., Горюноква А.А., Котова Е.А., Алексеева П.Г., Скопцова Т.А., Гришакова О.В.; заявитель и патентообладатель ТулГУ. - № 2017120768; заявл. 13.06.2017; опубл. 28.04.2018. Бюл. № 13.
- 65) Панарин В. М. Применение нейрокомпьютеров для контроля работы сбросного клапана в пунктах редуцирования природного газа/ Панарин В.М., Царьков Г.Ю., Панарин М.В., Маслова А.А., Алексеева П.Г.// Автоматизация в промышленности. 2021. № 8. С. 56-59.
- 66) Панарин В. М. Системы телеметрии и диспетчеризации для станций катодной защиты газопроводов / Панарин В.М., Царьков Г.Ю. // Тезисы к докладу

3-ей международной специализированной научно-технической конференции «Discom-2007», Москва, 2007г., с.16-17.

67) Панарин В. М. Системы телеметрии для станций катодной защиты газопроводов / Панарин В.М., Царьков Г.Ю., Панарин М.В.// Информационные системы и модели в научных исследованиях, промышленности и экологии. / Под общ.ред. д-ра техн. Наук, проф. В.М. Панарина. - Тула: Изд-во ТулГУ, 2007. с. 11-13

68) Попов Н. К. Системы телемеханики объектов электрохимической защиты подземных газопроводов/ Попов Н.К., Царьков Г.Ю. Панарин М.В. // Журнал «Газовый бизнес» ноябрь-декабрь 2007 г., с. 70-71.

69) Пужайло А.Ф. Концепция управления удаленными объектами добычи и транспорта газа, расположенными в районах Крайнего Севера. / А.Ф. Пужайло, А.В. Реунов // Материалы НТС ОАО «Газпром» «Комплексная автоматизация объектов добычи и транспортировки газа, расположенных в сложных климатических условиях». М.: ООО «ИРЦ Газпром». - 2002.

70) Радкевич В.В. Системы управления объектами газовой промышленности/ В.В. Радкевич. - М.: Серебряная нить. - 2004. – 440 с.

71) Россеев Н.И. Многофункциональные информационно-измерительные системы контроля технического состояния, оценки надежности и остаточного ресурса технологических объектов и сооружений газотранспортного предприятия. / Автореферат. Самара -2001.

72) Сарданашвили С.А. Объектно-ориентированная технология информационно-алгоритмического представления газотранспортных систем в задачах моделирования и оптимизации / С.А. Сарданашвили //Трубопроводные системы энергетики: модели, приложения, информационные технологии ГУП-М.: изд. «Нефть и газ». - 2000, 120 с.

73) Свидетельство на регистрацию программы для ЭВМ № 2021681280 Программа поддержки принятия решений в процессе подготовки заявки на защиту интеллектуальной собственности в качестве изобретения на устройство.

Авторы: Панарин В.М., Мешалкин В.П., Светличный А.А., Панарина Д.В., Коряков А.Е., Рылеева Е.М., Маслова А.А., Туляков С.П., Гришаков К.В., Алексеева П.Г. Заявка № 2021680614 от 13.12.2021. Дата регистрации: 20.12.2021.

74) Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022611044  
Программа автоматизированной системы непрерывного контроля выбросов загрязняющих веществ предприятий/Панарин В.М., Маслова А.А., Рылеева Е.М., Алексеева П.Г., Архипов А.В., Трещев Д.В.// Заявка № 2022610170 от 11.01.2022. Дата регистрации 18.01.2022.

75) Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022611496  
Программа дистанционного мониторинга автоматизированной системы непрерывного контроля выбросов загрязняющих веществ в атмосферу/ Панарин В.М., Маслова А.А., Рылеева Е.М., Алексеева П.Г., Архипов А.В., Трещев Д.В.// Заявка № 2022610139 от 11.01.2022. Дата регистрации 26.01.2022.

76) Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ № 2022611493  
Программа поддержки принятия решений в процессе подготовки заявки на защиту интеллектуальной собственности в качестве товарного знака/ Панарин В.М., Мешалкин В.П., Светличный А.А., Панарина Д.В., Коряков А.Е., Маслова А.А., Рылеева Е.М., Туляков С.П., Гришаков К.В., Алексеева П.Г.// Заявка № 2022610157 от 11.01.2022. Дата регистрации 26.01.2022.

77) Селезнев В.Е., Мотлохов В.В., Нрялов Н. и др. Численный анализ и оптимизация газодинамических режимов транспорта природного газа. Под ред. В.Е. Селезнева. М.: Едиториал УРСС. - 2003. 224с.

78) Семин И.В. Информационно-измерительная система контроля состояния оборудования распределительных пунктов газотранспортной сети/Автореферат/ Тула-2011г, 20стр.

79) СП 62.13330.2011. Газораспределительные системы. Актуализированная редакция. СНиП 42-01-2002. М.: Минрегион РФ, 2011. -65с.

80) Советов Б.Я. Информационная технология. М.: Высшая школа. -2000. 127.с.

- 81) Торчинский Я.М. Оптимизация проектируемых и эксплуатируемых газораспределительных систем. /Я.М. Торчинский // Л.: Недра. -1988. 238 с.
- 82) Трофимов А.С., Судаков А.В., Куцев В.А., Терещенко И.В. Динамика и отклонения параметров газопроводов. СПб.: -2004. 200с.
- 83) Тихвинский В.О. Подвижная связь третьего поколения: Экономика и качество услуг. / В.О. Тихвинский, Е.Е. Володина // М.: Радио и связь. -2005. 290 с.
- 84) Филиппов С. Н. Анализ устойчивости двухступенчатой системы регулирования давления газа./ Филиппов С. Н., Арзуманов Ю. Д., Халатов Е. М., Чекмазов В. И. //М., Деп. в ВИНТИ № 867-В, 2002. 18 с.
- 85) Хайкин С. Нейронные сети. Полный курс 2е издание//Издательский дом «Вильямс». 2008 г. ISBN. 5845908906, 9785845908902 1101 с.
- 86) Холодов, А.Ю. Интегральный метод расчета систем массового обслуживания / А.Ю. Холодов // Системы управления и информационные технологии. - 2007. - № 1.1(27).- с. 198 - 201.
- 87) Холодов А.Ю. Метод вероятностных графов для систем массового обслуживания (СМО) с циклической дисциплиной обслуживания / А.Ю. Холодов // Южно-Российский вестник геологии, географии и глобальной энергии. - 2006. - № 8(21).- с. 373 - 378.
- 88) Холодов А.Ю. Метод расчета вероятности отказа в однолинейной системе обслуживания на основе функций распределений потока и обслуживающего устройства / А.Ю. Холодов // Вестник Астраханского государственного технического университета. - 2007. - № 1(36).- с. 50 -53.
- 89) Царьков Г. Ю Повышение эффективности функционирования информационно-измерительных и управляющих систем для объектов территориально распределенных газовых сетей/Автореферат/ Тула-2019 г. 20 с.
- 90) Царьков Г.Ю. Разработка программно-аппаратного комплекса прогнозирования и минимизации выбросов природного газа в атмосферу / Г.Ю.

Царьков, П.Г. Алексеева, И.Г. Панькова // Под ред. В.М. Панарина. Тула: Изд-во «Инновационные технологии» ТулГУ. – 2019. – С.71-72.

91) Чеботарев А. Л. Автоматизированная информационно-измерительная и управляющая система для территориально распределенных станций катодной защиты (СКЗ) с использованием сети GSM/ Чеботарев А.Л., Панарин В.М., Царьков Г.Ю., Панарин М.В. // Известия ТулГУ. Технические науки. Вып. 2. Тула: Изд-во ТулГУ, 2012, с.15-20.

92) Шагапов В.Ш. Математическое моделирование течения углеводородного газа в трубопроводе с учетом гидратообразования на внутренних стенках трубы. / Шагапов В.Ш., Уразов Р.Р., Мусакаев Н.Г. //Вестник УГАТУ. Т.15-№4 (44). Уфа: УГАТУ-2011г. - с.164-168.

93) Швечков В.А. Автоматизация диспетчерского управления в газотранспортной отрасли на основе технологий параллельных и распределенных вычислений/ Автореферат. Москва - 2007, 25с.

94) Шолле Франсуа Глубокое обучение на Python = Deep Learning with Python. — [Питер](#), 2018. — [ISBN 978-5-4461-0770-4](#). 400 с.

95) Эйкхофф П. Основы идентификации систем управления/ П. Эйкхофф// М. 1975.- 486 с.

96) Akyildiz I.F., Tiebeherr J. Application of Nortons theorem on queueing networks with finite capacities Proc. of the Eighth Annual Joint Cbnf. of the IEEE Contr. and Gbrnm. Soc., Ottawa, Canada, Apr. 19891 Washington:. USA, 1989. Vol. 3. P; 914-923.

97) Andrianov D.E., Algorithm of representation of complex topological relations in geoinformation systems / D.E. Andrianov, A.V. Bulaev // Digital signal processing and its applications, march 29-31 2006: Proceeding of the 8-th international conference. Release VIII - 2. - Moscow.: RSTSREC, 2006. P. 669.

98) Andrienne Schmitz, Deborah L Brett Real Estate Market Analysis: A Case Study Approach. Urban Land Institute, 2001. 240 p. 110. С. Szyperski. Component Software HI. Beyond Object-Oriented Programming. Boston, MA: Addison-Wesley and ACM



- Press, 1998. SIMONE Software, 2007. [Электронный ресурс]. SIMONE Research Group <http://www.simone.eu/>
- 99) Billinton R., Singh C. Static generating capacity reliability evaluation - Proceeding of PSCC. -2008.
- 100) Blackshire J. Digital PIV (DPIV) Software Analysis System. NASA/CR97-206285. - December. - 1997. P. 27.
- 101) Bostel A.J., Sagar V.K. Dynamic control system for AGVs. Comput. and Contr. Eng. - 2007. -№4. -P.165-176.
- 102) Buretta, M.: Data Replication: Tools and Techniques for Managing Distributed Callaghan, B.:NFS Illustrated. Reading, MA: Addison-Wesley, Catalog of OMG CORBA®/IIOP® Specifications, 2007. [Электронный ресурс] MSDN Home Page Information. New York: John Wiley, 1. 237p.
- 103) Carlos A., Patrick A. A Functional Simulator of Spacecraft Resources. Carah B. Talking load and clear. Certain. Manag. - 1997. -№ 81. Society of Computer Simulation Multiconference, Atlanta, Georgia, April 6-10, 1997. P.6
- 104) Christopher A. Kennedy and Mark H. Carpenter, Comparison of Several Numerical Methods for Simulation of Compressible Shear Layers. NASA TP-3484. - December. -1997. 62p.
- 105) Classification and related methods of data analysis/ ed.Bock H. Amsterdam: NORTH-HOLLAND. - 1988. 749 p.
- 106) Daduna H. Busy periods for subnetwork in stochastic networks: mean-value analysis// J.ACM. -1988. -Vol. 35. P. 668-674.
- 107) Dallery Y. An improved balanced job bound analysis of closed queueing networks Oper. Res. Lett. - 1987. -№ 6. P. 77-82.
- 108) Doby Y.C. A probabilistic model for an overall study of power transmission network supply reliability - Proceeding of PSCC. -2010. P. 3743.
- 109) Drouin M., Abou-Kandil H., Mariton M., Due G. Une nouvelle methode de decompozision-coordinasion 1 re partie: Principe et mise en oeuvre. "APP". -2005. - N3.P.205-226.

- 110) Due G., Drouin M., Mariton M., Abou-Kandil H. Une nouvelle methode de decomposition-coordination. 2 e partie: Application a la compensation des systemes multivariables. "APII". -2005. - N3. P.227-242.
- 111) Fayyad U.M. et al., eds. Advances in Knowledge Discovery and Data Mining, AAAI/MIT Press, Menlo Park, Calif. 2009.
- 112) Findeisen W., Malinowski K. Two-level control and coordination for dinamisal systems. Archiwum automatiki i telemechaniki. T. XXIV. - 2007. - N1. P.3-27.
- 113) The Development of the Training Programs with the Means of Expert Systems. Notes Cотp. Sc. Berlin: Springer-Verlag, 1 System.ACM Trans. Comp .Syst. 2002. - Vol. 10. - N 1. P. 3-25.
- 114) Frawley W.L., Piatetsky-Shapiro G., Matheus C.J. Knowledge discovery in database: An overview. AI Magazine. - 1992. - №13(3). P. 5770.
- 115) Michalska H., Ellis J.E., Roberts P.D. Joint coordination method for the steady-state control of large-scale systems. "Int. J. Syst. Sci.". - 1985. -N5. P.605-618.
- 116) Nishizawa K. A method to find element of cycles in a incomplete directed graph an its applications binary ANP and Petri nets. Comput. and Math. Appl. - 1997. - №9. P.33-46.

**Расшифровка терминов, аббревиатур и сокращений**

ГГРП, ПРГ – головные ГРП и пункты редуцирования газа;

КУ – крановые узлы;

КИП – контрольно-измерительные пункты;

СКЗ – станции катодной защиты.

ПУГ – пункты учета газа

БА – блок аналитики

НК - нейрокompьютеры

ЦМ – цифровая модель

ИИУС – информационно – измерительная и управляющая система

ГРП (Ш) – газорегуляторный пункт (шкафной)

ГРПБ – газорегуляторный пункт блочный

ЕСЦД – единая система цифровых двойников

АДС – аварийно-диспетчерская служба

ГРО – газораспределительная организация

СГ – газораспределительная сеть

ГРС – газораспределительная станция

ОРБ – организационно – технический блок

ЦДС – центрально-диспетчерская служба

ПСК – предохранительно-сбросной клапан

ПТХ – паспортные технические характеристики

ПО – программное обеспечение

ПО «Монитор телеметрии» - программное обеспечение (программа для компьютера) «Монитор телеметрии»

VPN - Virtual Private Network (виртуальная частная сеть)

ОС Linux/ ОС Linux Ubuntu – операционная система, установленная на компьютерах гобъектов

НД – низкое давление

СД – среднее давление

АСДУ ГС ГПРГ – автоматизированная система дистанционного управления газораспределительных систем головного пункта редуцирования газа

ИГМ – стационарный оптический газоанализатор

НКПР – нижний концентрационный предел распространения пламени

НПП – научно-производственное предприятие

SQL – язык программирования для хранения и обработки информации в реляционной базе данных.

ODBC – программный интерфейс доступа к базам данных, разработанный компанией Microsoft в сотрудничестве с Simba Technologies на основе спецификаций Call Level Interface, который разрабатывался организациями SQL Access Group, X/Open и Microsoft.

## Приложение А.

Программный код реализации нейросетевой прогностике в исполняемом модуле Model.py, в типовой для всех объектов реализации.

```
#!/usr/bin/env python
# coding: utf-8
# In[ ]:
#!/usr/bin/env -S python3 -u
# -*- coding: utf-8 -*-
# vim: ts=2 et
# Encoding: utf8
# File: Model.py
import os
import sys
import pandas as pd
import numpy as np
from datetime import datetime, timedelta
import warnings
import joblib
import time
import tensorflow.compat.v1 as tf
from tensorflow.keras.models import Sequential
from tensorflow.keras.layers import *
from tensorflow.keras import optimizers
from tensorflow.keras import utils
import h5py
import gzip
import pickle
class NeuroModel:
```

```

def __init__(self, ds, path):
    ds.d ('Starting tf_hdf5_Pin model...')
    self.root = path
    self.Pin = ds.getChannel ('Pin')
    self.PredictPin = ds.getChannel ('PredictPin')
    self.PredictPin_diff = ds.getChannel ('PredictPin_diff')
    self.Attention = ds.getChannel ('Attention')
    self.PinLastTime = datetime.min
    self.input_len = 109
    self.model = Sequential ()
    self.model.add (
        Dense (
            109,
            input_shape=(1, self.input_len),
            activation='relu'
        )
    )
    self.model.add (Dense (64, activation='relu'))
    self.model.add (Dense (64, activation='relu'))
    self.model.add (Dense (16, activation='relu'))
    self.model.add (Dense (1, activation='linear'))
    self.model.load_weights (self.root + '/model.weights')
    self.savedPin = self.root + '/data_Pin.csv.gz'
    self.pickle_loss = self.root + '/loss.pkl'
    if os.path.isfile (self.savedPin):
        self.dataPin = pd.read_csv (
            self.savedPin,
            parse_dates=[0],
            sep=';',

```

```

decimal=',',
header=0,
names=["TimeValue", 'Value']
)
self.dataPin = self.dataPin.drop_duplicates(subset=["TimeValue"])
else:
    self.dataPin = pd.DataFrame (columns=["TimeValue", 'Value'])
self.dataPin["TimeValue"] = pd.to_datetime(self.dataPin.TimeValue)
self.dataPin.set_index ('TimeValue', inplace=True)
self.nextSave = datetime.now ().replace (second=0, microsecond=0, minute=59)
self.lastValue = datetime.min
ds.d ('Model tf_hdf5_Pin ready...')
if os.path.isfile (self.pickle_loss): # Загружаем loss с расширением pickle
    with open(self.pickle_loss, 'rb') as f:
        self.loss = pickle.load(f)
self.max_min      =      [max(self.loss["val_loss"])*4,-max(self.loss["val_loss"])*4]
#Выбираем из словаря val_loss и умножаем его на 4
ds.d ('Model loss ready...')
def Process(self, ds):
    ds.d ('----- process tf_hdf5_Pin -----')
    ds.d ('Check input param Pin')
    if self.Pin.timestamp == None:
        ds.d ('Pin timestamp is None')
        return
    if self.Pin.timestamp <= self.PinLastTime:
        ds.d (self.Pin.timestamp, ' <= ', self.lastValue)
        return
    ds.d (self.Pin.timestamp, ' > ', self.PinLastTime)
    self.PinLastTime = self.Pin.timestamp

```

```

PinValue = self.Pin.values
ds.d ('Value Pin = ', PinValue)
newRec = pd.DataFrame (
    {
        'TimeValue': [self.Pin.timestamp],
        'Value': [PinValue[0]]
    }
)
newRec.set_index (['TimeValue'], inplace=True)
self.dataPin = self.dataPin.append (newRec)
self.dataPin = self.dataPin.last ('2D')
if self.nextSave < datetime.now ():
    self.dataPin.to_csv (self.savedPin, sep=';', decimal=',')
    self.nextSave = self.nextSave + timedelta (hours=1)
res = self.dataPin.last ('1D')
res = res.resample ('20T').mean ().fillna (method='ffill')
res = res.values

res_last4=self.dataPin.last('32H')[~self.dataPin.last('32H').index.isin(self.dataPin.last('4
H').index)]
res_last4 = res_last4.Value.resample('20T').mean().fillna(method='ffill').dropna()
res_last4_val = res_last4.values #Берем все значения
resexptimestamp=res_last4.index[-1]#Берем последнее значение по нему будем
составлять ОНЕ(месяц,час)
if len(res_last4_val)>73:
    res_last4_val = res_last4_val[len(res_last4_val)-73:]
if len(res)>73:
    res = res[len(res)-73:]
to_cat_res = []# Создаем пустой лист

```



```

to_cat_res = utils.to_categorical(self.Pin.timestamp.month,13)# переводим месяц в
ONE
to_cat_res = np.delete(to_cat_res,0)#Удаляем первое значение
to_cat_res = np.append(to_cat_res,utils.to_categorical(self.Pin.timestamp.hour,24))#
переводим часы в ONE
to_cat_res_4 = []
to_cat_res_4 = utils.to_categorical(resexptimestamp.month,13)# переводим месяц в
ONE
to_cat_res_4 = np.delete(to_cat_res_4,0)#Удаляем первое значение
to_cat_res_4 =
np.append(to_cat_res_4,utils.to_categorical(resexptimestamp.hour,24))# переводим
часы в ONE
res_last4_inter = np.append(res_last4_val, to_cat_res_4)# Объединяем массив с
значениями и ONE
res = np.append(res, to_cat_res)# Объединяем массив с значениями и ONE
if res.shape[0] < self.input_len:
    ds.d (
        'Row count too low: ',
        res.shape[0],
        '<',
        self.input_len,
        ' res=',
        res
    )

    return
res = np.reshape (res, (1, 1, self.input_len))
res_last4_inter = np.reshape (res_last4_inter, (1, 1, 109))
try:

```

```

    predictions = self.model.predict (res, verbose=0)
    predictions_last4 = self.model.predict (res_last4_inter, verbose=0)
except Exception as e:
    ds.d ('Exception ', e)
    return
self.PredictPinValue = predictions[0][0]
self.PredictPinValue_last4 = predictions_last4[0][0]
self.PredictPin_diffValue = PinValue - self.PredictPinValue_last4
ds.d ('result PredictPin = ', self.PredictPinValue_last4)
self.PredictPin.setValues (values=[self.PredictPinValue_last4[0]])
ds.d (
    'PredictPin_diff = ',
    self.PredictPin_diffValue[0]
)
self.PredictPin_diff.setValues (values=[self.PredictPin_diffValue[0]])
"""Подсчитываем находится ли дифф значение в промежутке лосса,
если в норме то 0, если больше то -1,меньше 1"""
self.Attention_num = 0
if self.PredictPin_diffValue > self.max_min[0]:
    self.Attention_num = -1
if self.PredictPin_diffValue < self.max_min[1]:
    self.Attention_num = 1
ds.d (
    'Attention = ',
    self.Attention_num
)
self.Attention.setValues (values=[self.Attention_num])
return
# void Process (...)

```

```

# class NeuroModel
warnings.filterwarnings ('ignore')
if __name__ == '__main__':
    path = os.path.realpath (
        os.path.join (os.path.dirname (__file__), '.././modules')
    )
    print (path)
    sys.path.insert (0, path)
    from data import DataStorage
    ds = DataStorage (dbg=(len (sys.argv) > 1))
    ds.getChannel ('Pin', [0.6])
    PredictPin = ds.getChannel ('PredictPin')
    PredictPin_diff = ds.getChannel ('PredictPin_diff')
    Attention = ds.getChannel ("Attention")
    mdl = NeuroModel (ds, os.path.dirname (os.path.realpath (__file__)))
    if (len (sys.argv) > 1):
        mdl.Process (ds)
        ds.d ('PredictPin=', PredictPin.values)
        ds.d ('PredictPin_diff=', PredictPin_diff.values)
        ds.d ("Attention",Attention.values)
    else:
        while True:
            mdl.Process (ds)
            ds.d ('PredictPin=', PredictPin.values)
            ds.d ('PredictPin_diff=', PredictPin_diff.values)
            ds.d ("Attention",Attention.values)
            time.sleep (1)

```

## Приложение Б.

Программный код реализации запуска инструментов нейросетевой обработки на нейрокомпьютерных устройствах в исполняемом модуле Object.py, в типовой для всех объектов реализации.

```
#!/usr/bin/env -S python3 -u
# -*- coding: utf-8 -*-
# vim: ts=2 et
# Encoding: utf8
# File: Object.py
import sys
import time
import os.path
import warnings
from importlib.machinery import SourceFileLoader
from modules.data import *
from modules.modbus import *
class NeuroObject:
    def __init__(self, ds, iopayload, root, objid):
        self.ds = ds
        self.iopayload = iopayload
        self.root = root
        self.objid = objid
        self.models = list ()
        self.ds.setPrefix (self.objid)
        tree = os.listdir (self.root + '/models')
        for i in tree:
            if i.startswith ('_'):
                continue
            try:
```

```

    path = self.root + '/models/' + i + '/Model.py'
    print ('import %s' % path)
    mod = SourceFileLoader (i, path).load_module ()
    self.models.append (mod.NeuroModel (ds, self.root + '/models/' + i))
except Exception as e:
    print ('Error at %s: %s ' % (i, e))
return
def Process(self, ds):
    ds.d ('Process object ', self.objid)
    ds.setPrefix (self.objid)
    for m in self.iopayload:
        try:
            m.Process (ds)
        except Exception as e:
            print ('Error: %s' % e)
    for m in self.models:
        try:
            m.Process (ds)
        except Exception as e:
            print ('Error: %s' % e)
def Run(self):
    return
def RunStandalone(self):
    Run ()
# class NeuroObject
if __name__ == '__main__':
    objid = 58
    ds = DataStorage (dbg=(len (sys.argv) > 1))
    ds.setPrefix (objid)

```

```
payload = []
cln = MClient (
  ds,
  settings=TCPSettings (IP='192.168.10.2', port=502),
  name='Ethernet',
  storage=MBStorage (
    devices=[
      MBDev (
        address=1,
        regs=[
          MBReg (
            name='Pin',
            type=MBType.Float32,
            a=-4,
            b=0.0625,
            min=0,
            max=1.6,
            period=10
          ),
          MBReg (
            name='Pos',
            type=MBType.Float32,
            a=-4,
            b=0.0625,
            min=0,
            max=0.6,
            period=10
          ),
          MBReg (
```

```

    name='Pon',
    type=MBType.Float32,
    a=-4,
    b=0.0625,
    min=0,
    max=600,
    period=10
)
]
)
]
)
)
payload.append (cln)
srv = MBServer (
    ds,
    settings=TCPSettings (IP='0.0.0.0', port=5020),
    storage=MBStorage (
        devices=[
            MBDev (
                address=5,
                regs=[
                    MBReg (name='EthernetDev1', type=MBType.Float32),
                    MBReg (name='PredictPin', type=MBType.Float32),
                    MBReg (name='PredictPin_diff', type=MBType.Float32),
                    MBReg (name='PredictPos', type=MBType.Float32),
                    MBReg (name='PredictPos_diff', type=MBType.Float32),
                    MBReg (name='PredictPon', type=MBType.Float32),
                    MBReg (name='PredictPon_diff', type=MBType.Float32),

```

```
        MBReg (name='Attention',type=MBType.Int32)
    ]
)
]
)
)
payload.append (srv)
obj = NeuroObject (
    ds,
    payload,
    os.path.dirname (os.path.realpath (__file__)),
    objid
)
if (len (sys.argv) > 1):
    obj.Process (ds)
else:
    while True:
        obj.Process (ds)
        time.sleep (1)
```



## Приложение В

Утверждаю:

Первый заместитель генерального  
директора – главный инженер  
АО «Газпром газораспределение Тула»



С.Н. Пахомов

2023 г.

**Технология определения открытия предельного сбросного  
клапана в режиме реального времени с помощью одноплатных  
нейрокомпьютеров.**

**ОБЩИЕ ПОЛОЖЕНИЯ**

Определение открытия ПСК и факта сброса газа через ПСК выполняется программными модулями, установленными на одноплатных компьютерах («нейрокомпьютерах»), двумя способами на объектах по месту установки нейрокомпьютеров в режиме реального времени. Последовательность алгоритм выполнения каждым из способов рассматривается отдельно.

Технология разработана на основе результатов внедрения нейросетевых компьютеров на объектах АО «Газпром газораспределения Тула». Разработчики : М.В. Панарин – директор ООО «СервисСофт» - руководитель проекта, П.Г. Алексеева – специалист по охране труда АО «Газпром газораспределение Тула», И.Н. Базарова – инженер по охране окружающей среды АО «Газпром газораспределение Тула»

**ОБЛАСТЬ ПРИМЕНЕНИЯ**

Область применения разрабатываемой цифровой платформы являются нефтегазовые отрасли, газотранспортные предприятия, диспетчерские пункты газотранспортных предприятий нефтегазовой отрасли.

Потенциальными потребителями являются газораспределительные организации (ГРО), предприятия магистральной транспортировки газа,

производители специализированного технологического оборудования (регуляторов давления газа, предохранительных сбросных клапанов в частности).

## НОРМАТИВНЫЕ ССЫЛКИ

Обучение, тестирование и валидация применяемых в технологии нейронных сетей осуществляется согласно требованиям

ГОСТ Р 57700.25-2020 Компьютерные модели и моделирование. Процедуры валидации.

## ТЕРМИНЫ И ОПРЕДЕЛЕНИЯ

В настоящей работе применяются следующие термины с соответствующими определениями:

**Технологическое оборудование** — узлы и агрегаты технологических объектов, имеющие отношение к осуществляемым процессам в ходе эксплуатации объектов в контексте применяемой технологии.

**Технологические параметры** — телеметрические данные технологического оборудования, характеризующие происходящие при эксплуатации физические процессы (например, температура и давление газа на входах и выходах ГРП, объемный расход газа при отпуске его потребителям на выходе ГРС, вибрация ведущего вала морского судна, расход топлива двигателями судна, и т. п., в широком применении термина).

**Телеметрическое оборудование** - оборудование для телеметрии технологических объектов, взятое совокупно по отдельному объекту. Комплектуется согласно проекту на отдельный объект. Как правило, включает в себя телеметрический контроллер, устройство обеспечения электропитания, датчики телеметрии (смонтированные на технологическом оборудовании в соответствии с правилами промышленной безопасности).

**Цифровая платформа** - программная среда, в которой аппаратные средства интегрируются с прикладными решениями, бизнес-модель, позволяющая потребителям и поставщикам связываться онлайн для обмена продуктами, услугами и информацией, включая предоставление продуктов/ услуг/ информации собственного производства.

**Нештатные события** - любой тип событий (не обязательно аварийный) на оборудовании регуляторного пункта, нарушающий состояние нормальной (режимной) работы объекта. Например - открытие двери объекта, превышение уровня давления выше определенной режимом уставки.

**"Цифровой двойник"** - цифровая копия физического объекта или процесса, помогающая оптимизировать эффективность бизнес-процессов.

**Computing Edge** – технология краевых распределенных вычислений, основанная на проведении аналитической обработки данных на конечных устройствах, установленных непосредственно на контролируемых объектах/узла/участках технологических систем с передачей на верхний уровень ПО результатов обработки. Отличается от централизованной (серверной) аналитической обработки данных, поступающих в единые системы сбора данных и лишь затем анализируемых.

**Система поддержки принятия решений** (англ. Decision Support System, DSS)—компьютерная автоматизированная система целью которой является помощь людям, принимающим решение в сложных условиях для полного и объективного анализа предметной деятельности. Это означает, что она выдаёт информацию (в печатной форме, или на экране монитора, или звуком), основываясь на входных данных, помогающую людям быстро и точно оценить ситуацию и принять решение.

**Аналитическая система** — целостная реализация анализа телеметрических и высокочастотных данных системы технологических объектов, включающая в себя программно-аппаратные решения для приема и обработки данных телеметрии технологических объектов с получением аналитических результатов обработки и интерфейсные решения для отображения и диспетчеризации полученных результатов аналитической обработки.

**SCADA** (от англ. Supervisory Control And Data Acquisition - диспетчерское управление и сбор данных) —программный пакет, предназначенный для разработки или обеспечения работы в реальном времени систем сбора, обработки, отображения и архивирования информации об объекте мониторинга или управления.

**Аналоговые каналы данных** - каналы приема телеметрической информации о состоянии объекта телеметрии, имеющие непрерывную форму числового отображения (например, показатели давления или температуры на объектах).

**Дискретные каналы данных** - каналы приема телеметрической информации о состоянии объекта телеметрии, имеющие дискретную (как правило, двоичную) форму отображения (например, состояние дверей или предохранительных клапанов по типу 0-1 : "закрыто - открыто").

**Дистанционная диагностика** - возможность производить оценку состояния объекта без непосредственного контакта с ним, на основании анализа телеметрических данных объекта.

**Сводная обработка данных** - одновременное исследование телеметрических данных отдельных объектов совокупно, с учетом физических, временных, типовых взаимосвязей между ними.

**Горизонт прогноза** - параметр настройки нейронной сети, максимальный период для прогноза.

**Глубина прогноза** - параметр настройки нейронной сети, период взятых исторических данных от контрольной метки времени, необходимый для формирования прогноза.

**Виброакустическая диагностика** — аналитическая оценка состояния основного оборудования, основанная на показателях датчиков вибрации и микрофонов, установленных на ключевых узлах и механизмах оборудования.

**Высокочастотные данные** — набор аналоговых данных в виде временных рядов, принимаемых с частотой  $N$  замеров в секунду ( $N$  – частота дискретизации сигнала), позволяющий преобразовать абсолютные показатели в амплитудно-частотные характеристики сигнала (преобразованиями Фурье, вейвлет — преобразованиями) — то есть, в общем случае, разделить поток данных (2-мерный) в набор показателей амплитуд набора частот по времени (3-мерный).

**Многопараметрическая прогностика** — прогнозирование значений не конкретного параметра данных по 2-мерному временному ряду, а по группе параметров. Нелинейная оптимизация многопараметрических задач — целевое определение применения нейросетей.

**Параметрическая взаимокорреляция** — выявление неявной зависимостей показателей различной размерности (например, виброскорости узла оборудования и уровня давления газа, пропускаемого через узел) Нормализованные показатели — способ сравнительного анализа показателей различных единиц измерения (например, соотношение входного давления в мегапаскалях и выходного давления в мм водного столба на одной шкале измерений), реализуется приведением абсолютных показателей к относительным (как правило, в долях или в процентах от абсолютного максимума за период измерений).

**Основное оборудование** - оборудование технологических объектов, взятое совокупно по отдельному объекту. Комплектуется согласно проекту на отдельный объект.

**Валидация данных** (англ. Data validation) — процесс проверки данных различных типов по критериям корректности и полезности для конкретного применения. Валидация данных проводится, как правило, после выполнения операций ETL и для подтверждения корректности результатов работы моделей машинного обучения (предиктов).

**Метапризнак** — признак, полученный в качестве выходного параметра нейросети и используемый в качестве входного параметра другой нейросети.

**Чанк** — временной период, определяемый по количеству частотных отсчётов. Так, чанк в 8000 замеров при заданной частоте дискретизации в 8 КГц определяет период в 1 секунду. Применяется в алгоритмах организации приёма и обработки высокочастотных данных реального времени.

## **ОБОРУДОВАНИЕ И МАТЕРИАЛЫ. ОРГАНИЗАЦИОННО-ПОДГОТОВИТЕЛЬНЫЕ И МОНТАЖНЫЕ РАБОТЫ**

### **1. Выбор объектов для установки нейрокомпьютеров. Характеристика объектов.**

При выборе объектов для установки нейрокомпьютеров, необходимо следующие критерии:

- на этапе внедрения интеллектуальной системы предпочтительна установка нейрокомпьютеров на объекты ГРП, оснащенные телеметрией;

- объекты должны быть взаимосвязаны в системе сети газораспределения от одной ГРС, группами по различным веткам, по возможности - с различными типами взаимосвязей, для проведения комплексного анализа воздействия различных видов событий на объекты в пределах отдельных участков от одной ГРС;

- объекты должны быть работоспособны к моменту установки устройств, с наличием архива данных для их предобработки и возможности обучения нейросети;

- в силу особенностей аппаратной части нейрокомпьютеров, объекты желательно выбирать с питанием телеметрических контроллеров от сети 220В;

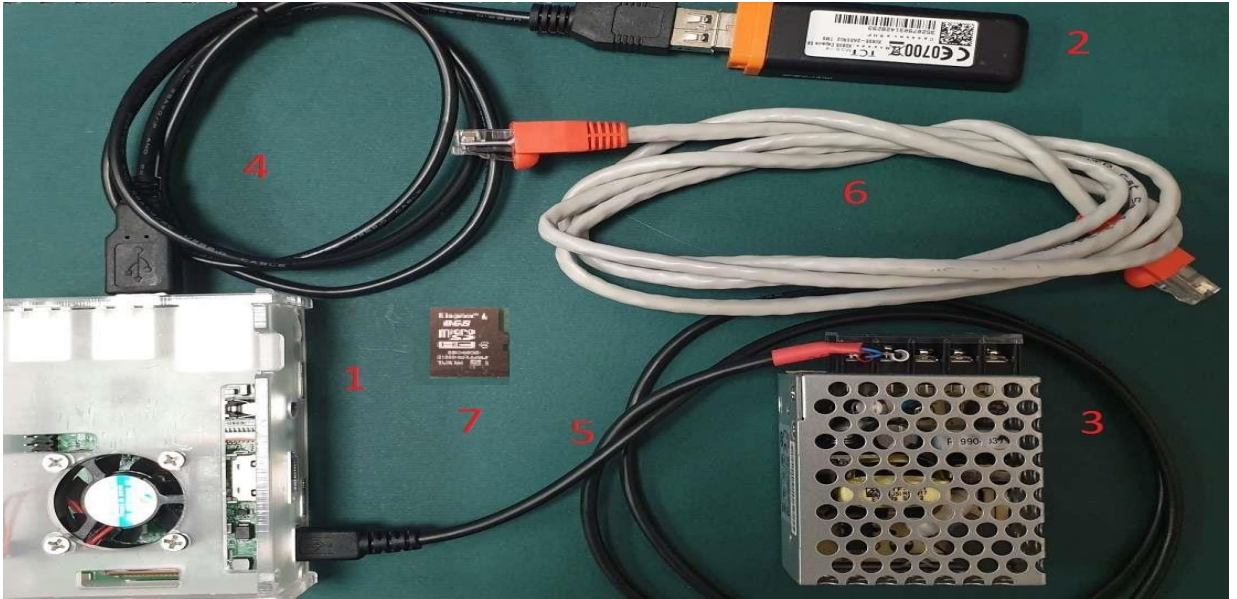
- объекты должны быть оснащены телеметрией версии не ниже «ССофт Сигнал Prof 6.3»;

- для корректной работы нейрокомпьютеров необходим стабильный уровень GSM сигнала, или наличие сети Ethernet.

Выбор и обследование объекта занимают до одного дня.

### **2. Комплект для установки нейрокомпьютера. Схема подключения.**

Комплект для установки нейрокомпьютера представлен на рисунке:



1- Raspberry PI3, 2- 3G модем, 3- блок питания 5В, 4- USB удлинитель, 5- Кабель питания Micro USB с поддержкой тока не менее 3А, 6- Патч-корд, 7- Карта памяти 16Gb.

При необходимости комплект можно расширить за счет подключения акустических и вибродатчиков, так же может потребоваться дополнительный блок питания на 12В и звуковая карта USB.



Акустический датчик

Вибродатчик

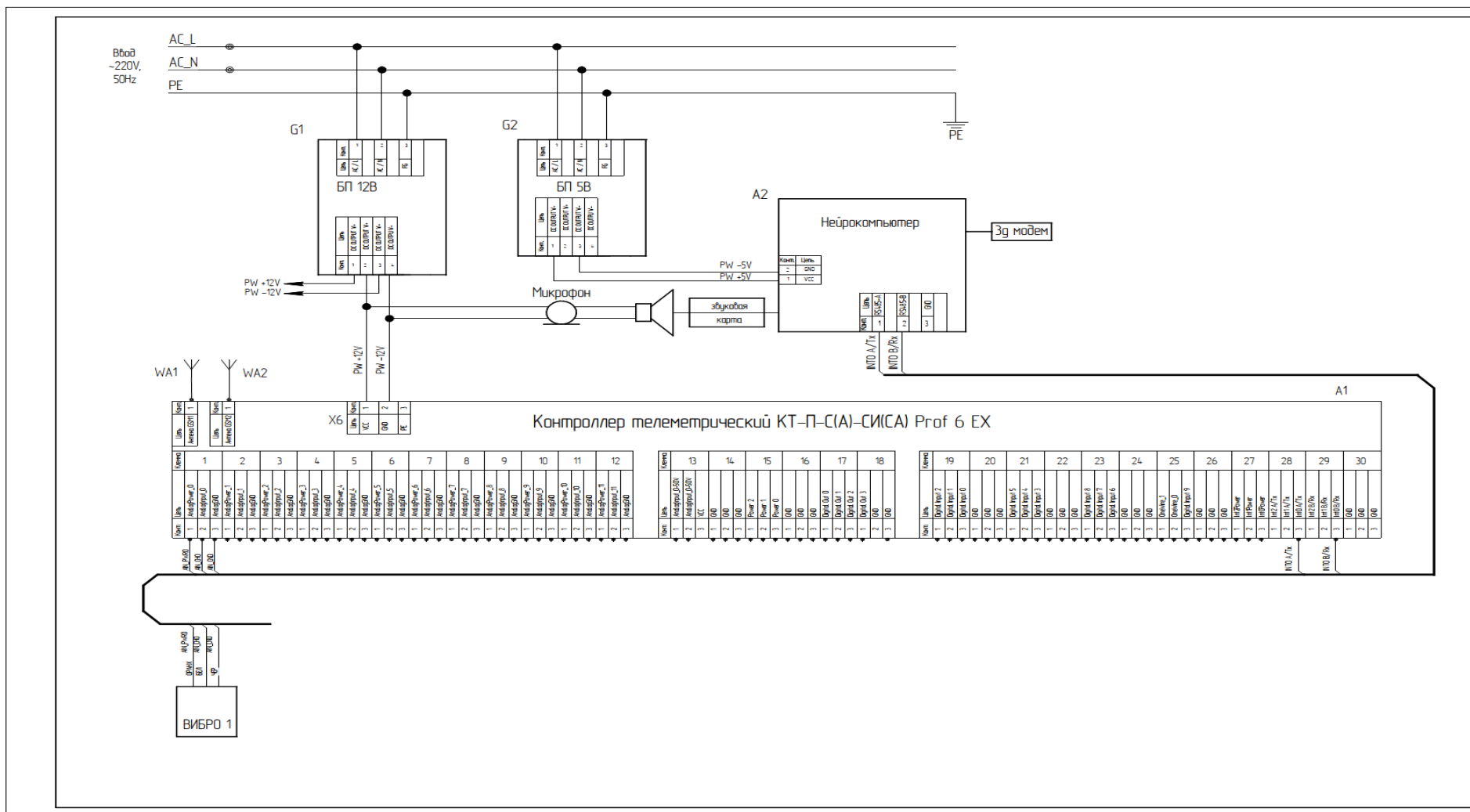


Звуковая карта USB



Блок питания 12В

# СХЕМА ПОДКЛЮЧЕНИЙ





**Аппаратная база выполнения диагностики:**

Одноплатное устройство Rapsberry 3pi b (в задачах 2023 — адекватный переход на устройства Orange 4pi)

**Rapsberry 3pi b**

Процессор: Broadcom BCM2837 1.2ГГц четырехъядерный ARM Cortex-A53

GPU: двухъядерный VideoCore IV

Оперативная память: 1ГБ LPDDR2

Беспроводная связь: Wi-Fi (802.11 b/g/n) и Bluetooth 4.1 (классический Bluetooth и LE)

Операционная система: Запуск с Micro SD карты, дистрибутивы Linux или Windows 10 IoT

Размер: 85 x 56 x 17мм:

Питание: Micro USB socket 5.1В/2.5А

**Orange Pi 4** — принятый в качестве нейрокомпьютера на 2023 год

Процессор	64-битный 6-ядерный с тактовой частотой до 2.0 ГГц: 2 ядра ARM Cortex-A72 и 4 ядра ARM Cortex-A53 с отдельным сопроцессором NEON
Графический процессор	Четырёхъядерный ARM Mali-T860 MP4 GPU. Полностью совместим с OpenGL ES1.1/2.0/3.0/3.1, OpenVG1.1, OpenCL, DirectX11.1. Поддержка AFBC
Оперативная память	4 ГБ LPDDR4 SDRAM (совместно с GPU)

**Операционная система реализации:**

linux Ubuntu - бесплатная операционная система с открытым исходным кодом, разработанная Canonical Ltd. на основе дистрибутива Linux и Unix-подобной операционной системы Debian

**Программная среда реализации:**

Python 3.6+

Программные библиотеки, подключаемые при выполнении кода, приводятся по каждому из применяемых методов отдельно ниже по тексту.

**Каналы связи (возможные варианты обработки и передачи информации)**

Связь с верхним уровнем – ТСП.

На контрольных объектах использовано VPN-соединение через 3G.

Возможны альтернативные варианты (по согласованию), в том числе с использованием сторонних каналов связи.

Возможен вариант без каналов связи: автономная работа устройства с записью промежуточных результатов на присоединенный носитель.

Связь с оборудованием Ethernet, RS485.

## **Метод 1. Аналитическое определение открытия ПСК средствами нейросетевой прогностики показателей.**

Реализуется при выполнении программы «Программа прогностики технологических показателей давления газа на устройствах краевых распределенных вычислений»

### **Используемые открытые библиотеки:**

Pandas, numpy, scikit-learn, datetime, matplotlib, tensorflow, keras

**Архитектура исполнения** — двухмодульная, включающая **модуль обучения** нейронной сети на архивных данных технологического объекта и **модуль исполнения**, использующий файл весов сети, получаемый на выходе обучающего модуля для каждого из каналов давления и выполняемый при обработке данных реального времени.

### **Параметры реализуемой нейросети**

Тип сети — MLP (многослойный персептрон)

Глубина данных — 1 сутки (73 точки с интервалом в 20 минут)

Дамми-переменные — месяц, час приема реальных данных (12 + 24 = 36 параметров)

Всего входов в нейросеть — 109

Горизонт прогноза — 4 часа

Выходные данные — пакет из 240 значений с интервалом в 1 минуту

Слой — 109-64-64-16-1

Активаторы слоев — Relu, выходной слой - linear

Оптимизатор — Adam

Функция ошибки — MAE, метрика потерь — Log\_cosh

### **Выходные значения нейросети**

**Прогноз нейросети** — аналоговое значение прогноза по актуальным данным опорного канала давления (в задачах определения сброса через ПСК — каналы давления газа на выходах низкого давления контрольных объектов, в мм.вд ст.);

**Расхождение действительности и прогноза** — аналоговое значение, арифметическая разность по актуальному показанию давления и показанию прогноза, сделанного за 4 часа ранее до момента получения актуального показателя;

**Признак расхождения действительности и прогноза** — канал-перечисление, принимающего 3 возможных значения (0, -1, 1), фиксирующего факт расхождения разницы выше допустимых пределов отклонений и тип отклонения (0=норма, -1=«прогноз выше действительности» при нетиповом понижении давления более лосса по модулю, определенного при обучении нейросети, 1=«прогноз ниже действительности» при завышении давления от типового более лосса по модулю).

Представление нейросетевой прогностики в интерфейсе таблицы каналов и в окне графиков и таблиц.

(id:1228) Кировский р-н, с. Дедилово, ул.Советская, д.10

Сведения о текущем объекте | Карта | Файлы текущего объекта

Таблица каналов | Приборная панель | Мнемосхема | Мнемосхема (изображение) | История комментариев объекта | Состояние объекта

Характеристики объекта | Настройки объекта

Всего каналов: 31 | Группировать по: = Без группировки =

Id	Название	Значение	Время последнего обновления	Спецификация
546683018	Уровень GSM-Сигнала	64 %	24.11.2022 10:24:41	Modbus.Hold.Reg:04360,1
546683022	Температура техн.	14.2 °C	24.11.2022 10:25:04	Modbus.Hold.Reg:00014,2
546683014	Температура служебн.	8.5 °C	24.11.2022 10:25:04	Modbus.Hold.Reg:00012,2
546693741	Счетчик соединений	44 902 ед.	24.11.2022 10:21:51	CONCOUNT
546697581	Связь с нейрокомпьютером	Есть связь	24.11.2022 10:25:18	Server.Online:1;Resul
546696155	Связь Нейрокомпьютер <-> Prof	Есть	24.11.2022 10:24:54	Modbus.Hold.Reg:0x0000
546683017	ПЗК 1	Открыт	24.11.2022 10:24:28	Modbus.Hold.Reg:00097,1
546683025	Напряжение батареи	23.85 В	24.11.2022 10:24:26	Modbus.Hold.Reg:00024,2
546683015	КНП 220В	Есть 220В	24.11.2022 10:24:30	Modbus.Hold.Reg:00103,1
546683027	Загазованность СО служ.	Нет	24.11.2022 10:24:30	Modbus.Hold.Reg:00102,1
546683021	Загазованность СН4 техн.	0.475 %, НКПР	24.11.2022 10:24:24	Modbus.Hold.Reg:00020,2
546683028	Загазованность СН4 служ.	Нет	24.11.2022 10:24:30	Modbus.Hold.Reg:00101,1
546697829	Загазованность СН4 возле сброса	6.241 %, НКПР	24.11.2022 10:25:02	Modbus.Hold.Reg:00018,2
546683016	Дверь шкафа ТМ	Закрыта	24.11.2022 10:24:28	Modbus.Hold.Reg:00096,1
546683024	Дверь техн. помещения	Закрыта	24.11.2022 10:24:28	Modbus.Hold.Reg:00099,1
546683023	Дверь служ. помещения	Закрыта	24.11.2022 10:24:28	Modbus.Hold.Reg:00098,1
546697969	Давление на выходе Н/Д (разность прогноза и факта)	-5.382 мм в.ст.	24.11.2022 10:24:54	Modbus.Hold.Reg:0x0006
546699204	Давление на выходе Н/Д (признак расхождени..)	Норма	24.11.2022 10:24:54	Modbus.Hold.Reg:0x0014
546697723	Давление на выходе Н/Д (нейросеть, прогноз)	197.5 мм в.ст.	24.11.2022 10:24:54	Modbus.Hold.Reg:0x0008
546683019	Давление на выходе Н/Д	193 мм в.ст.	24.11.2022 10:24:48	Modbus.Hold.Reg:00002,2
546696154	Давление на входе (разность прогноза и факта)	0 МПа	24.11.2022 10:24:54	Modbus.Hold.Reg:0x0008,
546699177	Давление на входе (признак расхождения действительн..)	Норма	24.11.2022 10:24:54	Modbus.Hold.Reg:0x00012

Искать канал:  Название, ID, спецификация

(id:546697723) Давление на выходе Н/Д (нейросеть, прогноз)

График и значения канала | Состояние канала | Характеристики канала | Настройки канала | Отладочная информация по каналу

Период: посл. 2 суток | Усреднение: нет | Данные | Отображать | Значений: 2717

Внешний вид графика:  Линия: Ломаная

График и таблица значений прогностики (горизонт в 4 часа)

Значение	Время
197.5	24.11.22 14:24:54
198	24.11.22 14:22:51
198.2	24.11.22 14:21:54
198.5	24.11.22 14:20:51
197.4	24.11.22 14:19:45
197.3	24.11.22 14:18:51
197.3	24.11.22 14:17:45
197.3	24.11.22 14:16:51
197.3	24.11.22 14:15:45

Предвар. мин.: 196 мм в.ст. | Давр. мин.: 125 мм в.ст.

Последнее обновление значений: 10:25:28 | Текущее время: 10:25:52

Канал связи с нейрокомпьютером

Каналы прогностики

Опорный канал давления

График и таблица значений прогностики (горизонт в 4 часа)

### **Алгоритм подготовки и выполнения нейросетевой прогностики по каналам давления:**

1. Прием данных по контрольному каналу давления (глубиной архива не менее 1 года для полного учета сезонности), предобработка, интерполяция с периодом в 1 минуту, создание сводного датасета.
2. Обработка датасета обучающим модулем стандартной архитектуры — получение файла весов неросети применительно к конкретному опорному каналу.
3. Направления файла весов в модуль выполнения прогноза на нейрокомпьютер (установка заново для нового объекта, либо замена ранее примененного файла весов). Обработка данных в режиме приема данных реального времени. Выдача на серверный уровень трех выходных переменных нейросети (см. выше) в условиях постоянной работы в автоматическом режиме.

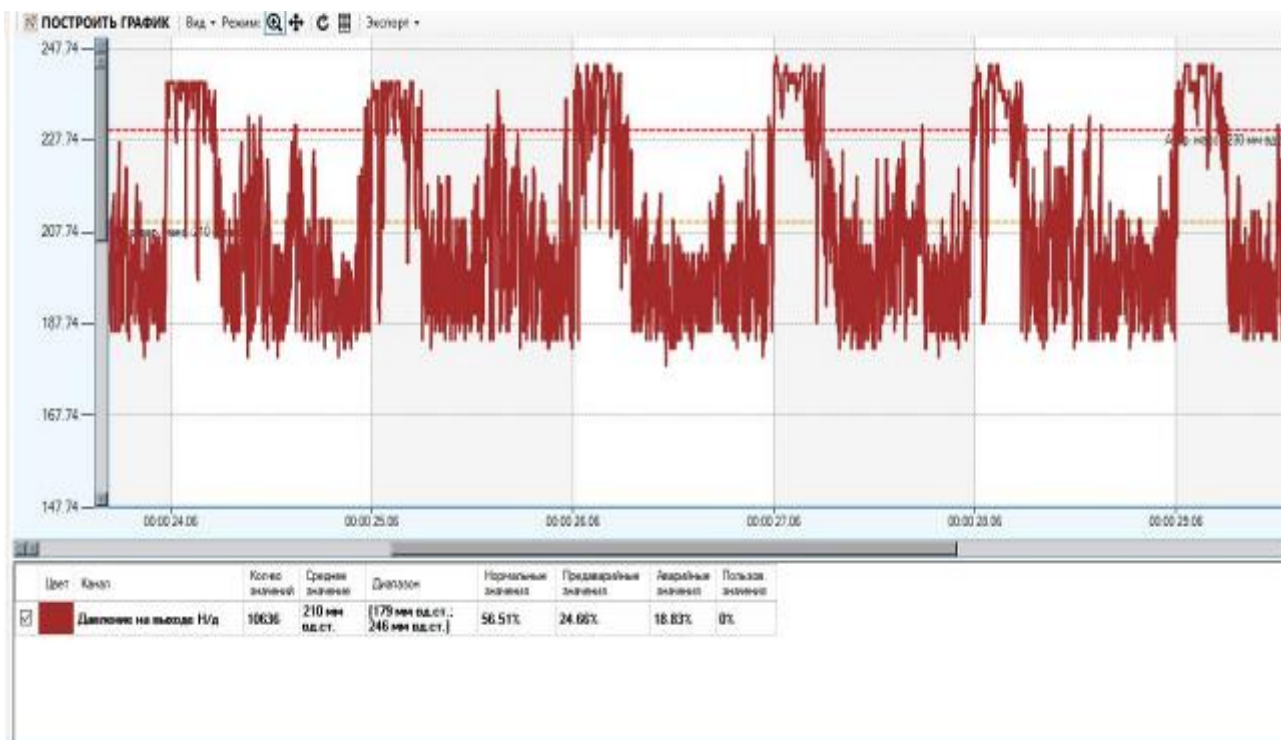
### **Последовательность выполнения диагностики открытия ПСК аналитическим методом:**

1. При получении верхним уровнем обработки сигнала от модуля выполнения прогностики по каналу низкого давления двух типов:
  - а) прогноз достиг предаварийного значения в тренде на горизонте 4 часов;
  - б) признак разницы прогноза и действительности принял значение 1 = «прогноз ниже действительности»

ставится флаг контроля за состоянием канала с меткой времени.

2. Если при поставленном флаге контроля в течении 5 периодов фиксируется последовательность отличных от нормы показаний канала прогностики, определяется аналитическое состояние канала давления:
  - а) При поступлении последовательных сигналов «1» по признаку расхождения действительности и прогноза с сохранением уровня показателя разницы — фиксируется потенциальный сброс через ПСК (аналитически определяется «плато» по верхнему уровню канала давления на выходе Нд);
  - б) При поступлении чередования сигналов «1» и «-1» по признаку расхождения фиксируется потенциальная проблема с регулятором давления, без отметки сброса через ПСК.

Пример аналитически определяемого сброса через ПСК («плато» показателя давления на уровне сброса фиксируется в течении 6 дней, ежедневно, с 0 до 6 часов). Сброс подтвержден показателями ИГМ на сбросной свече.



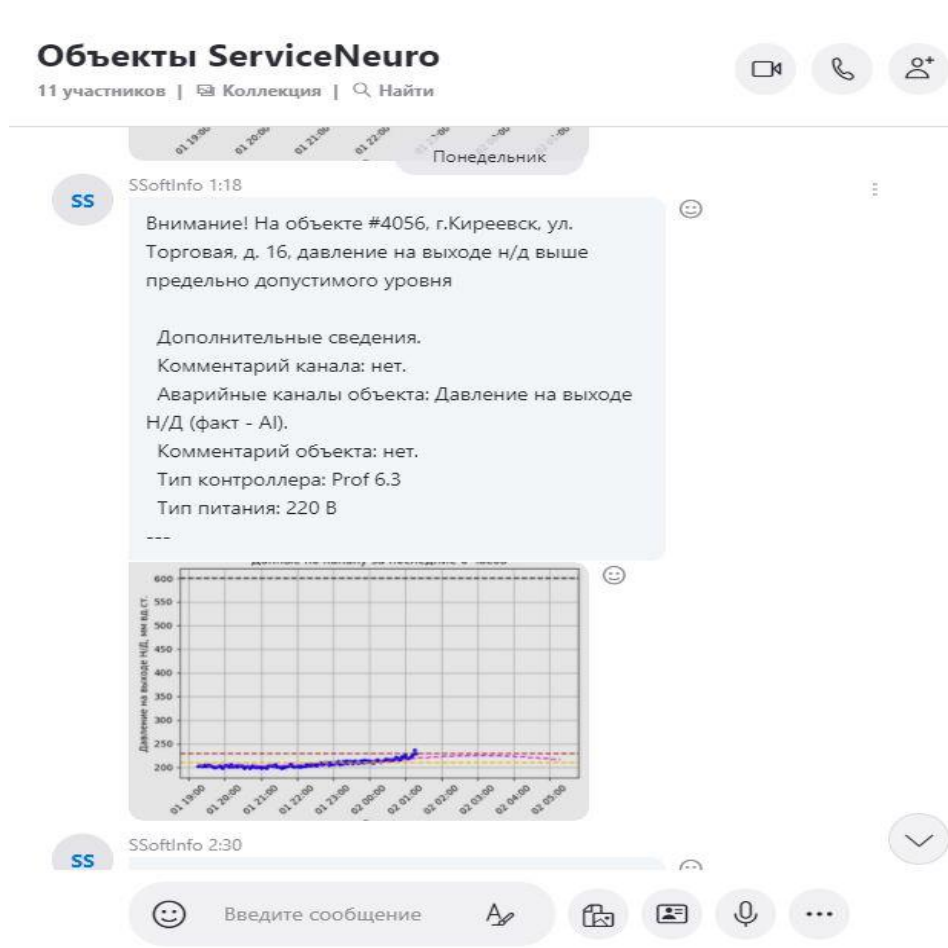
3. Достоверность показателей фактурно проверяется по замеру сброса газа на свече выхода Нд контрольного объекта (также, косвенно — по динамике показателей загазованности технического помещения контрольного объекта).

4. При прекращении приема сигналов (обоих типов, по п.1) в течении 5 последовательных пакетов, флаг контроля снимается с временной меткой 1-го пакета. В таком случае на верхнем уровне обработки фиксируется событие «спорадический всплеск давления» (который может быть случайным, либо исходить от датчика).

5. По фиксации время начала сброса (по установке флага контроля) и конца сброса (по снятию ) определяется длительность зафиксированных событий. Исходя из показателя давления на объекте и действующих методик расчета калькулируется расчетный объем зафиксированного стравливания газа в случае, если зафиксировано событие «потенциальный сброс через ПСК».

6. Все события, зафиксированные системой прогностики по каналам данных нейрокомпьютера, сохраняются в базе данных и могут быть отражены на графиках, в таблицах и журналах верхнего уровня диспетчеризации.

Пример онлайн-уведомления о факте завышения на канале Н/д с аналитически определяемым сбросом через ПСК.



## Метод 2. Определение открытия ПСК нейросетевой классификацией акустических данных.

Реализуется при выполнении программы «Программа распознавания и классификации аудиоданных нейросетью в режиме реального времени»

### Используемые открытые библиотеки:

Pandas, numpy, scikit-learn, datetime, matplotlib, scikit-learn, librosa, PyAudio

**Архитектура исполнения** — трёхмодульная, включающая **модуль аналитики**, определения полос частот и разметки классов звуковых событий на основании обучающего набора аудиозаписей **модуль обучения** нейронной сети на объединенном размеченном наборе аудиозаписей с ПСК технологического объекта и **модуль исполнения**, использующий файл весов сети, получаемый на выходе обучающего модуля и выполняющей классификацию звуковых событий на клапане ПСК в режиме непрерывного приема реального времени, с постоянной заданной периодизацией.

**Алгоритм работы программы:****1. Модуль разбора и разметки аудиоданных для обучения нейросети****Входные данные:**

различные типы звуков в форме аудиозаписей формата wav произвольной продолжительности, предварительно обработанные в аудиоредакторе с целью минимизации пауз и посторонних звуков в записи. Все записи должны быть выполнены с одной и той же частотой дискретизации записи.

**Настраиваемые параметры:**

Частота дискретизации приема (должна быть равна частоте дискретизации записей), выбор значимых параметров (мел-кепстральные характеристики, полосы частот в разложении по спектру преобразованием Фурье, характеристики бита и центроиды, в зависимости от характерных признаков согласно целевой задачи распознавания), название метки классифицируемого признака, ширина скользящего окна для экспоненциального усреднения данных.

**Выходные данные:**

Числовые характеристики звука в виде параметрических числовых рядов и метки класса, сохраненные в виде таблиц в формате .csv

**Последовательность выполнения:**

- загрузка библиотек librosa, pandas, numpy, sklearn, samplerate;
- загрузка аудиофайла в формате wav, характеризующее технологическое событие;
- преобразование данных аудиофайла на значимые признаки в форме временных рядов с периодизацией фреймов согласно частоте дискретизации записи;
- создание составного датафрейма аудиоданных в типовом формате: строки по абсолютному времени, столбцы — по именованным признакам ;
- создание полей экспоненциального среднего по каждому параметру по скользящему окну заданной ширины, удаление исходных полей и поля времени, удаление строк до первого действительного значения экспоненциального среднего;

- присвоение полученному набору разметки — типовому обозначению технологического события (используется как целевая переменная при обучении нейросети);
- сохранение созданного набора данных в формате .csv ;

## **2. Модуль подготовки и нормализации обучающего набора данных, обучения нейросети и сохранения параметров сети**

### **Входные данные:**

Размеченные данные для обучения, полученные по результату отработки модуля 1.

### **Настраиваемые параметры:**

параметры разделения обобщенной выборки на обучающий и тестовый наборы данных, параметры обучения нейросети, параметры стандартизации входящих в нейросеть данных.

### **Выходные данные:**

Сохраненная модель обученной нейронной сети (слои, веса) в формате pickle.

Сохраненные параметры стандартизации входов в формате pickle.

Объединенный датафрейм обучения с разметкой в файле формата csv.

### **Последовательность выполнения:**

- загрузка библиотек pandas, numpy, sklearn (модули стандартизации и классификационной нейросети), joblib;
- загрузка исходных наборов размеченных данных в объединенный датафрейм, сохранение объединенного датафрейма ;
- разделение датафрейма на набор входящих данных и значение целевого параметра;
- стандартизация полей датафрейма входящих данных типовым способом, сохранение параметров стандартизации в файл pickle;
- разделение наборов входящих данных и целевого параметра на обучающий и тестовый наборы;
- обучение классификационной нейросети, проверка качества обучения по заданным метрикам;
- сохранение модели нейросети в формате pickle, проверка прогноза на исходных и прогнозируемых значениях целевого параметра.



### **3. Модуль выполнения классификации аудиоданных в режиме реального времени.**

#### **Входные данные:**

Звук, в потоковом режиме принимаемый с микрофона.

Сохраненная модель обученной нейронной сети (слои, веса) в формате pickle.

Сохраненные параметры стандартизации входов в формате pickle.

#### **Настраиваемые параметры:**

Данные канала микрофонного входа, частота дискретизации аудиосигнала, параметры принимаемой в потоковом режиме аудиоинформации.

#### **Выходные данные:**

Классификация звукового сигнала в форме значения целевой переменной с меткой реального времени (по всему периоду фрагмента в режиме реального времени и итоговая по максимальному значению метки в итоговом наборе)

#### **Последовательность выполнения:**

- загрузка библиотек numpy, pandas, pyaudio, time, librosa, sklearn, joblib, datetime, warnings
- вводная настройка: отмена программных предупреждений выхода, создание переменной метки реального времени, переменной размера скользящего окна, загрузка модели из файла pickle, загрузка параметров стандартизации из файлов pickle (файлы модели и стандартизации по итогам выполнения модуля 2), создание функции стандартизации принимаемых значений;
- создание объекта приема звука в режиме реального времени (функция приема потока по заданным параметрам, старта, остановки и циклического возобновления обработки);
- функция обработки: прием данных из буфера записи, выделение параметров по алгоритму п.1, создание данных скользящих окон экспоненциального среднего, объединение итогового датафрейма на вход модели обученной нейросети;
- вывод данных классификационного прогноза в виде набора значений классификации по принятому периоду потоковой записи и обобщенного единого прогноза (максимум набора).

## Последовательность выполнения диагностики открытия ПСК методом классификации акустических данных:

В задаче классификации акустических данных применительно к цели определения состояния ПСК фиксируются следующие классы событий:

(метка класса = значение канала-перечисления)

0 = Не определено

1 = Фоновый шум

2 = Голоса

3 = Сброс через ПСК 50%

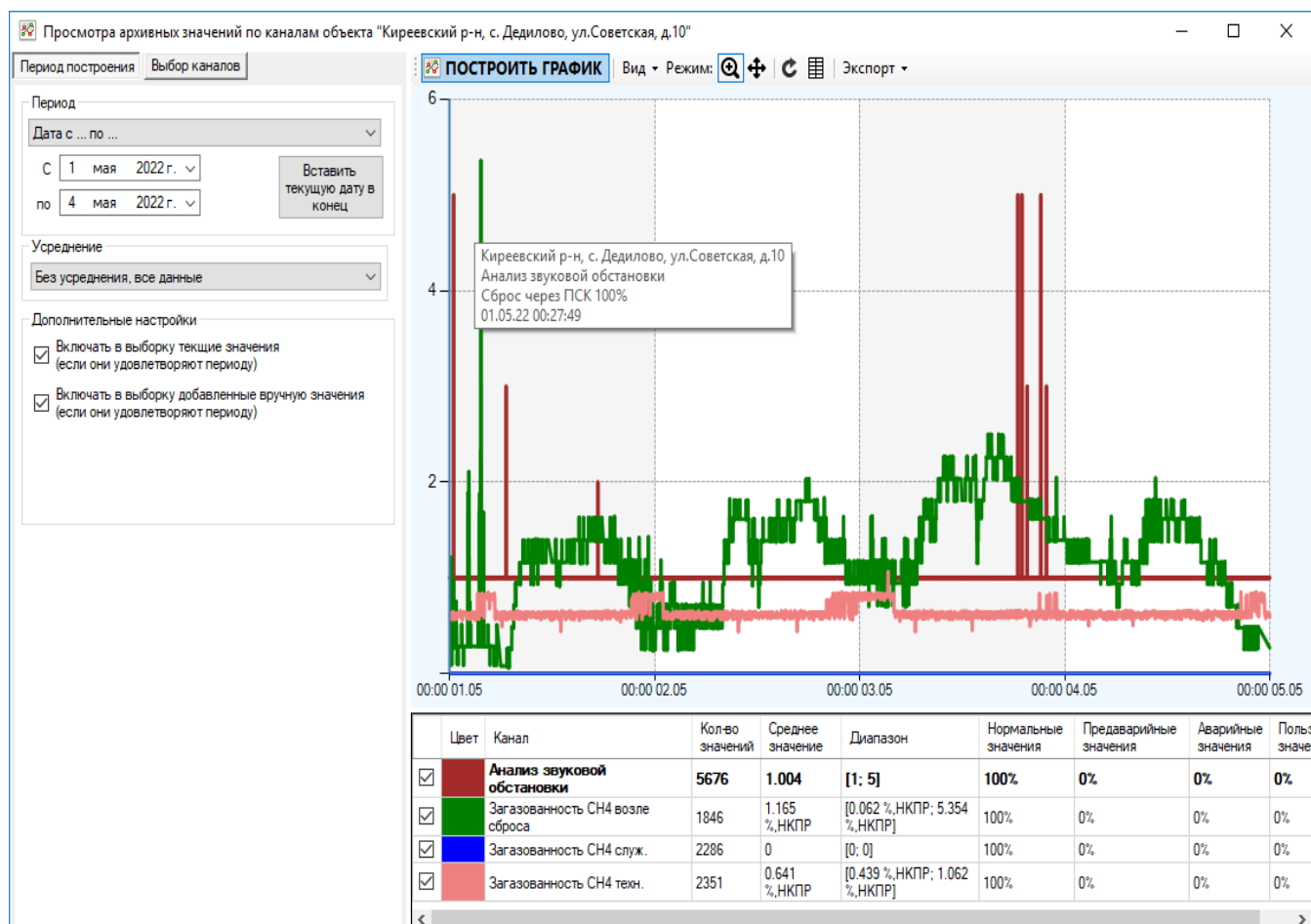
4 = Микрофон отключен

5 = Сброс через ПСК 100%

6 = Посторонние шумы

Всего 7 типов событий, из них события с метками классов 3 и 5 — критические в рамках поставленной задачи.

Фиксация события типа «5 — сброс через ПСК 100%» (показан пример акустической фиксации сброса через ПСК, подтвержденного данными газоанализатора на выходе свечи ПСК)

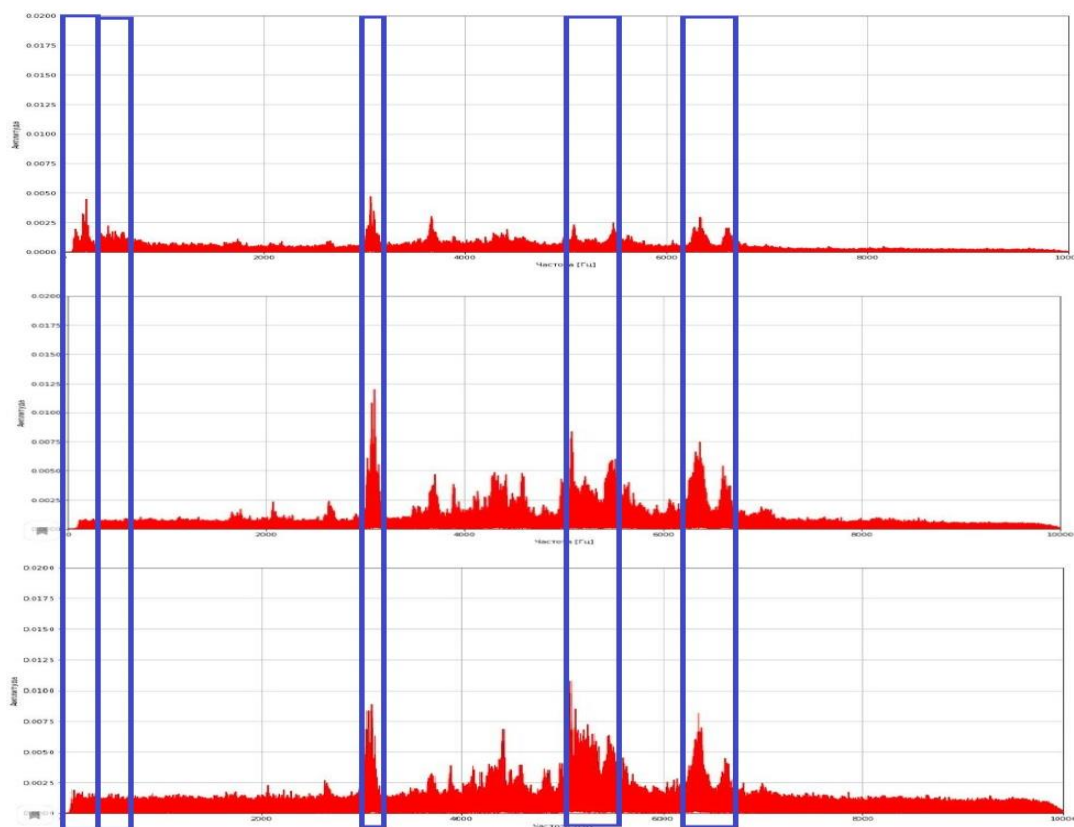


1. Предварительно на объектах через нейροкомпьютеры с подключенным микрофоном и строго фиксированными параметрами настройки (задаваемые в режиме настройки микшера alsamixer) записываются обучающие записи формата wav (не менее 5 минут записи по каждому классу событий).

2. Модулем аналитики проводится разложение аудиозаписей на ряды значений амплитудно-частотных характеристик применяя преобразование Фурье. При анализе спектрограмм выделяются полосы частот, характеризующие различие всех 7 типов акустических событий. Исходные аудиозаписи разбираются на наборы данных по экспоненциальным усреднениям амплитуд в заданных полосах частот, каждой записи присваивается метка класса. Все наборы объединяются в единой датасет для обучения нейросети.

Определение резонансных частот для нейросетевой диагностики акустических событий.

Показаны графики разложения по Фурье 3-х акустических событий: фоновый шум на ГРП (вверху), открытие ПСК на 50% (в середине), на 100% (внизу). Синими прямоугольниками выделены полосы частот, где разница событий наиболее очевидна. Именно эти полосы использует действующая нейросеть, детектируя событие с вероятностью не менее 99,7%.

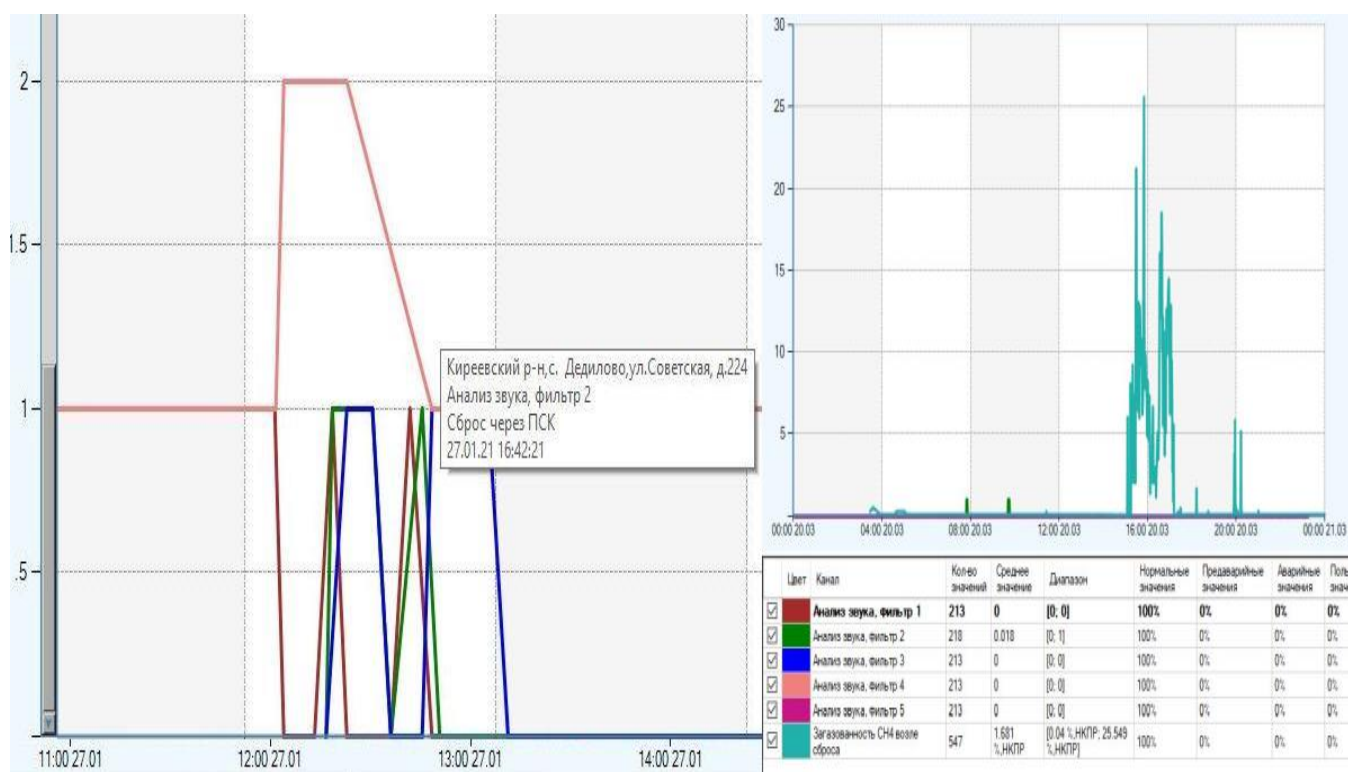


3. Полученный обучающий набор направляется в типовой модуль обучения нейросети, производится обучение, тестирование и валидация (последняя — на

вновь полученных аудиозаписях, не включаемых в обучающий датасет) с получением на выходе файла весов нейросети.

4. Направление файла весов в модуль выполнения прогноза на нейрокомпьютер (установка заново для нового объекта, либо замена ранее примененного файла весов). Обработка аудиоданных в режиме приема данных реального времени от микрофона нейрокомпьютера. Выдача на серверный уровень итогового значения классификации (выполняется каждые 3 секунды непрерывно и в автоматическом режиме исполнения).

Определение акустического события — превышения давления со сбросом через ПСК с подтверждением по показателю загазованности на сбросной свече выхода Н/д



5. При получении верхним уровнем обработки сигнала от модуля выполнения классификации звуковых событий критических значений с метками 3 или 5 («Сброс через ПСК 50%», «Сброс через ПСК 100%») в ПО диспетчеризации фиксируется флаг сброса с выдачей соответствующего предупреждения.

6. Все 7 видов событий фиксируются системой классификации и отображаются в интерфейсе ПО. Кроме указанных в п.5 двух типов событий, и события «Микрофон отключен» (требующего проверки корректности работы аппаратной платформы системы) все остальные события имеют оценку «Норма» применительно к задаче выявления сбросов газа через ПСК.

7. Все события, зафиксированные системой классификации акустических событий ПСК по каналам данных нейрокомпьютера, сохраняются в базе данных и могут быть отражены на графиках, в таблицах и журналах верхнего уровня диспетчеризации.

## Список использованных источников:

1. ГОСТ Р 57700.23-2020 «Компьютерные модели и моделирование. Валидация. Общие положения»
2. Основы виброакустической диагностики и мониторинга машин: учеб. пособие / В. Н. Костюков, А. П. Науменко. – Омск : Изд-во ОмГТУ, 2011. – 360 с. : ил. ISBN 978-5-8149-1101-8
3. *Хайкин Саймон*. Нейронные сети: полный курс, 2-е издание. Издатель. Вильямс, 2008. ISBN. 5845908906, 9785845908902
4. *Шолле Франсуа*. Глубокое обучение на Python = Deep Learning with Python. — Питер, 2018.— ISBN 978-5-4461-0770-4.
5. *Андреас Мюллер, Сара Гвидо*. Введение в машинное обучение с помощью Python. (Introduction to Machine Learning with Python: A Guide for Data Scientists ) - серия O'Reilly, издательство Вильямс, 2017 — ISBN 978-5-9908910-8-1, 9781449369415.
6. *Орельен Жерон*. Прикладное машинное обучение с помощью Scikit\_Learn и TensorFlow (Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques for Building Intelligent Systems )- серия O'Reilly, издательство Вильямс, 2018, - ISBN 978-5-9500296-2-2, 978-1-491-96229-9
7. *Нильсен, Эйлин*. Практический анализ временных рядов: прогнозирование со статистикой и машинное обучение.: Пер. с англ. - СПб.: ООО "Диалектика", 2021. - 544 с. :ISBN 978-5-907365-04-9

Директор ООО «СервисСофт» -  
руководитель проекта



М.В. Панарин

Специалист по охране труда  
АО «Газпром газораспределение Тула»



П.Г. Алексеева

Инженер по охране окружающей среды  
АО «Газпром газораспределение Тула»



И.Н. Базарова

## Приложение Г



**Акционерное общество  
«Газпром газораспределение Тула»  
(АО «Газпром газораспределение Тула»)**

*Для представления в ученый совет*

ул. М. Горького, д. 5А, г. Тула,  
Тульская область, Российская Федерация, 300012  
тел.: +7 (4872) 25-24-00, факс: +7 (4872) 36-74-73  
e-mail: office@tulagaz.ru  
ОКПО 03257126, ОГРН 1027100507180, ИНН 7107029245, КПП 710701001

### АКТ

#### о внедрении результатов диссертационного исследования

Настоящим удостоверяется, что Алексеевой Полиной Геннадьевной в результате проведенных теоретических и экспериментальных исследований разработана информационно-измерительная система дистанционного мониторинга технологических параметров газораспределительных сетей с применением нейрокомпьютерных технологий., позволяющая вести не только непрерывный сбор информации, но и осуществлять прогноз параметров с опережением на четыре часа, которая в настоящее время используется в деятельности АО «Газпром газораспределение Тула», а именно аварийно-диспетчерскими службами для принятия своевременных и превентивных решений и минимизации возникновения нештатных ситуаций на газовых сетях.

**Главный инженер –  
первый заместитель  
генерального директора**



**С.Н. Пахомов**

## Приложение Д



Общество с ограниченной ответственностью  
**«СервисСофт Инжиниринг»**  
 Инновационно-промышленная группа

115201, Москва г, Каширский проезд, дом № 13, помещение XIII Эт. 2, Ком 2, internet: <http://www.ssoft24.ru/> e-mail: [info@ssoft24.com](mailto:info@ssoft24.com)

04.05.2014 № 101/03  
 На.№ \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

Для представления в  
 ученый совет

### АКТ

#### о внедрении результатов диссертационного исследования

Алексеевой П.Г. на основе проведенных исследований и внедрения в эксплуатацию для повсеместного использования на пунктах редуцирования газа разработана технология установки и применения нейрокомпьютеров для определения момента срабатывания сбросных клапанов и объемов выброса природного газа в атмосферу. Кроме того, разработан функционал и визуализация нейросетевой прогностики основных технологических параметров объектов газораспределения, которые нашли применение в ООО «СервисСофт Инжиниринг».

Разработанные Алексеевой П.Г. методы прогнозирования динамики изменения технологических параметров и возможного проявления аварийных ситуаций для объектов территориально распределенных газораспределительных сетей позволяют прогнозировать выходные параметры всех взаимосвязанных объектов при изменении технологического процесса на одном из них.

Директор

**В.В. Сергеев**





## Приложение Е



**Создаем мир, в котором будем ЖИТЬ**

(8452) 39-39-07  
www.exform.ru  
exform@exform.ru

Для  
предоставления  
в ученый совет

### АКТ

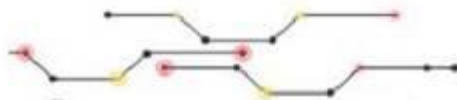
#### о внедрении результатов диссертационного исследования

Настоящим удостоверяется, что рекомендации, содержащиеся в диссертационном исследовании Алексеевой Полины Геннадьевны, в части вибро акустического метода контроля срабатывания предельных сбросных клапанов являются весомыми и ПКФ «Экс-Форма» при компоновке и размещении запорно-регулирующей арматуры в шкафных и блочных пунктах редуцирования газа принимает во внимание проведенные исследования и предусматривает возможность монтажа вибро акустических датчиков.

Разработанные Алексеевой П.Г. конструктивные решения и схемы подключения датчика вибро акустического контроля к шине данных телеметрии используются для установки кабельного канала, связывающего датчик с отсеком под телеметрию.

Руководитель отдела сопровождения  
клиентов

Шинин Алексей  
Анатольевич



ООО ПКФ "Экс-Форма"  
ИНН/КПП 6455004320/645201001; ОГРН 1026403675407  
Адрес: 410512, Саратовская обл., г. Саратов,  
с. Березино-речка, ул. Школьная, д.13  
р/с: 40702810400000046568, к/с 30101810200000000823  
в ГТЛБ (АО) г. Москва

## Приложение Ж

Общество с ограниченной ответственностью  
**«РусГазТехнологии»**  
 научно-производственное предприятие

г.Тула, ул. Щегловская засека, д.30 тел./факс: (4872) 55-26-44 сайт: [www.ssoft24.com](http://www.ssoft24.com) e-mail: [info@ssoft24.com](mailto:info@ssoft24.com)

04.03.2024 № 1-03/24  
 На № \_\_\_\_\_ от \_\_\_\_\_

Для представлении  
 в диссертационный совет

**АКТ**  
**о внедрении результатов диссертационного исследования**


На протяжении 2019-2024 гг Алексеева Полина Геннадьевна проводила теоретические и экспериментальные исследования по усовершенствованию информационно-измерительных и управляющих систем для объектов газораспределения на основе предиктивной аналитики связанных объектов путем применения разработанных ей математических моделей прогнозирования развития событий, сокращения возникновения нештатных ситуаций, в том числе связанных с выбросом природного газа в атмосферу. В результате были разработаны структуры и модели объектов информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных газораспределительных сетей с применением нейросетевых технологий, которые в настоящее время применяется в деятельности ООО НПП «РусГазТехнологии», а именно используются оригинальные технические решения реализации информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных взаимосвязанных газораспределительных сетей с применением нейросетевых технологий.

Генеральный директор

Н.Н. Тюрин



## Приложение 3


 УТВЕРЖДАЮ  
 Декан факультета  
 В.В. Котов  
 \_\_\_\_\_  
 2024 г.


о внедрении результатов диссертации Алексеевой П.Г. на тему «Совершенствование информационно-измерительных и управляющих систем территориально распределенных объектов газораспределения», представленной на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 2.2.11 «Информационно-измерительные и управляющие системы».


В период с 2021 по 2024 год Алексеевой П.Г. проводились исследования в области телеметрического контроля и обработки данных с прогнозом параметров работы оборудования на объектах сетей газораспределения, в том числе по разработке информационно-измерительной системы с применением нейросетевых технологий по минимизации выбросов природного газа в атмосферу и раннего оповещения о внештатных ситуациях.

В рамках работы была создана и внедрена в учебный процесс магистров по направлению «Техносферная безопасность» в виде лекции (дисциплина «Мониторинг техносферы и окружающей среды») информационно-измерительная система определения параметров работы предельного сбросного клапана в пунктах редуцирования газа, реализующая:

- математическую модель обработки многопараметрических данных телеметрии взаимосвязанных объектов газораспределительной сети;
- технологию определения открытия предельного сбросного клапана акустическим методом на базе нейрокомпьютера;
- цифровую математическую модель модуля расчета объема сброса газа в атмосферу при срабатывании предельного сбросного клапана.

На основе результатов диссертационного исследования опубликованы статьи на тему сокращения эмиссии природного газа в атмосферу, которые также используются в виде источников литературы в рабочей программе дисциплины «Мониторинг техносферы и окружающей среды».

Зав. каф. ОТиОС, д.т.н., проф.  В.М. Панарин

Начальник УМУ  А.В. Моржов