

**Министерство образования и науки Российской Федерации**  
 Федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
 высшего образования  
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
 ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**



Институт Кибернетики  
 Направление подготовки 27.04.04 Управление в технических системах  
 Кафедра Систем управления и мехатроники

**МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ**

Тема работы
Модернизация параметрической системы обнаружения утечек нефтепроводов УДК 622.692.282:004.032.26

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8АМ5Б	Джус Александр Иванович		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент кафедры СУМ	Леонов Сергей Владимирович	к.т.н.		

**КОНСУЛЬТАНТЫ:**

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент кафедры менеджмента	Петухов Олег Николаевич	к.э.н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент кафедры ЭБЖ	Извеков Владимир Николаевич	к.т.н.		

**ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:**

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
СУМ	Губин Владимир Евгеньевич	к.т.н.		

## ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ ПО ООП

Код	Результаты
P1	Применять глубокие естественнонаучные и математические знания для решения научных и инженерных задач в области анализа, синтеза, проектирования, производства и эксплуатации средств автоматизации и систем управления техническими объектами.
P2	Уметь обрабатывать, анализировать и обобщать научно-техническую информацию, передовой отечественный и зарубежный опыт в области теории, проектирования, производства и эксплуатации средств автоматизации и систем управления техническими объектами
P3	Ставить и решать инновационные задачи инженерного анализа, связанные с разработкой технических систем управления с использованием аналитических методов и сложных моделей.
P4	Выполнять инновационные инженерные проекты по разработке программно-аппаратных средств автоматизированных систем различного назначения с использованием современных методов проектирования, систем автоматизированного проектирования, передового опыта разработки конкурентно способных изделий.
P5	Планировать и проводить теоретические и экспериментальные исследования в области проектирования аппаратных и программных средств автоматизированных систем с использованием новейших достижений науки и техники, передового отечественного и зарубежного опыта. Критически оценивать полученные данные и делать выводы.
P6	Осуществлять авторское сопровождение процессов проектирования, внедрения и эксплуатации программно-аппаратных средств автоматизированных систем различного назначения
P7	Владеть иностранным языком на уровне, позволяющем работать в интернациональной профессиональной среде с пониманием культурных, языковых и социально-экономических различий партнеров
P8	Осуществлять коммуникации в профессиональной среде и в обществе в целом, активно владеть иностранным языком, разрабатывать документацию, презентовать и защищать результаты инновационной инженерной деятельности, в том числе на иностранном языке.
P9	Эффективно работать индивидуально и в качестве члена и руководителя группы, в том числе междисциплинарной и международной, при решении инновационных инженерных задач.
P10	Демонстрировать личную ответственность и ответственность за работу возглавляемого коллектива, приверженность и готовность следовать профессиональной этике и нормам ведения инновационной инженерной деятельности. Демонстрировать глубокие знания правовых, социальных, экологических и культурных аспектов инновационной инженерной деятельности.
P11	Демонстрировать способность к самостоятельному обучению, непрерывному самосовершенствованию в инженерной деятельности, способность к педагогической деятельности.

**Министерство образования и науки Российской Федерации**  
 федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
 высшего образования  
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
 ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**



Институт кибернетики  
 Направление подготовки 27.04.04 Управление в технических системах  
 Кафедра систем управления и мехатроники

УТВЕРЖДАЮ:  
 Зав. кафедрой СУМ  
 \_\_\_\_\_ Губин В.Е.  
 (Подпись) (Дата) (Ф.И.О.)

**ЗАДАНИЕ**  
**на выполнение выпускной квалификационной работы**

В форме:

Магистерской диссертации
--------------------------

Студенту:

Группа	ФИО
8АМ5Б	Джус Александр Иванович

Тема работы:

Модернизация параметрической системы обнаружения утечек нефтепроводов	
Утверждена приказом директора (дата, номер)	от 28.02.2017 г. № 1398/с

Срок сдачи студентом выполненной работы:	09.06.2017 г.
--	---------------

**ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:**

<p><b>Исходные данные к работе</b></p> <p><i>(наименование объекта исследования или проектирования; производительность или нагрузка; режим работы (непрерывный, периодический, циклический и т. д.); вид сырья или материал изделия; требования к продукту, изделию или процессу; особые требования к особенностям функционирования (эксплуатации) объекта или изделия в плане безопасности эксплуатации, влияния на окружающую среду, энергозатратам; экономический анализ и т. д.).</i></p>	<p>Объектом исследования является нефтепродуктопровод с постоянным диаметром трубы, пролегающий между двумя перекачивающими станциями, не имеющий отводы и самотечные участки, по которому перекачивается однородный нефтепродукт преимущественно одним режимом транспортировки.</p>
<p><b>Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов</b></p> <p><i>(аналитический обзор по литературным источникам с целью выяснения достижений мировой науки техники в рассматриваемой области; постановка задачи исследования, проектирования, конструирования; содержание процедуры исследования, проектирования, конструирования; обсуждение результатов выполненной работы; наименование дополнительных разделов,</i></p>	<p>Предметом исследования является герметичность нефтепродуктопровода, нарушаемая при появлении в нем утечек, возникших вследствие эксплуатационных работ, старения труб.</p> <p>Целью диссертационной работы является повышение эффективности автоматизированной системы обнаружения утечек из нефтепродуктопроводов.</p> <p>Основные задачи исследования:</p> <p>1. Исследование и анализ методов и способов</p>

<i>подлежащих разработке; заключение по работе).</i>	современных систем обнаружения утечек. 2. Построение нейросетевой модели утечки нефтепродукта из магистрального трубопровода.
<b>Перечень графического материала</b> <i>(с точным указанием обязательных чертежей)</i>	
<b>Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы</b>	
<b>Раздел</b>	<b>Консультант</b>
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Петухов Олег Николаевич
Социальная ответственность	Извеков Владимир Николаевич
Обязательное приложение на иностранном языке	Пичугова Инна Леонидовна
Название разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках: Основные теоретические сведения о нейронных сетях, Basic Theoretical Information about Neural Networks.	

<b>Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику</b>	15.01.2016 г.
---	---------------

**Задание выдал руководитель:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент кафедры СУМ	Леонов Сергей Владимирович	к.т.н.		

**Задание принял к исполнению студент:**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8АМ5Б	Джус Александр Иванович		

**Министерство образования и науки Российской Федерации**  
 федеральное государственное автономное образовательное учреждение  
 высшего образования  
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ  
 ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**



Институт кибернетики  
 Направление подготовки 27.04.04 Управление в технических системах  
 Кафедра систем управления и мехатроники  
 Уровень образования – магистратура  
 Период выполнения – осенний/весенний семестр 2016/2017 учебного года

Форма представления работы:

Магистерская диссертация
--------------------------

**КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН**  
**выполнения выпускной квалификационной работы**

Срок сдачи студентом выполненной работы:	09.06.2017 г.
--	---------------

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
25.05.2017 г.	Основная часть	60
27.05.2017 г.	Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	15
27.05.2017 г.	Социальная ответственность	10
1.06.2017 г.	Обязательное приложение на иностранном языке	15

Составил преподаватель:

Должность	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
Доцент кафедры СУМ	Леонов Сергей Владимирович	К.Т.Н.		

СОГЛАСОВАНО:

Зав. кафедрой	ФИО	Учёная степень, звание	Подпись	Дата
СУМ	Губин Владимир Евгеньевич	К.Т.Н.		

## **Реферат**

Выпускная квалификационная работа содержит 168 с., 48 рис., 35 табл., 74 источника, 5 прил.

Ключевые слова: утечки, искусственные нейронные сети, система обнаружения утечек, нефтепродуктопровод, artificial neural networks, leak detection system.

Объектом исследования является нефтепродуктопровод с постоянным диаметром трубы, пролегающий между двумя перекачивающими станциями, не имеющий отводы и самотечные участки, по которому перекачивается однородный нефтепродукт преимущественно одним режимом транспортировки.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности автоматизированной системы обнаружения утечек из нефтепродуктопроводов.

В процессе исследования проводились анализ методов и способов современных систем обнаружения утечек и построение нейросетевой модели утечки нефтепродукта из магистрального трубопровода.

В результате исследования разработана нейросетевая модель, описывающая процессы истечения жидкости из нефтепродуктопровода, отличающаяся тем, что она учитывает математическую зависимость между давлением, расходом и координатой утечки.

Степень внедрения: необходимы дальнейшие теоретические, экспериментальные и опытно-конструкторские работы.

Экономическая эффективность заключается в снижении потерь нефтепродукта, экологического воздействия на почву и питьевую воду, экономических затрат на простой предприятия и риска возникновения чрезвычайной ситуации. Применение искусственных нейронных сетей при низких затратах позволило повысить точность определения места утечки. В результате чего увеличивается скорость обнаружения утечки и уменьшается время ликвидации разлива.

## Определения и сокращения

В представленной работе используются следующие обозначения и сокращения:

АРМ – автоматизированное рабочее место

АЭ – акустическая эмиссия

ВОСК – волоконно-оптический сенсорный кабель

ГПС – головная перекачивающая станция

ДД – датчик давления

ИНС – искусственная нейронная сеть

КИП – контрольно-измерительный прибор

КП – контролируемый пункт

ЛПДС – линейная производственно-диспетчерская станция

ЛЧ – линейная часть

МН – Магистральный нефтепровод (нефтепродуктопровод)

МНПП - магистральный нефтепродуктопровод

НБ – нефтебаза

НИИ – научно-исследовательский институт

НПЗ – нефтеперерабатывающий завод

НС – нейронная сеть

ПЗУ – постоянное запоминающее устройство

ППС – промежуточная перекачивающая станция

РБ – раздаточный блок

РВС – резервуар вертикальный стальной

РВСП – резервуар вертикальный стальной с понтоном

РВСПК – резервуар вертикальный стальной с плавающей крышкой

РГС – резервуар горизонтальный стальной

САМПО – система автоматического непрерывного мониторинга протяжённого объекта

СДКУ – система диспетчерского контроля и управления

СОД – средство очистки и диагностики

СОИ – система обработки информации

СОУ – система обнаружения утечек

СТ – соединительные трубопроводы

ТВР – технологические временные ряды

BP – British Petroleum

GPS – Global Positioning System

NNT – Neural Network Toolbox

OLE – object linking and embedding

OPC – OLE for process control

PNN – Probabilistic Neural Networks

RBFN – Radial Basis Functions Networks

TFLN –распределенные сети прямого распространения с задержкой по времени



## Оглавление

Реферат.....	6
Определения и сокращения .....	7
Введение.....	11
Обзор литературы .....	14
1 Обзор и критический анализ современных методов и систем обнаружения утечек.....	15
1.2 КЛАССИФИКАЦИЯ СИСТЕМ ОБНАРУЖЕНИЯ УТЕЧЕК.....	16
1.3 ПАРАМЕТРИЧЕСКИЕ МЕТОДЫ ОБНАРУЖЕНИЯ УТЕЧЕК .....	17
1.4 АЛГОРИТМ ОПРЕДЕЛЕНИЯ УТЕЧЕК ПО «ВОЛНЕ ДАВЛЕНИЯ».....	22
1.5 КОМБИНИРОВАННЫЕ СОУ.....	24
1.6 МЕТОДЫ ОБНАРУЖЕНИЯ УТЕЧЕК ПО РЕЗУЛЬТАТАМ ИЗМЕРЕНИЙ ДОПОЛНИТЕЛЬНЫХ ПАРАМЕТРОВ.....	26
1.7 МЕТОДЫ, ИСПОЛЬЗУЮЩИЕ НЕЙРОННЫЕ СЕТИ .....	32
Выводы по главе 1 .....	42
2 Разработка нейросетевой модели утечки жидкости из магистрального трубопровода .....	45
2.1 ОПИСАНИЕ ОБЪЕКТА ИССЛЕДОВАНИЯ.....	45
2.2 ОСНОВНЫЕ ТЕОРЕТИЧЕСКИЕ СВЕДЕНИЯ О НЕЙРОННЫХ СЕТЯХ.....	52
2.3 РАДИАЛЬНО-БАЗИСНЫЕ СЕТИ.....	64
2.4 АЛГОРИТМ РАЗРАБОТКИ И АДАПТАЦИИ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ УТЕЧКИ ЖИДКОСТИ ИЗ МАГИСТРАЛЬНОГО ТРУБОПРОВОДА .....	70
2.5 АДАПТАЦИЯ НЕЙРОСЕТЕВОЙ МОДЕЛИ УТЕЧКИ ЖИДКОСТИ НА ПРИМЕРЕ ПРОГРАММЫ MATLAB .....	73
Выводы по главе 2.....	93
3 Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение .....	95
4 Социальная ответственность .....	107

Список используемой литературы .....	131
Заключение.. .....	130
Приложение А Раздел ВКР, выполненный на иностранном языке .....	139
Приложение Б Алгоритм расчёта местоположения утечки на базе нейронных сетей.....	151
Приложение В Листинг программы трехслойной нейронной сети.....	152
Приложение Г Листинг программы каскадной нейронной сети .....	156
Приложение Д Листинг программы радиально-базисной нейронной сети .....	160

## Введение

Актуальность темы исследования. Более 50 % объёма от общего числа транспортируемых нефтепродуктов осуществляется по магистральным трубопроводам [63]. На сегодняшний день система такого транспорта развивается дальше: на юге России создается новый экспортный поток через порт Новороссийск и подключение Волгоградского НПЗ к системе магистральных нефтепроводов, а на севере развиваются данные системы для увеличения поставок нефти в морской торговый порт Приморск до 18 млн. т. в год [36].

Ужесточение штрафных санкций за загрязнение окружающей среды [14, 7, 69] и использование устаревшего оборудования требуют повышения уровня надежности диагностических систем. Утечки нефтепродукта из магистральных трубопроводов приводят к значительному экономическому ущербу предприятия в виде:

- убытка большого объёма транспортируемой нефти;
- выплаты штрафов за загрязнение окружающей среды;
- траты на аварийно-восстановительные ремонтные работы.

Главной причиной плохой герметизации трубопровода является устаревшее оборудование: 35 % трубопровода эксплуатируются более 50 лет и ещё 30 % трубопровода находятся в возрасте от 30 до 50 лет [60].

В настоящее время ещё одной немаловажной задачей является эффективная борьба с несанкционированными врезками [2, 27, 31, 47]. За последнее 5 лет в России обнаружено более 3000 незаконных врезок. Кроме материального ущерба, наносимого криминальным отбором, несанкционированная врезка нарушает целостность трубопровода и его эксплуатационные характеристики.

Использование современных SCADA систем [46] и микропроцессорной автоматики [7, 12] в магистральной перекачке нефтепродуктов привело к разработке систем диспетчерского контроля и управления (СДКУ) [19, 54, 32]. СДКУ позволяет:

- оперативно принимать решения;
- расширять аналитические возможности служб, эксплуатирующих разветвленные сети;
- отслеживать тренд развития технологических процессов в нефтепроводах;
- снимать параметры технологического процесса транспортировки и интерпретировать данные на понятном для пользователя языке для дальнейшего анализа и принятия решений на этапах контроля и диагностики;

В состав СДКУ включают систему, контролирующую герметичность трубопроводной магистрали, иначе её называют системой обнаружения утечек (далее СОУ).

Объектом исследования является нефтепродуктопровод с постоянным диаметром трубы, пролегающий между двумя перекачивающими станциями, не имеющий отводы и самотечные участки, по которому перекачивается однородный нефтепродукт преимущественно одним режимом транспортировки.

Предметом исследования является герметичность нефтепродуктопровода, нарушаемая при появлении в нем утечек, возникших вследствие эксплуатационных работ, старения труб.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности автоматизированной системы обнаружения утечек из нефтепродуктопроводов.

Основные задачи исследования:

1. Исследование и анализ методов и способов современных систем обнаружения утечек.
2. Построение нейросетевой модели утечки нефтепродукта из магистрального трубопровода.

Научная новизна заключается в разработке нейросетевой модели, описывающая процессы истечения жидкости из нефтепродуктопровода, отличающаяся тем, что она учитывает математическую зависимость между давлением, расходом и координатой утечки. Нейросетевая модель способна

адаптироваться под конкретный участок трубопровода. При этом не требуется описание параметров самого трубопровода, таких как диаметр трубы, геодезическая высота, толщина стенок, шероховатость и т.д. Применение нейросетевой модели позволяет повысить точность расчёта местоположения утечки.

Теоретическая и практическая значимость работы заключается в следующем:

Нейросетевая модель утечки описывает математическую зависимость между давлением, расходом и координатой утечки. Эта зависимость адаптируется под рассматриваемый трубопровод за счёт изменения коэффициентов весов синаптических связей. Нейросетевая модель позволяет уменьшить погрешность определения координаты утечки.

#### Методы решения задач

При построении модели применялись искусственные нейронные сети с различной архитектурой. Расчёты местоположений утечек разработаны на основе современных методов алгоритмизации и программирования.

## Обзор литературы

Большинство теоретических разработок отражается в исследованиях отечественных учёных. Первые методы обнаружения утечек на основе сканирующих и отрицательных ударных волн были описаны в исследованиях Н. Е. Жуковского [16]. Также исследования в этой области отражены в работах А. В. Бабкова, В. Б. Галеева, А. А. Гольянова, А. Г. Гумерова, Ю. Д. Земенкова, Ю. И. Зозули, Е. М. Климовского, А. В. Ковардакова, С. Е. Кутукова, М. Р. Лукманова, М. В. Лурье, А. М. Шаммазова [3, 9, 10, 11, 13, 18, 22, 24, 25, 26, 32, 35, 62].

На основе теоретических исследований создано множество методов и систем обнаружения утечек: от примитивного обхода трубопровода линейными обходчиками с использованием течеискателей до применения дорогих волоконно-оптических кабелей-датчиков и спутниковых систем слежения. В настоящее время, несмотря на многообразие применяемых способов и методик, не существует универсального метода, способного достаточно точно определить местоположение утечки и при этом не требующего больших затрат на реализацию и эксплуатацию. Каждый из существующих методов не лишён недостатков. Также нельзя оставлять в стороне тот факт, что технологическое оснащение врезчиков постоянно совершенствуется [41].

В связи с этим, в настоящее время актуальными остаются исследования в области обнаружения истечения нефтепродукта из магистральных трубопроводов.

## **1 Обзор и критический анализ современных методов и систем обнаружения утечек**

В данной работе под утечкой понимается нарушение герметичности трубопровода с истечением из него нефтепродукта [58].

Главной причиной разгерметизации является использование устаревшего эксплуатационного оборудования трубопроводной перекачки. Примерно 70% трубопроводов эксплуатируются более 20 лет, что приводит их в критическое состояние. По данным МЧС России, из-за аварий каждый год происходят разливы нефтепродукта в объёме более 15 тысяч м<sup>3</sup> [44]. Не исключено, что природные явления могут быть также причинами утечек. Так, например, ледяные пробки, обнаруженные в трубопроводе, принадлежащем одной из известных в Европе нефтяной компании British Petroleum, стали причиной разлива нефти на Аляске в Прудо Бэй в конце ноября 2009 года [49]. А в случае, описанном в еженедельнике «Дальневосточная Звезда» [68], причиной утечки послужил человеческий фактор. Вследствие халатности при проведении плановых работ на поверхность земли вытекло около 500 м<sup>3</sup> нефтепродуктов.

Разлив нефтепродуктов из трубопровода представляет большую опасность для окружающей среды и людей [38]. Последствия утечек приводят к загрязнению окружающей среды и опасности возгорания или взрыва. В результате утечек содержание нефтепродуктов в водоемах в 10-15 раз превышает предельно допустимые нормы; экстремальное загрязнение почвы почти в 200 раз превосходит фоновые значения, а десятки тысяч гектаров земли исключены из хозяйственного оборота. Ситуация весьма угрожающая, что, в конечном итоге, вынуждает мировое сообщество все чаще обращаться к проблеме разлива нефтепродуктов из трубопроводов [34].

Также с каждым днем постоянно возрастает количество несанкционированных врезок [64]. Помимо непосредственного экономического ущерба, наносимого хищением нефтепродуктов, любая несанкционированная

врезка, являясь ненормативной конструкцией, которая несет значительную потенциальную опасность, поскольку нарушает локальные прочностные характеристики трубопроводного транспорта.

Таким образом, одной из задач транспортировки нефти по трубопроводу является оперативное обнаружение утечек. Для этого используют системы обнаружения утечек.

## 1.2 Классификация систем обнаружения утечек

По принципу действия и типу эксплуатируемого оборудования СОУ [58] можно классифицировать способом, указанным на рисунке 1.1.



Рисунок 1.1 – Классификация СОУ по принципам действия и типам применяемого оборудования

К периодичному контролю состояния трубопровода относят визуальное инспектирование трубопровода линейными обходчиками и использование диагностических средств. Визуальная инспекция позволяет обнаружить разлив



нефтепродукта на поверхности земли [22]. При помощи внутритрубных дефектоскопов [42, 48] можно выявить с большой вероятностью все дефекты в магистральной трубе, но этот метод обладает существенной дороговизной. К тому же у периодического контроля состояния труб есть серьезный недостаток — это отсутствие оперативности. Поэтому в рамках работы данные методы описываться не будут.

Ко второму типу относят методы непрерывного контроля над состоянием труб в режиме реального времени, чаще всего с помощью средств автоматики и телемеханики. Они могут разделяться на две категории:

- методы, контролирующие технологические параметры. Отдельно классифицируют параметрические методы, основанные на анализе изменения гидравлических параметров процесса перекачки с нарушенной герметизацией [25].

- методы, контролирующие дополнительные параметры (радиоактивный, акустический и т.д.)

### **1.3 Параметрические методы обнаружения утечек**

#### **1.3.1 Метод обнаружения утечки по анализу профиля давления**

Метод основывается на моделировании распределения давления вдоль трубопровода и анализе статистики [10, 25, 66].

При нарушении герметичности расход на участке до местоположения образования утечки повышается по отношению к начальному расходу, а расход на участке после местоположения аварийного участка понижается. Таким образом, перепад напора на участке после места нарушения герметичности уменьшается, а до этого местоположения увеличивается, вызывая излом профиля давления и напора.

Изменение шероховатости трубы или вязкости, плотности, температуры нефтепродукта также могут привести к аналогичным последствиям.

Для диагностики используется «усредненный» профиль распределённого давления, иначе называемый квазистационарным. Такой

профиль получают с помощью специальной фильтрации давления в контрольных точках нефтепровода. Квазистационарный профиль распределённого давления также не постоянен, но изменяется гораздо медленнее фактического давления. Поэтому анализируют отклонение квазистационарного профиля, которое наблюдается на всех контрольных точках трубопровода.

Физические свойства нефтепродукта или шероховатость трубопровода не приводят к отклонению квазистационарного профиля от фактического, потому что данные изменения проходят достаточно медленно и квазистационарный профиль во время адаптируется к таким процессам. Нарушение герметичности вызывает уменьшение давления, которое не сложно выявить. Для предотвращения ложных срабатываний, которые превышают допустимые значения, рассогласование фиксируются как минимум в двух контрольных точках трубопровода.

К недостатку данного метода можно отнести его работоспособность только на стационарных режимах, а также большую погрешность при обнаружении места нарушения герметичности – более 5 км.

### **1.3.2 Балансовый метод**

Рассматриваемый метод выявляет скорость прогрессирующих разрывов в нефтепроводе, а также медленно развивающиеся истечения жидкости [66, 50, 33]. Балансовый метод определяет истечение нефтепродукта на больших расстояниях между двумя датчиками расхода и более. Метод не определяет местоположение утечки, но для этого применяют дополнительные методы, работающие параллельно.

Принцип работы заключается в том, что при нарушении герметичности расход на входе становится больше расхода на выходе. Вдобавок, в балансовом методе учитывается масса продукта в нефтепроводе, которая уменьшается при утечках.

Точность такого метода напрямую зависит от погрешности расходомеров. Нельзя обнаружить утечку, расход которой меньше погрешности измерения расхода. Только относительная погрешность одного прибора относительно другого имеет значения, в отличие от абсолютной величины ошибки измерения. При использовании статистического анализа и результатов долгого наблюдения датчики расхода могут быть настроены относительно друг друга. В свою же очередь, точность учёта изменения количества продукта в нефтепроводе по давлению зависит от погрешности измерения давления и сжимаемости.

Недостаток метода: способен выявить наличие утечек, но не локализует их.

### **1.3.3 Метод давление-расход**

Давление и расход в трубопроводе тесно взаимосвязаны. Математическая модель, лежащая в основе метода, описывает эту взаимосвязь и применяется для диагностирования утечки. Для настройки модели применяются методы идентификации параметров [39, 55].

Для обеспечения корректных граничных условий требуется замерять расход и давление в начале и в конце рассматриваемого участка. Измеренные значения должны иметь соответствующие метки времени.

Рассматриваемый алгоритм определяет факт нарушения герметичности с её координатами, но анализ математической модели вносит большие погрешности из-за неточностей самой модели.

### **1.3.4 Метод обнаружения утечки по анализу давления в секциях с закрытыми задвижками**

Для работы этого метода требуется, изоляция участков трубопровода друг от друга путём отсечения задвижками. Метод базируется на сравнении величин уменьшения давления в секциях за определенный интервал времени и позволяет локализовать утечки с малым расходом [70]. В секциях с объемом

около 10 000 м<sup>3</sup> данный метод способен обнаружить утечку с расходом 50 литров в минуту.

Недостаток метода: для реализации данного метода требуется остановка работы трубопровода, т.е. метод не является оперативным.

### 1.3.5 Общее описание работы параметрической СОУ

Для взаимного устранения недостатков параметрические методы, как правило, используют совместно [3, 67]. На рисунке 1.2 показана схема информационных потоков параметрической СОУ.

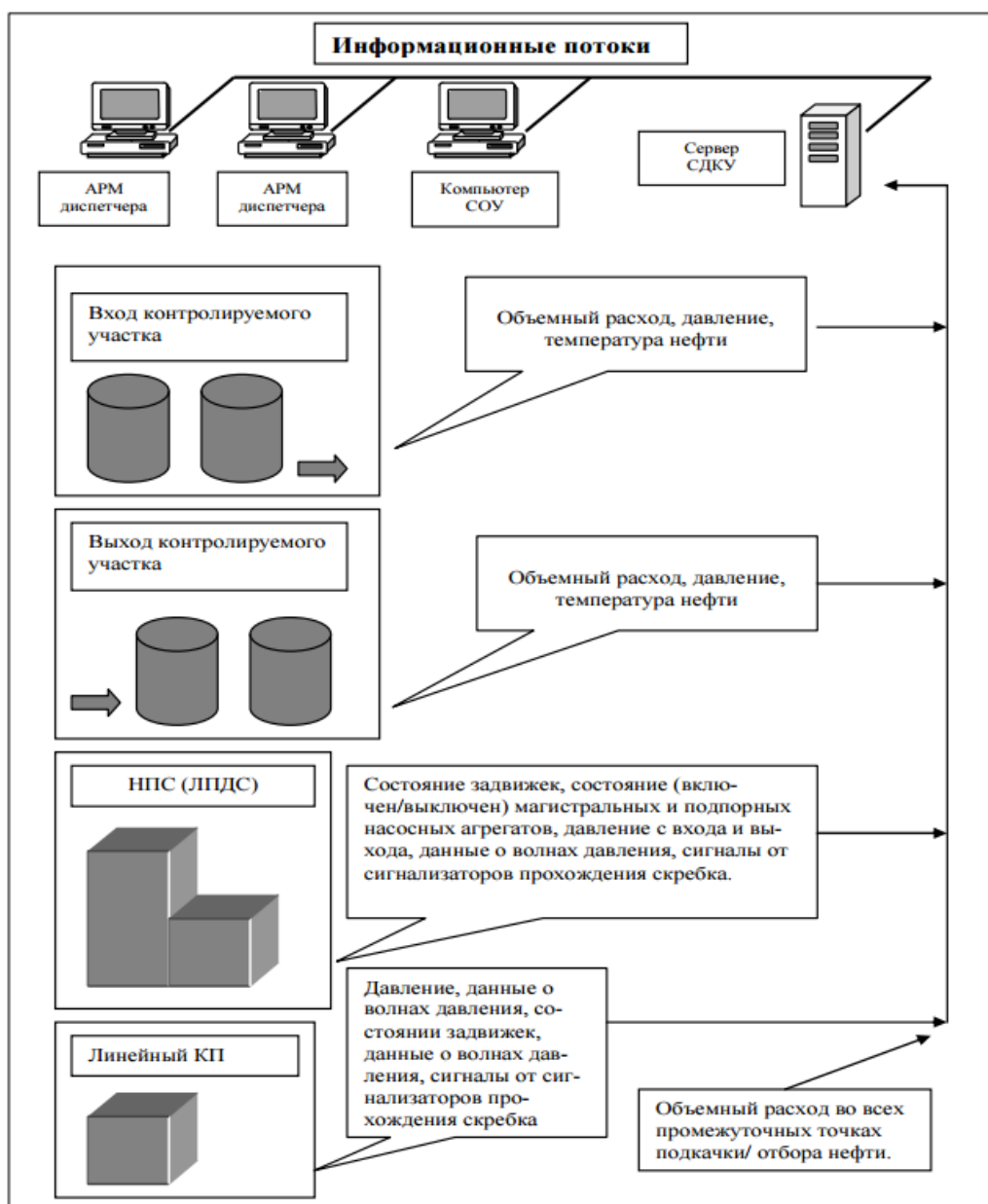


Рисунок 1.2 – Схема информационных потоков параметрической СОУ

На рисунке 1.3 показано типовое решение параметрической СОУ. Допускается установка на каждом КП (контролируемом пункте) по одному датчику давления. На каждом КП используется один датчик давления ( $P_1$ ), при его выходе из строя СОУ сама переходит на работу по второму датчику ( $P_2$ ).

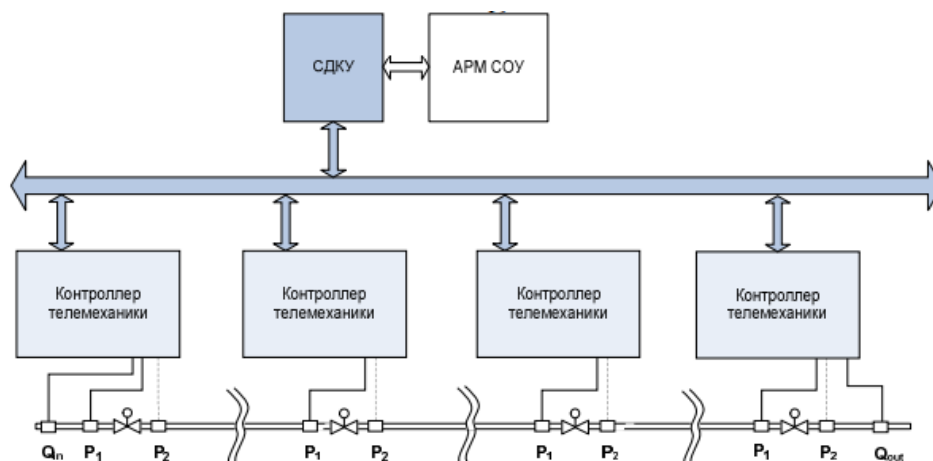


Рисунок 1.3 – Типовое решение параметрической СОУ

В таблице 1.1 показаны характеристики параметрической СОУ. Как видно из таблицы, параметрические системы недостаточно точные. Погрешность определения места образования малой утечки составляет 5 км [67].

Таблица 1.1 – Характеристики параметрической СОУ

Условный диаметр трубопровода Ду, мм	Величина утечки, м <sup>3</sup> /час	Время обнаружения утечки по изменению параметров (отклонению давлений и расходов в нефтепроводе), мин	Время обнаружения утечки по математической модели, мин	Погрешность определения координаты утечки, км
200	1,7	4	30	5
250	2,5			
300	3,1			
350	4,8			
400	6,2			
500	12,6			
600	18,2			
700	26,6			
800	37,8			
1000	70,0			
1200	109,2			

Недостатки параметрической СОУ: низкая точность определения места образования утечек, ложные срабатывания, неточность математической модели, затруднённая применимость при переходных режимах.

#### **1.4 Алгоритм определения утечек по «волне давления»**

Согласно теории неустановившихся процессов, в момент образования утечки (или отбора) продукта из нефтепродуктопровода образуются волны разряжения [32]. Волна снижения давления доходит до контрольных точек по обе стороны от утечки. Время прибытия сигналов от датчиков фиксируется на АРМ центрального диспетчерского пункта. Вычислительная процедура анализирует результаты поступающей от датчиков с учётом: времени поступления сигналов, расстояния до датчиков, скорости движения волны снижения давления, эксплуатационных параметров транспортировки и вычисляет место утечки. Разность  $(t_1 - t_2)$  моментов подхода волн говорит о смещении места утечки по отношению к центру контролируемого участка. Координата  $X$  места образования утечки находится через разность моментов подхода волн давления к началу и концу участка нефтепродуктопровода с помощью формулы:

$$X = \frac{L}{2} + \frac{c}{2} \cdot (t_1 - t_2) \quad (1.1)$$

где  $L$  – длина диагностируемого участка трубопровода;  $C$  – скорость звука.

Для реализации данного алгоритма специальная программа функционирует в контроллере на контролируемом пункте (КП) или на верхнем уровне. Для ее функционирования требуется иметь показания датчиков давления с периодом времени не более 0,01 секунды. Для выявления волны давления применяются цифровые фильтры, корреляционный анализ данных. Если волна зафиксирована, то отправляется сигнал на АРМ верхнего уровня СОУ [11, 13].

Окончательное решение принимает система верхнего уровня. Характеристики метода зависят от динамических характеристик датчиков,

уровня зашумлённости, точности синхронизации времени, возможности контроллера перерабатывать информацию с необходимой скоростью, точности определения скорости звука. На рисунке 1.4 показано типовое решение СОУ по волне давления.

На рисунке 1.4 показаны: КП1-КП4 – контролируемые пункты, контроллер (модуль) СОУ, Д1-Д8 – датчики избыточного давления, Global Positioning System (GPS) – антенна навигационной системы, L1 – расстояние между датчиками не менее 5 м. L2 – равно 5 км при расстоянии между КП1 и КП2 (КП3 и КП4) более 10 км. При расстоянии между КП1 и КП2 (КП3 и КП4) менее 10 км L2 равно половине расстояния между КП1 и КП2 (КП3 и КП4). КП должно быть установлено не меньше трёх. Допускается использование на одном КП по одному датчику давления.

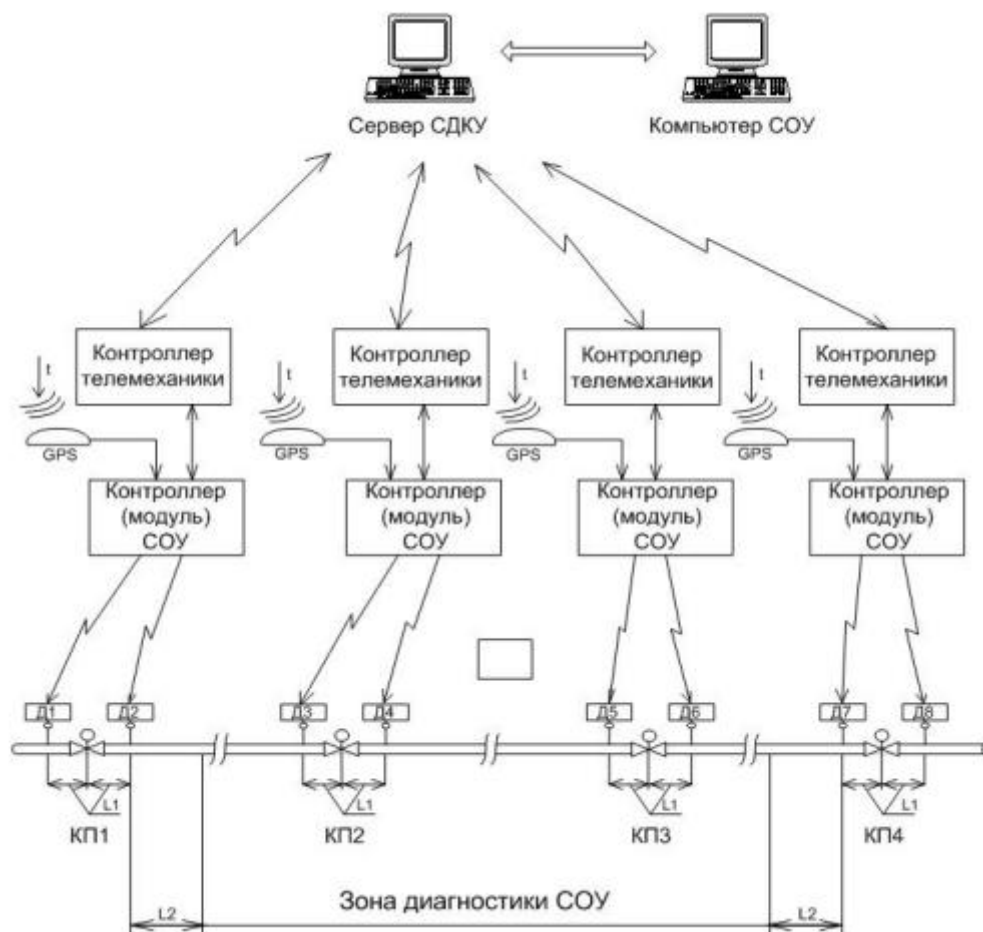


Рисунок 1.4 – Типовое решение СОУ по «волне давления»

Как видно из таблицы, этот метод является более точным, чем параметрические, но, тем не менее, его точность не высока (около 2,8 км при медленном развитии утечки).

На точность влияют стохастические колебания давления, вызванные работой насосных агрегатов, и время развития утечки. Чем медленнее развивается утечка, тем значительно уменьшается точность определения места утечки. При слабом развитии утечки система не способна её обнаруживать.

### **1.5 Комбинированные СОУ**

Для повышения точности, надёжности, оперативности вышеописанные СОУ используют совместно, в так называемой, комбинированной СОУ [28, 57].

Комбинированная система обнаружения утечек – это программно-аппаратный комплекс, функционирующий совместно с СДКУ, работа которого основана на использовании в качестве исходных данных технологических параметров работы трубопровода, измеренных с высокой частотой (более 10 Гц) и применении для обнаружения утечек математической модели и алгоритмов обнаружения волны давления.

Комбинированные СОУ работают как на стационарных, так и на нестационарных режимах работы трубопровода.

СОУ позволяет определить наличие утечки, время её возникновения, расход и координату.

Комбинированная СОУ может быть выполнена по двум вариантам: с обработкой давлений в контроллерах СОУ и без обработки давлений в контроллерах СОУ.

1) При создании комбинированной СОУ по первому варианту на среднем уровне через 10-20 км на КП линейной телемеханики устанавливаются дополнительные контроллеры (модули) СОУ («волновые» КП) – далее по тексту «контроллеры СОУ», обрабатывающие данные измерений давления. Информация об утечке из «волновых» КП поступает в систему телемеханики спорадически, по событиям и далее вместе со стандартными данными



измерений (расходы, давления, состояния задвижек и насосов) передаются по OPC (OLE for Process Control) технологии на верхний уровень комбинированной СОУ, где функционируют все алгоритмы параметрической СОУ и алгоритмы верхнего уровня СОУ по волне давления.

Структурная схема комбинированной СОУ (вариант 1, с установкой дополнительных контроллеров СОУ для обработки давлений) представлена на рисунке 1.5.

2) При создании комбинированной СОУ по варианту 2, на среднем уровне в контроллерах телемеханики (контроллерах СОУ), через определённые интервалы времени создаются пакеты, содержащие результаты измерений давлений с интервалом не более 0,01 секунды. Пакеты передаются на верхний уровень системы телемеханики вместе с другими параметрами (расход, давление, состояния задвижек, насосов) в программу первичной обработки СОУ и далее – на верхний уровень комбинированной СОУ.

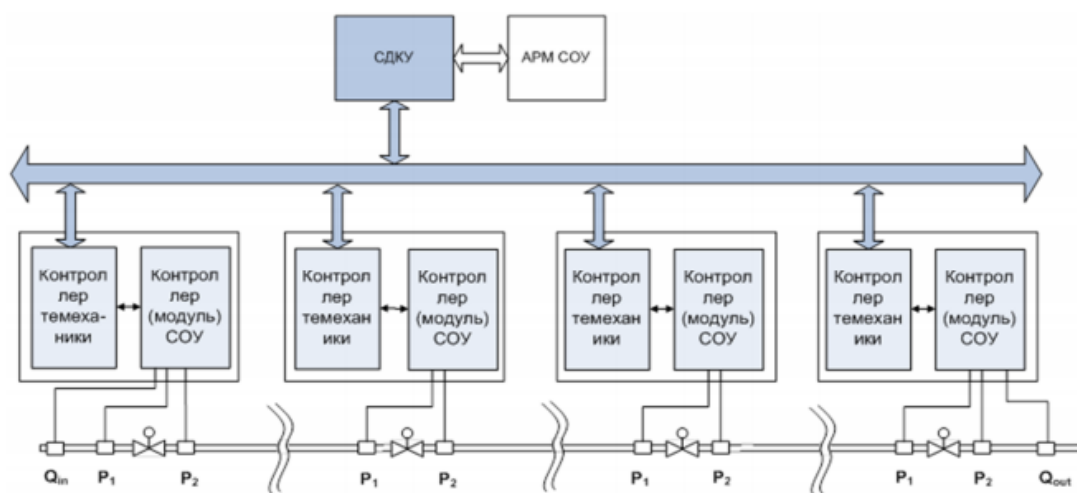


Рисунок 1.5 – Комбинированная СОУ с обработкой измеренных давлений в дополнительных контроллерах СОУ

Структурная схема комбинированной СОУ, вариант 2 (без обработки давлений в контроллерах СОУ) представлена на рисунке 1.6.

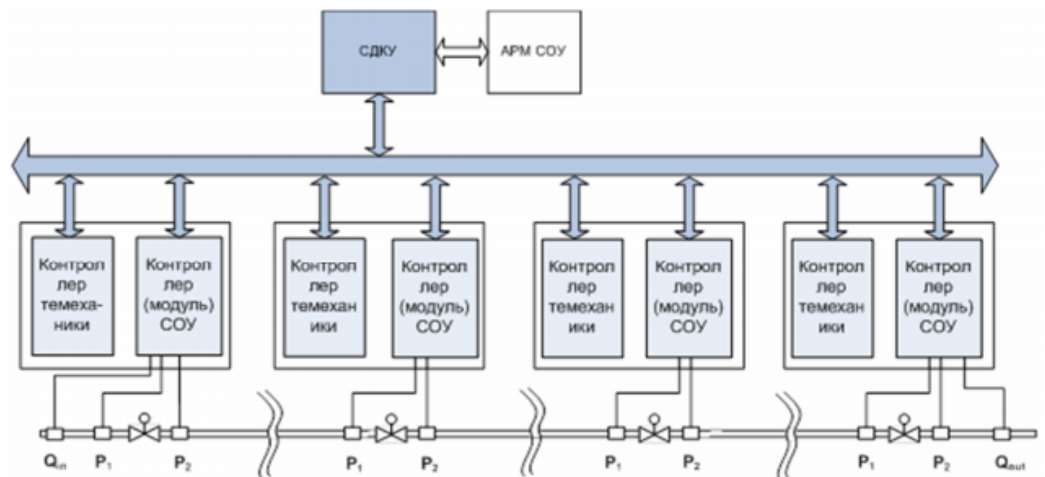


Рисунок 1.6 – Комбинированная СОУ без обработки измеренных давлений в контроллерах СОУ с передачей пакетов измеренных давлений на верхний уровень

Этот вариант не требует обработки давлений в контроллерах СОУ, но в этом случае предъявляются повышенные требования к каналу передачи данных.

Несмотря на одновременную работу нескольких методов, комбинированная СОУ, тем не менее, имеет недостатки. Очень медленное развитие утечки или отбора «нейтрализует» возможность расчёта её местоположения по методу «волны давления». А расчёты координаты утечки по методу «анализа профиля» или с использованием математической модели имеют большую погрешность при обнаружении малых утечек.

## 1.6 Методы обнаружения утечек по результатам измерений дополнительных параметров

### 1.6.1 Радиоактивный метод

Метод заключается в использовании специального радиоактивного вещества, которое вводят в трубопровод [59]. При нарушении герметичности трубы происходит излучение радиоактивного вещества, которое легко регистрируется приборами. Данный метод не соответствует требованию оперативного контроля, так как является периодическим. К тому же, данные

действия несут опасность для здоровья обслуживающего персонала и окружающей среды, из-за чего радиоактивный метод широко не применяется в диагностике герметичности труб.

### **1.6.2 Акустический метод**

Суть метода заключается в измерении шумов, возникающих при истечении жидкости из трубы [1]. При образовании утечки в трубе образуется шум от струи жидкости, связанный ударными силами, трением и вибрациями. Во время передачи образованных шумов на поверхность, тональность каждого из них меняется зависимо от характера истечения, грунта, материала трубопровода и глубины залегания. Основной вклад в шум вносят параметры, определяемые трубопроводом.

Путём сужения частотной полосы возможно исключение лишней составляющей шума, что хорошо скажется на точности определения утечки. Акустический метод применяют для обнаружения малых утечек (менее 1% от среднего расхода в трубопроводе, нижний предел зависит от вязкости, отверстия в трубопроводе, прокладки трубопровода).

Акустический метод требует установку датчиков между собой на расстоянии порядка 50 м, отсюда следует, что использование данного решения для диагностики герметичности на всем участке нефтепровода большой протяженности нецелесообразно, однако данный способ может быть применен на особо опасных участках.

### **1.6.3 Волоконно-оптический метод**

Метод базируется на использовании волоконно-оптического сенсорного кабеля (ВОСК) [17, 40]. По специальной технологии в ВОСК вводятся волоконно-оптические датчики (количество датчиков может достигать 200 шт./м). Волоконно-оптический датчик представляет собой решетку Брэгга, записанную в волокне ультрафиолетовым лазером. Длина волны Брэгга зависит от температуры, давления, вибрации, акустической эмиссии,

микродеформации. Таким образом, Волоконно-оптический датчик обладает многопараметровой чувствительностью. По технологии развертывания ВОСК может быть реализована, как внешняя, так и внутренняя прокладка трубопровода. Стоит отметить, что для трубопроводов, по которым проходят средства очистки и диагностики (СОД), возможна только внешняя прокладка кабеля.

Для контроля утечек углеводородов из трубопроводных транспортных систем разработана зондовая волоконно-оптическая система контроля утечек на основе башне-вытяжных дифракционных и интерференционных датчиков, общая структурная схема которой показана на рисунке 1.7.

На рисунке 1.7:

- 1 – оптический излучатель;
- 2 – волоконно-оптический разветвитель;
- 3 – оптико-электронный трансивер;
- 4 – устройство обработки и отображения;
- R – реперная точка отсчета расстояний;
- $G_n$  – множество внутриволоконных оптических сенсоров;
- $L_i$  – расстояния до мест утечек.

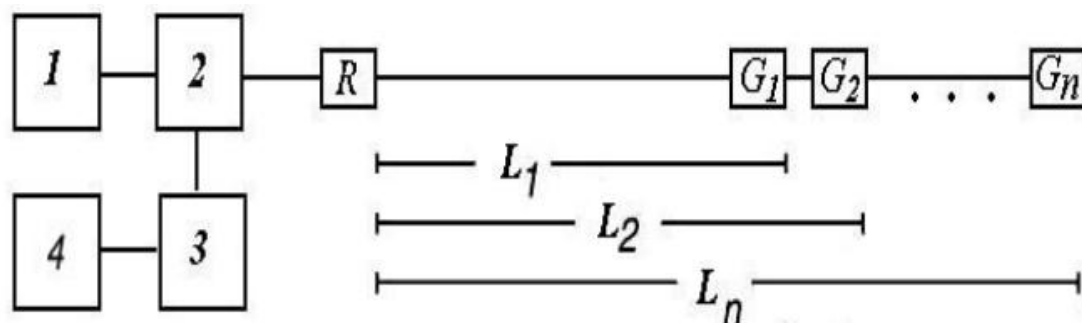


Рисунок 1.7 – Структурная схема зондовой волоконно-оптической системы контроля утечек

Технические характеристики волоконно-оптической системы контроля утечек:

1. Длины участков трубопроводов. Стандартные – от 10 до 30 км, максимальные – от 70 до 120 км

2. Диаметр труб магистрального трубопровода – от 50 до 1420 мм
3. Рабочее давление в трубопроводе – от 1,2 до 9,8 МПа
4. Положение сенсорного кабеля – закреплен в (на) трубопроводе
5. Чувствительность к утечкам (вероятность обнаружения) – 0,98
6. Вероятность ложной тревоги – 0,001
7. Точность определения места утечек, м – от 0,10
8. Быстродействие обнаружения утечек, с – от 1 до 10
9. Надежность сенсорной линии (срок службы), лет – 25
10. Безопасность эксплуатации (вероятность пожара) – абсолютная (0)
11. Влияние на режим перекачки – отсутствует
12. Масса и габариты линии, соответственно – 2 г/м, Ø 2 - 6 мм

#### **1.6.4 Виброакустический мониторинг**

Реализованные ЗАО «Омега» технологии позволили создать и предложить потребителю систему автоматического непрерывного виброакустического мониторинга протяженного объекта (САМПО), предназначенную для обнаружения проникновений в охранную зону объекта, несанкционированных воздействий на охраняемый объект, аномальных происшествий в охранной зоне объекта и пр. [23]. Основным назначением предлагаемой системы является контроль состояния и охрана магистральных нефте- и газопроводов.

Единичный модуль САМПО представляет собой комплекс оборудования, состоящий из специализированного волоконно-оптического кабеля-датчика (рисунок 1.8), логического модуля (рисунок 1.9) системы и консоли оператора, представляющей собой моноблочный персональный компьютер.

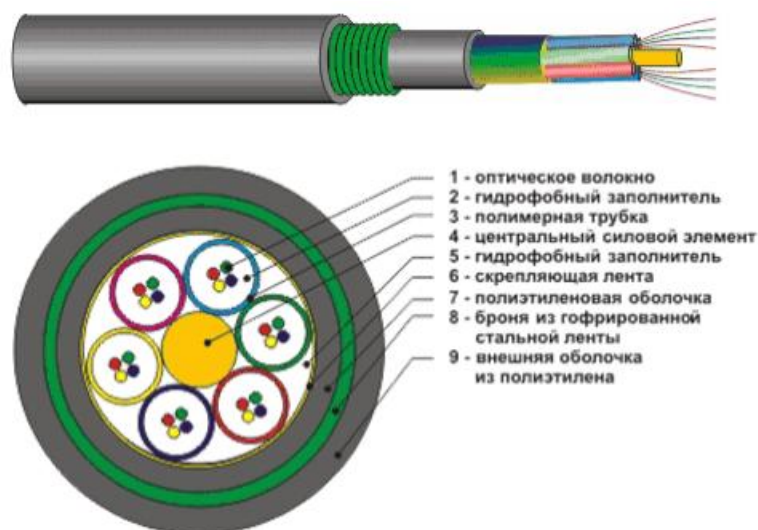


Рисунок 1.8 – Волокно-оптический кабель-датчик



Рисунок 1.9 – Логический модуль

Действие системы основано на фазовой чувствительности оптоволоконного кабеля к внешним воздействиям, который играет роль распределенного датчика виброакустических возмущений окружающей среды. Использование рефлектометрического принципа, аналогичного радиолокационному, позволяет определять место и тип воздействия.

Принципиальная схема (рисунок 1.10) одного плеча логического модуля САМПО включает в себя непрерывный лазер, волоконно-оптический

циркулятор, фотоприемник, таймер, аналого-цифровой преобразователь, буферную память, цифровой спецпроцессор и группу промышленных компьютеров. Принцип действия и метрологические характеристики системы обусловлены использованием запатентованных технических решений и высоким качеством самостоятельно производимых узлов.

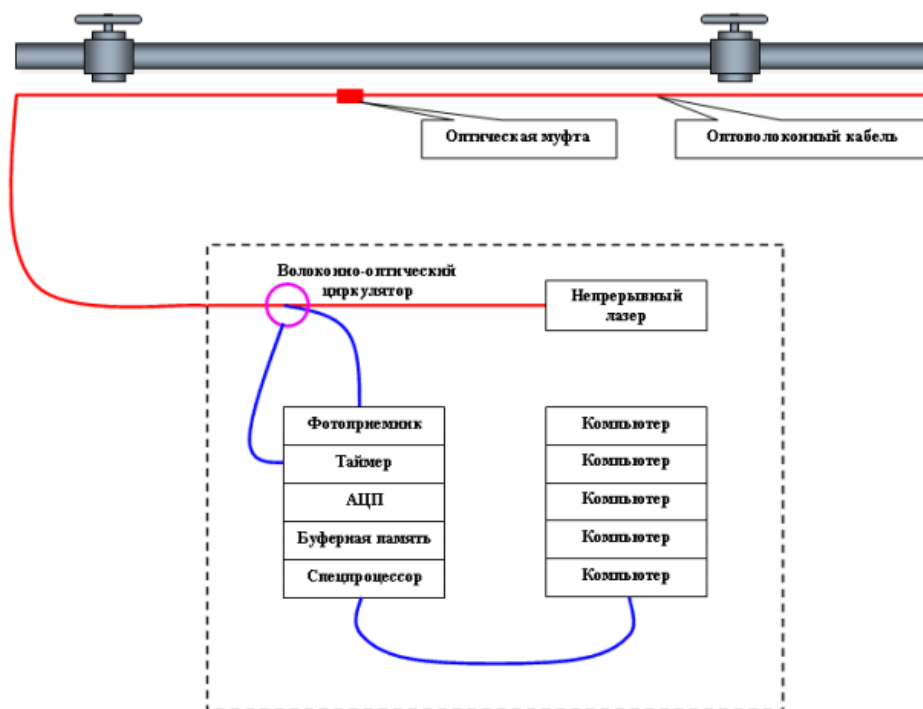


Рисунок 1.10 – Принципиальная схема одного плеча логического модуля САМПО

Система виброакустического мониторинга протяженных объектов обладает следующими параметрами:

- точность локализации воздействия – +/- 5 м;
- длина контролируемого 1 модулем САМПО участка трубопровода – до 140 км;
- число каналов измерения – до 28000;
- временное разрешение в каждом канале – 1 мс;
- чувствительность – интерференционная, на уровне 0,1 радиана;
- чувствительность – механическая, не хуже  $4 \cdot 10^{-8}$  м;
- взаимное влияние каналов – не хуже 10 дБ для соседних каналов;

- возможное количество одновременно регистрируемых одинаковых и/или различных воздействий – по числу каналов измерения.

Существенным недостатком таких систем является значительная стоимость реализации. Так же нельзя упускать из виду большое число ложных срабатываний. Система выдаёт сигнал срабатывания при таких событиях как, например, проезжающий поезд, работающая неподалёку сельскохозяйственная техника, прохождение животных.

### **1.6.5 Общее описание СОУ с использованием результатов измерений дополнительных параметров.**

Как видно из приведённого обзора эти системы обладают более высокой точностью по сравнению с параметрическими и комбинированной СОУ. Однако СОУ с использованием результатов измерений дополнительных параметров имеют один общий существенный недостаток – это значительные затраты, требующиеся на реализацию.

## **1.7 Методы, использующие нейронные сети**

### **1.7.1 Диагностическая модель распознавания ситуаций, возникающих на участке инженерной сети.**

В работах [8, 18] для обнаружения утечки были использованы нейронные сети.

Аналитическими средствами контроля и диагностирования трубопроводной системы (рисунок 1.11) является анализ балансов потоков жидкости по отдельным точкам и участкам трубопровода, а также выявление связей между изменениями значений расхода и давления, которые, как правило, показывают гидравлическое сопротивление на участках трубопроводной системы. Нарушение баланса может быть связано с изменениями и отклонениями в функционировании объектов трубопроводных систем, в частности, с образованием порывов, утечек, отклонением состава и структуры



потоков, с выполнением переключений в трубопроводной системе (рисунок 1.12).

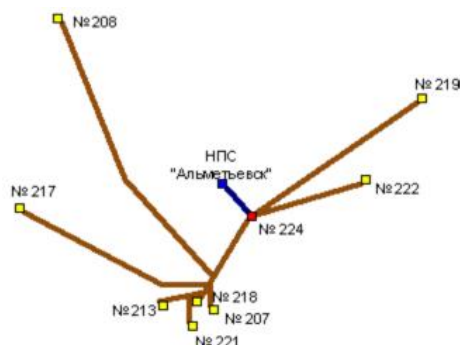


Рисунок 1.11 – Участок инженерной сети с узлами-донорами и исследуемым узлом приемником (№ 224)

В работе [8] осуществляется разработка диагностирующей модели, которая распознаёт ситуации, образующихся на участке трубопроводной системы нефтедобычи, анализируя технологические временные ряды (ТВР) (рисунок 1.13) и разработка алгоритма распознавания ситуаций.

На рисунке 1.13: RTDB – база данных в реальном времени; КИС – корпоративная информационная сеть;  $P(t)$  – ТВР «Расход»;  $D(t)$  – ТВР «Давление»;  $X_p$  – агрегированный входной вектор; ИНС<sub>Д</sub> и ИНС<sub>Р</sub> – модули адаптивной сегментации ТВР, выход и класс ТС; Deffuz – блок дефаззификации модуля поддержки принятия решений; Solve – блок формирования диагноза; ТС – технологическая ситуация; АС – аварийная ситуация;  $m_i^s$  – степень принадлежности входного вектора классу правил  $R_s$ ;  $m_{A_s}(X_i) = m_i^s, i = 1, 2, \dots, r$  – функция принадлежности к части IF правила;  $A_s$  – нечеткое множество условной части s-го правила;  $y_p^*$  – класс диагностического решения.

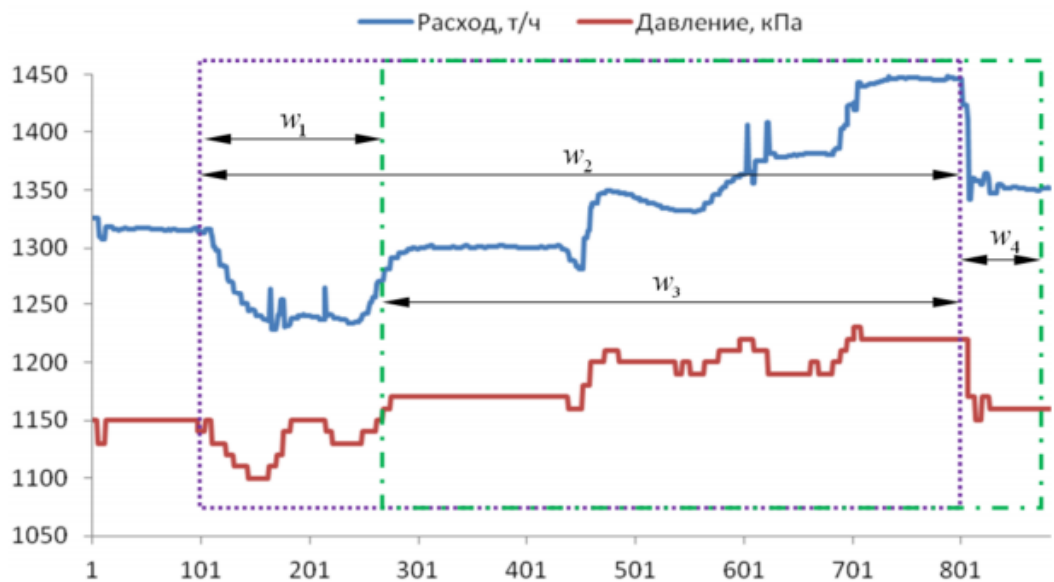


Рисунок 1.12 – Интервалы, характеризующие технологическое событие:  
 $w_1$  – от начала до момента обнаружения,  $w_2$  – истинная продолжительность события,  $w_4$  – интервал запаздывания восприятия

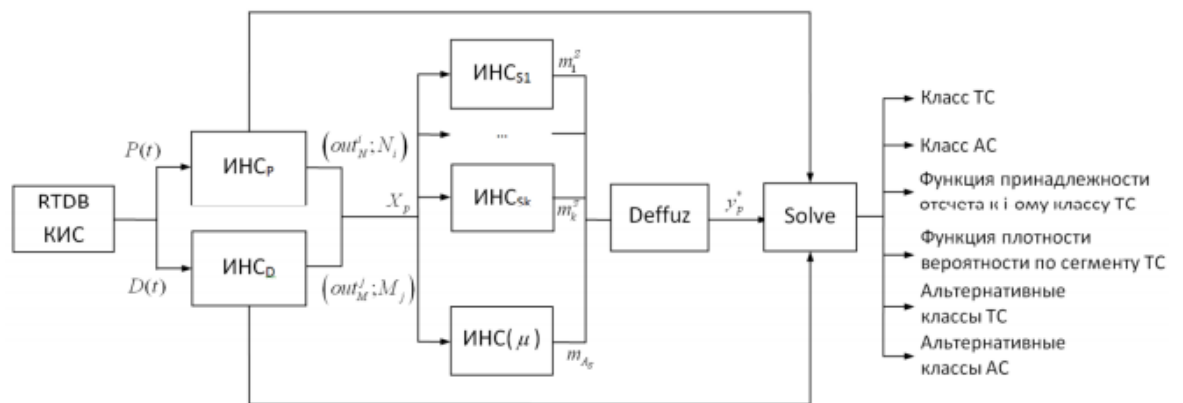


Рисунок 1.13 – Диагностическая модель распознавания ситуаций

Технологический временной ряд – это последовательность дискретных упорядоченных в неслучайные равноотстоящие моменты времени показаний датчиков  $z(t_1), z(t_2), \dots, z(t_N)$ , которые характеризуют изучаемый процесс.

Адаптивная сегментация технологического временного ряда включает в себя процедуру раздела временного ряда на сегменты, которые соответствуют определенным структурным единицам. Сегмент – это участок временного ряда, свойства которого всегда постоянны. Функция, которая определяет поведение свойств сигнала, может, является критерием процесса сегментации.

Допускается, что каждый однородный сегмент сигнала может быть описан следующей моделью  $M(A, \sigma)$ , где  $A$  – весовые коэффициенты модели,  $\sigma$  – дисперсия ошибки предсказания модели-предиктора. Для того чтобы определить скачек в параметрах модели, сравниваются две альтернативные гипотезы:

$H_0$ : сигнал  $y_0, \dots, y_N$  описывается моделью  $M_0, A_0, \sigma_0$ ;

$H_1$ : в момент времени  $r$  происходит моментальная смена модели, таким образом, сигнал  $y_0, \dots, y_r$  описывается моделью  $M_1, A_1, \sigma_1$ , а сигнал  $y_{r+1}, \dots, y_N$  – моделью  $M_2, A_2, \sigma_2$ .

Статистика критерия основывается на обобщенном сравнении правдоподобия двух альтернативных гипотез:

$$D_n = -(n - r) \ln \sigma_2^2 - r \ln \sigma_1^2 + n.$$

Таким образом, вывод о существовании скачка делается, при превышении определённой пороговой величины:

$$\min_{A_0, \sigma_0} \max_{A_1, \sigma_1} \max_{A_2, \sigma_2} \max_r D_n > D_0.$$

Модифицированный алгоритм формирования групп классов (АФГК) для дальнейшего анализа сегментированных технологических временных рядов позволяет собрать, укрупнить и разделить на классы совокупность выявленных на раннем этапе сегментов.

Нейросетевая модель распределенной сети прямого распространения с задержкой по времени (TLFN) может функционировать в рамках специальной методологии интеллектуального анализа данных (ИАД), что даёт возможность выполнить более эффективный анализ технологических временных рядов. Модель собирает сразу несколько этапов анализа информации в рамках единой нейросетевой парадигмы и применяет адаптированные базовые процессы обучения искусственных нейронных сетей (ИНС), что даёт возможность уменьшить число адаптируемых параметров и автоматизировать процедуру построения конечной системы обработки технологических временных рядов (рисунок 1.14). Использование гибридного АФГК и распределенной НС

позволяет избежать лишней сегментации и переключения сигнализирующей системы, а также увеличить число выделяемых классов событий, выявляя переходные состояния.

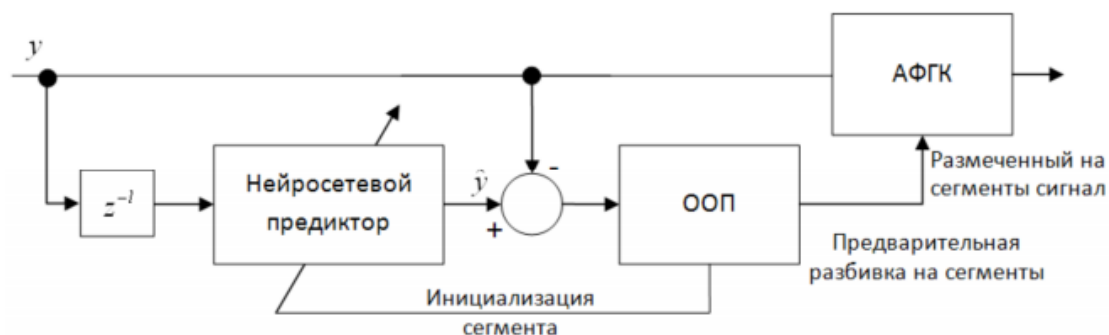


Рисунок 1.14 – Схема процесса адаптивной сегментации технологического временного ряда, ООП – алгоритм оценки обобщенного отношения правдоподобия, АФГК – алгоритм формирования групп классов

Таким образом, данная диагностирующая модель, которая распознаёт ситуации, образующихся на участке трубопроводной системы нефтедобычи и основывается на анализе технологических временных рядов, позволяет повысить эффективность диагностирования объекта.

Диагностическая модель на основе нейронных сетей позволяет обнаруживать утечку в трубопроводе и определить участок, на котором образовалась утечка, однако определить координату утечки эта модель не позволяет.

### 1.7.2 Интеллектуальная нейросистема для обнаружения утечек в трубопроводе

В работе [18] нейронные сети применяются для определения координаты утечки.

Для определения утечки в нефтепродуктопроводе на основе анализа ТВР датчиков давления, установленных в начале и в конце участка этого нефтепродуктопровода, можно применять адаптивные фильтры с настраиваемыми дифференциальными и интегральными свойствами.

При внезапном, образовании утечки в момент времени  $t_y$  и быстром ее развитии на рассматриваемом участке нефтепродуктопровода, длиной  $L$ , происходит резкое снижение расхода жидкости в нефтепродуктопроводе в месте образования утечки, находящемся на расстоянии  $l_y$  от начала участка нефтепродуктопровода. Оно сопровождается скачкообразным снижением давления, которое со скоростью звука в транспортируемой жидкости с распространяется от места образования утечки к началу участка нефтепродуктопровода в виде обратной бегущей волны, имеющей форму  $\varphi$ ,

$$p(l, t) = e^{-a(t-t_y)} \varphi [c(t - t_y) + (l - l_y)] \quad (1.2)$$

и к его концу в виде прямой бегущей волны, имеющей ту же форму  $\varphi$

$$p(l, t) = e^{-a(t-t_y)} \varphi [c(t - t_y) - (l - l_y)] \quad (1.3)$$

где  $a$  — коэффициент затухания волны;  $l$  — расстояние от начала участка трубопровода до точки контроля давления.

Форма волн давления (рисунок 1.15) может быть предварительно вычислена при решении волнового уравнения модели участка нефтепродуктопровода

$$\frac{\partial^2 p}{\partial t^2} - c \frac{\partial^2 p}{\partial x^2} = -\frac{c^2}{s} \frac{\partial f(x, t)}{\partial t} + \frac{c^2}{2D} \frac{\partial(\lambda p v^2)}{\partial x} \quad (1.4)$$

где  $\rho=\rho(l, t)$  и  $v=v(l, t)$  – распределения плотности и скорости движения потока вдоль трубопровода, имеющего диаметр  $D$  и коэффициент гидравлического сопротивления  $\lambda$ ;  $f(l, t)$  – распределением внешнего отбора продукции из участка трубопровода через отверстие, имеющее площадь сечения  $s$ .

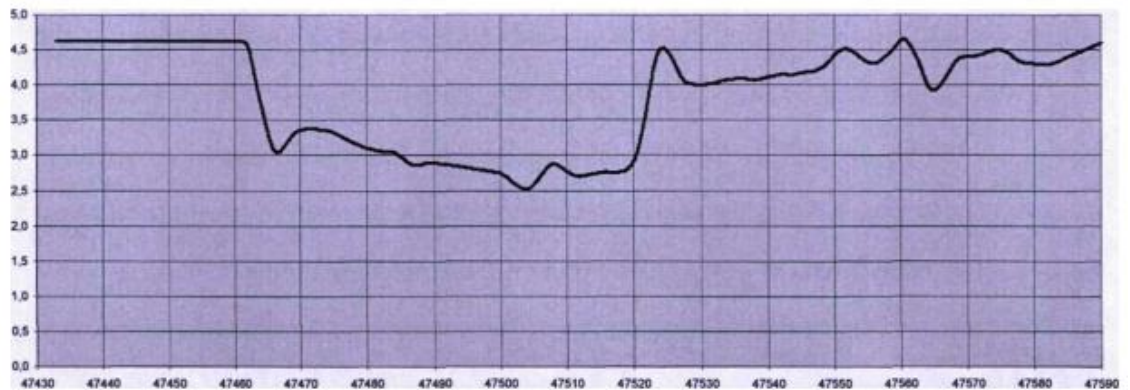


Рисунок 1.15 – Волны давления в трубопроводе

Зная время регистрации передних фронтов бегущих волн давления (вызванных резким развитием утечки) в контролируемых точках на концах участка нефтепродуктопровода,  $t^H$  и  $t^K$  соответственно, можно вычислить место образования утечки из условий, показывающих достижение передними фронтами бегущих волн этих точек контроля:

$$c(t^H - t_y) - l_y = 0; \quad (1.5)$$

$$c(t^H - t_y) - (L - l_y) = 0; \quad (1.6)$$

Преобразуя эти уравнения и учитывая усреднённое время движения волны по участку нефтепродуктопровода между двумя точками контроля давления 1 и 2 определённой длины  $l_{12}$  в начале и/или в конце участка нефтепродуктопровода  $t_{12}^{cp}$ , расстояние до места образования утечки можно определить по формуле:

$$l_y = \frac{L}{2} - l_{12} \frac{t^H t^K}{t_{12}^{cp}} \quad (1.7)$$

При известных значениях  $L$  и  $l_{12}$  точность вычисления  $l_y$  зависит как от погрешности вычисления соотношения  $\frac{t^H - t^K}{t_{12}^{cp}}$ , так и от характеристик формы волны давления  $\varphi$ , на основе которых вычисляется время подхода передних фронтов бегущих волн давления в точки контроля на концах участка нефтепродуктопровода,  $t^H$  и  $t^K$  соответственно.

Локально форма кривой давления  $p(l, t)$  рядом с контролируемой точкой, находящейся на расстоянии  $l$  от начала участка нефтепродуктопровода, может быть определена достаточно точно при помощи первых членов ряда Тейлора-Маклорена:

$$p(l, t) = x_0(t) + x_1(t)l + x_2(t)l^2, \quad (1.8)$$

где параметры ряда  $x_0(t)$ ,  $x_1(t)$ ,  $x_2(t)$  определяются как дифференциальные параметры формы волны давления:

- параметр  $x_0(t)$  определяется скользящим средним значением давления в точке контроля с усредняющей функцией  $\omega_\varepsilon(t)$ :

$$x_0(t) = \int_{-\infty}^t \omega_\varepsilon(t - t')p(l, t')dt', \quad (1.9)$$

- параметр  $x_1(t)$  находится как оценка производной:

$$x_0(t) = \int_{-\infty}^t \frac{d}{dt} \omega_\varepsilon(t - t')p(l, t')dt', \quad (1.10)$$

-параметр  $x_2(t)$  соответствует оценке второй производной:

$$x_0(t) = \int_{-\infty}^t \frac{d^2}{dt^2} \omega_\varepsilon(t - t')p(l, t')dt'. \quad (1.11)$$

Функции интеллектуальной системы определения бегущей волны на всех контролируемых точках I участка нефтепродуктопровода могут быть обеспечены специализированным анализатором нейросетевой системы обработки информации (СОИ), который распознаёт формы волны  $\varphi$  на выделенном интервале времени (в выделенном окне). Для этого анализатор сравнивает текущую траекторию изменения давления в пространстве коэффициентов  $x_0, x_1, x_2$  с траекторией, характерной для волны давления, вызванной нормальным выключением (*off*) и последующим включением (*on*) насоса, осуществляющего транспортировку жидкости по участку нефтепродуктопровода (рисунок 1.16).

Анализатор реализует типовую схему обработки информации (рисунок 1.17) и включает в себя блок предварительного анализа сигналов и блок последующего анализа сигналов и образов, которые имеют в своем составе:

- адаптивный фильтр полезных сигналов, который путем обработки данных датчиков давления в каждой контролируемой точке нефтепродуктопровода, определяет значения вектора коэффициентов волны давления  $x=(x_0, x_1, x_2)$  в скользящем временном окне определённой длительности;

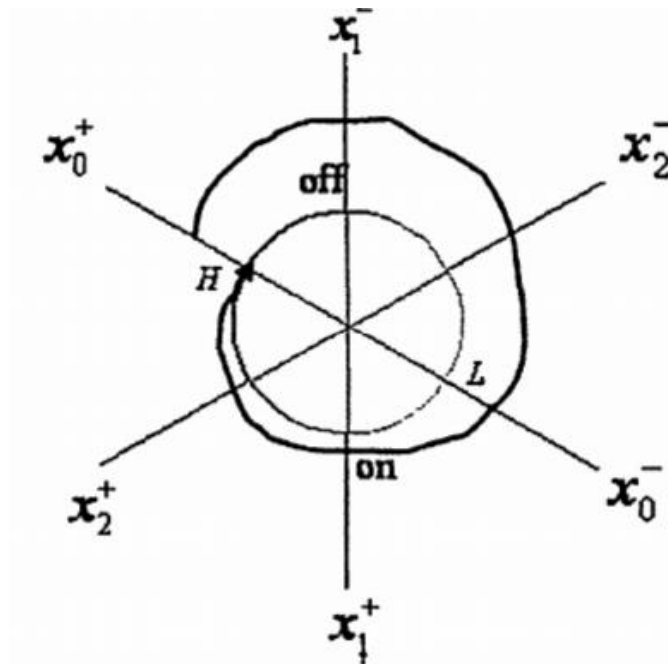


Рисунок 1.16 – Представление волны давления в пространстве параметров

- блок определения признаков утечки по параметрам вектора коэффициентов  $x=(x_0, x_1, x_2)$ , определённых в отдельных контролируемых точках;

- блок кратковременной памяти опытных данных для подготовки массива измеренных и рассчитанных значений давления (активного образа ожидаемого состояния трубопровода);

- блок сравнения параметров активного образа с хранимыми эталонными образами, возможных волн давления и определение утечки в нефтепродуктопроводе;

- блок долговременной памяти для хранения эталонных образов волн давления.

Обучение нейронной сети этого анализатора происходит с учетом корреляционных свойств шумов, на основе собираемых статистических измерений об изменении давления в нефтепродуктопроводе.



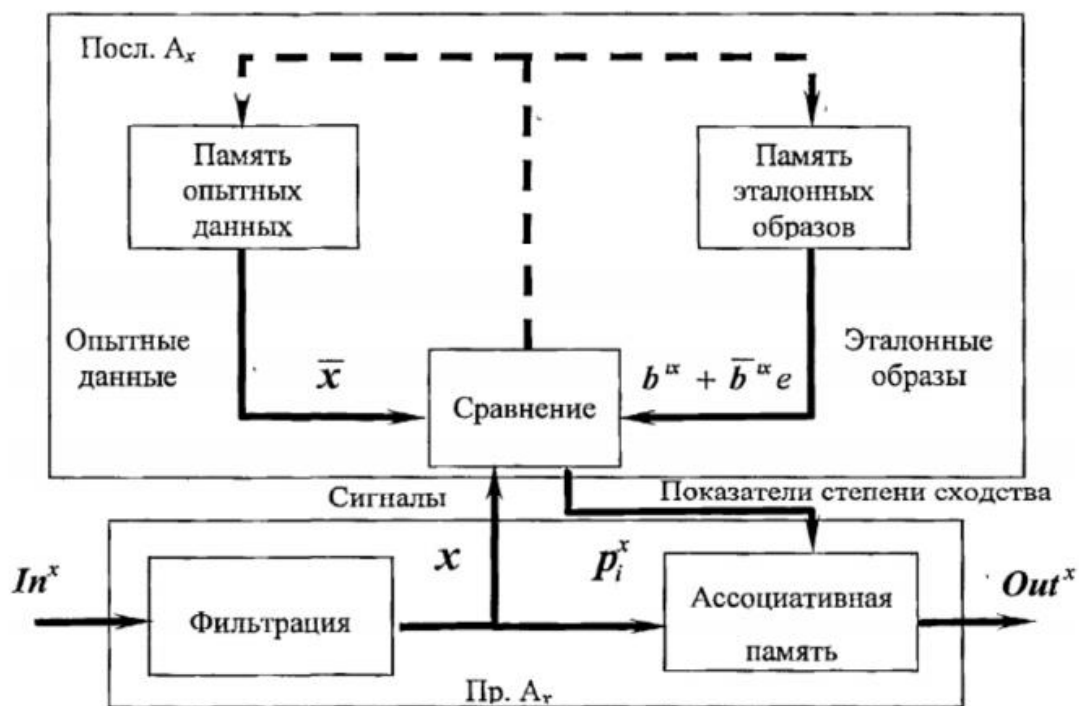


Рисунок 1.17 – Схема обработки информации в интеллектуальной нейросистеме

Метаинтеграция нейронных сетей локальных анализаторов данных реального времени, характеризующих состояние отдельно обслуживаемых; участков инженерной сети, к которым подключены группы добывающих и нагнетательных скважин, осуществляется путем управления модулями адаптации этих локальных анализаторов. При этом скорость обучения нейронных сетей локальных анализаторов регулируется учетом показателей чистой добычи нефти по группам скважин, которые учитывают объем добычи нефти, условные ее потери из-за наличия недопустимых дисбалансов потоков в узлах инженерной сети и затраты энергии на добычу.

Недостатки: как видно, описанный метод использует время прихода передних фронтов бегущих волн давления, которые возникают только при быстроразвивающейся утечке, т.е. очень медленное развитие утечки или отбора «нейтрализует» возможность расчёта её местоположения.

## Выводы по главе 1

1. Рассмотрены причины возникновения утечек нефтепродуктов из магистральных трубопроводов и их последствия.

2. Приведена классификация систем обнаружения утечек по принципам их действия и типам применяемого оборудования.

3. Проведён анализ принципа работы параметрических методов, которые имеют следующие недостатки: низкая точность определения места образования утечек, ложные срабатывания, неточность математической модели, затруднённая применимость при переходных режимах.

4. Дан анализ принципа работы метода по «волне давления». На точность влияют стохастические колебания давления, вызванные работой насосных агрегатов, и время развития утечки. Чем медленнее развивается утечка, тем значительно уменьшается точность определения места утечки. При слабом развитии утечки система не способна её обнаруживать.

5. Дан анализ принципа работы комбинированной СОУ, которая использует работу нескольких методов одновременно. Несмотря на это, комбинированная СОУ, тем не менее, имеет недостатки. Очень медленное развитие утечки или отбора «нейтрализует» возможность расчёта её местоположения по методу «волны давления». А расчёты по методу «анализа профиля» или с использованием математической модели дают большую погрешность при расчётах координат малых утечек.

6. Проведён анализ принципа работы метода на основе законов Кирхгофа. К недостатку такого метода можно отнести сложность вычисления дифференциального уравнения Навье-Стокса для вычисления зависимости удельного гидравлического сопротивления. Применение упрощений и допущений вносят погрешность в зависимость  $F(l)$ , которая сказывается на точности определения точки неконтролируемого стока при решении уравнения.

7. Проведён анализ принципа работы методов с использованием результатов измерений дополнительных параметров, которые имеют один

общий существенный недостаток – это значительные затраты, требующиеся на реализацию.

8. Дан анализ принципа работы специализированного анализатора нейросетевой СОИ, который осуществляет распознавание формы волны  $\varphi$  на выделенном интервале времени. Возникновение утечки не всегда приводит к образованию волны давления, поэтому применить нейросетевой анализатор можно лишь в ограниченных случаях.

9. В настоящий момент не существует универсального единого метода, способного достаточно точно определить местоположение утечки и при этом не требующего больших затрат на реализацию и эксплуатацию. Каждый из существующих методов не лишён недостатков (таблица 1.2).

Таблица 1.2 – Сравнительная характеристика методов обнаружения утечек жидкости из трубопровода

Название метода	Визуальный осмотр	внутритрубные дефектоскопы	по волне давления	Параметрические методы	Акусто-эмиссионный	Волокно-оптический контроль
Достоинства	Простая реализация, низкая стоимость	Обнаруживает мелкие трещины в трубопроводе	Простая реализация, низкая стоимость	Простая реализация, низкая стоимость	Позволяет находить мелкие утечки, точно локализуе т	Позволяет находить мелкие утечки и несанкционированные врезки, точно локализует
Точность метода	$\sim \pm 100$ м	$\sim \pm 0,01$ м	$\sim \pm 300$ м	$\sim \pm 5$ км	$\sim \pm 5$ м	$\sim \pm 5$ м
Экономическая составляющая	Не требует затрат на внедрение	Один запуск обходится в несколько миллионов рублей	Не требует затрат на внедрение	Не требует затрат на внедрение	Требует значительные затраты на установку большого числа датчиков	Требует значительные затраты на прокладку протяжённого волоконно-оптического кабеля-датчика
Примечание	Нет оперативности, только видимые утечки	Нет оперативности, высокая стоимость	Не к медленно развивающимся утечкам	Низкая точность локализации	Установка датчиков через каждые 3 км	Частые ложные срабатывания, высокая стоимость

Таким образом, повышение эффективности автоматизированной системы обнаружения утечек из нефтепродуктопроводов является актуальной научно-технической проблемой.

## 2 Разработка нейросетевой модели утечки жидкости из магистрального трубопровода

### 2.1 Описание объекта исследования

В систему трубопроводного транспорта нефтепродуктов входят следующие основные объекты [43, 62] (рисунок 2.1):

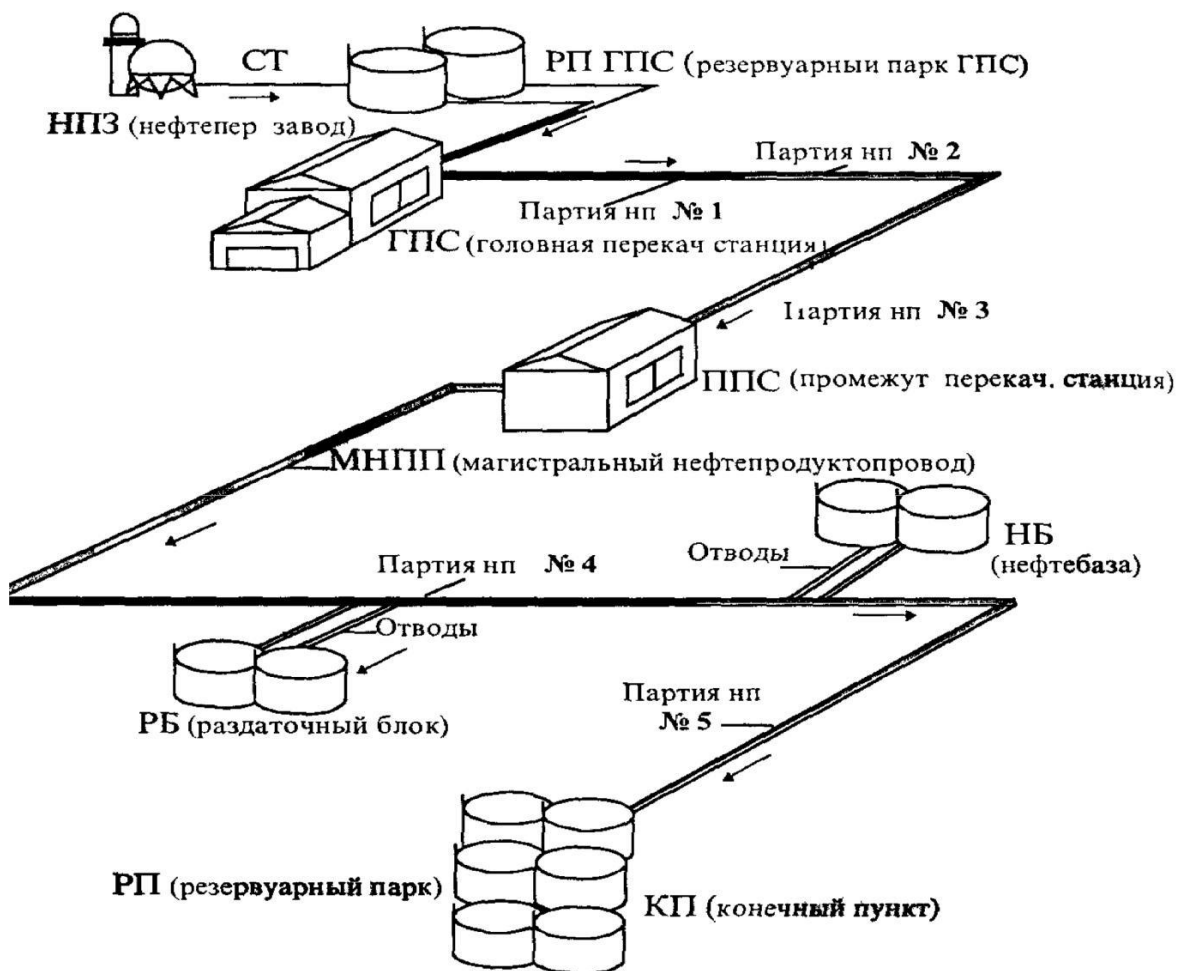


Рисунок 2.1 – Система трубопроводного транспорта нефтепродуктов

- соединительные трубопроводы (СТ), соединяющие нефтеперерабатывающий завод с головной перекачивающей станцией;
- головная перекачивающая станция (ГПС), которая служит для последовательной подачи продукта в нефтепровод и создания требуемого напора. Чаще всего в ГПС включен резервуарный парк для накопления

требуемых для перекачки объемов нефтепродуктов, их учета и поддержания равномерного поступления и откачки нефти [5];

- линейная часть (ЛЧ) магистрального нефтепродуктопровода с линейными сооружениями;

- промежуточные перекачивающие станции (ППС), которые располагаются на границе соседних участков и служащие для дополнительного напора, который будет обеспечивать дальнейшую перекачку нефтепродуктов;

- ответвления и отводы к промежуточным потребителям;

- конечный пункт нефтепровода (КП), где нефтепродукты перекачивают из труб в местные резервуары и далее либо доставляют потребителям (автомобильным, водным или железнодорожным транспортом), либо транспортируют на другую нефтепроводную систему [62].

Перекачивающие станции нефтепровода — это сложные инженерные сооружения, создающие в трубах достаточную для перемещения нефти разность напоров. Такие станции, как правило, должны располагаться на расстоянии 100-150 км друг от друга, но в отдельных случаях они могут находиться еще дальше [50]. Количество перекачивающих станций, как и диаметры труб магистрали, рассчитываются в рамках технико-экономической оптимизации.

Головная перекачивающая станция нефтепродуктопровода (ГПС) находится обычно рядом с нефтеперерабатывающим заводом или другим крупным источником нефтепродуктов (например, рядом с портом, куда нефтепродукты доставляются наводным транспортом).

В состав ГПС входит:

- резервуарный парк для аккумуляции нефти;

- насосная станция с подпорными и мощными насосами;

- технологические трубы с площадками фильтров и узлами переключения;

- понизительная электростанция;

- камеры пуска скребков очистки нефтепровода;

- комплекс сооружений по водоподготовке и водоснабжению;
- очистные сооружения;
- узел связи;
- пожарное депо;
- мастерские контрольно-измерительных приборов (КИП);
- котельная;
- административный блок и объекты вспомогательных служб и т.п.

Промежуточные перекачивающие станции (ППС) располагаются по трассе нефтепродуктопровода с определенным шагом, определяемым как гидравлическими, так и другими условиями [30]. В зависимости от выполняемых технологических операций ППС могут быть наливными или просто перекачивающими. На наливных ППС нефтепродукты не только перекачивают, но и осуществляют частичный отпуск потребителям или перевалку на другие виды транспорта, поэтому такие ППС имеют резервуарный парк, обеспечивающий выполнение указанных функций. Перекачка нефтепродуктов наливными ППС осуществляется через подключенные резервуары, когда нефтепродукт из трубопровода предыдущего участка подается сначала в резервуары ППС, а затем откачивается в следующий участок. В таких случаях соседние участки нефтепродуктопровода оказываются гидравлически несвязанными друг с другом. Однако перекачка нефтепродуктов может осуществляться также по схеме «из насоса в насос», когда трубопровод предыдущего участка подает нефтепродукт непосредственно на линию всасывания ППС. В этом случае соседние участки гидравлически связаны друг с другом. В составе ППС имеются те же объекты, что и в составе ГПС, но вместимость их резервуарных парков обычно значительно ниже, чем на ГПС. Кроме всего этого, иногда используются схемы транспортировки «из насоса в насос» с подключенным резервуаром на ППС (когда расходы по участкам разные) или с частичным сбросом НП в резервуары ППС.

Конечные пункты (КП) трубопроводной магистрали предназначены, прежде всего, для приема нефти из трубопровода, поэтому в их состав входят

крупные резервуарные парки, причем для каждого сорта нефтепродуктов имеется как минимум по два резервуара (рисунок 2.1). Вторым назначением КП является отгрузка нефтепродуктов потребителям или перевалка на другие виды транспорта. Так как во многом процесс распределения несёт вероятностный характер, местные резервуары имеют большие ёмкости, чтобы компенсировать неравномерность работы самого трубопровода и отгрузки нефтепродуктов. Следующим назначением конечного пункта является раскладка смеси транспортируемых нефтепродуктов, образующейся при их последовательной транспортировки. Для этого на территории КП стоят смесевые резервуары, в которые перекачивают части смесей для последующей раскладки по исходным нефтепродуктам. К основным объектам КП также относятся пункты заправки автомобильных цистерн и железнодорожные наливные эстакады с комплексом необходимого оборудования и средств автоматизации.

Резервуарные парки состоят из вертикальных и горизонтальных стальных резервуаров. Чаще используются резервуары вертикального типа (РВС) со стационарной крышей, изготовленные из стальных листов. Диаметр основания такого резервуара составляет 40 м, а его высота — до 20 м. Объем может быть от 50 до 100 тыс. м<sup>3</sup>, толщина стенки — от 5 до 25 мм, максимальное избыточное давление не превышает 0,02 атм. Днище РВС покоится на песчаной подушке, щитовая кровля опирается на фермы, а у резервуаров большой вместимости — на центральную стойку. Также используют вертикальные стальные резервуары с понтонами (РВСП). По конструкции эти резервуары схожи с резервуарами РВС — имеется стационарная крыша. Отличается конструкция резервуаров данного типа в том, что поверхность содержимого не открытая, а на ней плавает металлический или синтетический понтон, который способствует сокращению испарения нефтепродуктов. В резервуарных парках применяют также и вертикальные стальные резервуары с плавающей крышей (РВСПК), которые отличаются от РВС отсутствием стационарной крыши. Функцию крыши выполняет полый цилиндрический короб, плавающий на поверхности нефтепродукта, который



опускается вместе с содержимым вниз при опорожнении резервуара и, наоборот, поднимается вверх, когда резервуар заполняется. Горизонтальные стальные резервуары (РГС) небольшого объема (до 100 м<sup>3</sup>) нашли своё применение в основном для сбора утечек, однако резервуары такого типа больших ёмкостей (до 10 тыс. м<sup>3</sup>) также эксплуатируются и для специального подземного хранения нефтепродуктов. Нефтяные резервуары оснащаются дыхательными клапанами, противопожарными системами, люками-лазами для обслуживания и ремонта, уровнемерами, приборами контроля и другими средствами автоматики.

Главным элементом линейной части нефтепродуктопроводной системы является сам трубопровод [9]. Диаметры и толщины стенок нефтепродуктопроводов даны в таблице 2.1. Для линейной части трубопроводов применяют сварные (прямого или спиралеобразного типа) и бесшовные горячекатаные стальные трубы с термообработкой, имеющие диаметр от 219 до 426 мм. Также используются электросварные трубы (с продольным или спиральным типом шва) диаметром 529 мм из высокопрочных низколегированных и углеродистых сталей, благодаря которым магистраль готова выдерживать внутреннее давление до 65 атм. В добавок к трубопроводам и отводам от них, линейный участок нефтепроводов содержит подводные переходы через естественные и искусственные преграды (ручьи, реки, овраги, железные дороги), запорные устройства, системы технологической связи, установки электрохимической защиты трубопровода от коррозии, сооружения диспетчерской службы и т.п.

Таблица 2.1 – Диаметры трубопроводов линейной части

Диаметр труб, мм		Толщина стенки, мм						
Наружный	Условный	4	5	6	7	8	9	10
219	200	4	5	6	7	-	-	-
273	250	4	5	6	7	8	-	-
325	300	4	5	6	7	8	9	-
377	350	4	5	6	7	8	9	-
426	400	4	5	6	7	8	9	10
529	500	-	5	6	7	8	9	10

### 2.1.1 Описание процесса транспортировки жидкости в трубопроводе

Основными уравнениями, характеризующими процесс транспортировки жидкости в линейной части трубопровода, являются [35, 52, 53]:

1. Уравнение неразрывности:

$$\frac{\delta \rho S}{\delta t} + \frac{\delta \rho u S}{\delta x} = 0, \quad (2.1)$$

где  $u$  – скорость течения жидкости,  $S$  – площадь поперечного сечения потока (трубопровода),  $\rho$  – плотность жидкости.

2. Закон изменения количества движения:

$$\rho \left( \frac{\partial u}{\partial t} + u \frac{\partial u}{\partial x} \right) = -\frac{\delta p}{\delta x} - \frac{4}{d} \tau_w - \rho g \sin \alpha(x), \quad (2.2)$$

где  $g$  – ускорение свободного падения,  $\alpha(x)$  – угол наклона оси трубопровода к горизонту;  $\alpha(x) < 0$  – на нисходящих участках,  $\alpha(x) > 0$  – на восходящих,  $\tau_w$  – касательное напряжение на стенках трубы,  $p$  – давление в трубопроводе.

3. Уравнение баланса механической энергии:

$$\frac{\partial}{\partial t} \left( \frac{\alpha_k u^2}{2} \right) + u \frac{\partial}{\partial x} \left( \frac{\alpha_k u^2}{2} + \int \frac{dp}{\rho} + gz \right) = n^{\text{внутр}}, \quad (2.3)$$

где  $n^{\text{внутр}}$  – удельная мощность сил внутреннего трения слоев жидкости друг о друга,  $z$  – высотная отметка трубопровода,  $\alpha_k$  – коэффициент Кориолиса.

4. Уравнение баланса полной энергии:

$$\frac{\delta}{\delta t} \left[ \left( \frac{\alpha_k u^2}{2} + e_{\text{внут}} \right) \rho S \right] + \frac{\delta}{\delta x} \left[ \left( \frac{\alpha_k u^2}{2} + e_{\text{внут}} + \frac{p}{\rho} \right) \rho u S \right] = \pi d q_n - \rho u g S \frac{dz}{dx}, \quad (2.4)$$

где,  $q_n$  – поток тепла проходящий через единицу площади поверхности трубопровода в единицу времени,  $e_{\text{внут}}$  – удельная внутренняя энергия. Данные уравнения характеризуют процесс транспортировки жидкости. При возникновении утечки на стационарном режиме транспортировки неизменяющимися параметрами технологического процесса можно считать только значения давления в начале и конце технологического участка трубопровода (соответственно – на выходе из резервуара головной нефтеперекачивающей станции (ГПС) и на входе в резервуар конечного

пункта). Значения параметров работы всей остальной транспортной инфраструктуры нефтепродуктов, так или иначе, изменяются при нарушении герметичности. [24, 25, 26].

Напор  $h_x$  в произвольной точке технологического участка  $x$  с координатой  $L_x$  при заданном расходе в трубопроводе  $Q_0$  может быть представлен в виде:

$$h_x(Q_0) = h_{вх} + \sum_{i=0}^n H_i(Q_0) - [\sum_{i=0}^f h_i^{mc}(Q_0) + \sum_{i=1}^k h_i^{ly}(Q_0)], \quad (2.5)$$

где  $h_{вх}$  – напор на входе технологического участка (выходе из резервуара), м;  $H_i(Q_0)$  – напор, производимый насосом, расположенном до точки  $L_x$ , при заданном расходе  $Q_0$ , м;  $n$  – число насосов, расположенных до точки  $L_x$ ;  $h_i^{mc}(Q_0)$  – потеря напора на местном сопротивлении, расположенном до точки  $L_x$ , при заданном расходе  $Q_0$ , м;  $f$  – число местных сопротивлений, расположенных до точки  $L_x$ ;  $h_i^{ly}(Q_0)$  – потеря напора на линейном участке, расположенном до точки  $L_x$ , при заданном расходе  $Q_0$ , м;  $k$  – число линейных участков, расположенных до точки  $L_x$ .

При возникновении утечки с расходом  $Q_{ут}$  и с координатой  $L_{ут}$  расход до точки утечки возрастет до значения  $Q_1$ , а после точки утечки уменьшится до значения  $Q_2$ . Указанные расходы по определению связаны соотношением:

$$Q_1 + Q_2 = Q_{ут}, \quad (2.6)$$

Далее для определенности рассмотрим случай расчета снижения давления в требуемой произвольной точке  $x_1$ , расположенной до точки утечки. (Для точек, расположенных после точки утечки, можно провести аналогичные выкладки относительно конца технологического участка).

Снижение давления  $\Delta P_{x1}$  до точки утечки (в точке с координатой  $L_{x1}$ ) при увеличении расхода в трубопроводе до  $Q_1$  составит:

$$\Delta P_{x1} = P_{x1}(Q_0) - P_{x1}(Q_1), \quad (2.7)$$

В общем виде функция  $\Delta P(Q)$  нелинейная относительно  $Q$  и её можно представить следующим образом [4]:

$$\Delta P_{x1} = f(Q_{ут}, l_{ут}, t_{ут}, X, Y, K, L, T^0, x_1), \quad (2.8)$$

где:

- $Q_{ут}$ ,  $l_{ут}$ ,  $t_{ут}$  – расход, координата и время возникновения утечки соответственно,
- $X, Y$  – векторы параметров основных и подпорных насосов (скорость вращения, время включения, отключения),
- $K$  – вектор параметров качества нефтепродуктов (например, плотность, вязкость),
- $L$  – параметры задвижек на линейном участке (положение задвижки, время открытия/закрытия, координата задвижки относительно нулевой точки),
- $T^o$  – температура нефтепродукта,
- $x_1$  – координата точки, на которой будет вычисляться падение давления  $\Delta P_{x_1}$ ,
- $f$  – некоторая функция, описывающая зависимость падение давления  $\Delta P$ .

По известной зависимости  $f$ , зная  $\Delta P$  и значения остальных параметров процесса транспортировки нефтепродукта, можно вычислить месторасположение утечки  $l_{ут}$ . Точность вычисления будет зависеть от точности измерения параметров и точности аппроксимации  $f$ . Задача аппроксимации функции может быть решена с помощью искусственных нейронных сетей.

## **2.2 Основные теоретические сведения о нейронных сетях**

### **2.2.1 Обобщенная модель искусственного нейрона**

Искусственный интеллект берет свое начало в сороковых годах XX века. В 1943 году Уоррен Мак-Каллок и Волтер Питтс разработали модель нейрона человека и животного и объяснили принципы связи нейронной сети. Дальнейшее продвижение в этой области науки способствовало внедрению и проектированию персептрона (Фрэнк Розенблатт, 1958). Его задачей было распознать алфавитно-цифровые знаки. Были также попытки использовать

нейронные сети для прогноза погоды, идентификации математических формул и анализа электрокардиограмм [72].

В 1969 году Марвин Минский и Сеймур Пейперт опубликовали монографию, в которой они доказали, что однослойные персептроноподобные сети имеют ограниченную область применения. Это обстоятельство оттолкнуло ученых от работы над персептронами и перенесло их интересы на экспертные системы. В середине 80-х годов появились статьи, доказывающие, что многослойные нелинейные нейронные сети не имеют ограничений. Это повысило интерес в данной области знаний [73]. Развитие технологий сверхбольших интегральных схем (СБИС) способствовало улучшению нейрокомпьютеров за тот же период времени. Очень важными достижениями являются различные методы обучения многослойных нейронных сетей, например метод обратного распространения ошибки. Архитектура однослойного персептрона представлена на рисунке 2.2.

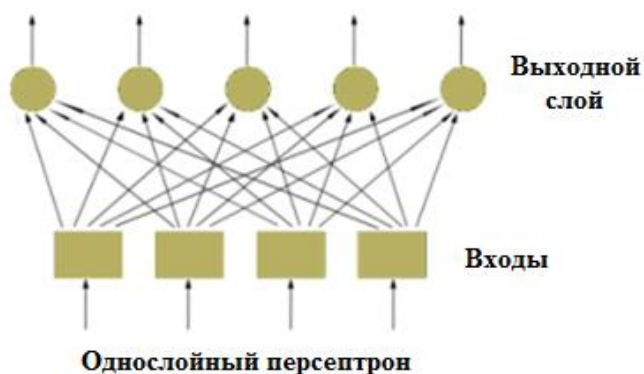


Рисунок 2.2 – Архитектура однослойного персептрона

Человеческий мозг, состоящий из  $10^{10}$  клеток с  $10^{15}$  соединений (синапсов) между собой, является образцом для нейронных сетей [72]. Нейрон работает с частотой от 1 до 100 Гц, следовательно, приближенная скорость равна порядка  $10^{18}$  операций в секунду, что во много раз превышает характеристики современных компьютеров. Нейронная сеть – это простая модель мозга. Она состоит из большого количества нейронов, то есть элементов, обрабатывающих информацию.

Схема нейрона может быть сделана на основе биологической клетки [6, 51]. Такой элемент состоит из нескольких входных сигналов. Входные сигналы умножаются на соответствующие веса и затем суммируются. Результат пересчитывается с помощью функции активации. Модель искусственного нейрона представлена на рисунке 2.3.

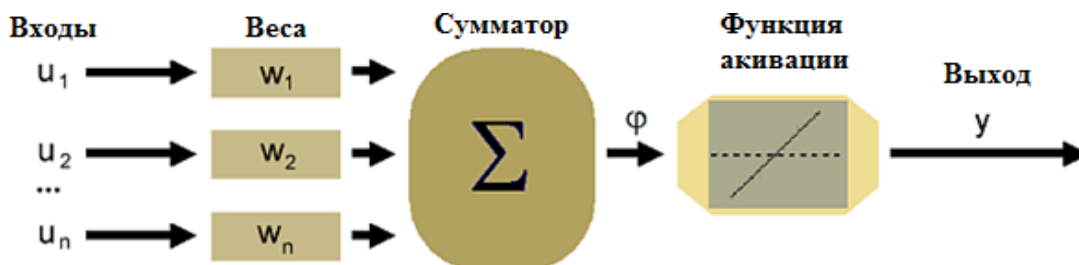


Рисунок 2.3 – Модель нейрона

В соответствии с такой моделью формула потенциала активации  $\phi$  имеет следующий вид:

$$\phi = \sum_{i=1}^n w_i x_i = (X, W), \quad (2.9)$$

Сигнал  $\phi$  обрабатывается функцией активации, которая может принимать различные формы. Если функция является линейной, выходной сигнал может быть описан как:

$$y = k\phi, \quad (2.10)$$

Нейронные сети, описанные выше формулой, называются линейными нейронными сетями. Другим типом функции активации является пороговая функция:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{for } s \geq \theta, \\ 0, & \text{for } s < \theta; \end{cases} \quad (2.11)$$

Где  $s$  – заданное постоянное пороговое значение.

Функции, которые наиболее точно описывают нелинейную характеристику функции активации биологических нейронов:

Сигмоидальная функция:

$$y = \frac{1}{1+e^{-\alpha s}}, \quad (\alpha < 0) \quad (2.12)$$

Где  $\alpha$  – параметр наклона сигмоидальной функции активации.

И функция гиперболического тангенса:

$$y = \frac{e^{\beta s} - e^{-\beta s}}{e^{\beta s} + e^{-\beta s}}, (\beta < 0) \quad (2.13)$$

Где  $\beta$  – параметр наклона функции активации гиперболического тангенса.

На рисунке 2.4 представлены графики конкретных функций активации:

- Линейная функция;
- Пороговая функция;
- Сигмоидная функция.



Рисунок 2.4 – графики функций активации

Существуют различные типы нейронных сетей, которые можно различать по их структуре и направлениям прохождения сигнала. Каждый вид нейронной сети имеет свой собственный метод обучения. Как правило, нейронные сети могут быть дифференцированы следующим образом:

- Сети прямого распространения: однослойные, многослойные;
- Рекуррентные сети;
- Сеть радиально-базисных функций;
- Самоорганизующиеся карты;

Простейшее определение нейронной сети, более правильно именуемое искусственной нейронной сетью (ИНС), обозначил изобретатель одного из первых нейрокомпьютеров доктор Роберт Хет Нильсен. Он определяет нейронную сеть как: «... вычислительная система, состоящая из нескольких

простых взаимосвязанных элементов обработки, которые обрабатывают информацию по реакции динамического состояния на внешние входы» [71].

ИНС - это устройства обработки (алгоритмы или аппаратные средства), которые свободно моделируются после нейронной структуры коры головного мозга, но в гораздо меньших масштабах. Большая ИНС может иметь сотни или тысячи процессорных единиц, тогда как мозг имеет миллиарды нейронов с соответствующим увеличением величины их общего взаимодействия и поведения [73]. Исследователи ИНС, как правило, не заинтересованы в том, точно ли их сети напоминают биологические системы.

Не смотря на то, что математика, связанная с нейронными сетями, не является простой, пользователь может легко получить, по крайней мере, оперативное понимание своей структуры и функции.

### **2.2.2 Архитектура нейронных сетей**

Нейронные сети обычно организованы слоями. Слои состоят из нескольких взаимосвязанных узлов, которые содержат функцию активации. Информация подается на входной слой, который связан с одним или несколькими скрытыми слоями, где фактическая обработка данных осуществляется через систему взвешенных связей [74]. Затем скрытые слои соединяются с выходным слоем, на котором выводится ответ нейронной сети, как показано на рисунке ниже (рисунок 2.5).



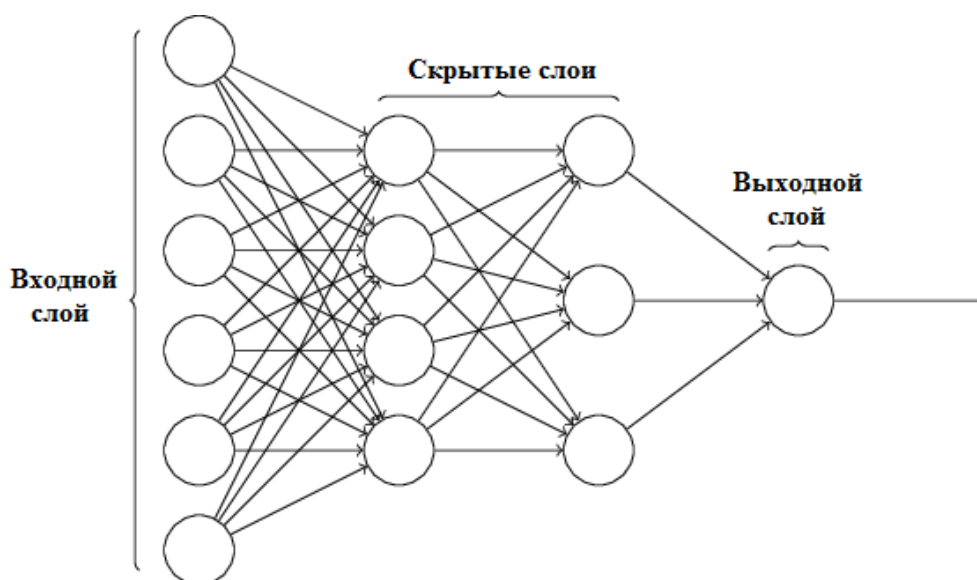


Рисунок 2.5 – Многослойная искусственная нейронная сеть

Большинство ИНС содержат некоторую форму правила обучения, которая изменяет веса связей в соответствии с входными данными. В некотором смысле, искусственные нейронные сети учатся на примере так же, как их биологические образцы. Например, ребенок учится распознавать собак на примерах собак.

Не смотря на то, что существует множество различных правил обучения, используемых нейронными сетями, в данном случае рассмотрим одно из самых распространенных – дельта-правило или правило дельты. Оно часто используется наиболее общим классом нейронных сетей с обратным распространением ошибки.

С дельта-правилом, как и с другими типами обратного распространения, обучение представляет собой контролируемый процесс, который происходит с каждым циклом или эпохой (т.е. каждый раз, когда сеть представлена новым шаблоном ввода) посредством прямого потока активации выходов и обратным распространением ошибок корректировки веса. Проще говоря, нейронная сеть изначально делает случайное предположение относительно того, что это может быть, то есть какой результат должен быть на самом деле. Затем она видит, насколько далек ее ответ от фактического, и делает соответствующую

корректировку своих весов соединения [74]. Более наглядно процесс выглядит примерно так (Рисунок 2.6):

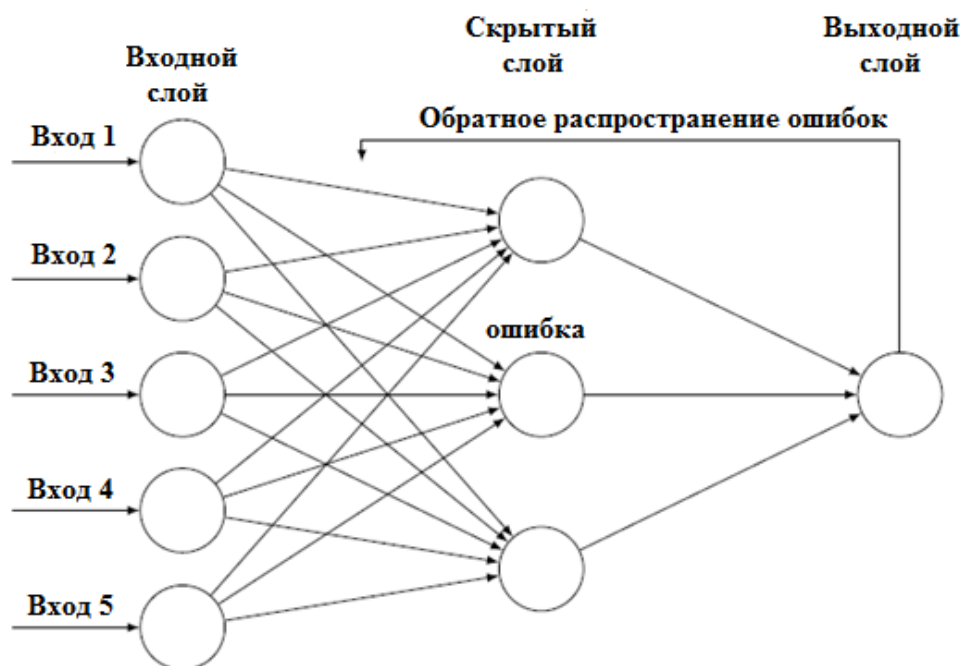


Рисунок 2.6 – Алгоритм метода обратного распространения ошибок

В таких случаях, как правило, в каждом узле скрытого слоя есть сигмоидальная функция активации, которая поляризует сетевую активность и помогает ей стабилизироваться.

Обратное распространение ошибки выполняет градиентный спуск в векторном пространстве решения в направлении глобального минимума вдоль самого крутого вектора поверхности ошибки [74]. Глобальный минимум - это теоретическое решение с наименьшей возможной ошибкой. Сама поверхность ошибки имеет вид гиперболической параболоиды, иногда бывает гладкой, как показано на рисунке 2.7. В большинстве случаев пространство решений не имеет ровной траектории, оно содержит многочисленные «ямы» и «холмы», которые могут привести к локальному минимуму, что не является лучшим решением.

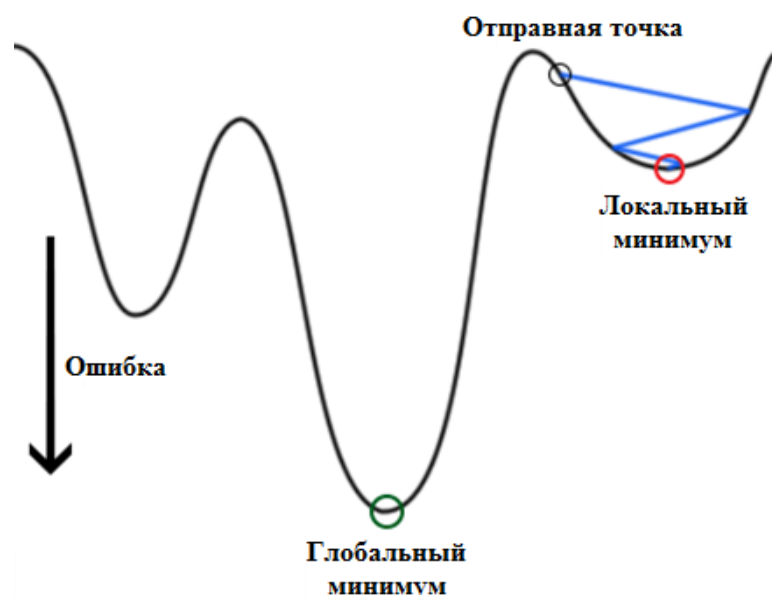


Рисунок 2.7 – Поверхность ошибки

Так как характер пространства ошибок не может быть известен априори, анализ нейронной сети часто требует большого количества отдельных прогонов для определения наилучшего решения. Большинство правил обучения имеют встроенные математические выражения, которые контролируют скорость (коэффициент бета) и импульс обучения. Скорость обучения означает скорость сближение между текущим решением и глобальным минимумом. Моментум помогает сети преодолевать препятствия (локальные минимумы) на поверхности ошибки и располагаться на глобальном минимуме или около него [74].

Как только нейронная сеть обучена до удовлетворительного уровня, ее можно использовать как аналитический инструмент для других данных. Для этого пользователь больше не задает тренировочные данные и вместо этого допускает сети работать только в режиме прямого распространения. Новые данные поступают на вход сети, где они фильтруются и обрабатываются средними слоями, как при процессе обучения, однако в данной ситуации выход сохраняется и не происходит обратное распространение [74]. Выходной сигнал прямого распространения является предсказанной моделью для данных,

которая затем может использоваться для дальнейшего анализа и интерпретации.

Также возможно переобучить нейронную сеть, а это означает, что сеть была обучена именно для того, чтобы реагировать только на один тип ввода, что очень похоже на заучивание. Если это произойдет, то обучение остановится, и сеть заучит выборку. В реальных приложениях эта ситуация не очень полезна, так как для каждого нового вида ввода потребуется отдельная внушительная сеть.

### **2.2.3 Отличие нейронных сетей от традиционных вычислений**

Чтобы лучше понять искусственные нейронные вычисления, важно сначала знать, как действует обычный компьютер, так и его программная составляющая. Обычный компьютер имеет центральный процессор, который может адресовать массив ячеек памяти, где хранятся данные и инструкции [72]. Вычисления производятся процессором, считывающим инструкцию, а также любые данные, которые требуются команде из адресов памяти, затем выполняется соответствующая инструкция и результаты сохраняются в указанной ячейке памяти по мере необходимости. В последовательной системе вычислительные шаги являются детерминированными, последовательными и логическими, а состояние переменной можно отследить от одной операции к другой.

Для сравнения, ИНС не являются последовательными или обязательно детерминированными. Нет сложных центральных процессоров, скорее есть много простых, которые обычно делают не что иное, как берут взвешенную сумму своих входов от других процессоров. ИНС не выполняют запрограммированные команды, они параллельно реагируют на схему представленных им входных данных. Для хранения данных не существует отдельных адресов памяти. Вместо этого информация содержится в общем состоянии активации сети [72]. Таким образом, знание представляет сама сеть, которая в буквальном смысле больше, чем сумма отдельных ее компонентов.

Нейронные сети являются универсальными аппроксиматорами, и они работают лучше всего, если система, которую вы используете как модель, имеет высокую устойчивость к ошибке. Однако они очень хорошо работают для:

- захвата ассоциаций или выявления закономерностей в выборке;
- объектов, где объем, количество переменных или разнообразие данных очень велико;
- объектов, где отношения между переменными смутно понимаются;
- объектов, где отношения сложно описать адекватно традиционными подходами.

#### **2.2.4 Ограничения использования нейронных сетей**

Существует множество ограничений анализа нейронной сети, и для правильного обсуждения этого вопроса нам пришлось бы рассмотреть каждый отдельный тип сети, что не является необходимым. Однако в отношении сетей обратного распространения есть некоторые специфические проблемы, о которых должны знать потенциальные пользователи [73]:

- Нейронные сети обратного распространения (и многие другие типы сетей) в некотором смысле являются «черными ящиками». Помимо определения общей архитектуры сети и, возможно, первоначального заполнения ее случайными числами, у пользователя нет никакой другой роли, кроме как подавать на сеть обучающую выборку и наблюдать, как сеть тренируется и готовит выходные данные. Фактически, было сказано, что с обратным распространением «вы почти не знаете, что вы делаете». Некоторые свободно распространяемые программные пакеты ПО (NevProp, bp, Mactivation) позволяют пользователю пробовать прогресс сетей через регулярные промежутки времени, но обучение развивается без участия пользователя. Конечным продуктом этой деятельности является обученная сеть, которая не содержит уравнений или коэффициентов, определяющих

отношения (как в регрессии) за пределами своей собственной внутренней математики, сама сеть является окончательным уравнением отношения.

- Сети обратного распространения, как правило, медленнее обучаются, чем другие типы сетей, и иногда требуют тысячи эпох. Если вы работаете на параллельных вычислительных системах, это не является проблемой, но если данный тип сети моделируется на стандартной последовательной машине (то есть на одном SPARC, Mac или ПК), обучение может занять длительное время. Это связано с тем, что центральный процессор должен вычислять функции каждого узла и соединения отдельно, что может быть проблематичным в очень больших сетях с большим объемом данных. Однако скорость большинства современных ЭВМ исключает данную проблему [72].

### **2.2.5 Преимущества по сравнению с традиционными методами**

ИНС предоставляют аналитическую альтернативу обычным методам, которые часто ограничиваются строгими предположениями о нормальности, линейности, переменной независимости и т.д. Поскольку ИНС может фиксировать многие виды отношений, она позволяет пользователю быстро и относительно легко моделировать явления, которые было очень трудно или невозможно объяснить без применения сети.

Причиной большой заинтересованности пользователей в отношении нейронных сетей является их способность к обобщению в новых условиях. После того как нейронная сеть обучена до удовлетворительного уровня, ее можно использовать как аналитический инструмент для других данных. Это называется тестовым режимом, в котором обучение останавливается, а веса остаются постоянными, и далее сеть работает только в режиме прямого распространения. Новые входные данные копируются на входной слой, где они фильтруются и обрабатываются средними слоями как при обучении, однако теперь выход сохраняется и не происходит обратное распространение ошибки. Часто можно понять, почему получен определенный результат. Иначе говоря, нейронная сеть не является «черным ящиком»: она использует только входной

сигнал и его вес, чтобы генерировать выходной сигнал. Таким образом, всегда можно анализировать (хотя математически сложно) веса нейронной сети, чтобы получить представление об извлечении информации из входных данных нейронной сетью.

Ниже представлены четыре различных применения нейронных сетей [73]:

1. Классификация. В математическом смысле такой процесс означает разделение  $n$ -мерного пространства на различные области и определения принадлежности входного значения к определенной области в пространстве. Данная идея используется во многих реальных методах, например, в различных программах распознавания образов. Информация о каждом входном объекте преобразуется в многомерную точку и классифицируется на определенную группу, каждая из которых представляет известный образ. Для задач классификации используются сети прямой связи.

2. Прогнозирование. Нейронная сеть может быть обучена выработке заранее не известных, но истинных выходных данных, с учетом конкретного вектора входа. Если у нас есть сеть, которая хорошо подходит для моделирования известной последовательности значений, ее можно использовать для прогнозирования будущих результатов. Очевидным примером является прогноз погоды. Сети с прямой связью используются для задач прогнозирования.

3. Кластеризация. Иногда нам приходится анализировать данные, которые настолько сложны, что нет очевидного способа классифицировать их по разным категориям. Нейронные сети могут быть использованы для идентификации специальных общих признаков этих данных и классификации их по разным категориям без предварительного знания.

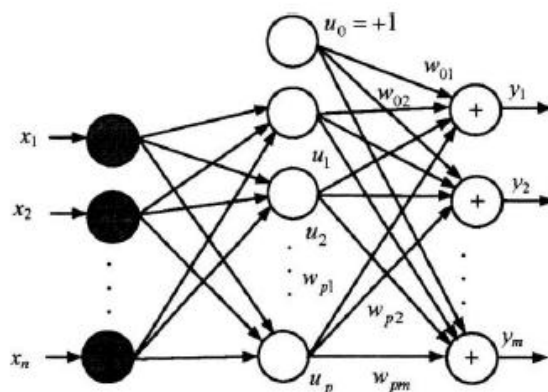
4. Ассоциация. Нейронную сеть можно обучить таким образом, чтобы она «запоминала» несколько шаблонов данных. Когда на вход сети приходит искаженная версия определенного шаблона, сеть связывает ее с ближайшей в ее памяти и выдает исходную версию этого конкретного шаблона. Данная

операция полезна для восстановления исходного сигнала или образа из зашумленных или поврежденных данных. Для этой цели можно использовать сети Хопфилда.

### 2.3 Радиально-базисные сети

Данный класс сетей, называемых РБФ-сетями (*RBFN, Radial Basis Functions Networks*), относится к многослойным НС прямого распространения и был впервые предложен в 1988 г. Д. Брумхедом и Д. Лове. Позднее было доказано, что эти сети также являются универсальными аппроксиматорами, т.е. с их помощью можно сколь угодно точно аппроксимировать любую непрерывную функцию нескольких переменных [45, 65].

Архитектура *RBFN*-сети включает в себя три слоя нейронов. Первый (входной) слой выполняет распределительные функции. Второй (скрытый) слой осуществляет фиксированное нелинейное преобразование вектора входов  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  в новое пространство  $U = (u_1, u_2, \dots, u_p)^T$  без использования настраиваемых весовых коэффициентов. Выходной слой объединяет полученные таким образом выходы нейронов скрытого слоя путем вычисления их линейной взвешенной комбинации (рисунок 2.8).



Входной слой    Скрытый слой    Выходной слой

Рисунок 2.8 – Структура *RBFN*-сети

Выходы сети описываются уравнениями:

$$y_i = w_{0i} + \sum_{l=1}^p w_{li} f_l(X), \quad (i = 1, 2, \dots, m), \quad (2.15)$$



где  $X = (x_1, x_2, \dots, x_n)^T$  – входной вектор;  $w_{li}$  – веса связей, ( $l = 1, 2, \dots, p$ ;  $i = 1, 2, \dots, m$ );  $w_{0i}$  – смещение по  $i$ -му выходу сети. Функции  $f_i(X)$  – это функции активации нейронов скрытого слоя, определяемые как

$$f_i(X) = \varphi_l(\|X - C_l\|), \quad (l = 1, 2, \dots, p), \quad (2.16)$$

где  $\|X - C_l\|$  – норма вектора  $X - C_l = (x_1 - C_{l1}, x_2 - C_{l2}, \dots, x_n - C_{ln})^T$ ;  $C_l = (C_{1l}, C_{2l}, \dots, C_{nl})^T$  –  $l$ -й вектор-эталон, задаваемый в качестве «центра»  $l$ -й области входных образов;  $\varphi_l(\bullet)$  – радиальная базисная функция ( $\varphi_l \geq 0$ ), принимающая максимальное значение при нулевом значении аргумента и быстро убывающая при  $\|X - C_l\| \rightarrow \infty$ . Это подразумевает, что значения функции  $\varphi_l(\bullet)$  только тогда существенно отличаются от нуля, когда входной вектор  $X$  близок к вектору  $C_l$ .

Функции  $f_i(X)$  могут быть выбраны, например, в классе гауссовых функций

$$f_i(X) = \exp \left[ - \sum_{j=1}^n \frac{(x_j - C_{ij})^2}{2\sigma_{ij}^2} \right], \quad (l = 1, 2, \dots, n), \quad (2.17)$$

где  $\sigma_{ij}$  – параметр, определяющий «ширину» гауссовой функции.

Вид функции  $f_l$  для  $l$ -го нейрона скрытого слоя показан на рисунке 2.9.

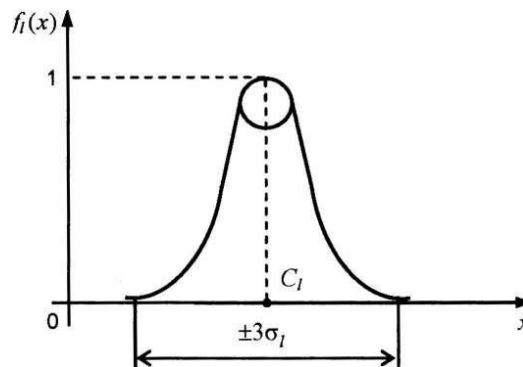


Рисунок 2.9 – Функция активации нейрона скрытого слоя радиально-базисной сети

Поскольку настраиваемые параметры сети линейно связаны с выходами  $y_i$ , то они могут быть найдены непосредственно с помощью метода наименьших квадратов. При этом минимизируется суммарная квадратичная ошибка сети

$$E = \frac{1}{2} \sum_{r=1}^R \sum_{i=1}^m (y_i^r - d_j^r)^2, \quad (2.18)$$

где  $y_j^r$  –  $j$ -й выход НС в  $r$ -м эксперименте, т.е. при предъявлении сети  $r$ -го входного образа  $X^r$ ;  $d_j^r$  – желаемый  $j$ -й выход сети для входа  $X^r$ ;  $R$  – число экспериментов (размерность обучающей выборки). Вычисляя частные производные

$$\frac{\partial E}{\partial w_{0j}} = \sum_{r=1}^R (y_j^r + d_j^r), \quad \frac{\partial E}{\partial w_{lj}} = \sum_{r=1}^R (y_j^r + d_j^r) f_l(X^r), \quad (j = 1, 2, \dots, m; l = 1, 2, \dots, L)$$

и приравнивая их к нулю с учетом выражений

$$y_j^r = w_{0j} + \sum_{l=1}^n w_{lj} f_l(X^r), \quad (j = 1, 2, \dots, m)$$

приходим к системе из  $(p+1)m$  линейных уравнений относительно  $(p+1)m$  неизвестных коэффициентов  $w_{0j}, w_{1j}, \dots, w_{pj}, (j=1, 2, \dots, m)$ .

В отличие от часто встречающейся ситуации, когда использование градиентных методов при настройке весов персептрона приводит лишь к достижению локальных минимумов, здесь нахождение весов связей осуществляется быстрее и точнее. Этому способствует и то обстоятельство, что если входной вектор  $X^r$  принимает значения, близкие к центрам обучения  $C_l$ , то реакция этой радиальной базисной функции  $\varphi(\bullet)$  велика; и, наоборот, реакция примерно равна нулю, когда вход  $X^r$  далек от  $C_l$ . Это также сказывается на повышении скорости обучения сети.

Как показывают эксперименты, при малом числе входов ( $n \leq 3$ ) радиально-базисные сети обладают очевидными преимуществами над многослойными нейронными сетями, обеспечивая высокую точность аппроксимации любой непрерывной вектор-функции  $Y = F(X)$ . Это делает их привлекательными для решения задач идентификации и управления. В то же время для больших значений  $n$  число требуемых базисных функций резко возрастает. При этом необходимо тщательно выбирать расположение центров  $C_l$  базисных функций, что требует знания априорной информации о величине (уровнях) входных сигналов.

### 2.3.1 Радиально-базисная сеть в программе MATLAB

Радиально-базисная сеть – это двухслойная нейронная сеть, имеющая  $R$  входов. Каждый вход состоит из нескольких элементов (рисунок 2.10) [38]. Симметричная колоколообразная функция следующего вида является передаточной функцией нейронов входного слоя:

$$radbas(n) = e^{-n^2}. \quad (2.19)$$

Максимум этой функции равен 1, при  $n = 0$ . Функция плавно возрастает при уменьшении  $n$ , достигая значения 0,5 при  $n = \pm 0,833$  (рисунок 2.11). Линейная функция *perelin* является передаточной функцией нейронов выходного слоя.

Функция взвешивания входного слоя определяет евклидово расстояние между каждым столбцом матрицы входов и каждой строкой матрицы весов:

$$dist(w_i, p_i) = sqrt((w_i - p_j)^2). \quad (2.20)$$

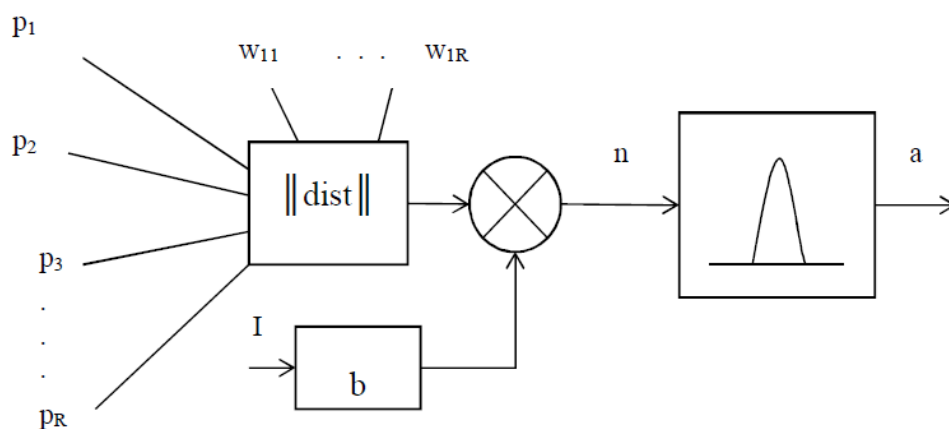


Рисунок 2.10 – Структурная схема радиально-базисной сети

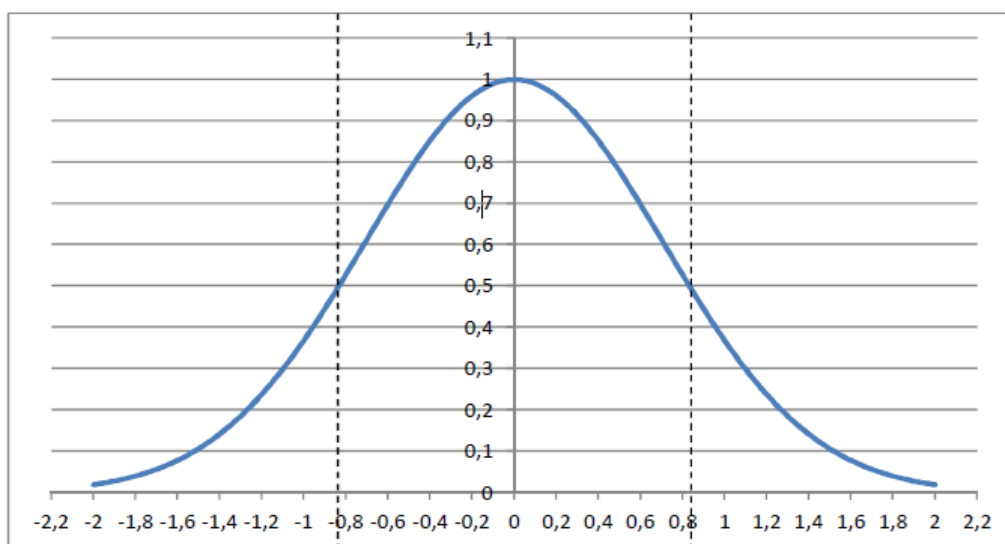


Рисунок 2.11 – График функции активации *radbas*

Затем это значение умножается на значение смещения нейрона и передаётся на вход передаточной функции, таким образом,  $a\{i\} = \text{radbas}(\text{net.prod}(\text{dist}(\text{net.IW}\{1, 1\}, p) \cdot \text{net.b}\{i\}))$ .

Скалярное произведение *dotprod* является функцией взвешивания для выходных нейронов, а функция суммирования взвешенных входов и взвешенного смещения *netsum* – функцией накопления.

Для того чтобы правильно определить поведение радиальной базисной сети, необходимо проследить за перемещением входного вектора  $p$ . При задании значений элементам входного вектора каждый входной нейрон выдает значение в соответствии с тем, насколько близки векторы весов каждого нейрона к вектору входа. То есть, нейроны, вектора весов которых, значительно отличаются от входных векторов  $p$ , будут иметь выходы, примерно равные 0, и их влияние на выходные значения нейронов выходного слоя будет минимальное. Наоборот, входной нейрон с векторами весов близких к вектору  $p$ , выдаст значение, примерно равное 1.

Используются две функции *newrbe* и *newrb* при моделировании радиальных базисных сетей общего вида и автоматической настройки весов и смещений. *Newrbe* моделирует радиальную базисную сеть с нулевой ошибкой, *newrb* управляет числом входных нейронов. *Newrbe* и *newrb* имеют следующие параметры:

$net = newrbe(P, T, SPREAD),$

$net = newrb(P, T, GOAL, SPREAD),$

где  $GOAL$  – среднее значение квадратичной ошибки (по умолчанию 0);

$SPREAD$  – влияющий параметр, который определяет крутизну функции  $rad-bas$  (по умолчанию 1);

$P$  – массив, имеющий размер  $R \times Q$  входных векторов, где  $R$  – количество входных векторов и  $Q$  – количество векторов в последовательности;

$T$  – массив, имеющий размера  $S \times Q$  из  $S$  классов и  $Q$  векторов цели.

Влияющий параметр  $SPREAD$  может значительно влиять на качество аппроксимации функции: при увеличении значения параметра, будет увеличиваться гладкость аппроксимации. Если значение параметра большое, то это приведет к тому, что потребуется большое количество нейронов для того, чтобы получить гладкую аппроксимацию быстро изменяющейся функции. Если значение параметра  $SPREAD$  слишком малое, то потребуется большое число нейронов для того, чтобы аппроксимировать гладкую функцию. Влияющий параметр  $SPREAD$  обычно подбирается таким образом, чтобы его значение было меньше размера интервала, но больше, чем шаг разбиения интервала задания обучающей выборки.

Команда  $newrbe$  настраивает веса входного слоя равным  $P'$ , а смещения – равными  $0,8326/SPREAD$ , в результате чего радиальная базисная функция общего вида пересечёт 0,5, если евклидоваго расстояния будет равно значению  $\pm SPREAD$ . Веса следующего слоя  $LW\{2,1\}$  и их смещения  $b\{2\}$  настраиваются путем моделирования выходов входного слоя  $A\{1\}$  и последующим решением системы линейных уравнений:

$$[LW\{2,1\} \ b\{2\}] * [A\{1\}; \ ones] = T.$$

Команда  $newrb$  формирует сеть по следующему алгоритму. Первоначально входной слой не имеет нейронов. Затем моделируется сеть и определяется входной вектор, имеющий самую большую погрешность, затем добавляется нейрон с функцией активации  $radbas$  и весами, которые равны

входному вектору, потом определяются коэффициенты весов линейного слоя, чтобы не превысить допустимое значение средней квадратичной ошибки.

## 2.4 Алгоритм разработки и адаптации нейросетевой модели утечки жидкости из магистрального трубопровода

Известно, что образование утечки с расходом  $q$  ведёт к снижению напора и соответственно давления жидкости в трубопроводе (рисунок 2.12).

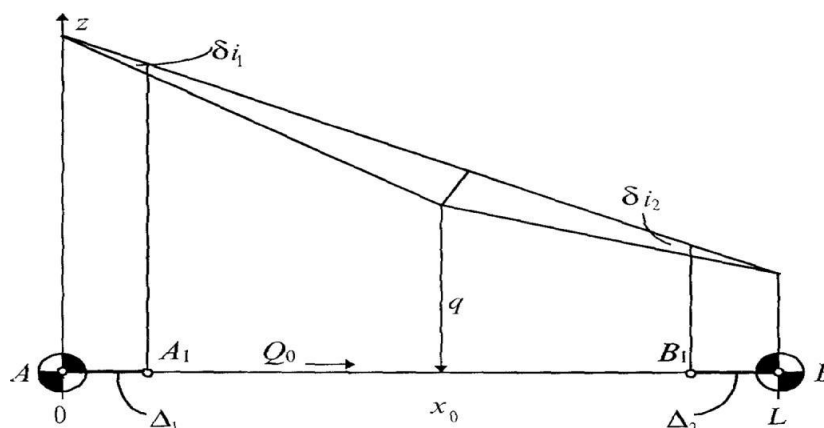


Рисунок 2.12 – Снижение напора в трубопроводе при образовании утечки с расходом  $q$

Падение давление  $\Delta P$  в любой точке трубопровода в общем виде может быть описано формулой (2.12). Для вычисления  $\Delta P$  по формуле (2.12) необходимо аппроксимировать функцию  $f$ . Поставленная задача аппроксимации функции  $f$  решается с помощью описанных выше искусственных нейронных сетей. Задачу аппроксимации функции  $f$  можно разделить на 4 этапа (рисунок 2.13).

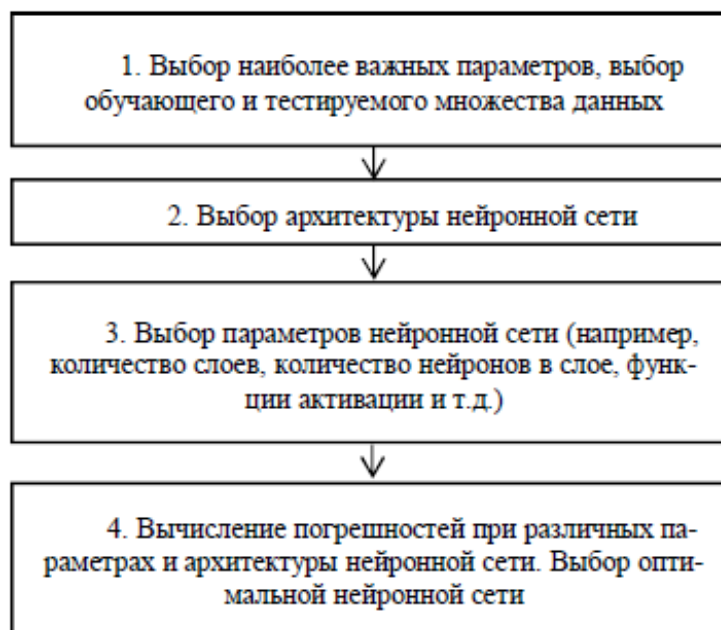


Рисунок 2.13 – Этапы решения задачи аппроксимации функции на базе нейронных сетей

На первом этапе выбираются наиболее важные параметры, влияющие на  $\Delta P$  при возникновении утечки. Набор исходных данных делится на обучаемые (применяются для обучения нейронных сетей) и тестовые (для проверки и вычисления погрешности). На втором этапе выбирается архитектура нейронной сети, которая подходит больше всего для задачи аппроксимации. В зависимости от выбранной архитектуры на третьем этапе подбираются различные параметры нейронной сети. Вычисляя погрешность (этап 4) можно подобрать такие параметры, при которых нейронная сеть при выбранном наборе данных будет иметь наименьшую погрешность на тестируемом множестве данных. Таким образом, имея большой набор данных, для каждого участка трубопровода можно подобрать нейронную сеть, вычисляющую местоположение утечки с наименьшей погрешностью.

Рассмотрим алгоритм подбора наиболее оптимального варианта нейронной сети (приложение Б). Первоначально вводятся обучающие и тестовые данные, создаётся нейронная сеть  $net$ , с изменяющимся параметром  $nr$ . Меняя значение параметра  $nr$  от минимального до максимального, найдём

зависимость погрешности  $maxpogr$  от  $np$  и выведем значение параметра  $np$ , при котором погрешность будет минимальной.

Для того чтобы вычислить погрешность необходимо обучить нейронную сеть  $train (net)$  на обучаемом множестве данных. С помощью обученной нейронной сети  $net$  построим массив  $P (l, a1, \dots, an)$ , меняя значения параметров  $l, a1, \dots, an$  от минимального до максимального и подставляя их в нейронную сеть  $\Delta P = sim(net, l, a1, \dots, an)$ , где  $l$  – местоположение утечки,  $a1, \dots, an$  – другие параметры, указанные в пояснении к формуле 2.8. Полученный массив  $\Delta P(l, a1, \dots, an)$  можно использовать для вычисления местоположения утечки  $l$  по известному значению падения давления  $\Delta P$  и параметрам  $a1, \dots, an$ .

Согласно 4 этапу решения задачи аппроксимации необходимо вычислить погрешность. Вычислять погрешность будем на тестируемом множестве данных. Подставляя тестирующие наборы значений параметров  $alt1, \dots, ant1$  в массив  $\Delta P(l, a1, \dots, an)$  и изменяя  $l$  от  $l_{min}$  до  $l_{max}$ , найдём такое значение  $lr1$ , при котором разница  $dPt1$ , между известным значением  $Pt1$  из тестового набора данных и вычисленным нейронной сетью значением  $\Delta P(l, alt1, \dots, ant1)$  будет минимальной.

Для каждого набора параметров из тестового множества вычислим погрешность  $pogr$ , которая представляет собой разницу между расчётным значением  $lr$  и тестовым значением  $lt$ . Среди вычисленных значений погрешности  $pogr1, \dots, pogr_n$  найдём максимальную погрешность  $maxpogr(np)$ . Это значение и будет являться показателем качества аппроксимации функции  $f$  для нейронной сети  $net$  с параметром  $np$ .



## 2.5 Адаптация нейросетевой модели утечки жидкости на примере программы MATLAB

Рассмотрим практическую реализацию описанного выше алгоритма на примере программы *MATLAB* [37] с использованием пакета *Neural Networks Toolbox (NNT)*.

В качестве наиболее важных параметров, описывающих процесс транспортировки нефтепродукта в трубопроводе, были выбраны следующие: избыточное давление в трубопроводе и расход нефтепродукта. Во-первых, эти параметры наиболее существенно изменяются при возникновении утечки. Во-вторых, они легко поддаются измерению датчиками и не требуется больших затрат на установку и эксплуатацию датчиков давления и расхода.

Рассмотрим таблицу значений падения давления, зафиксированных датчиком в момент экспериментального отбора нефтепродукта, при различном местоположении утечки относительно датчика давления и разном расходе утечки.

Данные были получены экспериментальным путём во время испытания СОУ на магистральном трубопроводе (рисунок 2.15, 2.16, таблица 2.2). Во время испытания СОУ производилась имитация утечки жидкости в трубопроводе, путём отбора нефтепродукта из магистрального трубопровода в безнапорную ёмкость. Величина имитируемой утечки регулировалась при помощи шарового крана Ду 25 Ру 16 МПа (рисунок 2.17).

Таблица 2.2 – Падение давления при различной величине расхода и расстоянии между местом утечки и датчиком давления, кгс/см<sup>2</sup>

Расход утечки, л/мин	Расстояние между местом утечки и датчиком				
	79	60	53	44	40
160	0,0355	0,045	0,05	0,057	0,0625
120	0,035	0,0385	0,043	0,0495	0,0535
100	0,029	0,036	0,04	0,0465	0,05
80	0,0265	0,0278	0,0284	0,03	0,0315
60	-	-	-	0,024	0,0248
40	-	-	-	-	0,0195

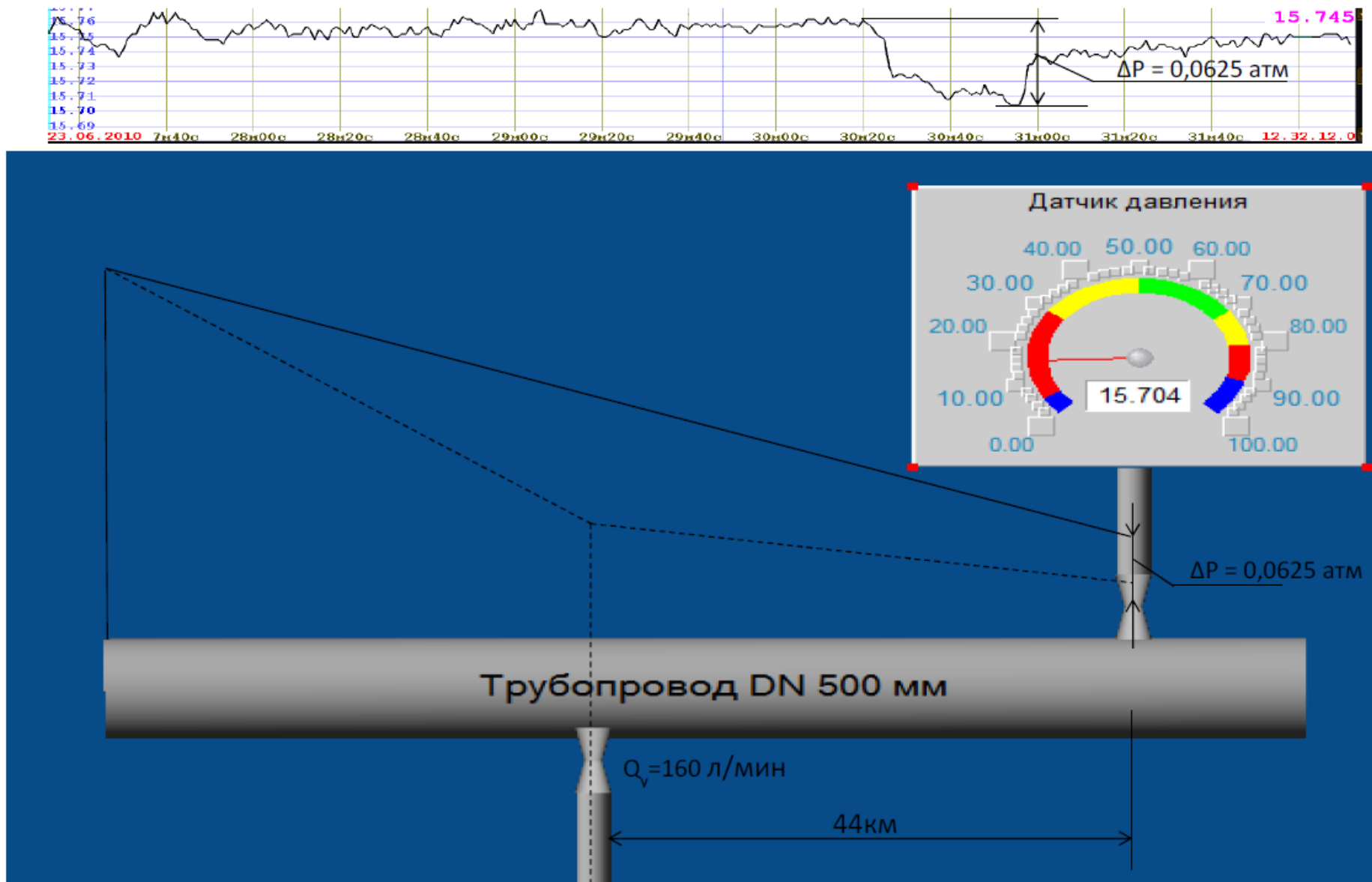


Рисунок 2.15 – Отбор нефтепродукта с расходом 160 л/мин на расстоянии 40 км от датчика давления

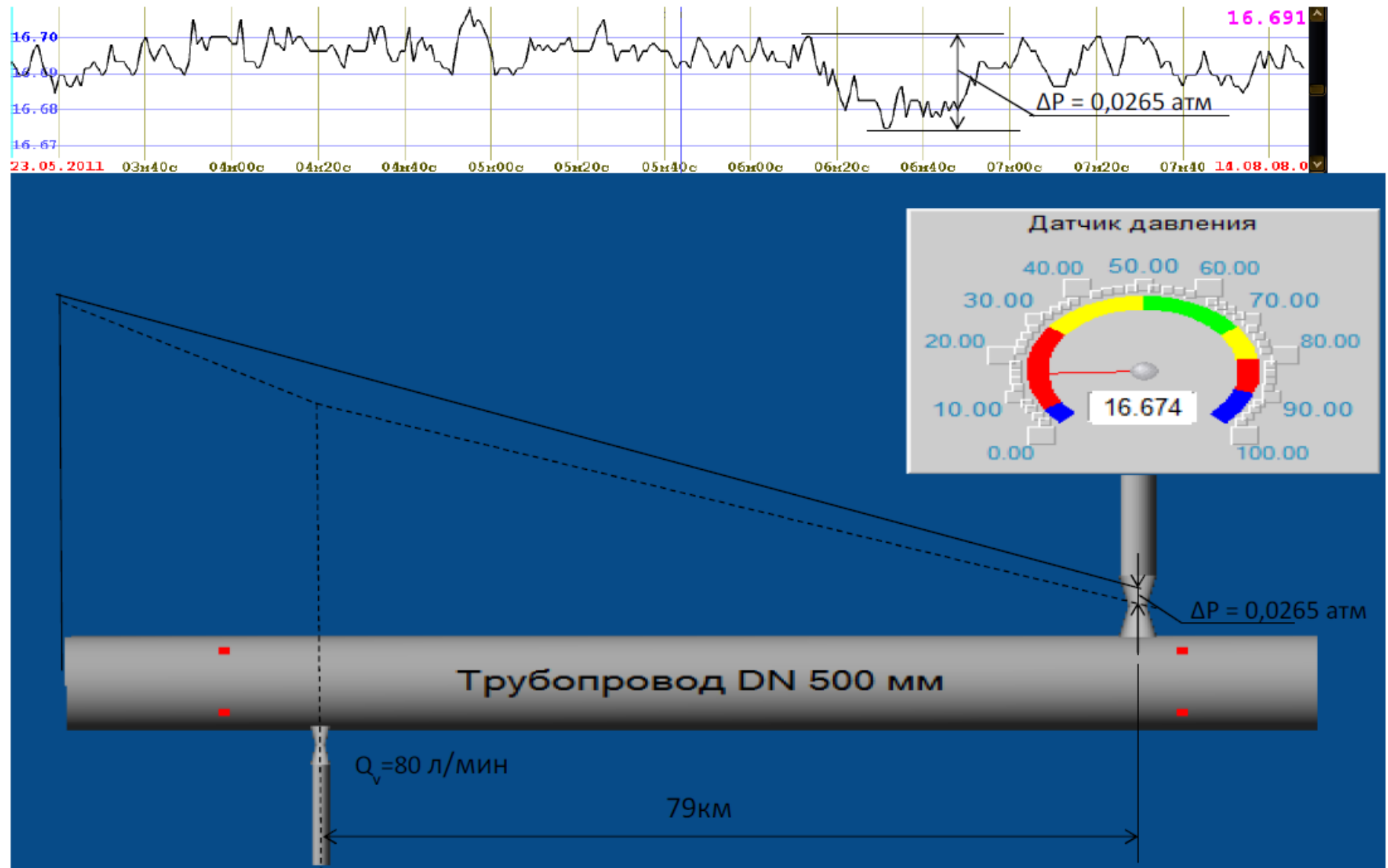


Рисунок 2.16 – Отбор нефтепродукта с расходом 80 л/мин на расстоянии 79 км от датчика давления

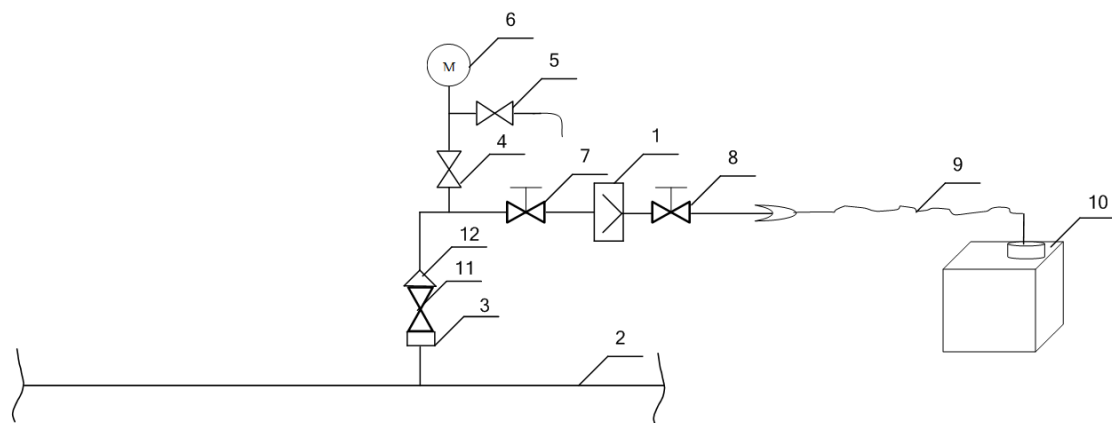


Рисунок 2.17 – Схема отбора нефтепродукта из магистрального трубопровода

На рисунке 2.17 показана схема отбора нефтепродукта из трубопровода, где:

- 1 – фланцевое соединение для вставки сменных дроссельных шайб;
- 2 – магистральный нефтепродуктопровод;
- 3 – фланцевое соединение;
- 4 – отсечной кран;
- 5 – кран сброса воздуха;
- 6 – манометр МО-160 (0-60 кгс/см<sup>2</sup>), класс 0,4;
- 7,8 – шаровый кран Ду 25 Ру 16 МПа;
- 9 – шланг высокого давления;
- 10 – безнапорная ёмкость;
- 11 – задвижка Ду 100;
- 12 – переход с Ду 100 на Ду 25.

В пакете Neural Network программы Matlab существуют 15 различных моделей нейронной сети представленных в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Функции формирования нейронных сетей

<b>Оператор</b>	<b>Назначение</b>
newp	Создание персептрона
newlin	Создание линейного слоя
newlind	Создание линейного слоя путём решения линейного уравнения
newff	Создание сети прямой передачи
newfftd	Создание сети прямой передачи с запаздыванием
newcf	Создание каскадной сети прямой передачи
newrb	Создание радиально-базисной сети
newrbe	Создание радиально-базисной сети с нулевой ошибкой
newgrnn	Создание обобщённой регрессионной сети
newznn	Создание вероятностной нейронной сети
newlvq	Создание нейронной сети для решений задач классификации
netwc	Создание конкурирующего слоя Кохонена
newsom	Создание самоорганизующейся сети Кохонена
newhop	Создание сети Хопфилда
newelm	Создание сети Элмана

В теории доказано, что однослойные нейронные сети (персептрон и линейный слой, динамическая сеть Хопфилда) не способны аппроксимировать произвольную функцию, поэтому в рамках данной работы рассматриваться не будут.

Нейронные сети, предназначенные для решения задач классификации (сети Кохонена, вероятностные нейронные сети) имеют в своей структуре конкурирующую функцию `compet`. Такие нейронные сети также не могут решать задачу аппроксимации и поэтому они не рассматриваются.

Поскольку нейросетевая модель статическая, то применение динамической сети прямой передачи с запаздыванием или сети Элмана не имеет смысла.

Таким образом, в качестве нейронных сетей, аппроксимирующих функцию, возьмём наиболее приемлемые для этой задачи многослойный персептрон, каскадную сеть и радиально-базисную сеть.

В статье [29] предлагается метод перекрёстной вариации. Суть его в том, что из выборки поочерёдно исключается один пример, без которого нейронная сеть обучается заново на оставшихся примерах. После обучения считается единственное значение ошибки для исключённого примера. Аналогично поступают со всеми остальными примерами, исключая из выборки следующий набор данных и возвращая в неё предыдущий. Таким образом, каждый пример может считаться как обучающим, так и тестовым и, зная ошибки всех тестовых примеров, можно их усреднить.

Сначала в качестве инструмента для аппроксимации выберем многослойный персептрон прямой передачи (рисунок 2.18). Двухслойная сеть, в которой первый слой содержит сигмоидальную функцию, а второй линейную функцию активации, может быть обучена аппроксимировать с произвольной точностью любую функцию.

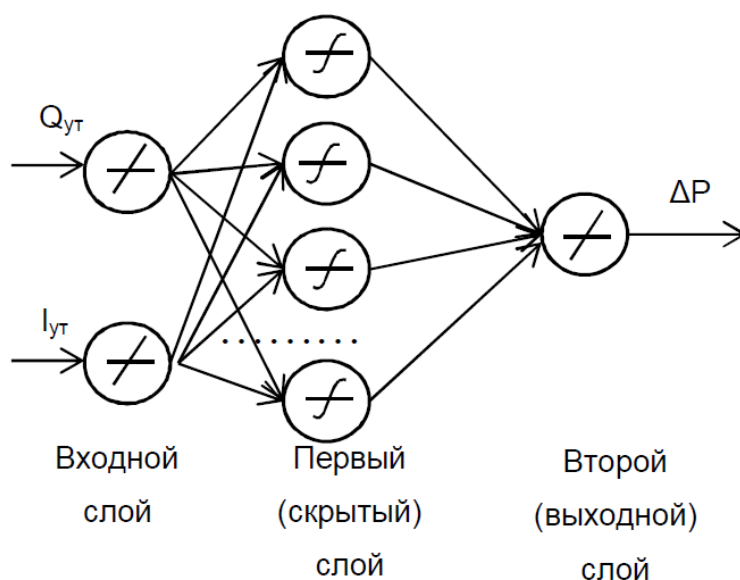


Рисунок 2.18 – Двухслойная нейронная сеть

Смоделируем описанную выше нейронную сеть в программе MATLAB (Приложение В). Меняя количество нейронов в скрытом слое, и обучая

нейронную сеть, вычислим погрешность согласно алгоритму в приложение Б, и получим график зависимости погрешности от числа нейронов (рисунок 2.17). Первоначально обучим нейронную сеть на результатах испытаний при утечках на 40, 53, 60 и 79 км и проверим погрешность нейронной сети, рассчитав местоположение утечки на 44 км при её расходе 80, 100, 120 и 160 л/мин (таблица 2.2).

Построим график зависимости максимальной погрешности нейронной сети от числа нейронов в скрытом слое (рисунок 2.17).

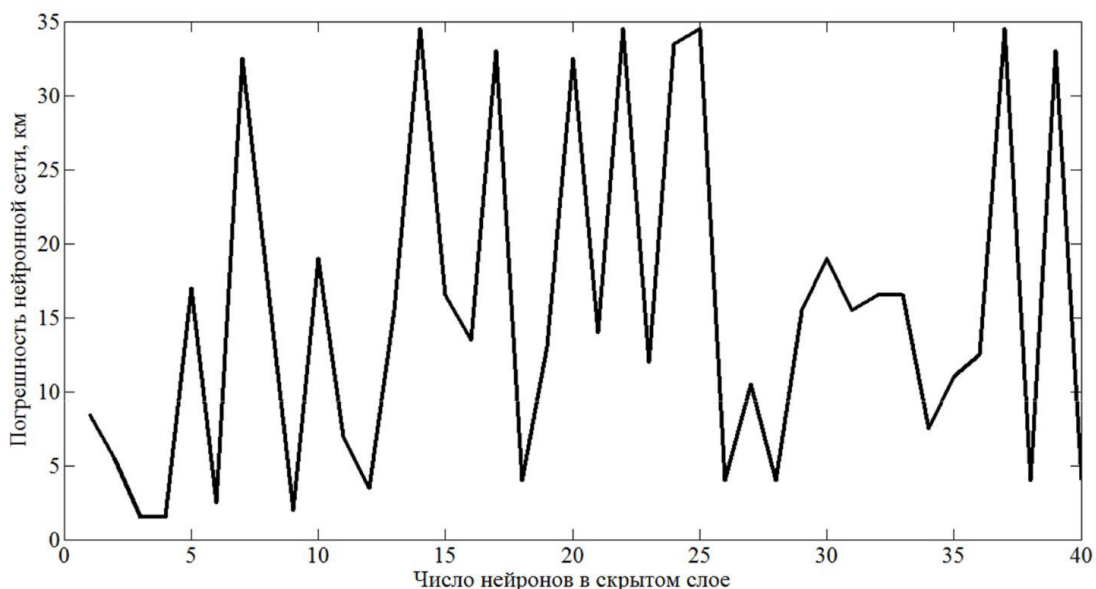


Рисунок 2.17 – График зависимости погрешности от числа нейронов в скрытом слое многослойного персептрона при проверке утечки на 44 км

Из графика видно, что минимальной погрешностью нейронная сеть обладает при трех-четыре нейронах в скрытом слое.

Для обучения двухслойной нейронной сети с тремя нейронами в скрытом слое (рисунок 2.15) понадобилось 28 итераций.



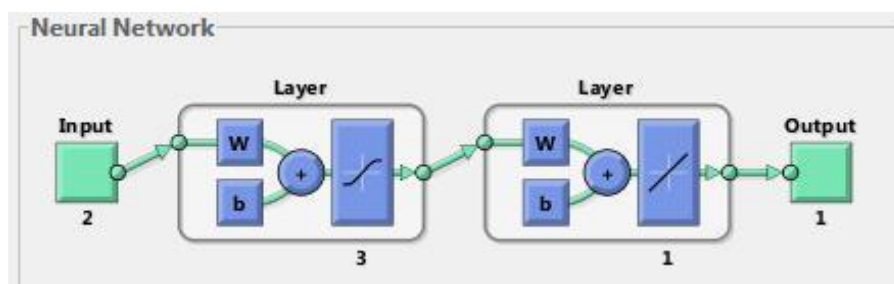


Рисунок 2.15 – Двухслойный перцептрон с тремя нейронами в скрытом слое

Ошибка обучения, т.е. погрешность нейронной сети на известном для неё наборе данных составила около  $10^{-15}$  км (рисунок 2.16), а максимальная погрешность нейронной сети на тестовом (неизвестном для неё) наборе данных составляет 1,5 км.

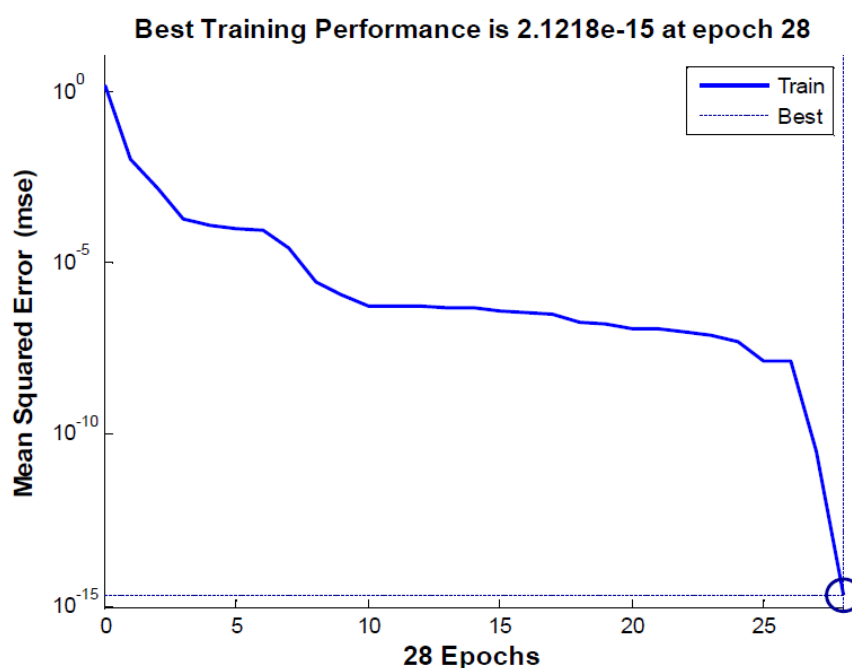


Рисунок 2.16 – График изменения ошибки обучения

Затем проведём обучение нейронной сети на результатах испытаний при утечках на 40, 44, 60 и 79 км и проверим погрешность нейронной сети, рассчитав местоположение утечки на 53 км при её расходе 80, 100, 120 и 160 л/мин (таблица 2.2). Аналогичным образом проведём проверку нейронной сети, рассчитав местоположение утечки на 60 км. Построим совмещённый график

зависимости максимальной погрешности нейронной сети от числа нейронов в скрытом слое (рисунок 2.18).

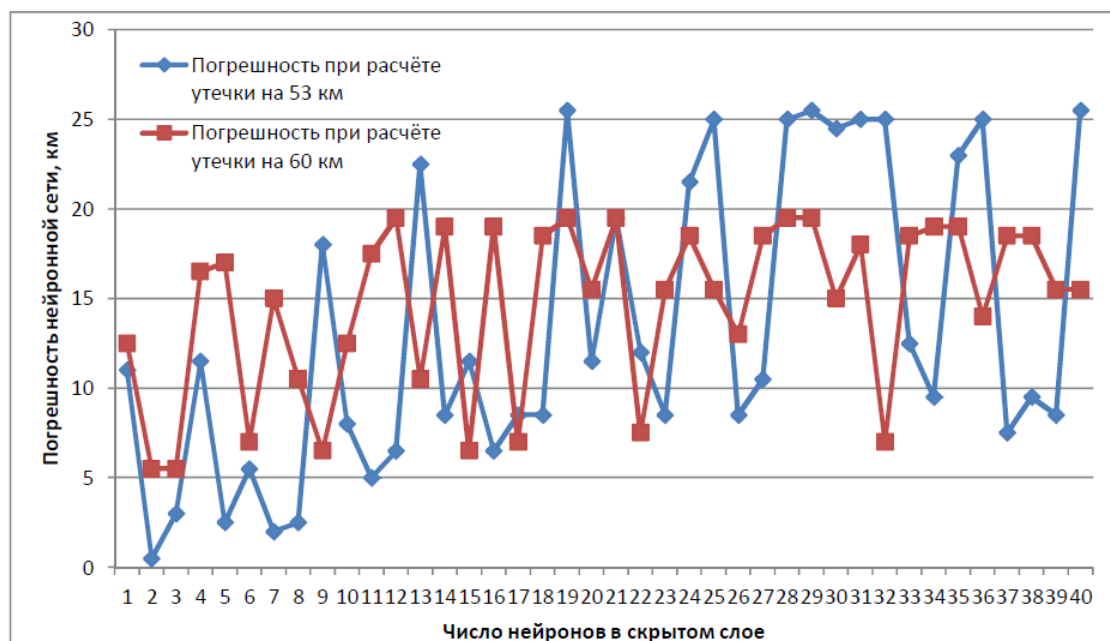


Рисунок 2.18 – График зависимости погрешности от числа нейронов в скрытом слое многослойного персептрона при проверке утечки на 53 и 60 км

Из графика видно, что для наилучшего расчёта утечки на 53 км необходимо два нейрона, а для утечки на 60 км – три-четыре нейрона.

Для совокупного учёта всех погрешностей нейронной сети согласно формуле:

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2} \quad (2.21)$$

рассчитаем среднеквадратичную погрешность нейронной сети. Где  $x_i$  – фактическое местоположение утечки при  $i$ -ой проверки нейронной сети,  $\bar{x}$  – местоположение утечки, рассчитанное нейронной сетью,  $n$  – число проверок нейронной сети.

Результаты расчёта среднеквадратичной погрешности отобразим графически. На этом же графике отобразим значения максимальной погрешности нейронной сети (рисунок 2.19).



Рисунок 2.19 – График зависимости среднеквадратичной и максимальной погрешности от числа нейронов в скрытом слое многослойного персептрона

Из графика видно, что минимальной погрешностью нейронная сеть обладает при трех нейронах в скрытом слое. Среднеквадратичная погрешность при этом составляет 2 км, а максимальная 5,5 км.

Построим график функции двух переменных, полученной в результате обучения двухслойной нейронной сети с тремя нейронами в скрытом слое и наглядно убедимся, что функция не соответствует действительности.

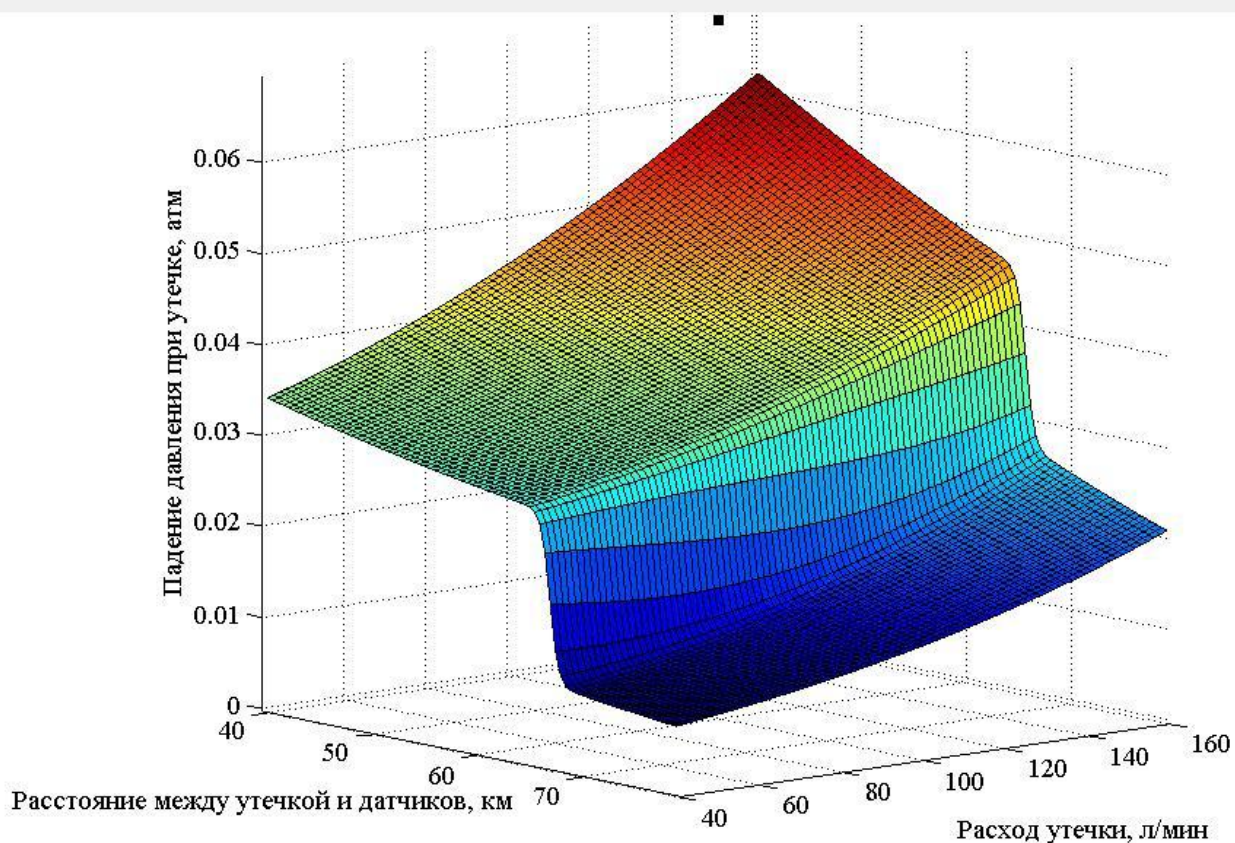


Рисунок 2.20 – График функции  $\Delta P=f(Q_{ут}, l_{ут})$ , вычисленной двухслойной нейронной сетью с тремя нейронами в скрытом слое

Из рисунка 2.20, видно, что функция хорошо аппроксимирована в крайних точках (в точках, предоставленных для обучения) и плохо аппроксимирована в средней области (в центре графика имеется резкий переход, не соответствующий действительности). Это объясняется тем, что имеется недостаточное количество данных для обучения нейронной сети.

Таким образом, применение многослойного персептрона не даёт ожидаемого результата: некорректная аппроксимация функции, большая максимальная погрешность (5,5 км) при определении координаты утечки.

Далее аналогичным образом проведём расчёт погрешности для каскадной нейронной сети (приложение Г), в которой первый слой содержит сигмоидальную функцию, а второй линейную функцию активации (рисунок 2.21).

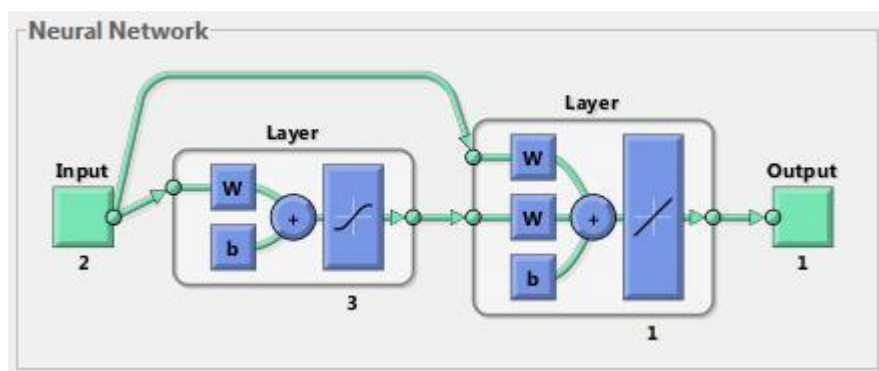


Рисунок 2.21 – Каскадная нейронная сеть при трех нейронах в скрытом слое

Результаты представим графически (рисунок 2.22, 2.23).



Рисунок 2.22 – График зависимости среднеквадратичной и максимальной погрешности от числа нейронов в скрытом слое каскадной сети

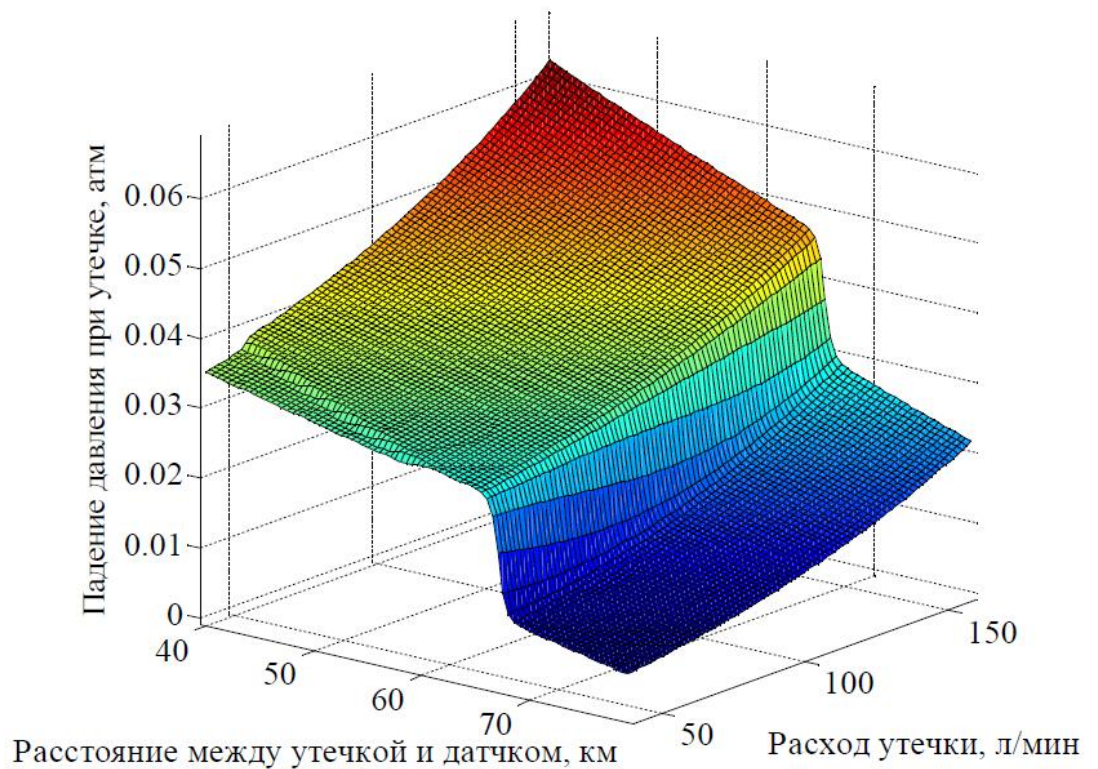


Рисунок 2.23 – График функции  $\Delta P=f(Q_{ут}, l_{ут})$ , вычисленной каскадной нейронной сетью с тремя нейронами в скрытом слое

Как видно из рисунков, каскадные нейронные сети также не дают хорошего результата: некорректная аппроксимация функции, большая максимальная погрешность (7,5 км) при определении координаты утечки.

Далее для аппроксимирования функции, будем использовать нейронную сеть радиально-базисной архитектуры (рисунок 2.24).

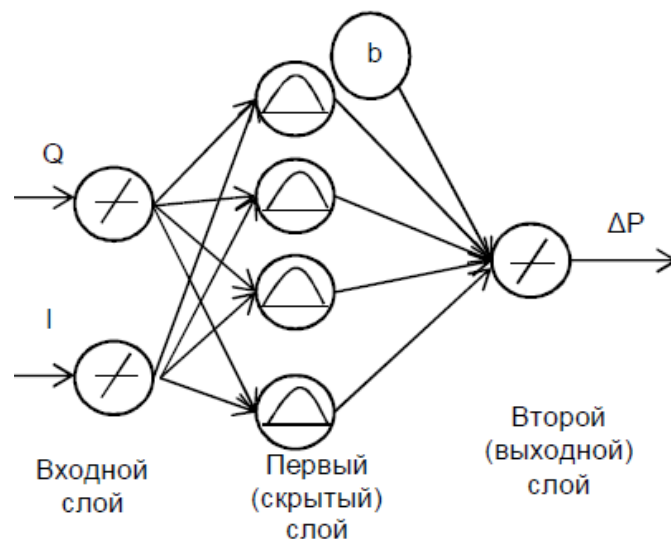


Рисунок 2.24 – Радиально-базисная нейронная сеть

Меня значения параметра влияния SPREAD, найдём радиально-базисную сеть, которая наиболее точно аппроксимирует заданную функцию (Приложение Д).

Первоначально обучим нейронную сеть на результатах испытаний при утечках на 40, 53, 60 и 79 км и проверим погрешность нейронной сети, рассчитав местоположение утечки на 44 км при её расходе 80, 100, 120 и 160 л/мин (таблица 2.2). Примем параметр SPREAD малой величиной равной 0,1 и построим график полученной функции. Вычисление погрешности и построение графика выполняется аналогично как для многослойной нейронной сети.

Из рисунка 2.25 видно, что радиально-базисная сеть при малом значении параметра SPREAD=0,1 не справляется с задачей аппроксимации, выводя точные значения только для тех данных, на которых сеть была обучена.

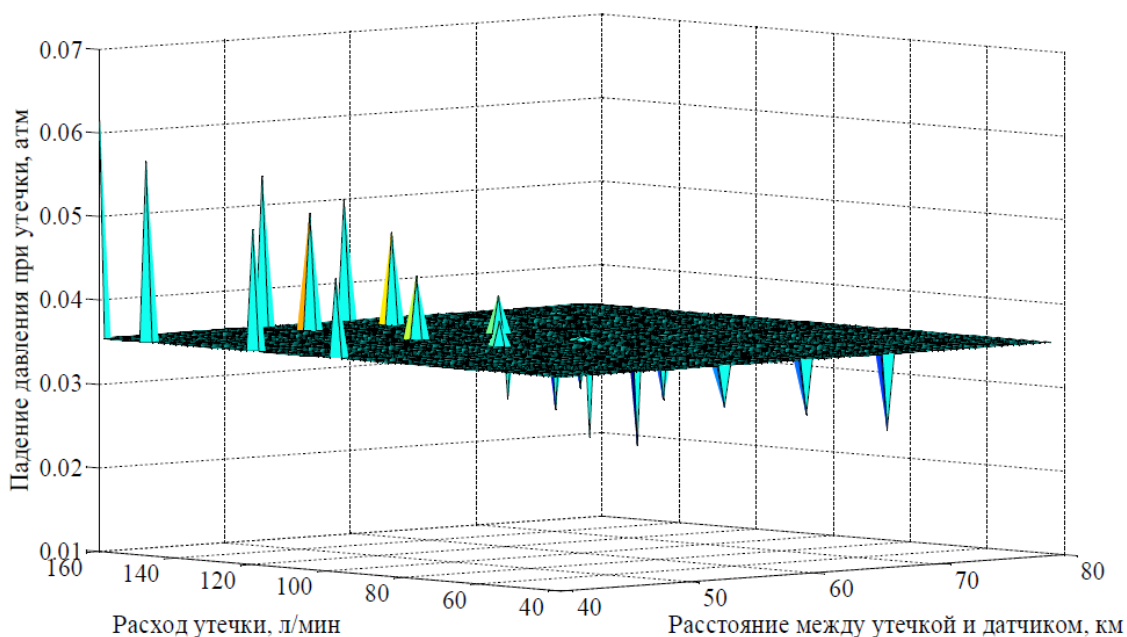


Рисунок 2.25 – График функции  $\Delta P=f(Q_{ут}, l_{ут})$ , вычисленной радиально-базисной сетью при SPREAD=0,1

Для более удачной аппроксимации функции, будем изменять параметр SPREAD в большом диапазоне (от 1 до 100) и построим график зависимости погрешности от значения SPREAD (аналогично графику зависимости

погрешности от количества нейронов в скрытом слое для многослойной сети) (рисунок 2.26).

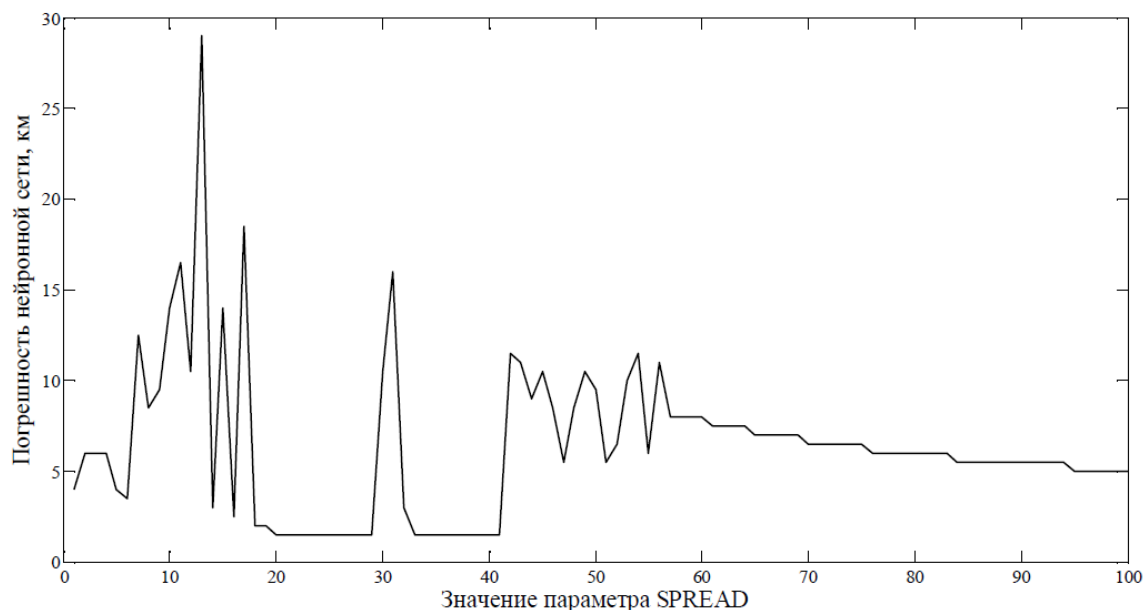


Рисунок 2.26 – Зависимость погрешности вычислений радиально-базисной сети от параметра влияния SPREAD при проверочном множестве на 44 км

Из рисунка 2.26 видно, что наименьшей погрешностью 1,5-2 км радиально-базисная сеть обладает при значениях SPREAD=18-29, 33-41. Построим таблицу значений погрешностей для утечки с разным расходом при SPREAD=18-29, 33-41.

Таблица 2.4 – Погрешность радиально-базисной сети при расчёте местоположения утечки на 44 км

<b>Значения параметра SPREAD</b>	<b>18</b>	<b>19</b>	<b>20</b>	<b>21</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>24</b>	<b>25</b>	<b>26</b>	<b>27</b>	<b>28</b>
Погрешность при утечке 80 л/мин, км	2	2	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5
Погрешность при утечке 100 л/мин, км	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5
Погрешность при утечке 120 л/мин, км	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Погрешность при утечке 160 л/мин, км	1	1	1	1	1	1	1	0,5	0,5	0,5	0,5
Максимальная погрешность, км	2	2	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5
<b>Значения параметра SPREAD</b>	<b>29</b>	<b>33</b>	<b>34</b>	<b>35</b>	<b>36</b>	<b>37</b>	<b>38</b>	<b>39</b>	<b>40</b>	<b>41</b>	<b>-</b>
Погрешность при утечке 80 л/мин, км	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	-
Погрешность при утечке 100 л/мин, км	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	1	-
Погрешность при утечке 120 л/мин, км	0	0	0	0	0	0	0	0	0,5	0,5	-
Погрешность при утечке 160 л/мин, км	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	-
Максимальная погрешность, км	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	-



Согласно методу перекрёстной проверки нейронной сети проведём проверку радиально-базисной сети при значениях параметра SPREAD=18-29, 33-41 для утечек на 53 и 60 км. Результаты проверок представим в виде таблиц 2.5, 2.6.

Таблица 2.5 – Погрешность радиально-базисной сети при расчёте местоположения утечки на 53 км

<b>Значения параметра SPREAD</b>	<b>18</b>	<b>19</b>	<b>20</b>	<b>21</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>24</b>	<b>25</b>	<b>26</b>	<b>27</b>	<b>28</b>
Погрешность при утечке 80 л/мин, км	3	3	3	3	3	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	3
Погрешность при утечке 100 л/мин, км	1	1	1	1	1	0,5	0,5	2,5	2,5	2,5	3
Погрешность при утечке 120 л/мин, км	2	2	2	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5
Погрешность при утечке 160 л/мин, км	3,5	3	3	3	3	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
Максимальная погрешность, км	3,5	3	3	3	3	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	3
<b>Значения параметра SPREAD</b>	<b>29</b>	<b>33</b>	<b>34</b>	<b>35</b>	<b>36</b>	<b>37</b>	<b>38</b>	<b>39</b>	<b>40</b>	<b>41</b>	<b>-</b>
Погрешность при утечке 80 л/мин, км	3	3	3	3	3	3	11,5	11,5	2,5	2,5	-
Погрешность при утечке 100 л/мин, км	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	0,5	1	1	0,5	0,5	-
Погрешность при утечке 120 л/мин, км	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1	1,5	1,5	1	1	-
Погрешность при утечке 160 л/мин, км	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2	2,5	2,5	2	2	-
Максимальная погрешность, км	3	3	3	3	3	3	11,5	11,5	2,5	2,5	-

Таблица 2.6 – Погрешность радиально-базисной сети при расчёте местоположения утечки на 60 км.

<b>Значения параметра SPREAD</b>	<b>18</b>	<b>19</b>	<b>20</b>	<b>21</b>	<b>22</b>	<b>23</b>	<b>24</b>	<b>25</b>	<b>26</b>	<b>27</b>	<b>28</b>
Погрешность при утечке 80 л/мин, км	7	6,5	6,5	6,5	7	7	7,5	8	5,5	6	6
Погрешность при утечке 100 л/мин, км	2,5	2	2	1,5	1,5	1,5	1	1	3,5	3,5	3,5
Погрешность при утечке 120 л/мин, км	5	5	4,5	4,5	4	4	4	3,5	2,5	2,5	2,5
Погрешность при утечке 160 л/мин, км	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	1,5	1,5	1,5
Максимальная погрешность, км	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	5,5	6	6
<b>Значения параметра SPREAD</b>	<b>29</b>	<b>33</b>	<b>34</b>	<b>35</b>	<b>36</b>	<b>37</b>	<b>38</b>	<b>39</b>	<b>40</b>	<b>41</b>	<b>-</b>
Погрешность при утечке 80 л/мин, км	1	2,5	3	3	3,5	4	4	4,5	4,5	5	-
Погрешность при утечке 100 л/мин, км	0	1	1	1	1,5	1,5	1,5	2	2	2	-
Погрешность при утечке 120 л/мин, км	1,5	1	0,5	0,5	0	0	0,5	0,5	1	1,5	-
Погрешность при утечке 160 л/мин, км	6	2,5	2	0	0	0	0	0	0	0,5	-
Максимальная погрешность, км	6	2,5	3	3	3	2,5	2	1,5	1	0,5	-

Используя формулу (2.21) рассчитаем среднеквадратичную погрешность радиально-базисной сети (таблица 2.7).

Как видно из таблицы наименьшая погрешность у радиально-базисной нейронной сети при SPREAD = 33-35. Среднеквадратичная погрешность при этом составляет 1,8-1,9 км, а максимальная 3 км.

Таблица 2.7 – Среднеквадратичная погрешность радиально-базисной сети

Значения параметра SPREAD	18	19	20	21	22	23	24	25	26	27	28
Среднеквадратичная погрешность, км	3,8	3,7	3,6	3,6	3,6	3,6	3,6	3,7	2,5	2,6	2,7
Максимальная погрешность, км	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	8,5	5,5	6	6
Значения параметра SPREAD	29	33	34	35	36	37	38	39	40	41	-
Среднеквадратичная погрешность, км	2,7	1,8	1,9	1,8	1,9	1,9	3,7	3,8	2,1	2,2	-
Максимальная погрешность, км	6	3	3	3	3,5	4	11,5	11,5	4,5	5	-

Построим график полученной функции двух переменных (рисунок 2.27).

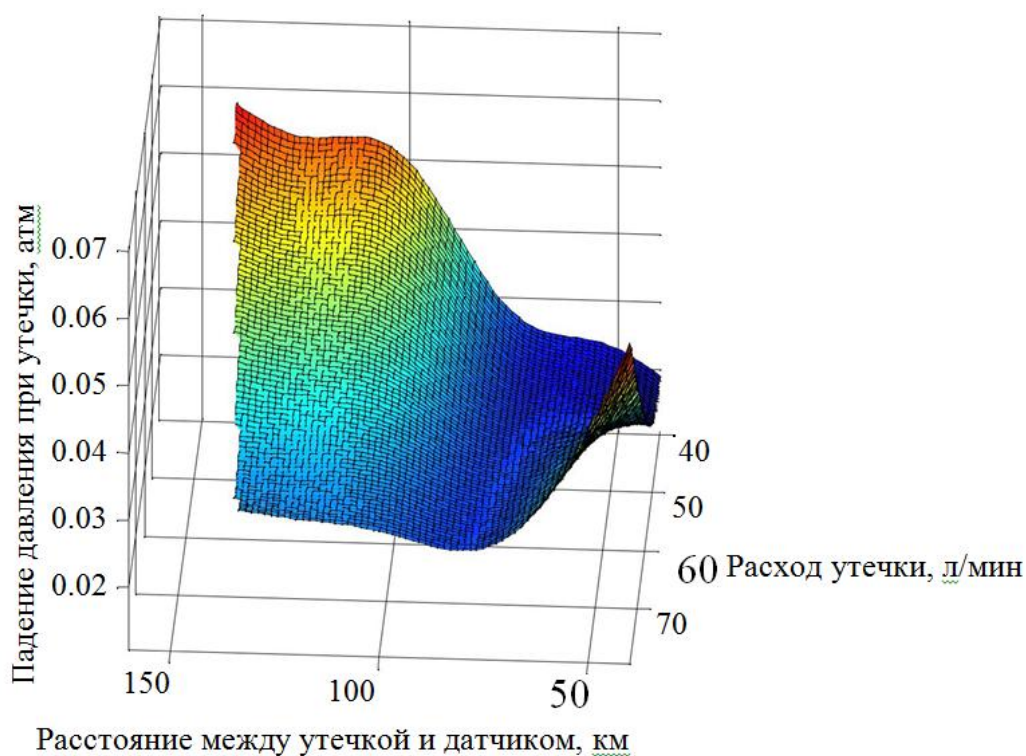


Рисунок 2.27 – График функции  $\Delta P=f(Q_{ут}, l_{ут})$ , вычисленной радиально-базисной сетью при SPREAD=35

Заметно, что качество аппроксимации у радиально-базисной сети лучше по сравнению с аппроксимацией многослойного персептрона и каскадной нейронной сети (рисунок 2.20, 2.23, 2.27, таблица 2.8).

Таблица 2.8 – Погрешность нейронной сети при определении местоположения утечки

Архитектура нейронной сети	Многослойная нейронная сеть	Каскадная нейронная сеть	Радиально-базисная нейронная сеть
Средняя квадратичная погрешность, км	2,03	3,16	1,8
Максимальная погрешность, км	5,5	7,5	3
Время обучения, с	2	1	2
Количество эпох	24	87	-

Полученная функция двух переменных не имеет резких переходов, более плавно изменяется и имеет хорошую точность не только в точках обучения, но также и в проверочных точках. Однако имеется отклонение функции при утечке 40 л/мин на расстоянии 79 км от датчика, которое объясняется отсутствием статистики в этой области данных.

Таким образом, полученная нейросетевая модель, имеющая радиально-базисную архитектуру, может достаточно точно описать зависимость снижения давления  $\Delta P$ , вызванное утечкой, от расхода  $Q_{ут}$  и местоположения утечки  $l_{ут}$ . Полученную нейросетевую модель можно использовать для определения координаты утечки со среднеквадратичной и максимальной погрешностью 1,8 км и 3 км соответственно. Применение нейросетевой модели позволяет повысить эффективность параметрической СОУ, т.е. улучшить точность определения координаты утечки. Причём, не требуются значительные затраты на модернизацию, т.к. нейросетевую модель можно применять при существующих датчиках и контроллерах (таблица 2.9).

Таблица 2.9 – Сравнительная характеристика методов обнаружения утечек жидкости из трубопровода

Название метода	Визуальный осмотр	Использование внутритрубных дефектоскопов	Метод «по волне давления»	Параметрические методы	Акусто-эмиссионный метод	Волокно-оптический контроль	Метод на основе нейро-сетевой модели
Достоинства	Простая реализация, маленькая стоимость	Выявляет мелкие трещины в трубе	Простая реализация, маленькая стоимость	Простая реализация, маленькая стоимость	Регистрирует мелкие утечки, точно локализует их	Регистрирует мелкие утечки и врезки, точно локализует их	Простая реализация, маленькая стоимость
Точность метода	~ ±100м	~ ± 0,01м	~ ± 300м	~ ± 5км	~ ± 5м	~ ± 5м	~ ± 3км
Экономическая составляющая	Нет затрат на внедрение	Запуск обходится в несколько миллионов рублей	Нет затрат на внедрение	Нет затрат на внедрение	Нужны большие затраты на установку большого количества датчиков	Нужны большие затраты на прокладку протяженного ВО-кабеля	Требуется покупка ПО
Примечание	Внедрён на действующих трубопроводах. Нет оперативности, находит только видимы утечки	Внедрён на действующих трубопроводах. Нет оперативности, дорогая эксплуатация	Внедрён на действующих трубопроводах. Не находит медленно развивающиеся утечки	Внедрён на действующих трубопроводах. Не точная локализация	Внедрён на действующих трубопроводах. Требуется монтаж датчиков через каждые 3 км	Большое количество ложных срабатываний, дорогая реализация	Легко внедряется на основе существующих датчиков и контроллеров

## Выводы по главе 2

1. Разработан алгоритм для разработки и адаптации нейросетевой модели утечки жидкости из трубопровода, включающий в себя этап подбора параметров, этап моделирование и обучение нейронной сети, а также процедуру определения качества аппроксимации функции (определение погрешности расчётов). Дан анализ влияния архитектуры нейронной сети и её параметров на погрешность расчётов местоположения утечки. Показано, что наилучшим аппроксиматором для функции  $\Delta P=f(Q_{ут},l_{ут})$  является нейронная сеть, имеющая радиально-базисную архитектуру.

2. Разработана нейросетевая модель на основе радиально-базисных сетей, которая позволяет описать процесс истечения нефтепродукта из трубопровода. Полученная модель от математической модели отличается тем, что она аппроксимирует зависимость между снижением давления и местом и расходом утечки с учётом статических параметров трубопровода. Эти зависимость и параметры сохраняются в нейронной сети в виде коэффициентов весов синоптических связей. Полученная модель, обучаемая, и адаптируется под каждый трубопровод, что позволяет применить её на тех участках трубопровода, где установлены датчики давления и расхода. Показано, что точность способа определения местоположения утечек с помощью НС, лучше по сравнению с существующими параметрическими методами.

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА  
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСООБЪЕКТИВНОСТЬ И  
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>
8АМ5Б	Джус Александр Иванович

<b>Институт</b>	<b>Кибернетики</b>	<b>Кафедра</b>	<b>СУМ</b>
<b>Уровень образования</b>	Магистратура	<b>Направление/специальность</b>	Управление в технических системах

**Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:**

1. Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих
2. Нормы и нормативы расходования ресурсов
3. Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчисления, дисконтирования и кредитования

**Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:**

1. Оценка коммерческого и инновационного потенциала НТИ
2. Разработка устава научно-технического проекта
3. Планирование процесса управления НТИ: структура и график проведения, бюджет, риски и организация закупок
4. Определение ресурсной, финансовой, экономической эффективности

**Дата выдачи задания для раздела по линейному графику**

**Задание выдал консультант:**

<b>Должность</b>	<b>ФИО</b>	<b>Ученая степень, звание</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
Доцент кафедры Менеджмента ИСГТ	Петухов О.Н.	К.Э.Н.		

**Задание принял к исполнению студент:**

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>	<b>Подпись</b>	<b>Дата</b>
8АМ5Б	Джус Александр Иванович		

### 3 Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение

#### 3.1 Организация и планирование работ

При организации процесса реализации конкретного проекта необходимо рационально планировать занятость каждого из его участников и сроки проведения отдельных работ. Это можно сделать при помощи линейного графика работ. Для его построения сначала определим полный перечень проводимых работ, их продолжительность и исполнителей. Полученные данные сведены в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Перечень работ и продолжительность их выполнения

Этапы работы	Исполнители	Загрузка исполнителя НР, %	Загрузка исполнителя И, %
Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР	100	
Составление и утверждение ТЗ	НР, И	100	10
Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	25	100
Разработка календарного плана	НР, И	100	10
Обсуждение литературы	НР, И	30	100
Выбор структурной схемы системы и используемых математических методов	НР, И	70	100
Выбор методов и программных средств реализации	НР, И	20	100
Проведение расчетов и валидация модели	И		100
Создание программного продукта	И		100
Оформление расчетно-пояснительной записки	И		100
Подведение итогов	НР, И	45	100

#### 3.2 Продолжительность этапов работ

Расчет продолжительности этапов работ определены опытно-

статистическим экспертным методом.

Определим ожидаемое время проведения работ, длительность этапов в рабочих и календарных днях, по формулам:

$$t_{ож} = \frac{3 \cdot t_{min} + 2 \cdot t_{max}}{5} \quad (3.1)$$

где  $t_{min}$  – минимальная продолжительность работы, дн.;

$t_{max}$  – максимальная продолжительность работы, дн.;

$$T_{РД} = \frac{t_{ож}}{K_{ВН}} \cdot K_{Д} \quad (3.2)$$

где  $t_{ож}$  – продолжительность работы, дн.;

$K_{ВН}$  – коэффициент выполнения работ, учитывающий влияние внешних факторов на соблюдение предварительно определенных длительностей, в частности, возможно  $K_{ВН} = 1$ ;

$K_{Д}$  – коэффициент, учитывающий дополнительное время на компенсацию непредвиденных задержек и согласование работ ( $K_{Д} = 1-1,2$ ).

Расчет продолжительности этапа в календарных днях ведется по формуле:

$$T_{КД} = T_{РД} \cdot T_{К} \quad (3.3)$$

где  $T_{КД}$  – продолжительность выполнения этапа в календарных днях;

Возьмем  $K_{Д} = 1,1$ .

$T_{К}$  – коэффициент календарности, позволяющий перейти от длительности работ в рабочих днях к их аналогам в календарных днях, и рассчитываемый по формуле:

$$T_{К6} = \frac{T_{КАЛ}}{T_{КАЛ} - T_{ВД} - T_{ПД}} = \frac{365}{365 - 52 - 10} = 1,205$$

где  $T_{КАЛ}$  – календарные дни ( $T_{КАЛ} = 365$ );

$T_{ВД}$  – выходные дни ( $T_{ВД} = 52$ );

$T_{ПД}$  – праздничные дни ( $T_{ПД} = 10$ ).



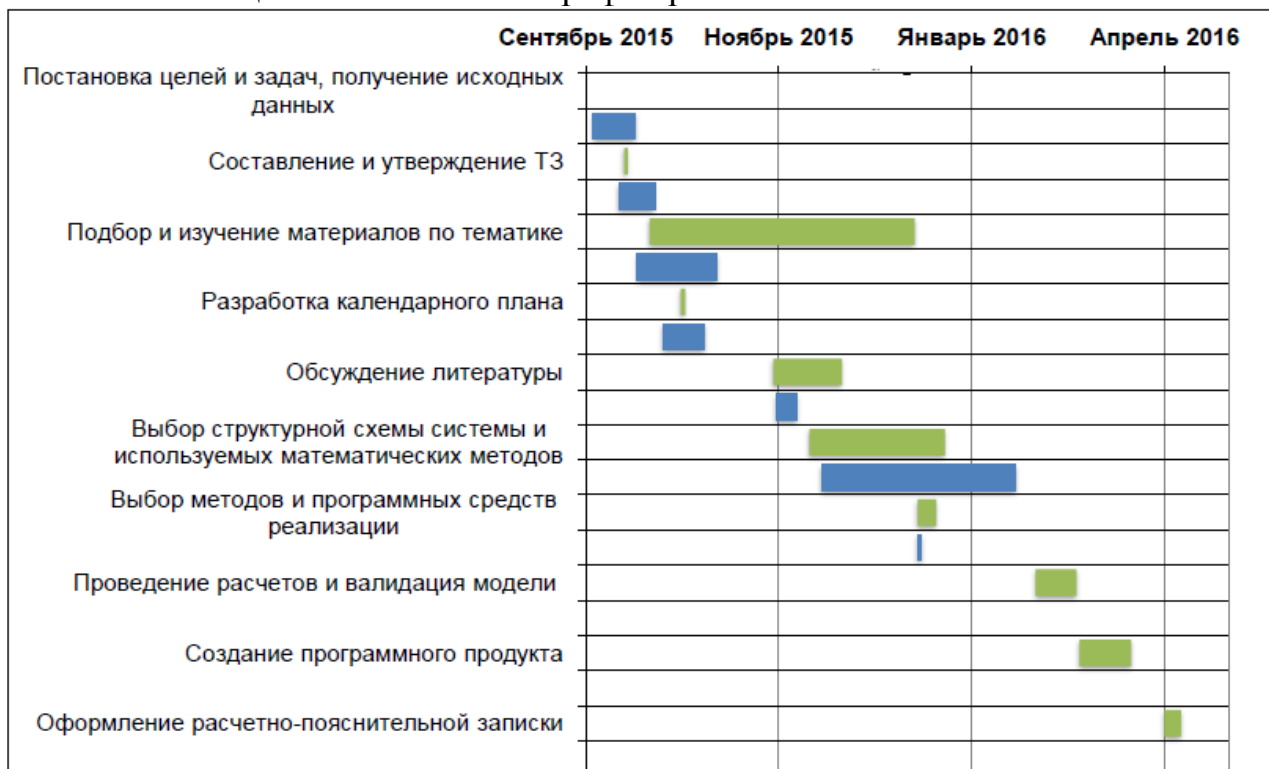
В таблице 3.2 приведены продолжительности этапов работ и их трудоемкости по исполнителям, занятым на каждом этапе.

Таблица 3.2 – Трудозатраты на выполнение проекта

Этап	Исполнитель	Продолжительность работ, дни			Трудоемкость работ по исполнителям чел.-дн.			
					$T_{РД}$		$T_{КД}$	
		$t_{min}$	$t_{max}$	$t_{ож}$	НР	И	НР	И
1	2	3	4	5	6	7	8	9
Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР	2	3	2,4	2,64	0,00	3,18	0,00
Составление и утверждение ТЗ	НР, И	1	3	1,8	1,98	0,20	2,39	0,24
Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	15	22	17,8	4,9	19,58	5,90	23,59
Разработка календарного плана	НР, И	2	3	2,4	2,64	0,26	3,18	0,32
Обсуждение литературы	НР, И	3	6	4,2	1,39	4,62	1,67	5,57
Выбор структурной схемы системы и используемых математических методов	НР, И	8	15	10,8	8,32	11,88	10,02	14,32
Выбор методов и программных средств реализации	НР, И	5	9	6,6	1,45	7,26	1,75	8,75
Проведение расчетов и валидация модели	И	12	18	14,4	0,00	15,84	0,00	19,09
Создание программного продукта	И	15	23	18,2	0,00	20,02	0,00	24,12
Оформление Расчетно-пояснительной записки	И	5	7	5,8	0,00	6,38	0,00	7,69
Подведение итогов	НР, И	3	6	4,2	2,08	4,62	2,51	5,57
<b>Итого</b>				<b>88,6</b>	<b>25,39</b>	<b>90,66</b>	<b>30,59</b>	<b>109,25</b>

Величины трудоемкости этапов по исполнителям ТКД позволяют построить линейный график осуществления проекта (табл. 3.3).

Таблица 3.3 – Линейный график работ



### 3.3 Расчет накопления готовности проекта

Оценка текущих состояний (результатов) работы над проектом определяется согласно формулам ниже и отражена в табл. 6.4.

- $TP_{общ.}$  – общая трудоемкость проекта;
- $TP_i$  ( $TP_k$ ) – трудоемкость  $i$ -го ( $k$ -го) этапа проекта,  $i = \overline{1, I}$ ;
- $TP_{iH}$  – накопленная трудоемкость  $i$ -го этапа проекта по его завершении;
- $TP_{ij}$  ( $TP_{kj}$ ) – трудоемкость работ, выполняемых  $j$ -м участником на  $i$ -м этапе,

здесь  $j = \overline{1, m}$  – индекс исполнителя, Степень готовности определяется формулой:

$$CG_i = \frac{TP_i^H}{TP_{общ.}} = \frac{\sum_{k=1}^i TP_k}{TP_{общ.}} = \frac{\sum_{k=1}^i \sum_{j=1}^m TP_{km}}{\sum_{k=1}^I \sum_{j=1}^m TP_{km}} \quad (3.4)$$

Таблица 3.4 – Нарастание технической готовности работы и удельный вес каждого этапа

Этап	ТР <sub>i</sub> , %	СГ <sub>i</sub> , %
Постановка целей и задач, получение исходных данных	2,83	2,83
Составление и утверждение ТЗ	2,74	5,57
Подбор и изучение материалов по тематике	19,01	24,58
Разработка календарного плана	3,02	27,60
Обсуждение литературы	5,63	33,23
Выбор структурной схемы системы и используемых математических методов	12,53	45,76
Выбор методов и программных средств реализации	10,17	55,93
Проведение расчетов и валидация модели	10,60	66,53
Создание программного продукта	17,69	84,22
Оформление расчетно-пояснительной записки	5,78	90,00
Подведение итогов	10,00	100,00

### 3.4 Расчет сметы затрат на выполнение проекта

Затраты на создание проекта включают все расходы, необходимые для реализации комплекса работ, составляющих содержание данной разработки. Расчет сметной стоимости ее выполнения производится по следующим статьям затрат: материалы и покупные изделия; заработная плата; социальный налог; расход на электроэнергию (без освещения); амортизационные отчисления; командировочные расходы; оплата услуг связи; арендная плата за пользование имуществом; прочие услуги (сторонних организаций); прочие (накладные расходы) расходы.

#### 3.4.1 Расчет затрат на материалы

Так как для написания ВКР не требовалась покупка какого-либо материального оборудования и лицензий на ПО (использовались оборудование и лицензии университета), то к данной статье расходов можно отнести только

расходы на распечатку материалов (примерно 300 листов за время выполнения проекта), ручки, блокноты и ТЗР, см. табл. 3.5.

Таблица 3.5 – Расчет затрат на материалы

Наименование материалов	Цена за ед., руб.	Кол-во	Ед.	Сумма, руб.
Распечатка листов А4	2,5	300	шт	750
Ручка	17,5	10	шт	175
Блокнот	33,8	5	шт	169
ТЗР		10	%	109,4
<b>Итого:</b>				<b>1203,4</b>

### 3.4.2 Расчет заработной платы

Данная статья расходов включает заработную плату научного руководителя и инженера (в его роли выступает исполнитель проекта), а также премии, входящие в фонд заработной платы. Расчет основной заработной платы выполняется на основе трудоемкости выполнения каждого этапа и величины месячного оклада исполнителя. Величины месячных окладов по нормам ТПУ для научного руководителя принимается равным 33 162,87р., а для студента-исполнителя – 14 874,45р.

Среднедневная тарифная заработная плата ( $ЗП_{дн-т}$ ) рассчитывается по формуле, учитывающей, что в году 298 рабочих дней и, следовательно, в месяце в среднем 24,83 рабочих дня при шестидневной рабочей неделе:

$$ЗП_{дн-т} = \frac{МО}{24,83}$$

Расчеты полной заработной платы для обоих участников проекта, с учетом ряда коэффициентов ( $K_{ПР} = 1,1$ ;  $K_{доп.ЗП} = 1,188$ ;  $K_p = 1,3$ ), приведены в таблице 3.6.

Таблица 3.6 – Затраты на заработную плату

Исполнитель	Оклад, руб./мес.	Среднедневная ставка, руб./раб.день	Затраты времени, раб.дни	Коэффициент	Фонд з/платы, руб.
НР	33162,87	1617,70	26,00	1,59	71453,59
И	14874	599,05	91,00	1,70	92610,04
<b>Итого:</b>					<b>164063,63</b>

### 6.4.3 Расчет затрат на социальный налог

Затраты на единый социальный налог (ЕСН) включают отчисления в пенсионный фонд, социальное и медицинское страхование, и составляют 30 % от полной заработной платы по проекту (табл. 3.7):

Таблица 3.7 – Затраты на ЕСН

Исполнитель	ЕСН
НР	21 436,08
И	27 783,01
Итого:	49 219,09

### 6.4.4 Расчет затрат на электроэнергию

Данный вид расходов включает в себя затраты на электроэнергию, потраченную в ходе выполнения проекта на работу используемого оборудования, рассчитываемые по формуле:

$$C_{\text{эл.об.}} = P_{\text{об}} \cdot t_{\text{об}} \cdot Ц_{\text{Э}} \quad (3.5)$$

где  $P_{\text{об}}$  – мощность, потребляемая оборудованием, кВт;

$Ц_{\text{Э}}$  – тариф на 1 кВт·час; Для ТПУ  $Ц_{\text{Э}} = 5,257$  руб./кВт·час (с НДС).

$t_{\text{об}}$  – время работы оборудования, час.

$$t_{\text{об}} = T_{\text{рд}} * K_t, \quad (3.6)$$

где  $K_t \leq 1$  – коэффициент использования оборудования по времени, равный отношению времени его работы в процессе выполнения проекта к  $T_{\text{рд}}$ , определяется исполнителем самостоятельно. В ряде случаев возможно определение  $t_{\text{об}}$  путем прямого учета, особенно при ограниченном использовании соответствующего оборудования.

Мощность, потребляемая оборудованием, определяется по формуле:

$$P_{\text{об}} = P_{\text{ном.}} * K_c \quad (3.7)$$

где  $P_{\text{ном.}}$  – номинальная мощность оборудования, кВт;

$K_C \leq 1$  – коэффициент загрузки, зависящий от средней степени использования номинальной мощности. Для технологического оборудования малой мощности  $K_C = 1$ .

Пример расчета затраты на электроэнергию для технологических целей приведен в таблице 3.8.

Таблица 3.8 – Затраты на электроэнергию технологическую

Наименование оборудования	$K_T$	Время работы оборудования $t_{OB}$ , час	Потребляемая мощность $P_{OB}$ , кВт	Затраты $\Delta_{OB}$ , руб.
Персональный компьютер	0,9	655,2	0,3	1033,32
Принтер	0,01	7,28	0,1	3,83
<b>Итого:</b>				<b>1037,14</b>

### 3.4.5 Расчет амортизационных расходов

Для расчета амортизации используемого оборудования используется формула:

$$C_{AM} = \frac{N_A \cdot C_{OB} \cdot t_{рф} \cdot n}{F_d} \quad (3.8)$$

где  $N_A$  – годовая норма амортизации единицы оборудования;

$C_{OB}$  – балансовая стоимость единицы оборудования с учетом ТЗР;

$F_d$  – действительный годовой фонд времени работы соответствующего оборудования;

$t_{рф}$  – фактическое время работы оборудования в ходе выполнения проекта, учитывается исполнителем проекта;

$n$  – число задействованных однотипных единиц оборудования.

Таблица 3.9 – Амортизационные затраты

Наименование оборудования	Год фонд врем $F_d$	Факт Время работы оборудования $t_{рф}$ , час	$N_A$	$C_{OB}$	$C_{AM}$
Персональный компьютер	2384	655,2	0,33	44000,00	4030,87
МФУ	2384	7,28	0,40	9350,00	11,42
<b>Итого:</b>					<b>4042,29</b>

### 3.4.6 Расчет расходов, учитываемых непосредственно на основе платежных (расчетных) документов (кроме суточных)

Непосредственно учитываемые расходы отсутствуют.

### 3.4.7 Расчет прочих расходов

Здесь, неучтенные в предыдущих статьях расходы на выполнение проекта, принимаем равными 10% от суммы всех предыдущих расходов, т.е.

$$C_{\text{проч.}} = (C_{\text{мат}} + C_{\text{зп}} + C_{\text{соц}} + C_{\text{эл. об.}} + C_{\text{ам}} + C_{\text{нп}}) \cdot 0,1$$

$$C_{\text{проч.}} = 28537,989$$

### 3.4.8 Расчет общей себестоимости разработки

Определим общую себестоимость в таблице 3.10.

Таблица 3.10 – Смета затрат на разработку проекта

Статья затрат	Условное обозначение	Сумма, руб.
Материалы и покупные изделия	$C_{\text{мат}}$	1203,4
Основная заработная плата	$C_{\text{зп}}$	164063,63
Отчисления в социальные фонды	$C_{\text{соц}}$	49219,09
Расходы на электроэнергию	$C_{\text{эл.}}$	1037,14
Амортизационные отчисления	$C_{\text{ам}}$	4042,29
Непосредственно учитываемые расходы	$C_{\text{нр}}$	0
Прочие расходы	$C_{\text{проч}}$	21956,556
<b>Итого:</b>		<b>241522,11</b>

### 3.4.9 Расчет прибыли

Прибыль от реализации проекта принимается в размере 15 % от полной себестоимости проекта и равна 24152,21.

### 3.4.10 Расчет НДС

НДС составляет 18% от суммы затрат на разработку и прибыли, а именно 47821,38.

### **3.4.11 Цена разработки НИР**

Цена равна сумме полной себестоимости, прибыли и НДС: 313495,70.

### **Оценка экономической эффективности проекта**

В связи с отсутствием достоверных данных и сложностью их получения, нецелесообразно проводить количественную оценку экономической эффективности проекта. Однако отразим его значимость при помощи качественных показателей, отражающихся в экономический и социальный эффект.

В ходе выполнения ВКР разрабатывается нейросетевая модель, описывающую процессы истечения жидкости из нефтепродуктопровода, отличающуюся тем, что она учитывает математическую зависимость между давлением, расходом и координатой утечки. Нейросетевая модель способна адаптироваться под конкретный участок трубопровода. При этом не требуется описание параметров самого трубопровода, таких как диаметр трубы, геодезическая высота, толщина стенок, шероховатость и т.д. Применение нейросетевой модели позволяет повысить точность расчёта местоположения утечки.

Повышение точности расчёта местоположения утечки приведет к уменьшению потерь нефтепродуктов, а также сократит ущерб на окружающую среду, вследствие чего уменьшатся и штрафные санкции.



## ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА

### «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

<b>Группа</b>	<b>ФИО</b>
8AM5Б	Джус Александр Иванович

<b>Институт</b>	<b>Кибернетики</b>	<b>Кафедра</b>	<b>СУМ</b>
<b>Уровень образования</b>	Магистратура	<b>Направление/специальность</b>	Управление в технических системах

<b>Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:</b>	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• 1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения</li> </ul>	<p>Разработка нейросетевой модели системы обнаружения утечек на нефтепродуктопроводе</p>
<b>Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:</b>	
<p><b>1. Производственная безопасность</b></p> <p>1.1. Анализ выявленных вредных факторов при разработке и эксплуатации проектируемого решения в следующей последовательности:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>физико-химическая природа вредности, её связь с разрабатываемой темой;</li> <li>действие фактора на организм человека;</li> <li>приведение допустимых норм с необходимой размерностью (со ссылкой на соответствующий нормативно-технический документ);</li> <li>предлагаемые средства защиты;</li> <li>(сначала коллективной защиты, затем – индивидуальные защитные средства).</li> </ul> <p>1.2. Анализ выявленных опасных факторов при разработке и эксплуатации проектируемого решения в следующей последовательности:</p> <ul style="list-style-type: none"> <li>механические опасности (источники, средства защиты);</li> <li>термические опасности (источники, средства защиты);</li> <li>электробезопасность (в т.ч. статическое электричество, молниезащита – источники, средства защиты);</li> <li>пожаровзрывобезопасность (причины, профилактические мероприятия, первичные средства пожаротушения).</li> </ul>	<p>Рабочим местом является помещение операторной. Рабочей зоной является место за персональным компьютером в операторной. Помещение диспетчерской находится на территории нефтеперерабатывающего завода.</p> <p>Вредными факторами производственной среды, которые могут возникнуть на рабочем месте, являются: недостаточная освещённость рабочей зоны, отсутствие или недостаток естественного света, повышенный уровень шума, повышенный уровень электромагнитных излучений, повышенная или пониженная влажность воздуха.</p> <p>Опасными проявлениями факторов производственной среды, которые могут возникнуть на рабочем месте, являются: электрический ток.</p>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>2. Экологическая безопасность:</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>– защита селитебной зоны</li> <li>– анализ воздействия объекта на атмосферу</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>- анализ воздействия объекта ВКР и области его использования на ОС;</li> <li>- разработка решений по обеспечению экологической безопасности</li> </ul>

(выбросы); – анализ воздействия объекта на гидросферу (сбросы); – анализ воздействия объекта на литосферу (отходы); – разработать решения по обеспечению экологической безопасности со ссылками на НТД по охране окружающей среды.	
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>3. Безопасность в чрезвычайных ситуациях:</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>– перечень возможных ЧС при разработке и эксплуатации проектируемого решения;</li> <li>– выбор наиболее типичной ЧС;</li> <li>– разработка превентивных мер по предупреждению ЧС;</li> <li>– разработка действий в результате возникшей ЧС и мер по ликвидации её последствий.</li> </ul> </li> </ul>	Выбор и описание возможных ЧС; типичная ЧС – пожар. <ul style="list-style-type: none"> <li>– разработка превентивных мер по предупреждению ЧС;</li> <li>- разработка действий в результате возникшей ЧС и мер по ликвидации её последствий.</li> </ul>
<ul style="list-style-type: none"> <li>• <b>4. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности:</b> <ul style="list-style-type: none"> <li>– специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства;</li> <li>– организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны.</li> </ul> </li> </ul>	<ul style="list-style-type: none"> <li>– специальные правовые нормы трудового законодательства;</li> <li>– организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны оператора.</li> </ul>

<b>Дата выдачи задания для раздела по линейному графику</b>	
---	--

**Задание выдал консультант:**

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
доцент	Извеков В.Н.	к.т.н., доцент		

**Задание принял к исполнению студент:**

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8AM5Б	Джус Александр Иванович		

## **4 Социальная ответственность**

### **Аннотация**

Представление понятия «Социальная ответственность» сформулировано в международном стандарте (МС) IC CSR-08260008000: 2011 «Социальная ответственность организации».

В соответствии с МС - Социальная ответственность - ответственность организации за воздействие ее решений и деятельности на общество и окружающую среду через прозрачное и этическое поведение, которое:

- содействует устойчивому развитию, включая здоровье и благосостояние общества;
- учитывает ожидания заинтересованных сторон;
- соответствует применяемому законодательству и согласуется с международными нормами поведения (включая промышленную безопасность и условия труда, экологическую безопасность);
- интегрировано в деятельность всей организации и применяется во всех ее взаимоотношениях (включая промышленную безопасность и условия труда, экологическую безопасность).

### **Введение**

Объект исследования - нефтепродуктопровод с постоянным диаметром трубы, пролегающий между двумя перекачивающими станциями, не имеющий отводы и самотечные участки, по которому перекачивается однородный нефтепродукт преимущественно одним режимом транспортировки.

Согласно техническому заданию (ТЗ) планируется разработать нейросетевую модель, описывающую процессы истечения жидкости из нефтепродуктопровода, отличающуюся тем, что она учитывает математическую зависимость между давлением, расходом и координатой утечки. Нейросетевая модель способна адаптироваться под конкретный участок трубопровода. При этом не требуется описание параметров самого трубопровода, таких как диаметр

трубы, геодезическая высота, толщина стенок, шероховатость и т.д. Применение нейросетевой модели позволяет повысить точность расчёта местоположения утечки.

Для выполнения требований ТЗ необходимо создать автоматизированное рабочее место (АРМ) посредством установки ПЭВМ в центральный диспетчерский пункт.

В разделе будут рассмотрены опасные и вредные факторы, оказывающие влияние на производственную деятельность технологического персонала, работающего с автоматизированной системой обнаружения утечек, рассмотрены правовые и организационные вопросы, а также мероприятия в чрезвычайных ситуациях.

## **4.1 Производственная безопасность**

### **4.1.1 Анализ вредных и опасных факторов, которые может создать объект исследования**

Перечень опасных и вредных факторов, влияющих на персонал в заданных условиях деятельности, представлен в таблице 4.1.

Таблица 4.1 - Перечень опасных и вредных факторов технологии производства

Источник фактора, наименование видов работ	Факторы		Нормативные документы
	Вредные	Опасные	
Управление механизмами центральной диспетчерской, работа с ПЭВМ; Выполнение визуальных осмотров всех основных и вспомогательных механизмов до начала их использования при выполнении работ;	Повышенная температура; Повышенная напряженность зрения; Повышенная напряженность труда в течение смены; Отсутствие или недостаток естественного света; Электромагнитные излучения; Повышенный уровень шума.	Электрический ток.	Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений СанПиН 2.2.4-548-96; Нормы естественного и искусственного освещения предприятий, СНиП 23-05-95; Допустимые уровни шумов в производственных помещениях. ГОСТ 12.1.003-83. ССБТ; Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы, СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03; Защитное заземление, зануление, ГОСТ 12.1.030–81 ССБТ.

#### 4.2 Анализ вредных и опасных факторов, которые могут возникнуть на производстве при внедрении объекта исследования

В условиях современного интенсивного использования ПЭВМ важное значение имеет изучение психофизиологических особенностей и возможностей человека с целью создания вычислительной техники, обеспечивающей максимальную производительность труда и сохранение здоровья людей. Игнорирование эргономики может привести к довольно серьезным последствиям.

Основным документом, определяющим условия труда на персональных ЭВМ, являются «Гигиенические требования к персональным электронно-

вычислительным машинам и организации работы». Санитарные нормы и правила СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03, которые были введены 30 июня 2003 года.

В Правилах указаны основные требования к помещениям, микроклимату, шуму и вибрации, освещению помещений и рабочих мест, организации и оборудованию рабочих мест.

Основным опасным фактором является опасность поражения электрическим током. Исходя из анализа состояния помещения, центральный диспетчерский пункт по степени опасности поражения электрическим током можно отнести к классу помещений без повышенной опасности (согласно ПУЭ).

### **4.3 Обоснование мероприятий по защите персонала предприятия от действия опасных и вредных факторов (техника безопасности и производственная санитария)**

#### **4.3.1 Требования к помещениям для работы с ПЭВМ**

В соответствии с основными требованиями к помещениям для эксплуатации ПЭВМ (СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03) эти помещения должны иметь естественное и искусственное освещение. Площадь на одно рабочее место пользователей ПЭВМ с ВДТ на базе электронно-лучевой трубки (ЭЛТ) должна составлять не менее 6 м<sup>2</sup> и с ВДТ на базе плоских дискретных экранов (жидкокристаллические, плазменные) 4,5 м<sup>2</sup>.

Для внутренней отделки интерьера помещений с ПЭВМ должны использоваться диффузионно-отражающие материалы с коэффициентом отражения от потолка – 0.7 - 0.8; для стен – 0.5 - 0.6; для пола – 0.3 - 0.5.

#### **4.3.2 Микроклимат**

Для обеспечения нормальных метеоусловий и снижения концентрации вредных веществ в операторной комнате предусмотрены естественная и искусственная вентиляция. Естественная вентиляция осуществляется через вентиляционные короба, искусственная вентиляция – общая приточно –

вытяжная. Кратность воздуха  $K = 3 \text{ ч}^{-3}$ . Предусмотрено включение с наружи автомеханической вентиляции.

Воздуховоды изготавливают из не искрящего и нержавеющей материала, чтобы не возникло статистических зарядов. Воздуховоды заземляют.

Оптимальные и допустимые параметры температуры, относительной влажности и скорости движения воздуха производственных помещений для работ, производимых сидя и не требующих систематического физического напряжения (категория Ia), приведены в таблице 4.2, в соответствии с СанПиНом 2.2.2/2.4.1340-03 и СанПиН 2.2.4.548-96.

Таблица 4.2 – Оптимальные и допустимые параметры микроклимата

Период года	Температура воздуха, °С		Относительная влажность воздуха, %		Скорость движения воздуха, м/с	
	Оптимальная	Допустимая	Оптимальная	Допустимая	Оптимальная	Допустимая
Холодный	22-24	18-25	40-60	15-75	0.1	Не больше 0.1
Теплый	23-25	20-28	40-60	55 при 28°С	0.1	0.1-0.2

В зимнее время в помещении предусмотрена система отопления. Она обеспечивает достаточное, постоянное и равномерное нагревание воздуха. В соответствии с характеристикой помещения расход свежего воздуха приведен в Таблице 4.3.

Таблица 4.3 – Расход свежего воздуха

Характеристика помещения	Объемный расход подаваемого в помещение свежего воздуха, м <sup>3</sup> /на одного человека в час
Объем до 20 м <sup>3</sup> на человека	Не менее 30
20...40 м <sup>3</sup> на человека	Не менее 20
Более 40 м <sup>3</sup> на человека	Естественная вентиляция

#### 4.3.3 Освещение

Производственное освещение — неотъемлемый элемент условий трудовой деятельности человека. При правильно организованном освещении

рабочего места обеспечивается сохранность зрения человека и нормальное состояние его нервной системы, а также безопасность в процессе производства. Производительность труда и качество выпускаемой продукции находятся в прямой зависимости от освещения.

Рабочая зона или рабочее место оператора АСУ освещается таким образом, чтобы можно было отчетливо видеть процесс работы, не напрягая зрения, а также исключается прямое попадание лучей источника света в глаза. Кроме того, уровень необходимого освещения определяется степенью точности зрительных работ. Наименьший размер объекта различения составляет 0.5 – 1 мм. В помещении присутствует естественное освещение. По нормам освещенности и отраслевым нормам, работа за ПК относится к зрительным работам высокой точности для любого типа помещений.

Освещенность на поверхности стола в зоне размещения рабочего документа должна быть 300 - 500 лк (СНиП 23-05-95, СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03).

Согласно СНИП 23-05-95 нормы на освещение для оператора поста управления берутся для производственных помещений. Эти нормы представлены в таблице 4.4.

Таблица 4.4 – Нормирование освещенности для работы с ПК

Характеристика зрительной работы	Наименьший или эквивалентный размер объекта различения, мм	Разряд зрительной работы	Подразряд зрительной работы	Относительная продолжительность зрительной работы при направлении зрения на рабочую поверхность, %	Искусственное освещение				Естественное освещение	
					Освещенность на рабочей поверхности от системы общего освещения, лк	Цилиндрическая освещенность, лк	Объединенный показатель UGR, не более	коэффициент пульсации освещенности Кп, %	КЕО е <sub>н</sub> , %, при	
									ОМ	верхнем или комбинированном
Высокой точности	От 0,3 до 0,5	Б	1	Не менее 70	300	100*	21 18**	15	3,0	1,0
			2	Менее 70	200	75*	24 18**	20 15***	2,5	0,7

Требования к освещению на рабочих местах, оборудованных ПК, представлены в таблице 4.5.



Таблица 4.5 – Требования к освещению на рабочих местах с ПК

Освещенность на рабочем столе	300–500 лк
Освещенность на экране ПК	не выше 300 лк
Блики на экране	не выше 40 кд/м <sup>2</sup>
Прямая блескость источника света	200 кд/м <sup>2</sup>
Показатель ослеплённости	не более 20
Показатель дискомфорта	не более 15
Отношение яркости:	
– между рабочими поверхностями	3:1–5:1
– между поверхностями стен и оборудования	10:1
Коэффициент пульсации:	не более 5%

В случае отключения рабочего освещения предусмотрено аварийное освещение  $E = 10$  лк.

Эвакуационное освещение предусмотрено в проходах, на лестницах, которое обеспечивает освещенность в помещениях 0,5 лк, на открытых территориях 0,2 лк.

Светильники аварийного освещения присоединяются к независимому источнику питания, а светильники для эвакуации людей к сети независимого от рабочего освещения. Для аварийного освещения применяют светильники с лампами накаливания.

#### **Расчет системы искусственного освещения на рабочем месте оператора поста управления**

Расчет системы искусственного освещения проводится для прямоугольного помещения, размерами: длина  $A = 4$  (м), ширина  $B = 3$  (м), высота  $H = 2,4$  (м), количество ламп  $N = 4$  (шт).

Вычисления будут, производится по методу светового потока, предназначенного для расчета освещенности общего равномерного освещения горизонтальных поверхностей. Согласно отраслевым нормам освещенности уровень рабочей поверхности над полом составляет 0,8 (м) и установлена минимальная норма освещенности  $E = 300$  (Лк).

Световой поток лампы накаливания или группы люминесцентных ламп светильника определяется по формуле:

$$\Phi = E_n \cdot S \cdot K_3 \cdot Z \cdot 100 / (n \cdot \eta), \quad (4.1)$$

Где:  $E_n$  – нормируемая минимальная освещённость по СНиП 23-05-95, (Лк);

$S$  – площадь освещаемого помещения, ( $m^2$ );

$K_3$  – коэффициент запаса, учитывающий загрязнение светильника (источника света, светотехнической арматуры, стен и пр., т.е. отражающих поверхностей), (наличие в атмосфере цеха дыма), пыли;

$Z$  – коэффициент неравномерности освещения. Для люминесцентных ламп при расчётах берётся равным  $Z = 1,1$ ;

$n$  – число светильников;

$\eta$  – коэффициент использования светового потока, (%);

$\Phi$  – световой поток, излучаемый светильником.

Коэффициент использования светового потока показывает, какая часть светового потока ламп попадает на рабочую поверхность. Он зависит от индекса помещения  $i$ , типа светильника, высоты светильников над рабочей поверхностью  $h$  и коэффициентов отражения стен ( $\rho_{ст}$ ) и потолка ( $\rho_n$ ).

Индекс помещения определяется по формуле

$$i = \frac{S}{h \cdot (A + B)} \quad (4.2)$$

Коэффициенты отражения оцениваются субъективно.

Произведем расчет:

$$h = H - 0,8 = 2,4 - 0,8 = 1,6 \text{ (м)}, \quad (4.3)$$

где  $h$  – расчетная высота подвеса светильников над рабочей поверхностью.

Экономичность осветительной установки зависит от отношения, представленного в формуле:

$$l = \frac{L}{h}, \quad (4.4)$$

где  $L$  – расстояние между рядами светильников, м.

Рекомендуется размещать люминесцентные лампы параллельными рядами, принимая  $l = 1,4$ , отсюда расстояние между рядами светильников:

$$L = l \cdot h = 1,4 \cdot 1,6 = 2,24 \text{ (м)} \quad (4.5)$$

Два ряда светильников будут расположены вдоль длинной стены помещения. Расстояние между двумя рядами светильников и стенами вычисляется по формуле:

$$Л = \frac{(B-L)}{2} = \frac{(3-2,24)}{2} = 0,38 \text{ (м)} \quad (4.6)$$

Определим индекс помещения вычисляя по формуле (5.2) получаем:

$$i = \frac{12}{(4+3) \cdot 1,6} = 1,07$$

Найдем коэффициенты отражения поверхностей стен, пола и потолка.

Так как поверхность стен окрашена в серый цвет, свежепобеленные с окнами без штор, то коэффициент отражения поверхности стен  $P_{ст} = 50\%$ . Так как поверхность потолка светлый окрашенный, то коэффициент отражения поверхности потолка  $P_{п} = 30\%$ .

Учитывая коэффициенты отражения поверхностей стен, потолка и индекс помещения  $i$ , определяем значение коэффициента  $\eta = 36\%$ .

Подставив все значения в формулу (1), по которой рассчитывается световой поток одного источника света, получаем:

$$\Phi = \frac{300 \cdot 12 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{4 \cdot 0,36} = \frac{5940}{1,44} = 4125 \text{ (лм)}$$

По полученному световому потоку подбираем лампу, наиболее подходящей является лампа ЛБР-80-1 со световым потоком 4160 (лм).

Выразим  $E$  из формулы (5.1):

$$E = \frac{(F \cdot N \cdot \eta)}{(k)} = \frac{(4160 \cdot 4 \cdot 0,36)}{(1,5 \cdot 12 \cdot 1,1)} = \frac{5990,4}{19,8} = 302,5 \text{ (лм)} \quad (4.7)$$

Как видно из расчета, минимальная освещенность в пределах нормы.

Для того чтобы доказать, что использование люминесцентной лампы ЛБР-80-1 является наиболее рациональным, рассчитаем необходимое количество светильников по формуле:

$$N = \frac{(E \cdot k \cdot S \cdot Z)}{(n \cdot \eta \cdot F)}, \quad (4.8)$$

где  $E$  – норма освещенности  $E = 300$  (Лк);

$k$  – коэффициент запаса учитывающий старение ламп и загрязнение светильников,  $k = 1,5$ ;

$S$  – площадь помещения;

$Z$  – коэффициент неравномерности освещения,  $Z = 1,1$ ;

$n$  – число рядов светильников,  $n = 2$ ;

$\eta$  – коэффициент использования светового потока,  $\eta = 0,36$ ;

$F$  – световой поток, излучаемый светильником.

Подставим численные значения в формулу (5.8), получим количество светильников в одном ряду:

$$N = \frac{(300 \cdot 1,5 \cdot 12 \cdot 1,1)}{(2 \cdot 4160 \cdot 0,36)} = \frac{5940}{2995,2} \approx 1,98 \approx 2 \text{ (шт)}$$

Длина одного светильника равна 1,5 (м), в одном светильнике 2 лампы ЛБР-80-1.

Так как в рассматриваемом помещении количество ламп 4 (шт), по одному светильнику в двух рядах, следовательно, нормы безопасности по искусственному освещению в данном случае соблюдены.

#### 4.3.4 Шум

Повышенный уровень шума на рабочих местах отнесен к группе физических опасных и вредных производственных факторов. Шум неблагоприятно действуют на организм человека, вызывают головную боль, под его влиянием развивается раздражительность, снижается внимание, замедляются сенсомоторные реакции, повышаются, а при чрезвычайно интенсивном действии понижаются возбуждательные процессы в коре головного мозга. Воздействие

шума повышает пороги слышимости звуковых сигналов, снижает остроту зрения и нарушает нормальное цветоощущение. Работа в условиях шума может привести к появлению гипертонической или гипотонической болезни, развитию профессиональных заболеваний – тугоухости и глухоте.

Для пункта управления основными источниками шумов являются оборудование поста управления.

ПДУ шума для объектов типа поста управления нормируются ГОСТ 12.1.003-83 и СН 2.2.4/2.1.8.562–96. Значения ПДУ согласно этим документам представлены в таблице 4.6. (для постоянных шумов)

Таблица 4.6 – ПДУ шума для поста управления

Рабочие места	Уровни звукового давления (ДБ) в октавных полосах со среднегеометрическими частотами, Гц								Уровни звука и эквивалентные уровни звука, дБА
	663	1125	2250	5500	11000	22000	44000	88000	
ПУ	983	974	868	863	860	778	755	754	65

Для оценки соблюдения ПДУ шума необходим производственный контроль (измерения и оценка). В случае превышения уровней необходимы организационно-технические мероприятия по защите от действия шума (защита временем, расстоянием, экранирование источника, либо рабочей зоны, замена оборудования, использование СИЗ).

#### **4.3.5 Электромагнитные излучения**

Электромагнитным излучением называется излучение, прямо или косвенно вызывающее ионизацию среды. Контакт с электромагнитными излучениями представляет серьезную опасность для человека, по сравнению с другими вредными производственными факторами (повышенное зрительное напряжение, психологическая перегрузка, сохранение длительное время неизменной рабочей позы).

Источником ЭМП в диспетчерском пункте является ПЭВМ.

Нормы электромагнитных полей, создаваемых ПЭВМ приведены в таблице 4.7 и таблице 4.8, в соответствии с СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03.

Таблица 4.7 - Временные допустимые ЭМП, создаваемых ПЭВМ

Наименование параметров		ВДУ ЭМП
Напряженность электрического поля	В диапазоне частот 5 Гц – 2 кГц	25 В/м
	В диапазоне частот 2 кГц – 400 кГц	2,5 В/м
Плотность магнитного потока	В диапазоне частот 5 Гц – 2 кГц	250 нТл
	В диапазоне частот 2 кГц – 400 кГц	25 нТл
Электростатический потенциал экрана видеомонитора		500 В

Таблица 4.8 - Временные допустимые уровни ЭМП, создаваемых ПЭВМ на рабочих местах

Наименование параметров		ВДУ
Напряженность электрического поля	в диапазоне частот 5 Гц - 2 кГц	25 В/м
	в диапазоне частот 2 кГц - 400 кГц	2,5 В/м
Плотность магнитного потока	в диапазоне частот 5 Гц - 2 кГц	250 нТл
	в диапазоне частот 2 кГц - 400 кГц	25 нТл
Напряженность электростатического поля		15 В/м

Для оценки соблюдения уровней необходим производственный контроль (измерения). В случае превышения уровней необходимы организационно-технические мероприятия (защита временем, расстоянием, экранирование источника, либо рабочей зоны, замена оборудования, использование СИЗ).

#### 4.3.6 Электрический ток

ПЭВМ и периферийные устройства являются потенциальными источниками опасности поражения человека электрическим током. При работе с компьютером возможен удар током при соприкосновении с токоведущими частями оборудования.

Рабочие места с ПЭВМ должны быть оборудованы защитным занулением; подача электрического тока в помещение должна осуществляться от отдельного независимого источника питания; необходима изоляция токопроводящих частей и ее непрерывный контроль; должны быть предусмотрены защитное отключение, предупредительная сигнализация и блокировка.

Согласно ПУЭ помещение, в котором расположено рабочее место, относится к категории без повышенной опасности, и соответствует установленным условиям:

- напряжение питающей сети 220 В, 50 Гц;
- относительная влажность воздуха 50%;
- средняя температура около 24°C;
- наличие непроводящего полового покрытия.

Основными мероприятиями по защите от электропоражения являются:

- обеспечение недоступности токоведущих частей путем использования изоляции в корпусах оборудования;
- применение средств коллективной защиты от поражения электрическим током;
- защитного заземления;
- защитного зануления;
- защитного отключения;
- использование устройств бесперебойного питания.

Технические способы и средства применяют отдельно или в сочетании друг с другом так, чтобы обеспечивалась оптимальная защита.

Контроль выполнения требований электробезопасности должен проходить на следующих этапах:

- проектирование;
  - реализация;
- эксплуатация.

#### **4.4 Экологическая безопасность**

##### **4.4.1 Анализ влияния объекта исследования на окружающую среду**

При транспортировке нефти по трубопроводу с нарушенной герметичностью на поверхность земли вместе с ней попадает большое количество пластовой высокоминерализованной воды.

В нефтяном газе может содержаться сероводород и углекислый газ (содержание сероводорода в воздухе 3мг/л опасно для жизни человека).

Извлеченную на поверхность пластовую воду отделяют путем отстоя от нефти и закачивают снова в пласт через нагнетательные или специально пробуренные поглощающие скважины. Нефтяной газ, содержащий  $H_2S$  и  $CO_2$ , идет на сжигание на факел или на собственные нужды, то есть в печь.

В целях защиты атмосферного воздуха от загрязнения, сброс газа с ППК предусматривается через дренажную емкость на факел для сжигания.

С целью охраны водоемов от попадания загрязненных стоков, все промышленные стоки направляются по системе трубопроводов на очистные сооружения с последующей подачей их в систему поддержки пластового давления.

По охране окружающей среды проведены мероприятия:

- Максимальная герметизация производственного процесса;
- Сокращено прямоточное водоснабжение за счет использования аппаратов воздушного охлаждения для продуктов стабилизации нефти;
- Направление не сконденсировавшихся газов стабилизации в систему газосбора или в дренажные емкости;
- Осадки, после зачистки резервуаров и грунт с нефтепродуктами вывозятся в места, согласованные с санитарной инспекцией, для нейтрализации и дальнейшего закапывания;
- Замазученная ветошь, тряпки собираются и сжигаются за территорией установки, в местах, согласованных с пожарным надзором

#### **4.4.2 Анализ влияния процесса эксплуатации объекта на окружающую среду**

ПЭВМ на постах управления спроектированы для использования в стационарных, защищенных от внешних воздействий условиях. Условия эксплуатации превосходят требования DIN IEC 60721-3-3.

- класс 3М3 (механические требования)



- класс ЗКЗ (климатические требования)

ПЭВМ на постах управления и их компоненты соответствуют требованиям стандартов ГОСТ Р МЭК 60950-2002, ГОСТ 26329-84 (п. п. 1.2; 1.3), ГОСТ Р 51318.22-99, ГОСТ 51318.24-99, ГОСТ Р 51317.3.2-99, ГОСТ Р 51317.3.3-99. Основное влияние на окружающую среду заключается в образовании и поступлении твердых отходов в виде отработанных ПК, их компонентов и содержащихся в них вредных веществ.

#### **4.4.3 Обоснование мероприятий по защите окружающей среды**

Снижение загрязнения возможно за счет совершенствования оборудования, производящего электроэнергию, применения более экономичных и результативных технологий, использования новых методов получения электроэнергии и внедрения современных методов и способов очистки и обезвреживания отходов производства. Кроме того, эта проблема должна решаться и за счет эффективного и экономного использования электроэнергии самими потребителями, а это использование более экономичного оборудования, а также эффективного режима загрузки этого оборудования. Сюда также включается и соблюдение производственной дисциплины в рамках правильного использования электроэнергии.

ПЭВМ на постах управления могут утилизироваться, так как не содержат токсических материалов. Для безопасной с точки зрения охраны окружающей среды утилизации и удаления старых устройств необходимо обратиться к компании производителя ПЭВМ, имеющей сертификат на утилизацию и удаления лома электронного оборудования.

Организация, в которой предполагается использовать разработанную систему, влияет на окружающую среду как потребитель электроэнергии, поскольку здесь работает большое количество электрооборудования и осветительных приборов.

Из этого можно сделать простой вывод, что необходимо стремиться к снижению энергопотребления, то есть разрабатывать и внедрять системы с малым энергопотреблением.

В современных компьютерах, повсеместно используются режимы с пониженным потреблением электроэнергии при длительном простое.

## **4.5 Безопасность в чрезвычайных ситуациях**

### **4.5.1 Анализ вероятных ЧС, которые может инициировать объект исследований**

В принципе, перечень возможных ЧС на объекте исследования может быть достаточно широк. Ограничиваясь местоположением объекта и условиями его эксплуатации, его можно представить следующим (ориентировочным) вариантом:

- наводнение;
- удар молнии;
- пожар на объекте;
- взрыв.

В этом разделе наиболее актуальным будет рассмотрение вида ЧС - пожар, определение категории помещения по пожаровзрывобезопасности в котором происходит управление технологическим процессом, то есть пост управления и регламентирование мер противопожарной безопасности.

Рабочее место оператора поста управления, должно соответствовать требованиям ФЗ Технический регламент по ПБ и норм пожарной безопасности (НПБ 105-03) и удовлетворять требованиям по предотвращению и тушению пожара по ГОСТ 12.1.004-91 и СНиП 21-01-97.

По пожарной, взрывной, взрывопожарной опасности помещение (ПУ№8) относится к категории В – горючие и трудногорючие жидкости, твердые горючие и трудногорючие вещества и материалы (в том числе пыли и волокна), вещества и материалы, способные при взаимодействии с водой, кислородом воздуха или друг с другом только гореть.

Основным поражающим фактором пожара для помещений данной категории является наличие открытого огня и отравление ядовитыми продуктами сгорания оборудования.

#### **4.5.2 Анализ причин, которые могут вызвать ЧС на производстве при внедрении объекта исследований**

Пожар в помещении может возникнуть вследствие причин неэлектрического и электрического характера.

К причинам неэлектрического характера относятся халатное и неосторожное обращение с огнем (курение, оставление без присмотра нагревательных приборов).

К причинам электрического характера относятся:

- короткое замыкание;
- перегрузка проводов;
- большое переходное сопротивление;
- искрение;
- статическое электричество.

Режим короткого замыкания – появление в результате резкого возрастания силы тока, электрических искр, частиц расплавленного металла, электрической дуги, открытого огня, воспламенившейся изоляции.

Причины возникновения короткого замыкания:

- ошибки при проектировании.
- старение изоляции.
- увлажнение изоляции.

Пожарная опасность при перегрузках – чрезмерное нагревание отдельных элементов, которое может происходить при ошибках проектирования в случае длительного прохождения тока, превышающего номинальное значение.

Пожарная опасность переходных сопротивлений – возможность воспламенения изоляции или других близлежащих горючих материалов от

тепла, возникающего в месте аварийного сопротивления (в переходных клеммах, переключателях и др.).

#### **4.5.3 Обоснование мероприятий по предотвращению ЧС и разработка порядка действия в случае возникновения ЧС**

Пожарная безопасность объекта должна обеспечиваться системами предотвращения пожара и противопожарной защиты, в том числе организационно-техническими мероприятиями.

Пожарная защита должна обеспечиваться применением средств пожаротушения, а также применением автоматических установок пожарной сигнализации.

Должны быть приняты следующие меры противопожарной безопасности:

- обеспечение эффективного удаления дыма, т.к. в помещениях, имеющих оргтехнику, содержится большое количество пластиковых веществ, выделяющих при горении летучие ядовитые вещества и едкий дым;
- обеспечение правильных путей эвакуации;
- наличие огнетушителей и пожарной сигнализации;
- соблюдение всех противопожарных требований к системам отопления и кондиционирования воздуха.

Для тушения пожаров на участке производства необходимо применять углекислотные (ОУ-5 или ОУ-10) и порошковые огнетушители (например, типа ОП-10), которые обладают высокой скоростью тушения, большим временем действия, возможностью тушения электроустановок, высокой эффективностью борьбы с огнем.

Помещение оборудовано пожарными извещателями, которые позволяют оповестить дежурный персонал о пожаре. В качестве пожарных извещателей в помещении устанавливаются дымовые фотоэлектрические извещатели типа ИДФ-1 или ДИП-1.

Выведение людей из зоны пожара должно производиться по плану эвакуации.

План эвакуации представляет собой заранее разработанный план (схему), в которой указаны пути эвакуации, эвакуационные и аварийные выходы, установлены правила поведения людей, порядок и последовательность действий в условиях чрезвычайной ситуации по п. 3.14 ГОСТ Р 12.2.143-2002.

Согласно Правилам пожарной безопасности, в Российской Федерации ППБ 01-2003 (п. 16) в зданиях и сооружениях (кроме жилых домов) при одновременном нахождении на этаже более 10 человек должны быть разработаны и на видных местах вывешены планы (схемы) эвакуации людей в случае пожара.

План эвакуации людей при пожаре из помещения, где расположен диспетчерский пункт (пост управления), представлен на рисунке 4.1.

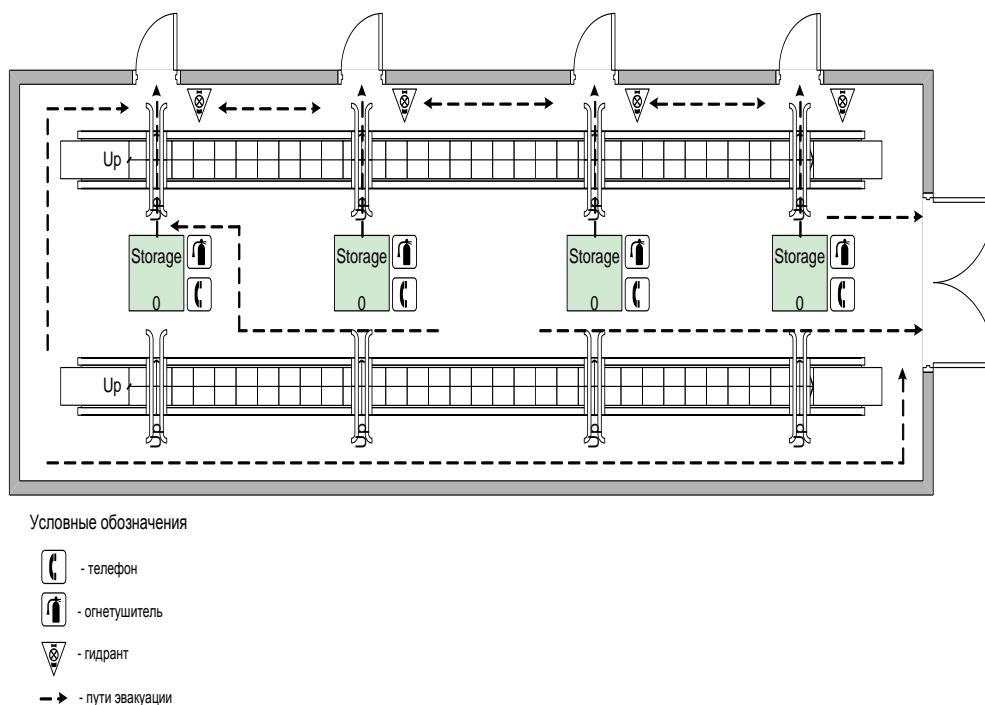


Рисунок 4.1 - План эвакуации при пожаре

Ответственность за нарушение Правил пожарной безопасности, согласно действующему федеральному законодательству, несет руководитель объекта.

## 4.6 Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности

### 4.6.1 Специальные правовые нормы трудового законодательства

Государственный надзор и контроль в организациях независимо от организационно–правовых форм и форм собственности осуществляют специально уполномоченные на то государственные органы и инспекции в соответствии с федеральными законами.

В условиях непрерывного производства нет возможности использовать режим рабочего времени по пяти– или шестидневной рабочей неделе. По этой причине применяются графики сменности, обеспечивающие непрерывное обслуживание производственного процесса, работу персонала сменами постоянной продолжительности, регулярные выходные дни для каждой бригады, постоянный состав бригад и переход из одной смены в другую после дня отдыха по графику. На объекте применяется четырехбригадный график сменности. При этом ежесуточно работают три бригады, каждая в своей смене, а одна бригада отдыхает. При составлении графиков сменности учитывается положение ст. 110 ТК о предоставлении работникам еженедельного непрерывного отдыха продолжительностью не менее 42 часов.

Государственный надзор и контроль в организациях независимо от организационно–правовых форм и форм собственности осуществляют специально уполномоченные на то государственные органы и инспекции в соответствии с федеральными законами.

К таким органам относятся:

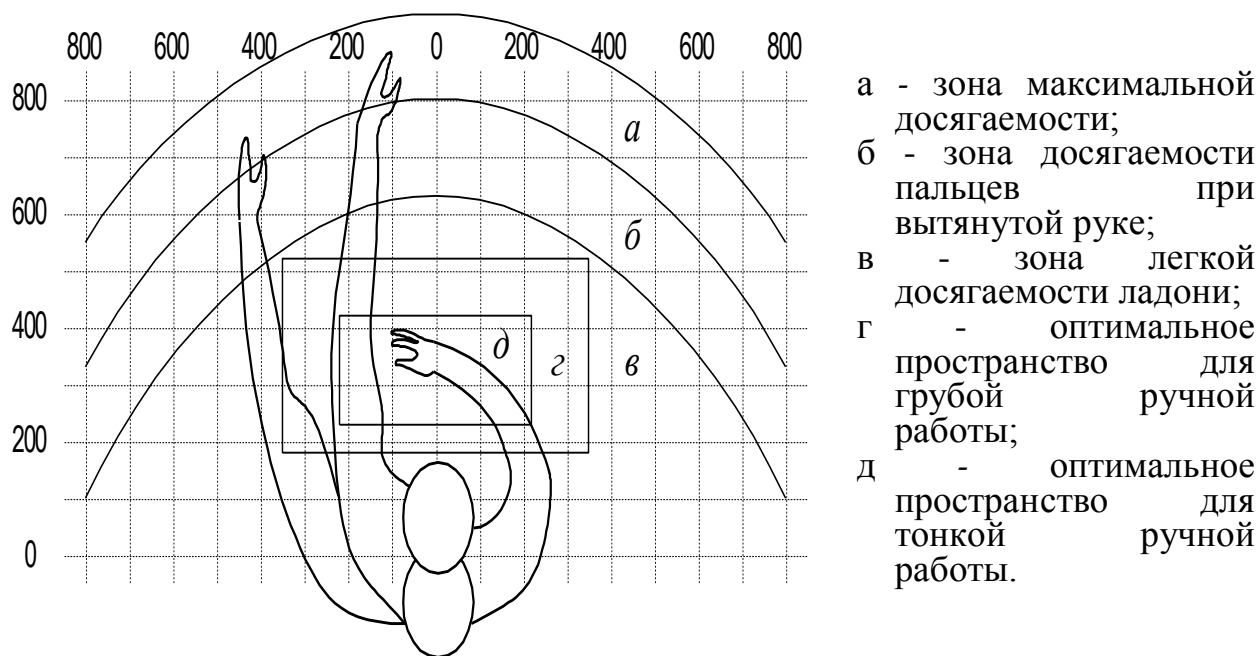
- Федеральная инспекция труда;
- Государственная экспертиза условий труда Федеральная служба по труду и занятости населения (Минтруда России Федеральная служба по экологическому, технологическому и атомному надзору (Госгортехнадзор, Госэнергонадзор, Госатомнадзор России)).
- Федеральная служба по надзору в сфере защиты прав потребителей и благополучия человека (Госсанэпиднадзор России) и др.

Так же в стране функционирует Единая государственная система предупреждения и ликвидации чрезвычайных ситуаций, положение о которой утверждено Постановлением Правительства Российской Федерации, в

соответствии с которым, система объединяет органы управления, силы и средства.

## 4.6.2 Организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны

### 4.6.2.1 Эргономические требования к рабочему месту



Оптимальное размещение предметов труда и документации в зонах досягаемости:

- дисплей размещается в зоне «а»(в центре);
- системный блок размещается в предусмотренной нише стола;
- клавиатура – в зоне «г»/»д»;
- «мышь» – в зоне «в»;
- документация, необходимая при работе – в зоне легкой досягаемости ладони – «в», «б». В зоне «а» в выдвижных ящиках стола – редко используемая литература.

### 4.6.2.2 Окраска и коэффициенты отражения

В зависимости от ориентации окон рекомендуется следующая окраска стен и пола:

– окна ориентированы на юг – стены зеленовато–голубого или светло–голубого цвета, пол – зеленый;

– окна ориентированы на север – стены светло–оранжевого или оранжево–желтого цвета, пол – красновато–оранжевый;

– окна ориентированы на восток – стены желто–зеленого цвета, пол зеленый или красновато–оранжевый;

– окна ориентированы на запад – стены желто–зеленого или голубовато–зеленого цвета, пол зеленый или красновато–оранжевый.

В помещениях, где находится компьютер, необходимо обеспечить следующие величины коэффициента отражения для потолка 60–70, для стен 40–50, для пола около 30.





## **Заключение**

1. Критический анализ существующих способов и методик обнаружения утечек показал, что на сегодняшний момент, несмотря на большое число разнообразных СОУ не существует универсальной методики. Каждый из методов не лишён недостатков. Основными недостатками являются дороговизна реализации, низкая точность локализации, большое число ложных срабатываний, сложность реализации. Таким образом, проблема исследования новых способов обнаружения утечек остаётся открытой.

2. Предложена модель утечки жидкости из нефтепродуктопроводов, содержащая математическое описание процесса истечения нефтепродукта из трубопровода, отличающаяся тем, что в основе модели лежит нейронная сеть, которая адаптируется и обучается на множестве данных, полученных при испытаниях. Нейронная сеть способна адаптироваться под любой трубопровод и сохранять в себе параметры трубопровода в виде коэффициентов весов синоптических связей. Таким образом, нейронная сеть позволяет более точно математически описать утечку, вследствие этого уменьшается погрешность определения координаты утечки. Для реализации не требуется установка дополнительного оборудования.

## Список используемой литературы

1. Акустический метод контроля и поиска течей в трубопроводах [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://te4b.ru/akusticheskiy-metod-kontrolya>
2. Арабов П. «Транснефть» пожаловалась президенту Дагестана на незаконные врезки» [Электронный ресурс] / П. Арабов – Режим доступа: <http://izvestia.ru/news/498279>
3. Бабков А.В. Автоматизированная система обнаружения утечек нефти и нефтепродуктов из магистральных трубопроводов : автореф. дис. ...канд. техн. наук: 05.13.06 / Бабков Александр Валерьевич. М. 2002. – 22 с.
4. Булатов А.Ф. Разработка метода непрерывного оперативного контроля герметичности трубопровода / А. Ф. Булатов, А. Г. Лютов // Сборник научных трудов седьмой Всероссийской зимней школы-семинара аспирантов и молодых ученых. Том 1: Информатика, управление и компьютерные науки. – Уфа: Изд-во УГАТУ, 2012. – с.265-268
5. Бунчук В.А. Транспорт и хранение нефти, нефтепродуктов и газа / В.А. Бунчук. – М.: Недра, 1977. – 366 с.
6. Васильев В. И. Интеллектуальные системы управления. Теория и практика: учебное пособие / В. И. Васильев, Б. Г. Ильясов – М.: Радиотехника, 2009. – 392 с.
7. Водовозов А.М. Микроконтроллеры для систем автоматики: Учебное пособие /А. М. Водовозов – Вологда: ВоГТУ, 2002. – 123 с.
8. Вульфин А.М. Алгоритмы обработки информации для диагностики инженерных сети нефтедобывающего предприятия с интеллектуальной поддержкой принятия решений: автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.13.01 / Вульфин Алексей Михайлович. – Уфа, 2012. – 17 с.
9. Галеев В.Б. Магистральные нефтепродуктопроводы / В.Б. Галеев, М.З. Карпечев, И.В. Харламенко – М.: Недра, 1978. – 360 с.
10. Гольянов А.А., Гольянов А.И. Системы контроля утечек из магистральных трубопроводов. / А. А. Гольянов, А. И. Гольянов // Проблемы

нефтегазовой отрасли: Материалы научно-методической конференции: Уфа: Изд-во УГНТУ, 2000. – С. 174-176

11. Гольянов А.А. Обнаружение места утечек в магистральных нефтепродуктопроводах с помощью сканирующих импульсов давления: дис. ... канд. техн. наук 25.00.19/ Гольянов Артём Андреевич. – Уфа, 2004. – 196 с.

12. Гревбнёв В.В. Микроконтроллеры семейства AVR фирмы Atmel / В.В. Гревбнёв – М.: ИП РадиоСофт, 2002 – 176с.

13. Гумеров А.Г. Аварийно-восстановительный ремонт магистральных нефтепроводов / А. Г. Гумеров, А. Х. Азметов, Р. С. Гумеров, М. Г. Векштейн; под ред. А.Г. Гумерова. – М.: Недра, 1998. – 272 с.

14. Депутаты облсовета предлагают ужесточить штрафы за загрязнение экологии [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://most.tv/news/1712.html>

15. Ефпланов А. Штраф за загрязнение окружающей среды повысят до миллиона [Электронный ресурс] / А. Ефпланов – Режим доступа: <http://www.rg.ru/2013/10/15/zagryaznenie.html>

16. Жуковский Н.Е. О Гидравлическом ударе в водопроводных трубах / Н. Е. Жуковский – М.: Государственное издательство технико-теоретической литературы, 1949. – 105 с.

17. Зиганшин Ш. Г. Виброакустический способ и информационно-измерительная система контроля состояния трубопроводов на основе конечно элементного анализа и нейросетевого моделирования: автореф. дис. ... канд. техн. наук : 05.11.13 / Зиганшин Шамиль Гаязович. – Казань, 2009. – 17 с.

18. Зозуля Ю. И. Структурно-функциональная организация нейронных сетей в промышленных системах обработки информации: дис. ... д-ра. техн. наук : 05.13.01 / Зозуля Юрий Иванович. – Уфа, 2009. – 356 с.

19. Зыков Д.Д. Система телемеханики магистрального трубопровода на основе связи стандарта GSM.:дис. ... канд. техн. наук: 05.13.06 / Зыков Дмитрий Дмитриевич. – Томск, 2007. – 128 с.

20. Как оторвать нефтяных вампиров от российской трубы [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://transnefteproduct.transneft.ru/press/articles/?id=11016>

21. Каримов Р.Р. Модели и алгоритмы диагностики инженерных сетей : дис. ... канд. тех. наук: 05.13.14 / Каримов Ринат Равильевич. – Уфа, 2000. – 163 с.

22. Климовский Е. М. Очистка и испытание магистральных трубопроводов /Е.М. Климатовский, Ю.В. Колотилов — М.: Недра, 1987. – 173 с.

23. Клинецвич Л.И. Инновационная система мониторинга «Омега» способна «слышать» утечки из трубопроводов и определять расстояние до места потенциально опасного события / Л.И. Клинецвич, Г.А. Киселёв, В.Д. Малчика // Экологический вестник России, 2014. - №5 – с. 24-26

24. Ковардаков А.В. Влияние параметров технологического процесса на величину возможных отклонений давления в установившемся режиме / А.В. Ковардаков, Л. Р. Лукманов, А.М. Ширяев // Наука и технологии трубопроводного транспорта нефти и нефтепродуктов, 2011 - №3 – с. 46-49

25. Ковардаков А.В. Построение математической модели малых утечек с учётом реальных свойств объектов магистрального трубопровода / А. В. Ковардаков // Наука и технологии трубопроводного транспорта нефти и нефтепродуктов, 2011, №1 с. 48-54

26. Ковардаков А.В. Разработка методов построения и реализация аналитической информационной системы технологического мониторинга сложных промышленных объектов: дис. ... канд. техн. наук: 05.13.01 / Ковардаков Алексей Викторович. – Краснодар, 2007 - 316 с.

27. Комаров С. Российское телевидение рассказало о нелегальном нефтяном бизнесе [Электронный ресурс] / С. Комаров – Режим доступа: <http://press-volga.ru/2011-11-22/7/%5d./>

28. Комбинированная система телемеханики и диагностики утечек из трубопроводов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.prosoftsystems.ru/files/FTP/Reklama/Catalog/STM-SOU.pdf>

29. Коробкова С. В. Проблемы эффективной аппроксимации многомерных функций с помощью нейронных сетей / С. В. Коробкова // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – 2006. – т. 58 - № 3. – с. 121–127.

30. Коршак А.А. Технологический расчет магистрального нефтепровода: учебное пособие / А. А. Коршак, Е. М. Муфтахов — Уфа: ООО "ДизайнПолиграфСервис", 2005. — 98 с.

31. Криминальный бизнес на чужой нефти [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.annews.ru/news/detail.php?ID=257751>

32. Кутуков С.Е. Проблема повышения чувствительности, надёжности и быстродействия систем обнаружения утечек в трубопроводах. / С. Е. Кутуков // Нефтегазовое дело, 2004.- т. 2. – с.29-45.

33. Кэмбел Д. К. Эффективность детектирования утечек из трубопроводов / Д.К. Кембел // Инженер-нефтяник, 1973 - № 7.

34. Лапшев Н.Н. Гидравлика: учебник для студ. высш. учеб. заведений / Н.Н. Лапшев. – М.: Издательский центр «Академия», 2007. – 272 с. й78

35. Лурье М.В. Математическое моделирование процессов трубопроводного транспорта нефти, нефтепродуктов и газа: учебное пособие / М. В. Лурье – М.: ФГУП Изд-во «Нефть и газ» РГУ нефти и газа им. И.М.Губкина, 2003. – 336 с.

36. Малышев С. Нефтепроводчики вплотную подошли к одному из ключевых этапов «Северной стройки века» [Электронный ресурс] / С. Малышев – Режим доступа: <http://tyumen.rfn.ru/rnews.html?id=128111&cid=6>

37. Мартынов Н.Н. Введение в MATLAB 6 / Н. Н. Мартынов – М.: КУДИЦ- ОБРАЗ, 2002. – 352 с.

38. Медведев В.С., Потёмкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6 / В.С. Медведев, В.Г. Потёмкин – М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2002. – 496с.

39. Мишкин Г. Б. Краткий обзор систем обнаружения утечек российских производителей/ Г. Б. Мишкин // Молодой ученый, 2011. — №2. Т.1. — С. 41-47
40. Мониторинг деформации трубопровода и подвижек грунта на объекте магистральный газопровод «Сахалин-Хабаровск-Владивосток» [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.lscom.ru/case\\_studies/cs-009\\_skv.pdf](http://www.lscom.ru/case_studies/cs-009_skv.pdf)
41. Музей врезок: нефтяники собрали криминальную коллекцию гаджетов [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://transneftproduct.transneft.ru/press/articles/?id=10836>
42. Мустафин Ф. М. Защита трубопроводов от коррозии: в 2- т. / Ф.М. Мустафин, М.В. Кузнецов. – СПб.: Недра, 2005. Т.2.–708 с.
43. Муфтахов Е. М. Проектирование нефтегазопроводов: учебное пособие / Е.М. Муфтахов, М.М. Гареев, В.Н. Муфтахова. – Уфа: Изд-во УГНТУ, 2011. – 112с.
44. Некрасова А.П. О статистике аварий и несанкционированных врезок на магистральных нефтепродуктопроводах и мероприятия по снижению их числа / А.П. Некрасова // Транспорт и хранение нефтепродуктов, 2000. - №8-9. – С. 9-11
45. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / С. В. Осовский – М. «Финансы и статистика», 2002. – 344 с.
46. Парк Дж., Сбор данных в системах контроля и управления. Практическое руководство / Дж.Парк, С.Маккей. – М.: ООО «ГруппаИДТ», 2006. – 504 с.
47. Под Тосно нашли врезку в нефтепровод [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.au92.ru/msg/20090710\\_9071005.html](http://www.au92.ru/msg/20090710_9071005.html)
48. Придуман эффективный метод поиска мест незаконной откачки продуктов из трубопровода, скрытого под землёй. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.sciteclibrary.ru/rus/catalog/pages/4186.html>

49. Причиной утечки в трубопроводе ВР на Аляске стали ледяные пробки. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://eco.ria.ru/danger/20091210/198506496.html>

50. Проектирование и эксплуатация магистральных нефтепроводов. Основные факторы, влияющие на особенности эксплуатации и выбор проектных параметров магистральных нефтепроводов: учеб. пособие / Ю. А. Краус– Омск: Изд-во ОмГТУ, 2010 - Ч.1 – 109 с.

51. Савельев А. В. На пути к общей теории нейросетей. К вопросу о сложности / А. В. Савельев // Нейрокомпьютеры: разработка, применение, 2006. - № 4- 5. — С. 4-14.

52. Селезнев В.Е. Основы численного моделирования магистральных трубопроводов / В. Е. Селезнев, В. В. Алешин, С. Н. Прялов; под. ред. В.Е. Селезнёва. – 2-е изд., перераб. и доп. – М.: МАКС Пресс, 2009. – 436 с.

53. Селезнев В.Е. Современные компьютерные тренажеры в трубопроводном транспорте: математические методы моделирования и практическое применение / В. Е. Селезнев, В. В. Алешин, С. Н. Прялов; под. ред. В.Е. Селезнёва. – М.: МАКС Пресс, 2007. –200 с.

54. Система диспетчерского контроля и управления «Н. Новгород» для ОАО «Верхневолжскиемагистральныенефтепроводы» АК «Транснефть». Описание проекта [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.rlt.ru/solutions/typical/nn.pdf>

55. Система обнаружения утечек LeakSPY(Expert). [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.energoavtomatika.ru/index.php/ru/menu-sou/menu-leakspyexpert>

56. Система обнаружения утечек в магистральных нефтепроводах по волне давления: коммерческие предложения. – М.: ООО "Энергоавтоматика", 1996. – 56 с.

57. Системаобнаружения утечек PAS (Чехия). [Электронный ресурс]. – Режим доступа: [http://www.rlt.ru/products/sistema-pas/sistema-pas\\_56.html](http://www.rlt.ru/products/sistema-pas/sistema-pas_56.html)



58. Системы обнаружения утечек комбинированного типа на магистральных нефтепроводах. Общее техническое задание на проектирование, изготовление и ввод в эксплуатацию – М.: ОАО «АК «Транснефть», 2009. – 99

59. Спирин Е.Ю. Система оперативного обнаружения утечек в магистральных нефтепродуктопроводах / Е.Ю. Спирин, М.И. Хакимьянов // Измерительные преобразователи и информационные технологии. Межвузовский научн. сборник. уфим. гос. авиац. техн. ун-т. –Уфа: Изд-во УГАТУ, 1999.– с. 47-52.

60. Текущее состояние системы ТНП на фоне необходимости расширения существующих и строительства новых мощностей [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://transneftproduct.transneft.ru/press/news/?id=2437>

61. Трофимов В.В. Автоматизированное управление магистральными нефтепроводами текст / В.В. Трофимов, В.П. Тарасенко, В.И. Мащенко – Томск: Изд-во Том. ун-та, 1994. – 246 с.

62. Трубопроводный транспорт нефтепродуктов / И.Т. Ишмухаметов, С.Л. Исаев, М.В. Лурье, С.П. Макаров. – М.: Нефть и газ, 1999. – 300 с.

63. Трубопроводный транспорт нефти / С.М. Вайшток, В.В. Новосёлов, А.Д.Прохоров, А.М. Шаммазов и др.; Под ред. С.М. Вайштока: учеб. для вузов: в 2 т. – М.: ООО «Недра-Бизнесцентр» 2004 – Т. 2. – 621 с.

64. Утечка нефтепродуктов в Новгородской области ликвидирована. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.aif.ru/crime/939104>

65. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин – 2-е издание.: пер. с англ. – М.: Издательство дом «Вильямс», 2008. – 1104 с.

66. Хасенова Д.Ф. Анализ методов обнаружения утечек, применяемых в параметрических СОУ [Электронный ресурс] / Д. Ф. Хасенова – Режим доступа: <http://conf.sfu-kras.ru/sites/mn2012/thesis/s026/s026-058.pdf>

67. Хасенова Д.Ф. Критерии, предъявляемые к оценке эффективности параметрических систем обнаружения утечек из магистральных нефтепроводов / Д.Ф. Хасенова // Новые технологии – нефтегазовому региону/ Материалы

Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. – Тюмень: Изд.-во ТюмГНГУ, 2012. – с. 120-122

68. Человеческий фактор стал причиной утечки нефти из трубы ВСТО. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://dv-zvezda.ru/11309-chelovecheskij-faktor-stal-prichinoj-utechki.html>

69. Штрафы за загрязнение окружающей среды в РФ многократно увеличены [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.finmarket.ru/news/3399853/>

70. Эксплуатация магистральных нефтепроводов: Учебное пособие / Под общей редакцией Ю.Д. Земенкова – 2-ое изд. – Тюмень: Изд-во ТюмГНГУ, 2001. - 623 с.

71. Kevin Gurney, An introduction to neural networks, CRC Press, August 1997

72. Maureen Caudill, Neural Network Primer: Part I, Feb. 1989

73. Nikita Patel, Rakesh Patel, Ankita Gupta , Advanced Neural Network Applied In Engineering Science, November, 2014

74. S. K. Sudarsanam, A Fuzzy Neural Network Model for Bankruptcy Prediction, India, June 2016

## Приложение А

(обязательное)

### Раздел ВКР, выполненный на иностранном языке

#### Раздел №1

Раздел ВКР, выполненный на иностранном языке

Перевод главы 2.2

Студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8АМ5Б	Джус Александр Иванович		

Консультант – лингвист кафедры иностранных языков института кибернетики:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Старший преподаватель	Пичугова И.Л.			

## A Basic Introduction to Neural Networks

The artificial intelligence has its origins in the forties of the twentieth century. In 1943 Warren McCulloch and Walter Pitts elaborated a model of human and animal neuron and explained the principles of combination of neurons i.e. neural network. Further advancement in this field of science contributed to introduction and design of perceptron (Frank Rosenblatt, 1958). Its task was to recognize alphanumeric signs. There were also attempts to use neural networks to weather forecast, identification of mathematical formulas, or analysis of electrocardiogram [72].

In 1969 Marvin Minsky and Seymour Papert published the monograph in which they proved that one-layer perceptron-like nets have limited area of application. This fact discouraged scientists from working on perceptrons and moved their interests towards expert systems. In the middle of the eighties some papers which proved that multi-layer non-linear neural networks has not limitations appeared. It caused growth of interests of this field of knowledge [73]. The technology development of VLSI integrated circuits contributed to improvement of neuro-computers in the same period of time. The very important achievements are different training methods of multi-layer neural networks, e.g. back-propagation algorithm. The architecture of single-layer perceptron is shown in Figure 1.

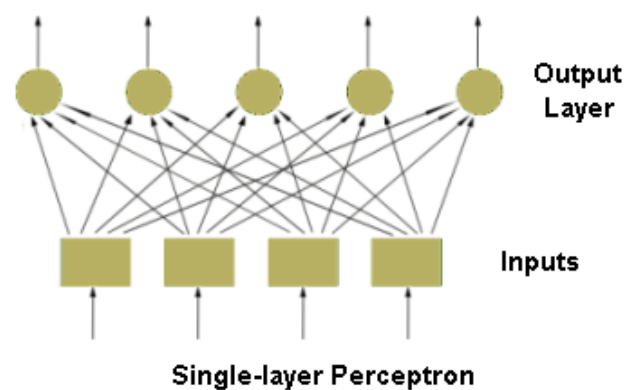


Figure 1. The architecture of single-layer perceptron

The human brain which consists of  $10^{10}$  cells is the archetype of neural networks. There are about  $10^{15}$  connections (synapses) between the cells [72]. The neuron works with the frequency from 1 to 100 Hz. Consequently the approximated

rate equals about  $10^{18}$  operations per second and is many times greater than features of nowadays computers. Neural network is a simple model of brain. It consists of great number of neurons i.e. elements that process information.

The scheme of the neuron can be made on the basis of the biological cell. Such element consists of several inputs. The input signals are multiplied by the appropriate weights and then summed. The result is recalculated by an activation function. The model of an artificial neuron is shown in Figure 2.

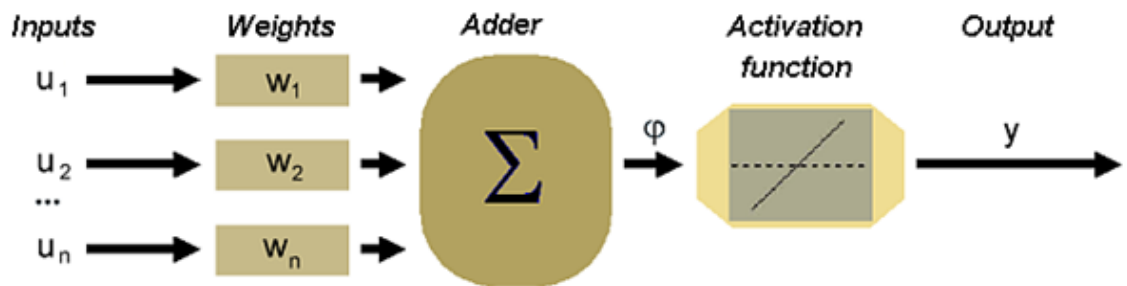


Figure 2. An artificial neuron model

In accordance with such model, the formula of the activation potential  $\varphi$  is as follows:

$$\varphi = \sum_{i=1}^n w_i x_i = (X, W), \quad (2.9)$$

Signal  $\varphi$  is processed by activation function, which can take different shapes. If the function is linear the output signal can be described as:

$$y = k\varphi, \quad (2.10)$$

Neural networks described by the above formula are called linear neural networks.

The other type of activation function is threshold function:

$$y = \begin{cases} 1, & \text{for } s \geq \theta, \\ 0, & \text{for } s < \theta; \end{cases} \quad (2.11)$$

where  $s$  is a given constant threshold value.

Functions that describe the non-linear characteristic of the biological neuron activation function more accurately are sigmoid function:

$$y = \frac{1}{1+e^{-\alpha s}}, \quad (\alpha < 0) \quad (2.12)$$

where  $\alpha$  is a slope parameter of the sigmoidal activation function.

Hyperbolic tangent function:

$$y = \frac{e^{\beta s} - e^{-\beta s}}{e^{\beta s} + e^{-\beta s}}, (\beta < 0) \quad (2.13)$$

where  $\beta$  is a slope parameter of the hyperbolic tangent activation function.

Figure 3 represents the graphs of particular activation functions:

linear function,

threshold function,

sigmoid function.

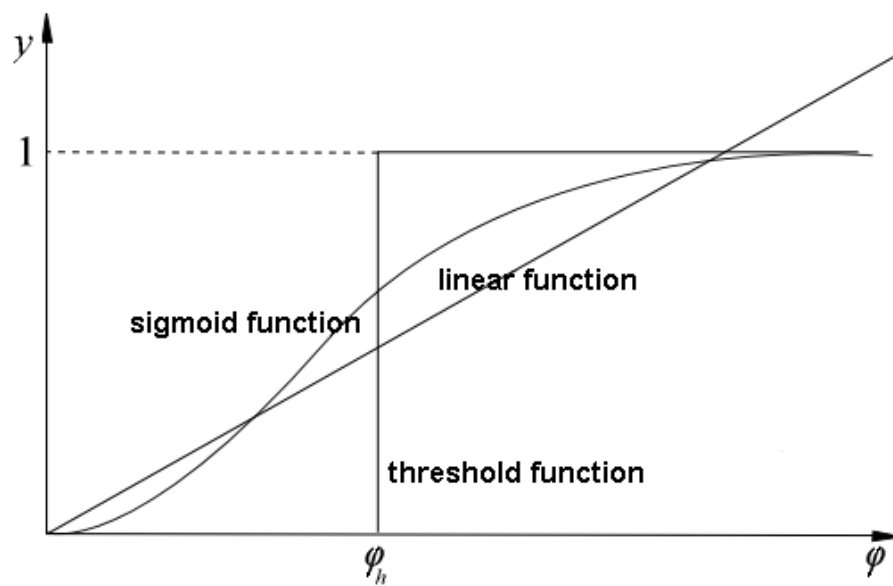


Figure 3. Graphs of activation functions

There are different types of neural networks, which can be distinguished on the basis of their structure and directions of signal flow. Each kind of neural network has its own method of training. Generally, neural networks may be differentiated as follows:

feedforward networks;

one-layer networks;

multi-layer networks;

radial basis function networks;

self-organizing map.

The simplest definition of a neural network, more properly referred to as an artificial neural network (ANN), is provided by the inventor of one of the first neurocomputers, Dr. Robert Hecht-Nielsen. He defines a neural network as "...a computing system made up of a number of simple, highly interconnected processing elements, which process information by their dynamic state response to external inputs". [71]

ANNs are processing devices (algorithms or actual hardware) that are loosely modeled after the neuronal structure cerebral cortex but on much smaller scales. A large ANN might have hundreds or thousands of processor units, whereas a brain has billions of neurons with a corresponding increase in magnitude of their overall interaction and emergent behavior [73]. Although ANN researchers are generally not concerned with whether their networks accurately resemble biological systems, some have. For example, researchers have accurately simulated the function of the retina and modeled the eye rather well.

Although the mathematics involved with neural networking is not a trivial matter, a user can rather easily gain at least an operational understanding of their structure and function.

### **Architecture of Artificial Neural Networks**

Neural networks are typically organized in layers. Layers are made up of a number of interconnected nodes which contain an activation function. Patterns are presented to the network via the input layer, which communicates to one or more hidden layers where the actual processing is done via a system of weighted connections [74]. The hidden layers then link to an output layer where the answer is output as shown in the graphic below (Figure 4).

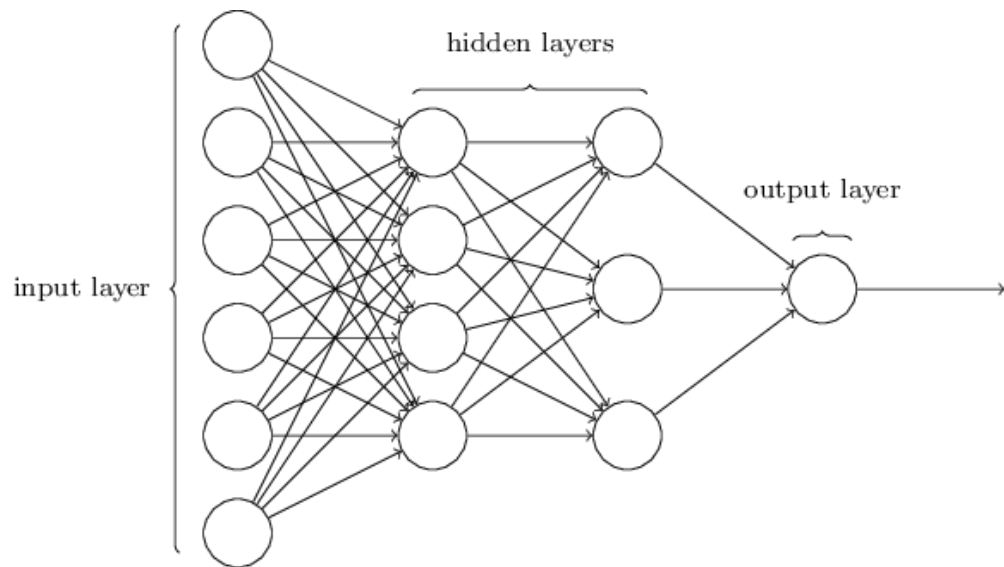


Figure 4. A multi-layered artificial neural network.

Most ANNs contain some form of learning rule which modifies the weights of the connections according to the input patterns that it is presented with. In a sense, ANNs learn by example as do their biological counterparts; a child learns to recognize dogs from examples of dogs.

Although there are many different kinds of learning rules used by neural networks, this demonstration is concerned only with one. The delta rule is often utilized by the most common class of ANNs called backpropagational neural networks (BPNNs). Backpropagation is an abbreviation for the backwards propagation of error.

With the delta rule, as with other types of backpropagation, learning is a supervised process that occurs with each cycle or epoch (i.e. each time the network is presented with a new input pattern) through a forward activation flow of outputs, and the backwards error propagation of weight adjustments. More simply, when a neural network is initially presented with a pattern it makes a random guess as to what it might be. It then sees how far its answer was from the actual one and makes an appropriate adjustment to its connection weights [74]. More graphically, the process looks something like this (Figure 5):



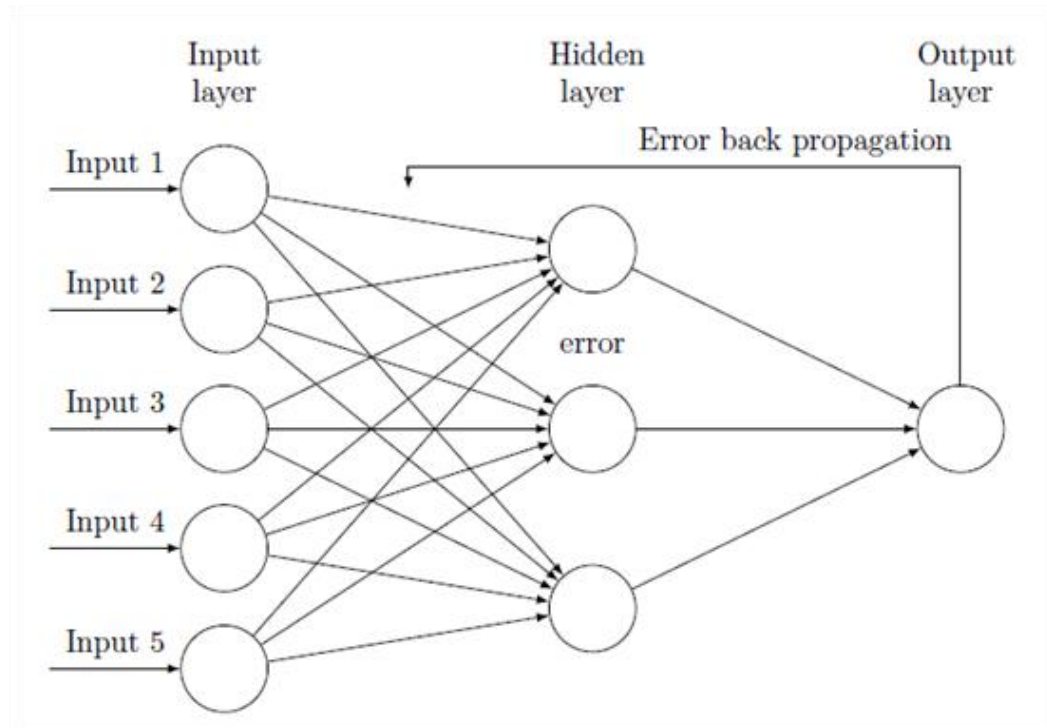


Figure 5. Backpropagation algorithm

Note also, that within each hidden layer node is a sigmoidal activation function which polarizes network activity and helps it to stabilize.

Backpropagation performs a gradient descent within the solution's vector space towards a global minimum along the steepest vector of the error surface [74]. The global minimum is that theoretical solution with the lowest possible error. The error surface itself is a hyperparaboloid but it is seldom smooth as it is depicted in Figure 6. Indeed, in most problems, the solution space is quite irregular with numerous 'pits' and 'hills' which may cause the network to settle down in a local minimum which is not the best overall solution.

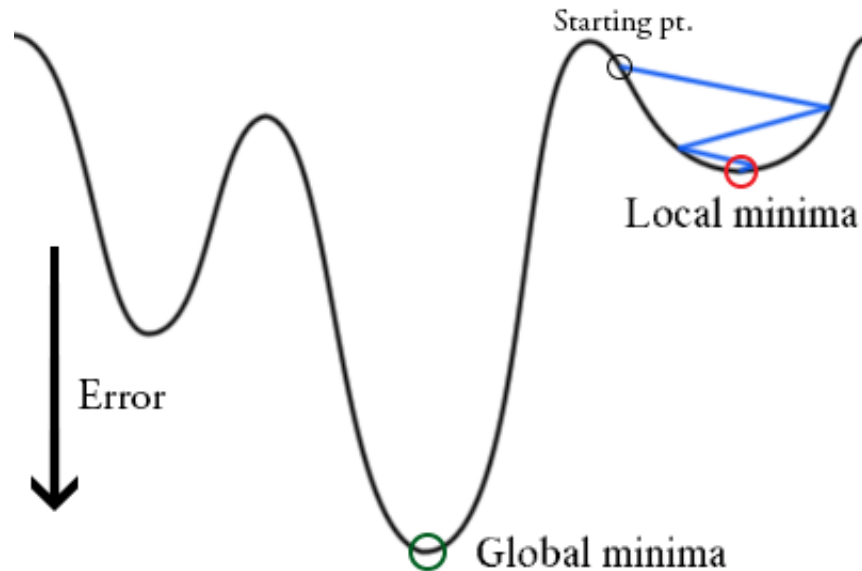


Figure 6. Error surface

The nature of the error space cannot be known a priori, therefore neural network analysis often requires a large number of individual runs to determine the best solution. Most learning rules have built-in mathematical terms to assist in this process which control the speed (Beta-coefficient) and the momentum of the learning. The speed of learning is actually the rate of convergence between the current solution and the global minimum. Momentum helps the network to overcome obstacles (local minima) in the error surface and settle down at or near the global minimum [74].

Once a neural network is trained to a satisfactory level it may be used as an analytical tool on other data. To do this, the user no longer specifies any training runs and instead allows the network to work in forward propagation mode only. New inputs are presented to the input pattern where they filter into and are processed by the middle layers as though training were taking place, however, at this point the output is retained and no backpropagation occurs [74]. The output of a forward propagation run is the predicted model for the data which can then be used for further analysis and interpretation.

It is also possible to over-train a neural network, which means that the network has been trained exactly to respond to only one type of input, which is much like rote memorization. If this should happen, then learning can no longer occur and the

network is referred to as having been "grandmothered" in neural network jargon. In real-world applications this situation is not very useful since one would need a separate grandmothered network for each new kind of input.

### **The Difference between Neural Networks and Conventional Computing**

To better understand artificial neural computing it is important to know first how a conventional computer and its software process information. A serial computer has a central processor that can address an array of memory locations where data and instructions are stored [72]. Computations are made by the processor reading an instruction as well as any data the instruction requires from memory addresses, the instruction is then executed and the results are saved in a specified memory location as required. In a serial system (and a standard parallel one as well) the computational steps are deterministic, sequential and logical, and the state of a given variable can be tracked from one operation to another.

In comparison, ANNs are not sequential or necessarily deterministic. There are no complex central processors, rather there are many simple ones which generally do nothing more than take the weighted sum of their inputs from other processors. ANNs do not execute programmed instructions; they respond in parallel (either simulated or actual) to the pattern of inputs presented to it. There are also no separate memory addresses for storing data. Instead, information is contained in the overall activation state of the network [72]. Knowledge is thus represented by the network itself, which is quite literally more than the sum of its individual components.

Neural networks are universal approximators, and they work best if the system being used as a model has a high error tolerance. However, they work very well for:

- capturing associations or discovering regularities within a set of patterns;
- where the volume, number of variables or diversity of the data is very great;
- where the relationships between variables are vaguely understood; or,
- where the relationships are difficult to describe adequately with conventional approaches.

## **Limitations of Neural Networks**

There are many limitations to neural network analysis and to discuss this subject properly we would have to look at each individual type of network, which is not necessary for this research. In reference to backpropagational networks, however, there are some specific issues potential users should be aware of [73]:

Backpropagational neural networks (and many other types of networks) are in a sense the ultimate 'black boxes'. Apart from defining the general architecture of a network and perhaps initially seeding it with a random numbers, the user has no other role than to feed it input and watch it train and await the output. In fact, it has been said that with backpropagation, "you almost do not know what you are doing". Some software freely available software packages (NevProp, bp, Mactivation) do allow the user to sample the networks progress at regular time intervals, but the learning itself progresses on its own. The final product of this activity is a trained network that provides no equations or coefficients defining a relationship (as in regression) beyond its own internal mathematics, the network is the final equation of the relationship.

Backpropagational networks also tend to be slower to train than other types of networks and sometimes require thousands of epochs. If run on a truly parallel computer system, this issue is not really a problem, but if the BPNN is being simulated on standard serial machine (i.e. a single SPARC, Mac or PC) training can take some time. This is because the CPU of the machines must compute the function of each node and connection separately, which can be problematic in very large networks with a large amount of data. However, the speed of most current machines is such that this is typically not much of an issue [72].

## **Advantages of Using Neural Network over Traditional Methods**

ANNs provide an analytical alternative to conventional techniques which are often limited by strict assumptions of normality, linearity, variable independence etc. Because an ANN can capture many kinds of relationships it allows the user to quickly and relatively easily model phenomena which otherwise may have been very difficult or impossible to explain otherwise.

The reason for much of the interest about neural networks is their ability to generalize to new situations. Once a neural network is trained to a satisfactory level it may be used as an analytical tool on other data. This is called test mode. In the test mode, the training is stopped, i.e. the weights are kept constant, and instead the network works in forward propagation mode only. New inputs are copied to the input layer where they filter into and are processed by the middle layers as though training were taking place, however, at this point the output is retained and no backpropagation occurs. It is often possible to understand why a certain output is obtained. In other words a neural network is not a black-box: it only uses the input and its weights to generate an output. Thus one can always analyze (although mathematically difficult) the weights of a neural network to get insight into the information neural network extracts from the input data.

There are four different uses of neural networks [73]:

1. Classification. In a mathematical sense, this involves dividing an  $n$ -dimensional space into various regions, and given a point in the space one should tell which region it belongs. This idea is used in many real-world applications, for instance, in various pattern recognition programs. Each pattern is transformed into a multi-dimensional point, and is classified to a certain group, each of which represents a known pattern. Feed-forward networks are used for classification tasks.

2. Prediction. A neural network can be trained to produce outputs that are expected given a particular input. If we have a network that fits well in modeling a known sequence of values, one can use it to predict future results. An obvious example is prediction of weather. Feedforward networks are used for prediction tasks.

3. Clustering. Sometimes we have to analyze data that are so complicated and there is no obvious way to classify them into different categories. Neural networks can be used to identify special features of these data and classify them into different categories without prior knowledge of the data.

4. Association. A neural network can be trained to remember a number of patterns, so that when a distorted version of a particular pattern is presented, the network associates it with the closest one in its memory and returns the original

version of that particular pattern. This is useful for restoring noisy data. Hopfield networks can be used for this purpose.

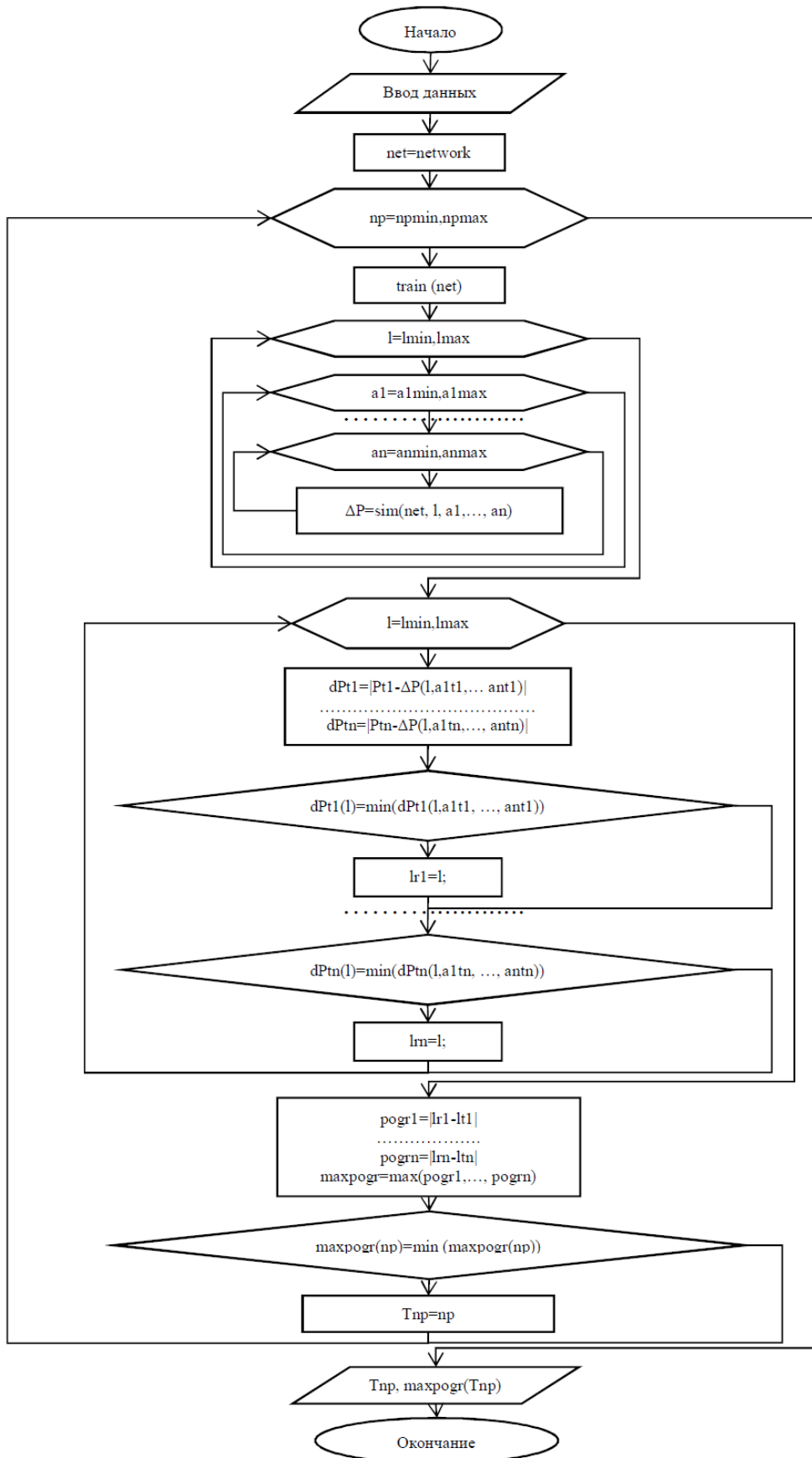
### **Conclusion**

The data analysis carried out by artificial neural network models could replace the human operator in the task of monitoring trends to warning the staff on the occurrence and report more accurate leakage coordinates than conventional detection methods. Since the neural networks are universal approximators, the use of this method for minimizing the error will be relevant. In this research work, the use of neural networks to describe the process of the outflow of oil from a pipeline will be considered.

## Приложение Б

(обязательное)

Алгоритм расчёта местоположения утечки на базе нейронных сетей



## Приложение В

### (обязательное)

#### Листинг программы трехслойной нейронной сети

```
% Программа для проверки погрешности расчёта местоположения утечки с
% использованием трёхслойной нейронной сети

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 44 км
BX1=[40 40 40 40 40 40 40 53 53 53 53 60 60 60 60 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 80 100 120
160 80 100 120 160]; %исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход утечки
BL1=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0284 0.0400 0.0430 0.0500 0.0278 0.0360
0.0385 0.0450 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355]; %выходные данные для обучения нейронной сети
(падение давления)
pogr=100; % погрешность равна 100
for k=1:40, %построение многослойного персептрона при различном числе нейронов в
скрытом слое
BY=[]; BYY=[]; box=[]; boy=[]; BOX=[]; BOY=[]; BYY=[]; % очистка переменных k
Vmpnet=newff([40 79; 40 160], [k 1], {'tansig', 'purelin'}); %построение многослойной нейронной
сети
Vmpnet.trainparam.epochs=10000; %задать эпоху обучения равной 10000
Vmpnet.trainparam.show=500; %задать для отображение 500 эпох
Vmpnet3=train(Vmpnet,BX1, BL1); % обучение нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i-1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(Vmpnet3, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT2=0.03; BT3=0.0465; BT4=0.0495; BT5=0.057;%Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; dbt5=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d2=abs(BT2-BYY(i,27)); d3=abs(BT3-BYY(i,40)); d4=abs(BT4-BYY(i,53));
d5=abs(BT5-BYY(i,79));
if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; if
d5<dbt5 dbt5=d5; di5=i; end; end; %вычисление места утечки, для которого падение
давления наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL2(k)=box(di2); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL3(k)=box(di3); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL4(k)=box(di4); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL5(k)=box(di5); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt2(k)=abs(44-DBTL2(k)); % определение погрешности для расхода 80л/мин
pogrbt3(k)=abs(44-DBTL3(k)); % определение погрешности для расхода 100л/мин
pogrbt4(k)=abs(44-DBTL4(k)); % определение погрешности для расхода 120л/мин
pogrbt5(k)=abs(44-DBTL5(k)); % определение погрешности для расхода 160л/мин
```



```

maxpogrbt(k)=max(pogrbt2(k), max(pogrbt3(k), max(pogrbt3(k), max(pogrbt4(k), pogrbt5(k)))));
%определение максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt(k)<pogr pogr=maxpogrbt(k); Tk=k; end; % определяем минимальную погрешность
среди максимальных, определяем оптимальное число скрытых слоёв
end;
Tk % выводим оптимальное число скрытых слоёв
plot(maxpogrbt) % построение графика зависимости точности от числа скрытых слоёв

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 53 км
BX2=[40 40 40 40 40 40 44 44 44 44 44 60 60 60 60 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 60 80 100
120 160 80 100 120 160 80 100 120 160];%исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL2=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0240 0.0300 0.0465 0.0495 0.0570 0.0278
0.0360 0.0385 0.0450 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355];% выходные данные для обучения
нейронной сети (падение давления)
pogr=100; % погрешность равна 100
for k=1:40, %построение многослойного персептрона при различном числе нейронов в
скрытом слое
BY=[]; BYY=[]; box=[]; boy=[]; BOX=[]; BOY=[]; BYY=[]; % очистка переменных k
Vmpnet=newff([40 79; 40 160], [k 1], {'tansig', 'purelin'}); %построение многослойной нейронной
сети
Vmpnet.trainparam.epochs=10000; %задать эпоху обучения равной 10000
Vmpnet.trainparam.show=500; %задать для отображение 500 эпох
Vmpnet3=train(Vmpnet,BX2, BL2);% обучение нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(Vmpnet3, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT1=0.0284; BT2=0.04; BT3=0.043; BT4=0.05; %Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d1=abs(BT1 -BYY(i,27)); d2=abs(BT2-BYY(i,40)); d3=abs(BT3-
BYY(i,53)); d4=abs(BT4-BYY(i,79));
if d1<dbt1 dbt1=d1; di1=i; end; if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if
d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; end; %вычисление места утечки, для которого падение давления
наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL12(k)=box(di1); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL22(k)=box(di2); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL32(k)=box(di3); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL42(k)=box(di4); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt12(k)=abs(53-DBTL12(k)); % определение погрешности для расхода 80л/мин
pogrbt22(k)=abs(53-DBTL22(k)); % определение погрешности для расхода 100л/мин
pogrbt32(k)=abs(53-DBTL32(k)); % определение погрешности для расхода 120л/мин
pogrbt42(k)=abs(53-DBTL42(k)); % определение погрешности для расхода 160л/мин

```

```

maxpogrbt2(k)=max(pogrbt12(k), max(pogrbt22(k), max(pogrbt32(k), max(pogrbt32(k),
pogrbt42(k))))); %определение максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt2(k)<pogr pogr=maxpogrbt2(k); Tk=k; end; % определяем минимальную
погрешность среди максимальных, определяем оптимальное число скрытых слоёв
end;
Tk % выводим оптимальное число скрытых слоёв
plot(maxpogrbt2) % построение графика зависимости точности от числа скрытых слоёв

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 60 км
pogr=100; % погрешность равна 100
BX3=[40 40 40 40 40 40 44 44 44 44 44 53 53 53 53 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 60 80 100
120 160 80 100 120 160 80 100 120 160];%исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL3=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0240 0.0300 0.0465 0.0495 0.0570 0.0284
0.0400 0.0430 0.0500 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355];% выходные данные для обучения
нейронной сети (падение давления)
for k=1:40, %построение многослойного персептрона при различном чис-ле нейронов в
скрытом слое
BY=[]; BYY=[]; box=[]; boy=[]; BOX=[]; BOY=[]; BYY=[]; % очистка переменных k
Vmpnet=newff([40 79; 40 160], [k 1], {'tansig', 'purelin'}); %построение многослойной нейронной
сети
Vmpnet.trainparam.epochs=10000; %задать эпоху обучения равной 10000
Vmpnet.trainparam.show=500; %задать для отображение 500 эпох
Vmpnet3=train(Vmpnet,BX3, BL3);% обучение нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(Vmpnet3, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT1=0.0278; BT2=0.0360; BT3=0.0385; BT4=0.0450; %Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d1=abs(BT1 -BYY(i,27)); d2=abs(BT2-BYY(i,40)); d3=abs(BT3-
BYY(i,53)); d4=abs(BT4-BYY(i,79));
if d1<dbt1 dbt1=d1; di1=i; end; if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if
d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; end; %вычисление места утечки, для которого падение давления
наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL13(k)=box(di1); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL23(k)=box(di2); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL33(k)=box(di3); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL43(k)=box(di4); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt13(k)=abs(60-DBTL13(k)); % определение погрешности для расхода 80л/мин
pogrbt23(k)=abs(60-DBTL23(k)); % определение погрешности для расхода 100л/мин
pogrbt33(k)=abs(60-DBTL33(k)); % определение погрешности для расхода 120л/мин
pogrbt43(k)=abs(60-DBTL43(k)); % определение погрешности для расхода 160л/мин

```

```
maxpogrbt3(k)=max(pogrbt13(k), max(pogrbt23(k), max(pogrbt33(k), max(pogrbt33(k),  
pogrbt43(k)))); %определение максимальной погрешности для тестовых данных  
if maxpogrbt3(k)<pogr pogr=maxpogrbt3(k); Tk=k; end; % определяем минимальную  
погрешность среди максимальных, определяем оптимальное число скрытых слоёв  
end;  
Tk % выводим оптимальное число скрытых слоёв  
plot(maxpogrbt3) % построение графика зависимости точности от числа скрытых слоёв
```

## Приложение Г

### (обязательное)

#### Листинг программы каскадной нейронной сети

```
% Программа для проверки погрешности расчёта местоположения утечки с
% использованием каскадной нейронной сети

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 44 км
BX1=[40 40 40 40 40 40 40 53 53 53 53 60 60 60 60 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 80 100 120
160 80 100 120 160]; %исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход утечки
BL1=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0284 0.0400 0.0430 0.0500 0.0278 0.0360
0.0385 0.0450 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355]; %выходные данные для обучения нейронной сети
(падение давления) pogr=100; % погрешность равна 100
for k=1:40, %построение многослойного персептрона при различном числе нейронов в
скрытом слое
BY=[]; BYY=[]; box=[]; boy=[]; BOX=[]; BOY=[]; BYY=[]; % очистка переменных k
Vmpnet=newcf([40 79; 40 160], [k 1], {'tansig', 'purelin'}); %построение каскадной нейронной
сети
Vmpnet.trainparam.epochs=10000; %задать эпоху обучения равной 10000
Vmpnet.trainparam.show=500; %задать для отображение 500 эпох Vmpnet3=train(Vmpnet,BX1,
BL1);% обучение нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i-1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(Vmpnet3, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT2=0.03; BT3=0.0465; BT4=0.0495; BT5=0.057;%Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; dbt5=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d2=abs(BT2-BYY(i,27)); d3=abs(BT3-BYY(i,40)); d4=abs(BT4-BYY(i,53));
d5=abs(BT5-BYY(i,79));
if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; if
d5<dbt5 dbt5=d5; di5=i; end; end; %вычисление места утечки, для которого падение
давления наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL2(k)=box(di2); %определение места утечки для расхода 80 л/мин DBTL3(k)=box(di3);
%определение места утечки для расхода 100 л/мин DBTL4(k)=box(di4); %определение
места утечки для расхода 120 л/мин DBTL5(k)=box(di5); %определение места утечки для
расхода 160 л/мин pogrbt2(k)=abs(44-DBTL2(k)); % определение погрешности для расхода
80л/мин
pogrbt3(k)=abs(44-DBTL3(k)); % определение погрешности для расхода 100л/мин
pogrbt4(k)=abs(44-DBTL4(k)); % определение погрешности для расхода 120л/мин
pogrbt5(k)=abs(44-DBTL5(k)); % определение погрешности для расхода 160л/мин
```

```

maxpogrbt(k)=max(pogrbt2(k), max(pogrbt3(k), max(pogrbt3(k), max(pogrbt4(k), pogrbt5(k)))));
%определение максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt(k)<pogr pogr=maxpogrbt(k); Tk=k; end; % определяем минимальную погрешность
среди максимальных, определяем оптимальное число скрытых слоёв
end;
Tk % % выводим оптимальное число скрытых слоёв
plot(maxpogrbt) % построение графика зависимости точности от числа скрытых слоёв

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 53 км
BX2=[40 40 40 40 40 40 44 44 44 44 44 60 60 60 60 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 60 80 100
120 160 80 100 120 160 80 100 120 160];%исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL2=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0240 0.0300 0.0465 0.0495 0.0570 0.0278
0.0360 0.0385 0.0450 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355];% выходные данные для обучения
нейронной сети (падение давления)
pogr=100; % погрешность равна 100
for k=1:40, %построение многослойного персептрона при различном чис-ле нейронов в
скрытом слое
BY=[]; BYY=[]; box=[]; boy=[]; BOX=[]; BOY=[]; BYY=[]; % очистка переменных k
Vmpnet=newcf([40 79; 40 160], [k 1], {'tansig', 'purelin'}); %построение каскадной нейронной
сети
Vmpnet.trainparam.epochs=10000; %задать эпоху обучения равной 10000
Vmpnet.trainparam.show=500; %задать для отображение 500 эпох
Vmpnet3=train(Vmpnet,BX2, BL2);% обучение нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(Vmpnet3, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT1=0.0284; BT2=0.04; BT3=0.043; BT4=0.05; %Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d1=abs(BT1 -BYY(i,27)); d2=abs(BT2-BYY(i,40)); d3=abs(BT3-
BYY(i,53)); d4=abs(BT4-BYY(i,79));
if d1<dbt1 dbt1=d1; di1=i; end; if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if
d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; end; %вычисление места утечки, для которого падение давления
наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL12(k)=box(di1); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL22(k)=box(di2); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL32(k)=box(di3); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL42(k)=box(di4); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt12(k)=abs(53-DBTL12(k)); % определение погрешности для расхода 80л/мин
pogrbt22(k)=abs(53-DBTL22(k)); % определение погрешности для расхода 100л/мин
pogrbt32(k)=abs(53-DBTL32(k)); % определение погрешности для расхода 120л/мин
pogrbt42(k)=abs(53-DBTL42(k)); % определение погрешности для расхода 160л/мин

```

```

maxpogrbt2(k)=max(pogrbt12(k), max(pogrbt22(k), max(pogrbt32(k), max(pogrbt32(k),
pogrbt42(k))))); %определение максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt2(k)<pogr pogr=maxpogrbt2(k); Tk=k; end% определяем минимальную погрешность
среди максимальных, определяем оптимальное число скрытых слоёв
end;
Tk % выводим оптимальное число скрытых слоёв
plot(maxpogrbt2) % построение графика зависимости точности от числа скрытых слоёв

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 60 км
pogr=100; % погрешность равна 100
BX3=[40 40 40 40 40 40 44 44 44 44 44 53 53 53 53 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 60 80 100
120 160 80 100 120 160 80 100 120 160];%исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL3=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0240 0.0300 0.0465 0.0495 0.0570 0.0284
0.0400 0.0430 0.0500 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355];% выходные данные для обучения
нейронной сети (падение давления)
for k=1:40, %построение многослойного персептрона при различном числе нейронов в
скрытом слое
BY=[]; BYY=[]; box=[]; boy=[]; BOX=[]; BOY=[]; BYY=[]; % очистка переменных k

Vmpnet=newcf([40 79; 40 160], [k 1], {'tansig', 'purelin'}); %построение каскадной нейронной
сети
Vmpnet.trainparam.epochs=10000; %задать эпоху обучения равной 10000
Vmpnet.trainparam.show=500; %задать для отображение 500 эпох
Vmpnet3=train(Vmpnet,BX3, BL3);% обучение нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(Vmpnet3, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT1=0.0278; BT2=0.0360; BT3=0.0385; BT4=0.0450; %Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d1=abs(BT1 -BYY(i,27)); d2=abs(BT2-BYY(i,40)); d3=abs(BT3-
BYY(i,53)); d4=abs(BT4-BYY(i,79));
if d1<dbt1 dbt1=d1; di1=i; end; if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if
d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; end;
%вычисление места утечки, для которого падение давления наиболее близкого к
проверочному значению падения давления
DBTL13(k)=box(di1); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL23(k)=box(di2); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL33(k)=box(di3); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL43(k)=box(di4); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt13(k)=abs(60-DBTL13(k)); % определение погрешности для расхода 80л/мин
pogrbt23(k)=abs(60-DBTL23(k)); % определение погрешности для расхода 100л/мин

```

```

pogrbt33(k)=abs(60-DBTL33(k)); % определение погрешности для расхода 120л/мин
pogrbt43(k)=abs(60-DBTL43(k)); % определение погрешности для расхода 160л/мин
maxpogrbt3(k)=max(pogrbt13(k), max(pogrbt23(k), max(pogrbt33(k), max(pogrbt33(k),
pogrbt43(k)))); %определение максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt3(k)<pogr pogr=maxpogrbt3(k); Tk=k; end; % определяем минимальную
погрешность среди максимальных, определяем оптимальное число скрытых слоёв
end;
Tk % выводим оптимальное число скрытых слоёв
plot(maxpogrbt3) % построение графика зависимости точности от числа скрытых слоёв

```

## Приложение Д

### (обязательное)

#### Листинг программы радиально-базисной нейронной сети

```
% Программа для проверки погрешности расчёта местоположения утечки с
% использованием радиально-базисной нейронной сети

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 44 км
BX1=[40 40 40 40 40 40 40 53 53 53 53 60 60 60 60 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 80 100
120 160 80 100 120 160]; %исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL1=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0284 0.0400 0.0430 0.0500 0.0278 0.0360
0.0385 0.0450 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355]; %выходные данные для обучения нейронной
сети (падение давления) BSPREAD=0.1
BrnetN=newrbe(BX1, BL1, BSPREAD); %Обучение второй нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(BrnetN, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы падения
давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT2=0.03; BT3=0.0465; BT4=0.0495; BT5=0.057;%Проверочные данные
dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; dbt5=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d2=abs(BT2-BYY(i,27)); d3=abs(BT3-BYY(i,40)); d4=abs(BT4-
BYY(i,53)); d5=abs(BT5-BYY(i,79));
if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end;
if d5<dbt5 dbt5=d5; di5=i; end; end; %вычисление места утечки, для которого падение
давления наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL2(BSPREAD)=box(di2); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL3(BSPREAD)=box(di3); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL4(BSPREAD)=box(di4); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL5(BSPREAD)=box(di5); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt2(BSPREAD)=abs(44-DBTL2(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
80л/мин
pogrbt3(BSPREAD)=abs(44-DBTL3(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
100л/мин
pogrbt4(BSPREAD)=abs(44-DBTL4(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
120л/мин
pogrbt5(BSPREAD)=abs(44-DBTL5(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
160л/мин
```



```

maxpogrbt(BSPREAD)=max(pogrbt2(BSPREAD), max(pogrbt3(BSPREAD),
max(pogrbt3(BSPREAD), max(pogrbt4(BSPREAD), pogrbt5(BSPREAD)))); %определение
максимальной погрешности для тестовых данных
surf(BOX,BOY,BYY)
pogr=100; % погрешность равна 100
for BSPREAD=1:100, % построение радиально-базисной сети при значении параметра
SPREAD
BSPREAD
BrnetN=newrbe(BX1, BL1, BSPREAD); %Обучение второй нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(BrnetN, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы
падения давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT2=0.03; BT3=0.0465; BT4=0.0495; BT5=0.057;%Проверочные данные
dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; dbt5=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79,d2=abs(BT2-BYY(i,27)); d3=abs(BT3-BYY(i,40)); d4=abs(BT4-BYY(i,53));
d5=abs(BT5-BYY(i,79));
if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end; if d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end;
if d5<dbt5 dbt5=d5; di5=i; end; end; %вычисление места утечки, для которого падение
давления наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL2(BSPREAD)=box(di2); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL3(BSPREAD)=box(di3); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL4(BSPREAD)=box(di4); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL5(BSPREAD)=box(di5); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt2(BSPREAD)=abs(44-DBTL2(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
80л/мин
pogrbt3(BSPREAD)=abs(44-DBTL3(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
100л/мин
pogrbt4(BSPREAD)=abs(44-DBTL4(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
120л/мин
pogrbt5(BSPREAD)=abs(44-DBTL5(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
160л/мин
maxpogrbt(BSPREAD)=max(pogrbt2(BSPREAD), max(pogrbt3(BSPREAD),
max(pogrbt3(BSPREAD), max(pogrbt4(BSPREAD), pogrbt5(BSPREAD)))); %определение
максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt(BSPREAD)<pogr pogr=maxpogrbt(BSPREAD);
TBSPREAD=BSPREAD; end; % определяем минимальную погрешность среди
максимальных, определяем оптимальное значение параметра SPREAD
end;
TBSPREAD % выводим оптимальное значение параметра SPREAD
plot(maxpogrbt) % построение графика зависимости точности от значения параметра
SPREAD

```

```

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 53 км
BX2=[40 40 40 40 40 40 44 44 44 44 44 60 60 60 60 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 60 80 100
120 160 80 100 120 160 80 100 120 160];%исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL2=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0240 0.0300 0.0465 0.0495 0.0570 0.0278
0.0360 0.0385 0.0450 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355];% выходные данные для обучения
нейронной сети (падение давления)
pogr=100; % погрешность равна 100
for BSPREAD=18:41, % построение радиально-базисной сети при значении параметра
SPREAD
BSPREAD
BrnetN=newrbe(BX2, BL2, BSPREAD); %Обучение второй нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i -1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(BrnetN, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы
падения давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT1=0.0284; BT2=0.04; BT3=0.043; BT4=0.05; %Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d1=abs(BT1 -BYY(i,27)); d2=abs(BT2-BYY(i,40)); d3=abs(BT3-
BYY(i,53)); d4=abs(BT4-BYY(i,79));
if d1<dbt1 dbt1=d1; di1=i; end; if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end;
if d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; end; %вычисление места утечки, для которого падение
давления наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL12(BSPREAD)=box(di1); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL22(BSPREAD)=box(di2); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL32(BSPREAD)=box(di3); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL42(BSPREAD)=box(di4); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt12(BSPREAD)=abs(53-DBTL12(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
60л/мин
pogrbt22(BSPREAD)=abs(53-DBTL22(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
80л/мин
pogrbt32(BSPREAD)=abs(53-DBTL32(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
100л/мин
pogrbt42(BSPREAD)=abs(53-DBTL42(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
120л/мин
maxpogrbt2(BSPREAD)=max(pogrbt12(BSPREAD),
max(pogrbt22(BSPREAD), max(pogrbt32(BSPREAD),
pogrbt42(BSPREAD)))); %определение максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt2(BSPREAD)<pogr pogr=maxpogrbt2(BSPREAD); TBSPREAD=BSPREAD;
end; % определяем минимальную погрешность среди максимальных, определяем
оптимальное значение параметра SPREAD

```

```

end;
TBSPREAD % выводим оптимальное значение параметра SPREAD
plot(maxpogrbt2) % построение графика зависимости точности от значения параметра
SPREAD

% проверка погрешности нейронной сети для утечки на 60 км
pogr=100; % погрешность равна 100
BX3=[40 40 40 40 40 40 44 44 44 44 44 53 53 53 53 79 79 79 79; 40 60 80 100 120 160 60 80 100
120 160 80 100 120 160 80 100 120 160];%исходные данные 1 - километр утечки, 2 - расход
утечки
BL3=[0.0195 0.0248 0.0315 0.0500 0.0535 0.0625 0.0240 0.0300 0.0465 0.0495 0.0570 0.0284
0.0400 0.0430 0.0500 0.0265 0.0290 0.0350 0.0355];% выходные данные для обучения
нейронной сети (падение давления)
pogr=100; % погрешность равна 100
for BSPREAD=18:41, % построение радиально-базисной сети при значении параметра
SPREAD
BSPREAD
BrnetN=newrbe(BX3, BL3, BSPREAD); %Обучение второй нейронной сети
for i=1:79, for j=1:79, BY{i,j}=[40+(i-1)*0.5; 40+(j-1)*120/78]; end; end; %Построение
матрицы исходных данных
for i=1:79, for j=1:79, BYY(i,j)=sim(BrnetN, BY{i,j}); end; end; %Построение матрицы
падения давления P на основе обученной нейронной сети
for i=1:79, box(i)=40+(i-1)*0.5;end; % Ось X(место утечки) для графика
for i=1:79, boy(i)=40+(i-1)*120/78; end; %Ось Y(расход в точке утечки)
[BOX, BOY]=meshgrid (box, boy); % Преобразование осей в матрицы
BT1=0.0278; BT2=0.0360; BT3=0.0385; BT4=0.0450; %Проверочные данные
dbt1=100; dbt2=100; dbt3=100; dbt4=100; %Ошибка равна 100
for i=1:79, d1=abs(BT1 -BYY(i,27)); d2=abs(BT2-BYY(i,40)); d3=abs(BT3-
BYY(i,53)); d4=abs(BT4-BYY(i,79));
if d1<dbt1 dbt1=d1; di1=i; end; if d2<dbt2 dbt2=d2; di2=i; end; if d3<dbt3 dbt3=d3; di3=i; end;
if d4<dbt4 dbt4=d4; di4=i;end; end; %вычисление места утечки, для которого падение
давления наиболее близкого к проверочному значению падения давления
DBTL13(BSPREAD)=box(di1); %определение места утечки для расхода 80 л/мин
DBTL23(BSPREAD)=box(di2); %определение места утечки для расхода 100 л/мин
DBTL33(BSPREAD)=box(di3); %определение места утечки для расхода 120 л/мин
DBTL43(BSPREAD)=box(di4); %определение места утечки для расхода 160 л/мин
pogrbt13(BSPREAD)=abs(34-DBTL13(BSPREAD)); % определение погрешности для
расхода 60л/мин
pogrbt23(BSPREAD)=abs(34-DBTL23(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
80л/мин
pogrbt33(BSPREAD)=abs(34-DBTL33(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
100л/мин
pogrbt43(BSPREAD)=abs(34-DBTL43(BSPREAD)); % определение погрешности для расхода
120л/мин

```

```

maxpogrbt3(BSPREAD)=max(pogrbt13(BSPREAD),
max(pogrbt23(BSPREAD),
max(pogrbt33(BSPREAD), max(pogrbt33(BSPREAD), pogrbt43(BSPREAD))))); %определение
максимальной погрешности для тестовых данных
if maxpogrbt3(BSPREAD)<pogr pogr=maxpogrbt3(BSPREAD); TBSPREAD=BSPREAD;
end; % определяем минимальную погрешность среди максимальных, определяем
оптимальное значение параметра SPREAD
end;
TBSPREAD % выводим оптимальное значение параметра SPREAD
plot(maxpogrbt3) % построение графика зависимости точности от значения параметра
SPREAD

```