

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Некоммерческое акционерное общество «Казахский национальный исследовательский
технический университет имени К.И.Сатпаева»

Институт Автоматизации и информационных технологий

Кафедра Автоматизации и управление

Льянов Илез Магомедович

Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования

ПОЯСНИТЕЛЬНЫ ЗАПИСКА
к дипломному проекту

Специальность 6В07103 – Автоматизация и роботизация

Алматы 2023

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Некоммерческое акционерное общество «Казахский национальный исследовательский
технический университет имени К.И.Сатпаева»

Институт Автоматики и информационных технологий

Кафедра Автоматизация и управление



ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА

к дипломному проекту

На тему: «Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования»

Специальность 6B07103 – Автоматизация и роботизация

Выполнил

Льянов Илез Магомедович

Рецензент
Министр техники и технологии по
специальности РЭТ

Салимбаев А.С.



Научный руководитель
PhD, ассоциированный
профессор

Омирбекова Ж.Ж.
(подпись)

« 05 » 06 2023 г.

Алматы 2023

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН

Некоммерческое акционерное общество «Казахский национальный исследовательский
технический университет имени К.И.Сатпаева»

Институт Автоматизации и информационных технологий

Кафедра Автоматизация и управления



Заведующий кафедрой АиУ
канд. физ.-мат. наук
Алдияров Н.У.
2023 г.

ЗАДАНИЕ

на выполнение дипломного проекта

Обучающемуся Льянову И.И.

Тема: «Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования»

Утверждена приказом Б. Жаутикова № 408-П/Ө от «23» ноября 2022 г.

Срок сдачи законченной работы «17» нояб 2023 г.

Исходные данные к дипломному проекту: данные входных и выходных сигналов парового котла.

Перечень подлежащих разработке в дипломном проекте вопросов:

- а) исследование методов разработки интеллектуальных систем диагностики оборудования;
- б) разработка системы диагностики оборудования;
- в) разработка способа интеграции системы;
- г) оценка результатов работы системы.

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей): паровой котел в разрезе; графики результатов расчетов и моделирования; визуализация введения систему в эксплуатацию.

Рекомендуемая основная литература:

- 1 Дьяконов В.П. MATLAB. Полный самоучитель. – Москва: ДМК Пресс, 2012. – 768 с.
- 2 Смоленцев Н.К. MATLAB. Теория и практика. – Москва: ДМК Пресс, 2016. – 416 с.
- 3 Волощенко А.В. Принципиальные схемы паровых котлов и топливоподачи. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2011. – 100 с.

ГРАФИК
подготовки дипломной работы

Наименование разделов, перечень разрабатываемых вопросов	Сроки представления научному руководителю	Примечание
Теоретическая часть	март 2023	
Специальная часть	апрель 2023	

Подписи
консультантов и нормоконтролера на законченный дипломный проект с указанием относящихся к ним разделов работы

Наименования разделов	Консультанты, Ф.И.О. (уч. степень, звание)	Дата подписания	Подпись
Теоретическая часть	Ж.Ж Омирбекова PHD, ассоциированный профессор	25.03.2023	Ж.О.
Специальная часть	Ж.Ж Омирбекова PHD, ассоциированный профессор	15.04.2023	Ж.О.
Нормоконтролер	А.Б. Жеңіс маг. техн. наук, ассистент	30.05.2023	А.Б.Ж.

Научный руководитель

Ж.О.

Омирбекова Ж.Ж.

Задание принял к исполнению обучающийся

И.М.

Льянов И.М.

Дата

«25» март 2023 г.

АННОТАЦИЯ

В данной дипломной работе рассматривается разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования.

Для оценки результатов данной работы будут использоваться теоретические данные, а также результаты полученные по итогам разработки интеллектуальной системы.

В этой работе будет оценены различные методы разработки интеллектуальных систем, позволяющих предсказывать будущее состояние оборудования. А также качество и точность данных систем, по итогу данного сравнения будет выбран наиболее подходящий метод.

АНДАТПА

Бұл дипломдық жұмыста жабдықтарды диагностикалаудың зияткерлік жүйесін әзірлеу қарастырылуда. Осы жұмыстың нәтижелерін бағалау үшін теориялық деректер, сондай-ақ зияткерлік жүйенің қорытындылары бойынша алынған нәтижелер пайдаланылатын болады.

Бұл жұмыста жабдықтың болашақ жай-күйін болжауға мүмкіндік беретін зияткерлік жүйелерді әзірлеудің әртүрлі әдістері бағаланатын болады. Сондай-ақ осы жүйелердің сапасы мен дәлдігі, осы салыстырудың қорытындысы бойынша неғұрлым қолайлы әдіс таңдалатын болады.

ANNOTATION

This thesis deals with the development of an intelligent system for equipment diagnostics.

To evaluate the results of this work will be used theoretical data, as well as the results obtained from the development of intelligent system.

In this work will be evaluated by various methods for developing intelligent systems to predict the future state of the equipment. The quality and accuracy of these systems will be evaluated, and the most appropriate method will be selected because of this comparison.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	7
1 Теоретическая часть	8
1.1 Интеллектуальные системы диагностики оборудования	8
1.2 Классический метод идентификации параметров	11
1.3 Автоматизированная система предиктивной диагностики	13
1.4 Способы определения времени до отказа	18
1.5 Описание технологического объекта	21
2 Специальная часть	24
2.1 Разработка классического метода идентификации параметров	24
2.2 Разработка автоматизированной системы предиктивной диагностики	30
Заключение	38
Перечень принятых сокращений, терминов	39
Список использованной литературы	40
Приложение А	41

ВВЕДЕНИЕ

Интеллектуальная система диагностики оборудования – подразумевает собой такое программное обеспечение или его комплекс, которое обеспечивает оперативную или поэтапную оценку и обработку данных, с целью получения ближайшей картины состояния технологического объекта. Данные системы имеют большую важность в области обслуживания и обеспечения отдельных узлов предприятия или даже диагностики его общей производительности. В случае возникновения отклонений в работе оборудования система имеет возможность определить данные отклонения своевременно, так как она обучается на сравнительном анализе «здоровых» и «нездоровых» моделях поведения оборудования. Посредством сбора данных на основании экспертных или экспериментальных исследований представляется возможность обучения системы для определения не только времени до будущего отказа или износа системы, но также для определения конкретного узла, который с наибольшей вероятностью повлечет ухудшение состояния системы. Возможность определения непосредственного узла, предоставляет возможность оптимального обслуживания оборудования или системы, что, несомненно, является большим плюсом.

Разработка интеллектуальных систем диагностики оборудования является известной и изученной задачей, со сформированными методами сбора данных их предварительной обработки, анализа, а также непосредственного внедрения в существующую систему автоматизации. Но, тем не менее, данный процесс разработки все еще является исключительно индивидуальным для каждой единицы оборудования или для каждого технологического процесса. Это обусловлено спецификой каждого отдельно взятого процесса под чем подразумеваются различные определяемые параметры входов и выходов, влияние отдельно взятых входных параметров на систему, уникальный характер тенденций изменения состояния параметров системы. Все это приводит к тому, что разработанная система пусть и может являться универсальной, но тем не менее требует настройки под характеристики объекта или системы.

Таким образом упомянутые интеллектуальные системы диагностики оборудования обладают множеством плюсов, которые склоняют владельцев производства, а также обслуживающие компании к разработке и установке данных систем. В данной же работе будет произведено исследование того, какой метод будет наиболее точно и оперативно проводить диагностику оборудования, как результат работы данной системы будет использоваться непосредственно инженером на производственном участке, как данная система будет разработана, с учетом использования специального программного обеспечения. Исследование каждого отдельно взятого метода позволит обоснованно провести выбор подходящего, на основе разработки интеллектуальной системы диагностики оборудования путем использования каждого способа.

1 Теоретическая часть

1.1 Интеллектуальные системы диагностики оборудования

Понятие интеллектуальных систем так или иначе неразделимо с понятием о искусственном интеллекте в области использования в среде автоматизации и управления. Даже по первому впечатлению у человека будет складываться ассоциация с неким программным комплексом, который обрабатывает информацию и дальше необъяснимым образом способен понимать огромные массивы данных и делать по ним какие-то выводы и предсказания. Исторически развитие в данной сфере начало набирать обороты с середины прошлого века, что неразрывно связано с появлением и модернизацией вычислительной техники.

Искусственный интеллект за историю своего развития получал множество различных формулировок и определений, но так или иначе в математике искусственный интеллект описывается как область информатики, исследующая пути воссоздания и обработки с помощью вычислительной техники интеллектуальной активности человека, в сфере решения задач. Заграницей используется определение «Artificial Intelligent». Использование искусственного интеллекта в области автоматизации как правило ориентированно на построение интеллектуальных систем.

На протяжении всей истории развития искусственного интеллекта определяются основные его задачи:

- Обработка информации;
- Решение нестандартных задач;
- Моделирование составных экспертных систем;
- Определение методов обучения искусственного интеллекта;
- Развитие обработки визуальной информации.

К настоящему времени существуют две основные области развития искусственного интеллекта, а именно:

- Разработка систем прогнозирования с использованием машинного обучения;
- Разработка искусственного интеллекта подобно человеческому или же искусственного сознания.

Первое направление специализируется на использовании возможностей искусственного интеллекта для обработки массивов данных с целью определения закономерностей, которые смогут затем по случайным входным параметрам показывать точные выходные для различных систем. Данная сфера использует различные методы, которые подходят для различных ситуаций с разной степенью. В данной дипломной работе будут рассмотрены два метода которые попадают под первую категорию выше:

- метод предиктивного обслуживания с использованием машинного обучения как часть искусственного интеллекта, то есть автоматизированная система предиктивной диагностики;

– классический метод идентификации параметров.

Системы прогнозирования приобретают наибольшую пользу на производстве, так как экономическая польза на подобных предприятиях намного выше, чем на большинстве коммерческих организаций, не связанных с производством. Но тем не менее преимущества использования подобных систем также актуальны во многих других областях. Интернет-технологии, маркетинг, веб программирование, коммерция, метеорология, все перечисленные сферы, а также многие другие имеют широкий спектр возможностей применения данных интеллектуальных систем, так как в её основе лежит диагностика и анализ, обучение, что позволяет предсказывать дальнейшее наиболее вероятное развитие событий для различных процессов. Независимо от специфики процесса представляется возможность непосредственной реализации интеллектуальной системы диагностики, данную возможность обеспечивают современные программные методы, а также алгоритмы тренировки данных систем. Сутью тренировки системы является сложная многоэтапная обработка данных, которые могут поступать как ручной подачей, так и автоматически, к примеру получая сигналы с датчиков. Многоэтапность этого процесса обусловлена во основном на приеме и предварительной обработке данных, дальнейшими этапами является обучение системы и последующая её реализация и подготовка к эксплуатации.

Второе направление фокусируется на принципах нейронной деятельности человека, что необходимо для того, чтобы моделируемые системы имели возможность повторять деятельность человека в заданных ситуациях, опираясь на такие понятия как изобретательность расчетливость и другие качества присущие человеку во время решения задачи. В развитии этого направления немаловажную роль играют исследования реального мозга и нейронных связей человека. Современные системы искусственного интеллекта непосредственно пародируют нейронные связи в головном мозге человека, таким образом даже лексикон данной научной области формулируется по реальным биологическим названиям элементов нейронной сети человека: аксон, нейрон, дендрит, ядро.

Разработка систем нейронных сетей, а также искусственного интеллекта проводящаяся с целью уподобить их человеческому образу мышления и решения задач, также имеет широкий спектр областей применения. Во многом интересным направлением является использование данных систем, созданных по подобию человека для последующего исследования нейронных сетей человека, в основу этого процесса конечно ложится утверждение о том что система построенная по типу человека должна обладать высоким уровнем точности а также позволять возлагать на нее доверие, данные требования достигаются путём множественных экспериментов тестирований и проверок, не говоря уже о доскональном анализе алгоритмов работы и основных принципов взаимодействия с техническим оснащением на этапе проектирования и разработки. Также данные системы, пародирующие работу мозга человека, минуют использование нейронов и нейронных связей, вместо этого моделируя мыслительные операции, подобные системы используются для решения различных задач в самых разнообразных областях, так как пытаются

использовать основные принципы решения поставленных задач так, как это делает человек, то есть руководствуясь известными фактами, опираясь на личный опыт и здравый смысл, а также прогнозирование долгосрочности результатов.

Для создания нейронных сетей в наше время используется большое множество программного обеспечения, наиболее изученным за период обучения методом является использование программы Matlab. Данная программа позволяет создавать нейронные сети под различные задачи, а также изменять методы обучения и состав нейронных сетей. Пример нейронной сети, созданной в программе Matlab представлен на рисунке 1.

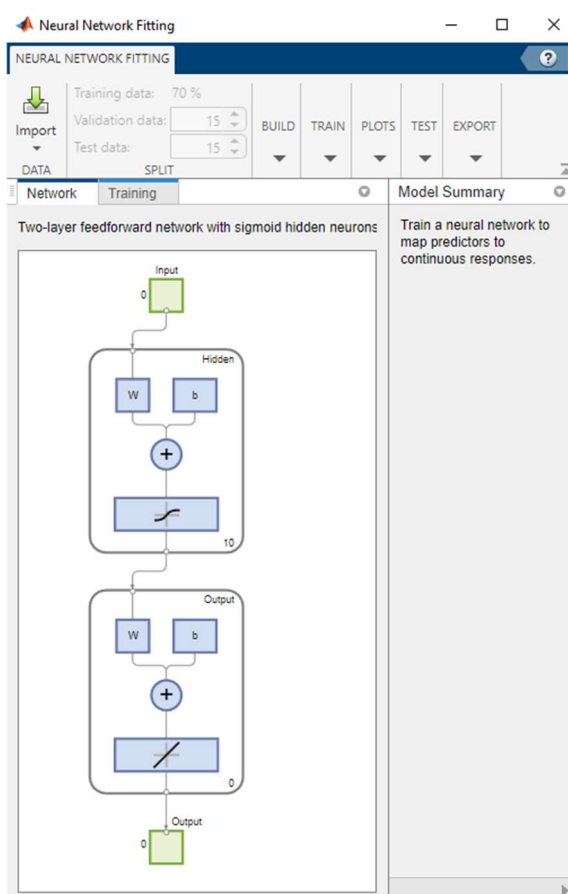


Рисунок 1 – Нейронная сеть

В наше время также невозможно не заметить общее развитие нейронных сетей, которые уже добрались до уровня обывателя, и даже человек не имеющий навыков в использовании компьютера вполне может взаимодействовать с такими сложными технологиями. Конечно, данный феномен, на первый взгляд, решается развитием удобного интерфейса, то есть программное обеспечение для взаимодействия человека с программой. Таким образом нейросети проникают во все сферы деятельности человека, начиная от предложений по форматированию текста в офисных программах, заканчивая экономическими прогнозами изменения фондового рынка. Данные системы также специализируются на

визуальном распознавании содержания изображения, его обработка и трансформация в текстовый вывод ответа.

Рассматриваемая область машинного обучения в данной дипломной работе использует методы машинного обучения с целью предсказания будущего состояния системы для предоставления оперативной информации обслуживающему объект или систему о грядущем рекомендуемом техническом обслуживании. Данная система имеет возможность предоставления информации не только о общем состоянии исследуемого объекта, но также оказания узлов, в которых происходит снижение показателей производительности.

1.2 Классический метод идентификации параметров

Классический метод идентификации параметров берет за свою основу оценку важности связи между параметрами, поступающими на вход системы и параметрами, выходящими из неё. Установление силы данной связи является процессом нахождения корреляции. Коэффициент корреляции может быть в диапазоне от минус 1 до 1. Таким образом, если коэффициент корреляции составляет единицу для отдельно взятой пары входного и выходного параметра, это свидетельствует о их сильнейшей связи. Стоит отметить, что на практике коэффициент корреляции практически не может составлять единицу. Следующим этапом после установки значения коэффициента корреляции для всех параметров будет являться определение наиболее значимого параметра, изменение которого и станет наиболее влиятельным для прогнозирования изменения системы в будущем.

Данный метод применяется для широкого ряда процесса из-за своих качеств, тем не менее в процессах с равнозначными значениями влияния входных параметров, этот метод непригоден, по той причине, что выделить наиболее значимый параметр для прогнозирования будущего состояния систем не является возможным. Это обуславливается тем, что для построенной модели актуальным будет являться только прогнозирование с учетом одной входной величины. Теоретически есть возможность реализации комбинированной модели по классическому методу. Такая комплексная система осуществляла бы достаточную для прогнозирования точность.

Классический метод имеет множество способов реализации, одним из них является использование программного обеспечения Matlab и его встроенных подпрограмм. Для осуществления описанного выше метода используется программа «System identification» рабочее окно которой представлено на рисунке 2.

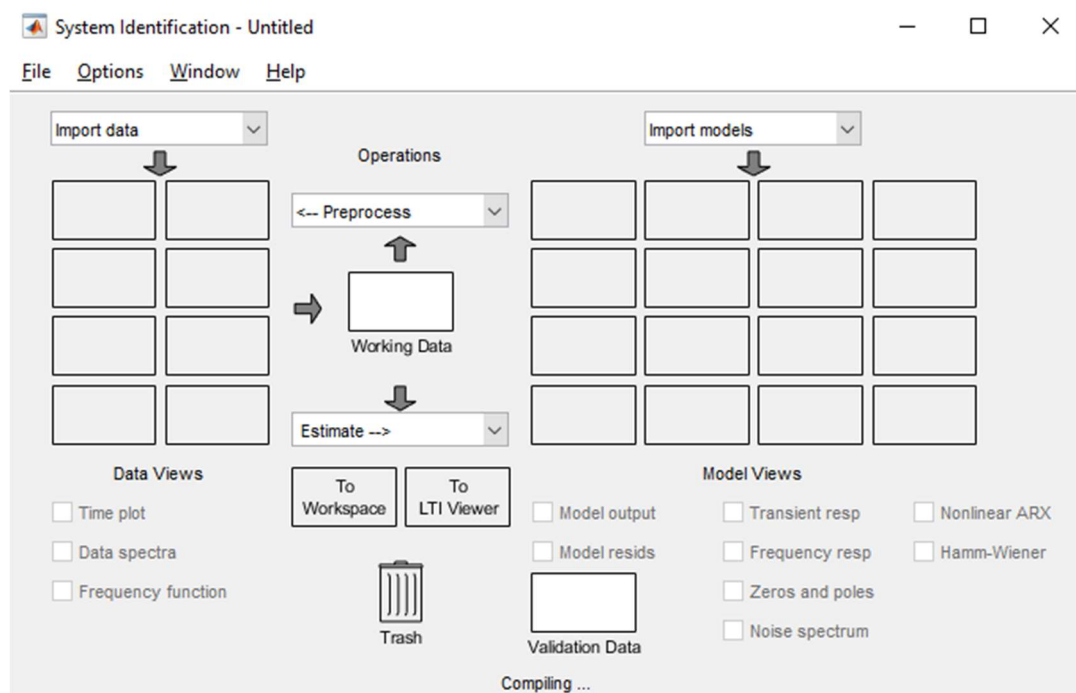


Рисунок 2 – Система идентификации

Также для нахождения коэффициента корреляции может использоваться команда «corr()» (от англ. correlation), которая была реализованная в программе Matlab. Данная команда принимает два аргумента, или же два символа содержащих матрицу данных в один столбец. Выполнение этой операции производится по формуле нахождения коэффициента корреляции (1):

$$C = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - x^-) * (y_i - y^-)}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - x^-)^2} * \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - y^-)^2}} \quad (1)$$

где x_i , y_i — отдельно взятые значения первого и второго параметра соответственно;

$\bar{x}$, $\bar{y}$ — средние значения всех первых и всех вторых параметров соответственно.

Данный метод также может иметь более привычную форму решения, с использованием ручного нахождения коэффициентов корреляции. Для нахождения искомого коэффициента может быть также применена формула (1), расписанная ранее.

В случае с данной дипломной работой будет использоваться программа Matlab и в ней будет использована команда «corr(X,Y)», где X и Y принимают значения матриц в один столбец.

Рассматриваемый в данном разделе метод также имеет недостатки. Основным недостатком данного метода является то, что для предсказания будущего состояния системы или отдельного оборудования используются

показания с одного наиболее важного входа. Для определения этого входа и используется коэффициент корреляции. Затем изучая тенденции изменения этого параметра представляется возможным осуществить прогнозирование. Проблема же возникает тогда, когда несколько параметров имеют очень близкое значение коэффициента корреляции. Такая ситуация недопустима, так как точность такого прогнозирования изначально не может быть достаточной и адекватной так как:

- Выбранный параметр хоть и обладает высоким значением, тем не менее не единственный в этом диапазоне, что значит, что другие параметры также могут иметь высокое влияние на систему, но их изменения учитываться не будут;

- В случае, когда от прогнозирования требуется точность, результатам диагностики системы нельзя будет доверять.

Тем не менее в других случаях, когда представляется возможность определения одного наиболее значимого параметра, такой метод может быть точным, и оправдывать возлагаемое доверие.

1.3 Автоматизированная система предиктивной диагностики

Данная система используется для предсказания будущего состояния системы для планирования оптимального времени проведения обслуживания или замены узлов и деталей. Основой вычислений данного метода выступает машинное обучение, а также использование программного комплекса Matlab. В случае с данной системой определяются основные положительные стороны:

- Точность системы, которая обеспечивается перебором и тренировкой большинства известных методов оценки данных;

- Гибкость системы. Это положительное качество обеспечивается тем, что готовая система может в дальнейшем быть приспособлена для других процессов и оборудования после проведения настройки, не занимающей длительного времени;

- Простота в реализации. Реализация этого метода хорошо изучена и имеет множество вариантов исполнения. Это обусловлено существованием специальных программ, нацеленных на решение данного рода задач, а также подпрограмм, устанавливаемых с той же целью.

Тем не менее данный метод может предоставлять и проблемы на этапах работы, таким образом для тренировки создаваемой системы могут потребоваться большие вычислительные способности используемой техники.

Пример использования программы для обучения системы представлен на рисунке 2.

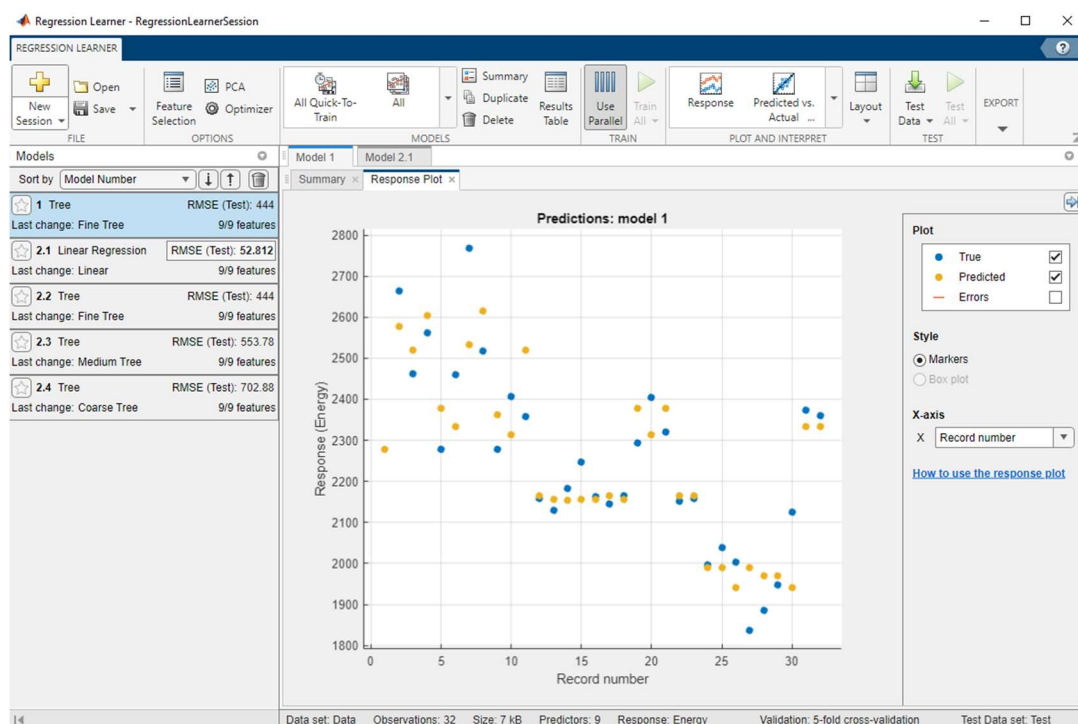


Рисунок 2 – Регрессионное обучение

Автоматизированная система предиктивной диагностики реализуется в данной работе в несколько этапов:

- Сбор информации;
- Предварительная обработка данных;
- Идентификация параметров состояний;
- Тренировка модели;
- Размещение и введение в эксплуатацию.

Сбор информации — это сложный процесс, который имеет несколько вариантов реализации. Процесс сбора информации может быть реализован получением неотсортированного массива данных за случайные периоды времени, такой вариант, конечно, является наименее желательным. Более желательным вариантом будет получение данных, которые были бы разделены по здоровым и отказным состояниям, а также отсортированы в хронологическом порядке. Процесс получения информации также может производиться напрямую с датчиков, собирающих данные, такой вариант будет отличаться оперативностью и более высоким качеством прогнозирования. Другим вариантом сбора данных может выступать создание виртуальной модели, которая была бы настроена максимально приближенно к реальному объекту, после чего, по результатам моделирования данной виртуальной модели, собирались бы наиболее вероятные данные состояния системы. Точность собранной информации имеет значительное влияние на всю работу системы диагностики.

Предварительная обработка данных представляет собой немаловажный этап, позволяющий внести ясность в массивы данных для инженера. Важность

этого этапа обуславливается количеством плюсов, которые он привносит в будущий процесс создания системы:

- Очищение шумов в данных с помощью фильтра, что делает поступающие данные более подходящими для обработки;
- В документации могут отсутствовать данные за некоторые периоды времени, и программное обеспечение воспримет эти значения за 0, или за отсутствующее значение NaN. Подобные случаи вносят помехи в анализ данных, поэтому на этапе предварительной обработки отсутствующие данные устраняются;
- Трансформация данных, основанных на времени в данные, основанные на частоте. Подобная трансформация данных выделяет наиболее значимые участки, как это видно на рисунке 3.

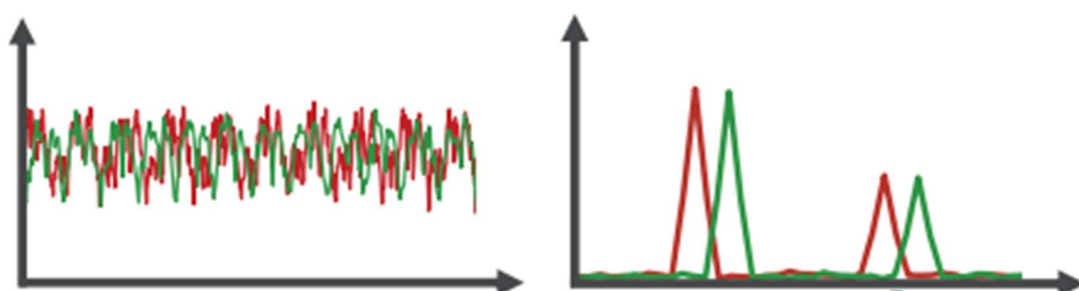


Рисунок 3 – Трансформация данных в основанную на частоте

Таким образом процесс предварительной обработки информации позволяет системе получить более полную картину о данных, так как даже при переводе данных, основанных на времени в частотный вид, открывается возможность оценки состояния системы с другой стороны.

Идентификация параметров состояний. Это следующий этап, который также имеет большое влияние на построение системы диагностики. На данном этапе проводится определение параметров, которые свидетельствуют об ухудшении состояния системы, или наоборот, о том, что объект работает в нормальном режиме. Данный процесс по своей сути опирается на подготовленную на прошлых этапах информацию, с помощью которой представляется возможным отличить систему в состоянии нормальном и в состоянии постепенной деградации. Идентификаторы состояний разделяются по своему характеру на следующие типы:

- а) Основанные на сигналах параметры состояния:
 - 1) Данные по времени;
 - 2) Данные по частоте;
 - 3) Частотно-временные данные;
- б) Основанные на модели параметры состояния:
 - 1) Статические модели;
 - 2) Динамические модели;
 - 3) Приближенные модели.

Идентификация параметров также необходима в случаях, когда графики состояния системы в состояниях отказа являются похожими, в таких случаях непонятно, какой узел или элемент системы повлек ухудшение состояния. На практике чаще всего в разделении с первого взгляда одинаковых графиков помогает переводение их в частотное основание, как это видно на рисунке 4:

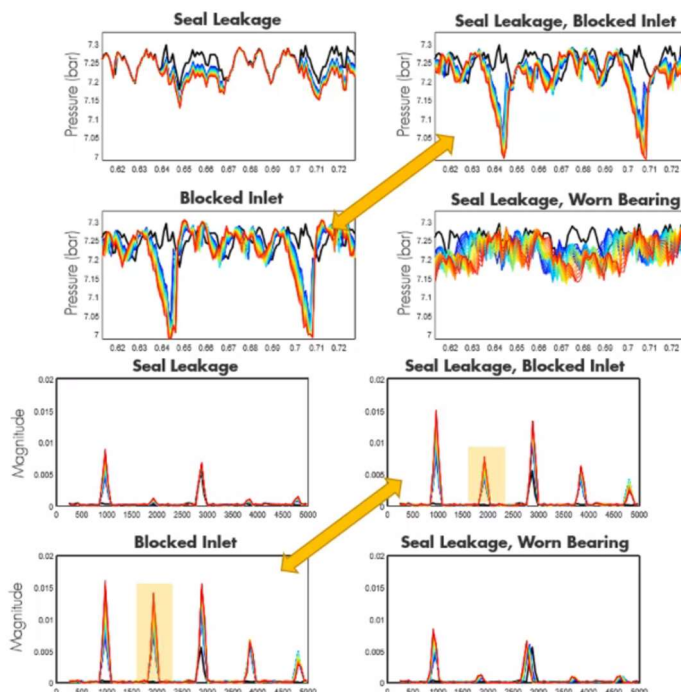


Рисунок 4 – Разница графиков во временном и частотном основании

Данный рисунок показывает, что два с виду одинаковых графика разных отказов на самом деле отличаются по показаниям входных параметров системы. На данных графиках рассматривалась работы гидравлического насоса с тремя клапанами.

Тренировка системы. На основании результатов предыдущих этапов проводится тренировка модели на основе машинного обучения. Тренировка модели является одним из важнейших этапов, так как результаты тренировки системы напрямую влияют на точность будущего прогнозирования состояния как примера его результата. Тренировка проводится с целью выполнения следующих задач:

- Обнаружение аномалий. Под обнаружением аномалий подразумевается нахождение и выделение наиболее отличающихся от цикла к циклу участков состояний системы. Возникновение аномалий требует тщательного изучения, так как любая натренированная система диагностики может выдать непредсказуемые прогнозы в случае возникновения параметров, радикально отличающихся от тех, которые были использованы во время тренировки. Таким образом обнаружение аномалий и их своевременная оценка может значительно продлить время работы процесса до следующего периода начала деградации показателей производительности;

– Определение типов отказа из классификации. Реализация данной задачи для процесса позволяет точно установить характер ухудшения процесса, указывая на конкретный узел или объект, который с наибольшей вероятностью влечет за собой ухудшение показателей состояния. В случае, если определение типов отказа, а также классификация отказов будет проведена, и система будет на них натренирована, то такая система позволит обслуживать производственный процесс или отдельный его объект в оптимальное время, что увеличит общие показатели производительности всего процесса.

– Установление времени изменения состояния системы от нормального до состояния отказа. Реализация данной задачи является основной, так как предсказывает грядущее время отказа системы. В том случае если система будет натренирована на установление периода времени до критического состояния ухудшения, процесс, оснащенный такой интеллектуальной автоматизированной системой, будет намного лучше подготовлен для обслуживания, а ресурс составных частей и узлов будет расходоваться до оптимального состояния. Такой подход предотвращает опасный износ частей и компонентов, а также предотвращает замену всех комплектующих системы до их оптимального состояния износа, то есть предотвращая замену частей, которые еще в состоянии продолжать работу без потери качества.

Размещение и введение в эксплуатацию. Данный раздел оправдывает свое название, и в основном он заключается в нахождении способа интеграции разработанной автоматизированной системы непосредственно в технологический процесс или на объект диагностики. Как правило существуют три метода взаимодействия разработанной системы с условным объектом:

– Размещение системы в облаке. Это подразумевает перемещение данных, собираемых с объекта в облако по сети интернет, что позволяет осуществлять оперативную передачу данных как в систему, так и из нее. Стоит заметить, что в современных реалиях технологии облачного хранения хорошо развиты, и существует множество коммерческих способов реализации облачного хранения для своего предприятия;

– Также существует возможность размещения системы, а также ее связью с базами данных на отдельном сервере, который находился бы в непосредственной близости с объектом диагностики. Такой метод реализуется тогда, когда, например, установление связи с сетью интернет не представляется возможным. Расположение системы данным образом может иметь свои недостатки, так, например отсутствие резервного копирования или невозможность оперативной передачи информации для диагностики или экспертизы в случае возникновения сомнений в правильности прогнозирования системы, без остановки записи и передачи информации оборудованием. Тем не менее, в случае потери связи с интернетом, у инженера и владельца предприятия остается полная информация, и процесс работы можно будет не прерывать;

– Третий метод является комбинацией прошлых двух методов, так как подразумевает реализацию связи объекта с разработанной системой обоими возможными путями одновременно. При таком способе введения системы в

эксплуатацию плюсы двух отдельно взятых методов складываются, в то время как их минусы нивелируются. Это обуславливается тем, что система имеет возможность оперативной записи в облачное хранилище через интернет, и одновременную с этим запись информации в базу данных, находящуюся в непосредственной близости с производственным процессом, как правило в специально оборудованном помещении. Таким образом риск потери данных и экстренной остановки работы системы снижается максимально возможно, тем не менее никто не может гарантировать, что интернет не пропадет одновременно с поломкой техники обеспечивающей работу базы данных.

1.4 Способы определения времени до отказа

Способы определения времени до отказа оборудования бывают трех основных видов:

- Модель схожести;
- Модель выживания;
- Модель деградации.

Разница в выборе модели по которой будет строиться предиктивная модель, лежит в количестве информации, которая имеется для создания и её тренировки.

Грамотный выбор модели на данном периоде определит быстроту и точность дальнейшего построения системы. Выбор наиболее подходящей модели из перечисленных выше, обуславливается количеством и характером данных, которые могут использоваться для обучения автоматизированной системы предиктивной диагностики. Данный этап также подходит для моделирования системы по классическому методу идентификации параметров

Модель схожести выбирается для такого типа процессов, когда информация о нем предоставлена полная, при чем, полная информация должна быть представлена не только о текущем состоянии объекта по сигналам со всех его датчиков, но также о большом количестве идентичных объектов, от их здорового начала работы до их отказа. Такая методика сравнивает то, на сколько нынешнее состояние объекта или процесса сходится с таким же объектом, который уже был в эксплуатации то же количество времени. Такая модель сравнения отличается высоким уровнем доверия, при условии наличия большого массива данных о уже отработавших то же количество времени объектах. Наглядно эта модель представлена на рисунке 5.

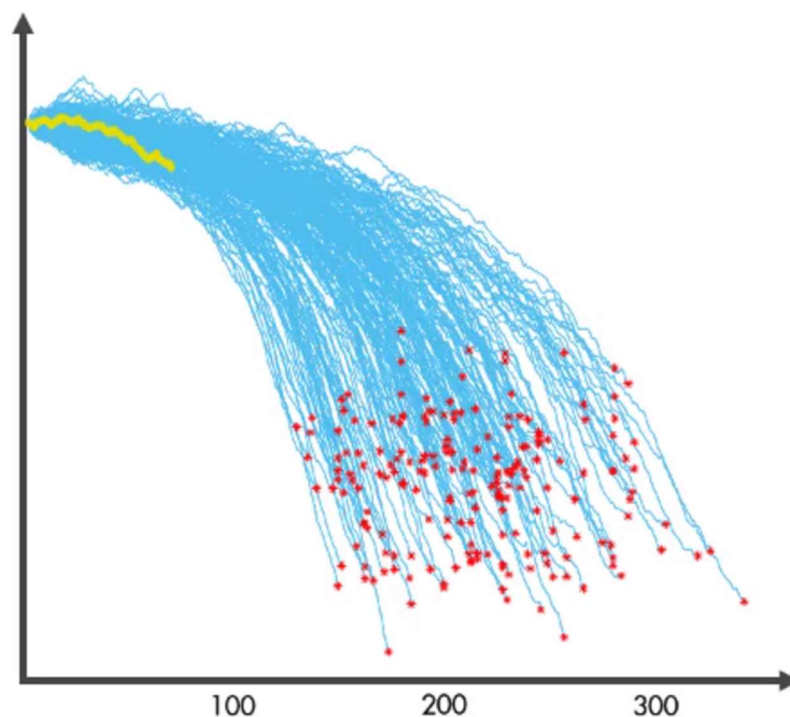


Рисунок 5 – Модель схожести (График)

На данном рисунке желтой линией отображено состояние исследуемого объекта на момент проведения 75-го цикла, синими линиями отображены состояния таких же объектов от начала их работы до момента отказа, который отображается красной точкой. Также стоит отметить немаловажное свойство модели схожести – такая модель повышает свою точность прогнозирования по прошествию времени, так как оперативно сравнивает положение состояния системы с ближайшими схожими моделями поведения других идентичных объектов. Исходя из этого, чем больше циклов отрабатывает диагностируемый объект используя модель схожести, тем точнее будет оценка времени до отказа.

Схожесть отличается по наличию наибольшего количества данных по состоянию объекта и также по большому наличию данных идентичных объектов или систем.

Модель выживания. Данная модель применяется в тех случаях, когда разработчику доступна лишь информация о актуальном состоянии объекта диагностики, а также время, за которое объекты того же типа пришли в состояние отказа. Как можно заметить, данный случай отличается недостатком информации, что усложняет задачу. Тем не менее даже при недостатке информации существует способ предсказать остаточное время работы объекта. Наглядно же можно посмотреть на то, как выглядит график имеющейся информации для модели выживания на рисунке 6.

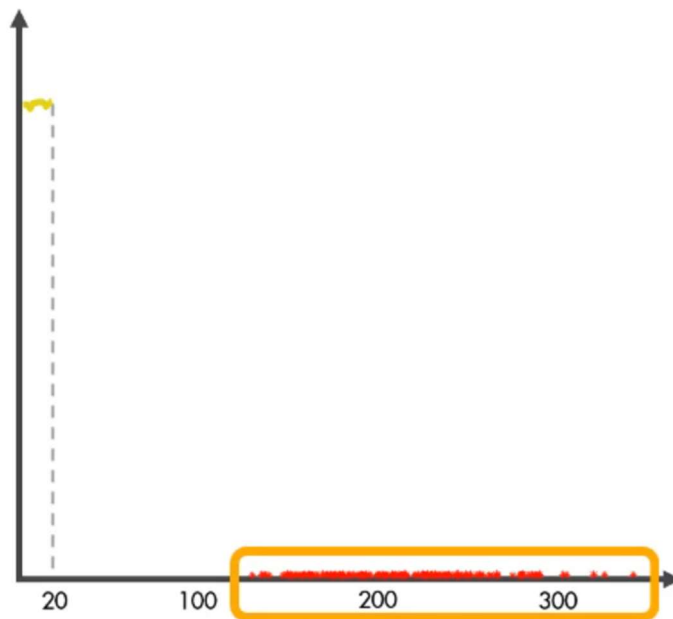


Рисунок 6 – Модель выживания (График)

На данном графике, желтой линией отображается известное актуальное состояние исследуемого объекта, в то время как красными точками отмечаются моменты отказа объектов идентичных исследуемому. В данной ситуации сложно предсказать, когда отдельно выбранный объект придет в негодность с высокой точностью, это обусловлено недостатком данных о изменении состояний таких же объектов. В таком случае строится диаграмма, в которой показывается, с какой вероятностью произойдет отказ системы через определенное время. Вероятность отказа отличается от наименее вероятного в моменты времени, где отказ систем наблюдался реже всего, до наиболее вероятного в моменты времени, когда отказы наблюдались чаще всего. Подобная диаграмма построена на рисунке 7

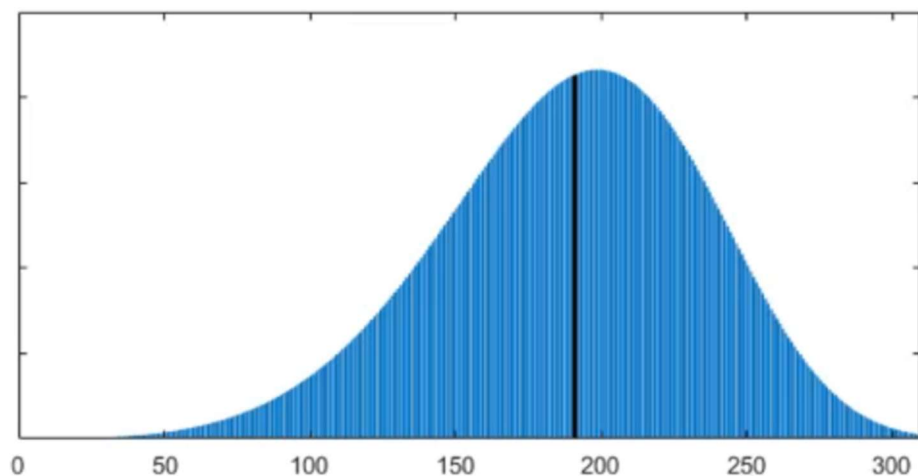


Рисунок 7 – Диаграмма вероятности отказа модели выживания

Данная модель, как можно заметить, не может похвастаться большой точностью, тем не менее, при наличии достаточного количества экспертных данных, вероятность точной оценки будет расти. Таким образом, с каждым новым исследованием модель выживания будет повышать свою точность.

Модель деградации используется в том случае, если у разработчика системы автоматизированной диагностики сильная нехватка информации о поведении других объектов идентичных исследуемому. Такая ситуация сильно снижает вероятность выбора оптимального времени обслуживания, а также точность предлагаемой оценки. В попытке компенсировать эти недостатки для данных моделей устанавливается определенный предел безопасности. Он высчитывается на основании экспериментальных данных, но в случае, когда их нет, выбирается значение, при котором неожиданный отказ наименее вероятен. Также стоит учитывать, что предел безопасности должен прерывать участок ухудшения состояния объекта, так как аномалии и отклонения в ином случае смогут вызвать нежелательный ответ системы диагностики. График модели деградации представлен на рисунке 8.

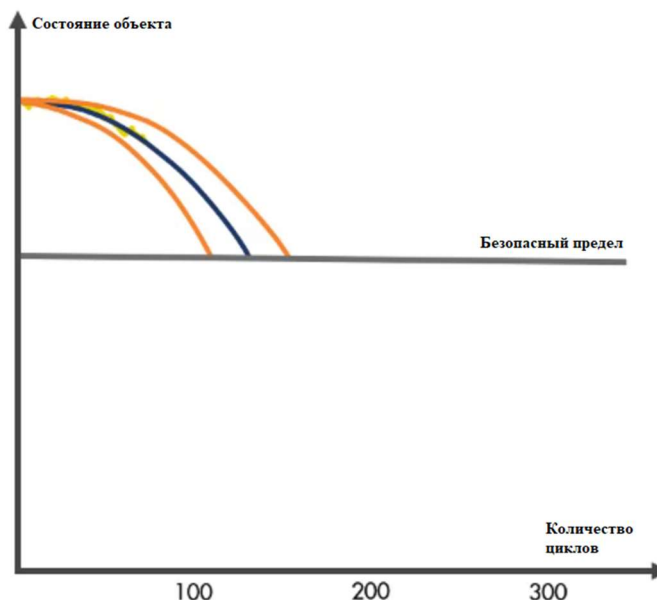


Рисунок 8 – Модель деградации (График)

На данном графике (рисунок 8) синей линией отображается прогнозируемое состояние системы, оранжевыми линиями выделяется запас доверия, то есть то, в каких пределах учитывается возможная ошибка прогнозирования.

1.5 Описание технологического объекта

В данной дипломной работе объектом изучения и непосредственной диагностики будет являться паровой котел типа БКЗ-160-100, установленный на

Алматинской теплоэлектроцентрали №3. Котлы данного типа обеспечивают выработку тепловой энергии за счет разогревания воды посредством сжигания топлива. Топливом для процесса парообразования могут выступать как твердотельное сырье (каменный или бурый уголь и т.д.), так и природный газ.

Данная теплоэлектроцентраль введена в эксплуатацию в марте 1962 года, и достигла проектной выработки энергии в 1967, которая составила 200 МВт. После ряда реконструкций, проводимых с 1973 по 1985 годы, общая выработка энергии снизилась до 173 Мвт. В проект реконструкции входило добавление на паровые турбины, которых установлено три штуки, теплофикационного отбора. Одна паровая турбина другого типа не была подвержена изменениям. На теплоэлектроцентрали установлено шесть энергетических котлоагрегатов указанного выше типа.

В ходе работы с выбранным технологическим объектом будет использована информация о состоянии показателей котла за практически три года, с января 2013 года по октябрь 2016.

Далее на рисунке 9 будет представлен паровой котел в разрезе.

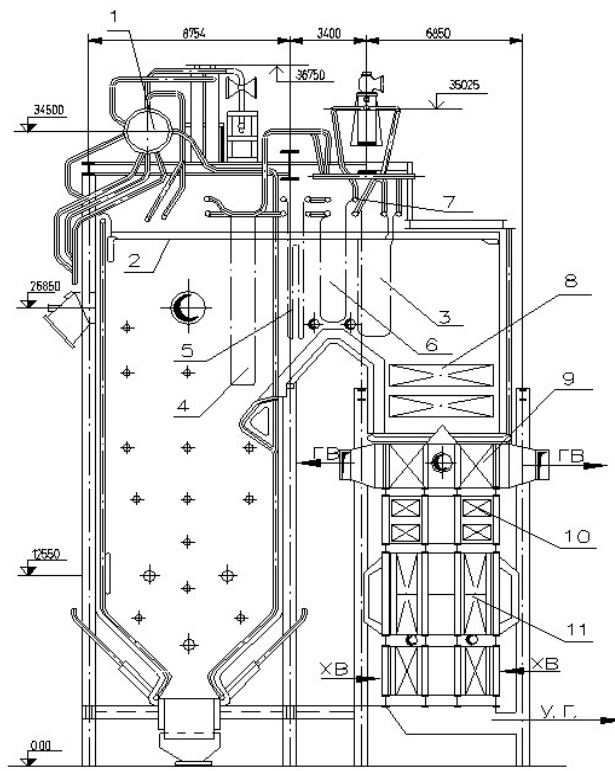


Рисунок 9 – Паровой котел в разрезе

Основным принципом работы парового котла является получение насыщенного пара посредством нагревания воды за счет сжигания топлива. Важными параметрами будет являться насыщенность пара его температура и давление. Основными объектами в данном технологическом процессе выступают: тело парового котла, резервуары или контуры водяного потока, устройства подачи топлива и его сжигания. В состав паровых котлов также

входят попутные элементы, направленные на повышение производительности процесса. Ими могут являться экономайзеры теплофикационный отбор и другие модернизации, которые нацелены на уменьшение количества расходуемого топлива, или же на увеличение выработки энергии при сжигании того же количества сырья.

Наиболее важными и необходимыми элементами для проектировщика автоматизированной системы диагностики оборудования является наличие датчиков, оснащенных функцией записи и ретрансляции, которые обязательны для передачи оперативной информации о тенденции изменения состояния объекта.

Таким образом для данного технологического процесса отобраны показания температуры различных составляющих, а также расхода топлива в отдельных устройствах, с целью установления зависимости с выработкой тепловой энергии. Таблицы с данными для расчетов представлены в приложении А

Выработка тепловой энергии зависит напрямую от температуры пара, а также его давления. Данные параметры регулируются путем сжигания топлива, а точнее нужного его количества при установленных нормах.

2 Специальная часть

2.1 Разработка классического метода идентификации параметров

В данном подразделе будет рассмотрена возможность реализации интеллектуальной системы диагностики оборудования с использованием классического метода идентификации параметров, основные принципы которого были рассмотрены в теоретической части.

Для первоначальной оценки того, насколько данный метод подходит для технологического процесса дипломной работы, будет проведено получение коэффициентов корреляции для каждой входной величины с выходной. Результат данной работы будет приведен в таблице 1.

Таблица 1 – Значения коэффициентов корреляции

Наименование переменной	Energy
T1	-0.75
T2	0.26
T3	0.69
T4	0.56
F1	0.92
F2	0.17
F3	0.17
F4	0.03
F5	0.92

Значениями в данной таблице являются значения силы связи входных параметров в первой колонке, а также выходного параметра «Energy» во второй колонке в первой строке. Вычисления были поведены в программе Matlab, где использовались расчеты по формуле (1) описанной ранее. Процесс вычисления показан на рисунке 11.

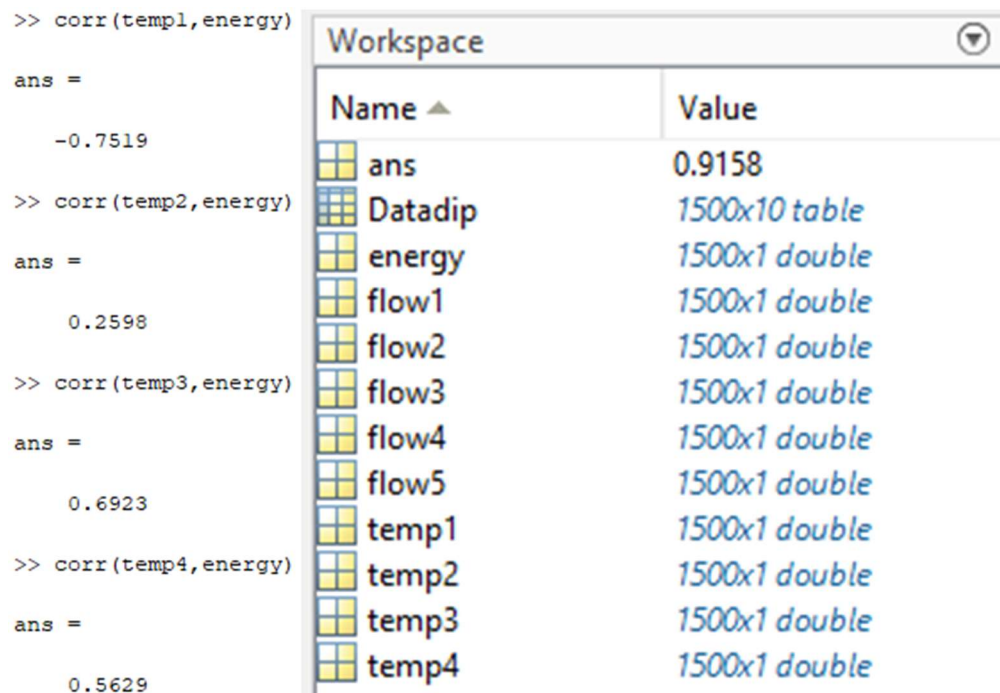


Рисунок 10 – Процесс вычисления коэффициента корреляции в Matlab

Также с помощью данной программы были получены передаточные функции зависимости параметров и их переходные характеристики. Результаты моделирования показаны на рисунках 12–20.

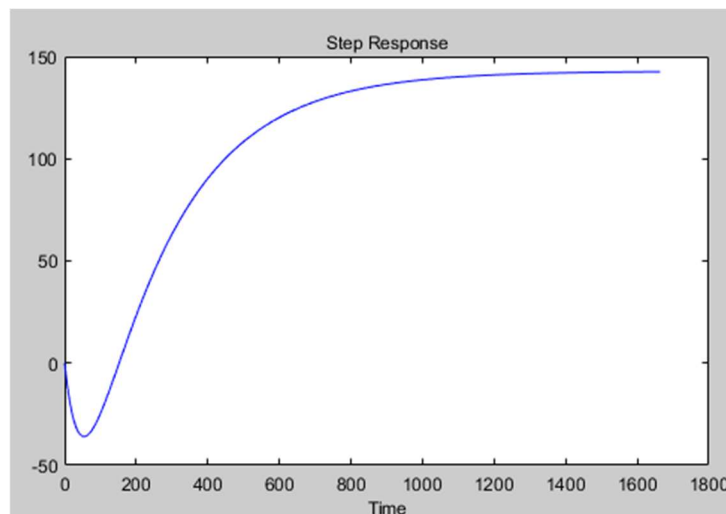


Рисунок 11 – Переходной процесс T1 – Energy

Данный переходной процесс построен согласно данным изменения температуры T1, и выходному состоянию энергии Energy. Этот элемент вычислений нужен для дальнейшего построения системы диагностики по классическому методу идентификации параметров. Данный переходной процесс является аperiodическим.

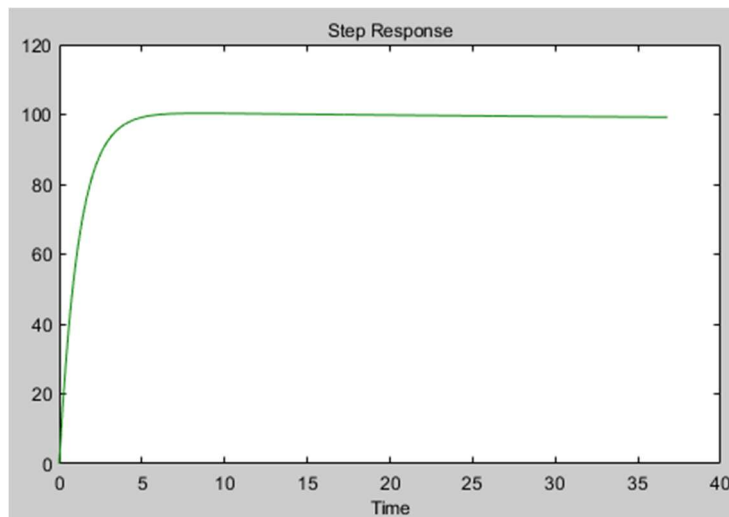


Рисунок 12 – Переходной процесс T2 – Energy

Представленный на рисунке 13 переходной процесс с использованием программы «ident tool» в Matlab. Величины участвующие в создании переходной функции, по которой был получен переходной процесс это показания T2 и изменение выходного показателя выделения энергии Energy. На графике представлен монотонный переходной процесс

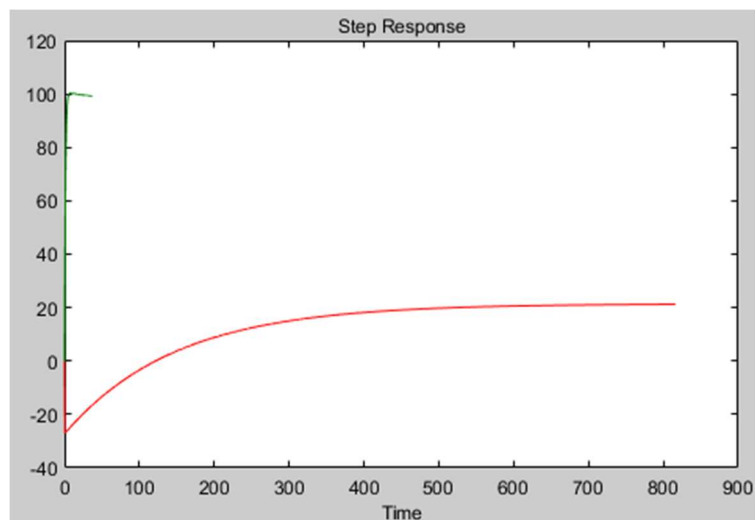


Рисунок 13 – Переходной процесс T3 – Energy

На рисунке 14 представлен аperiodический переходной процесс, характеризующий взаимосвязь входной величины температуры T3 и выходного значения энергии Energy

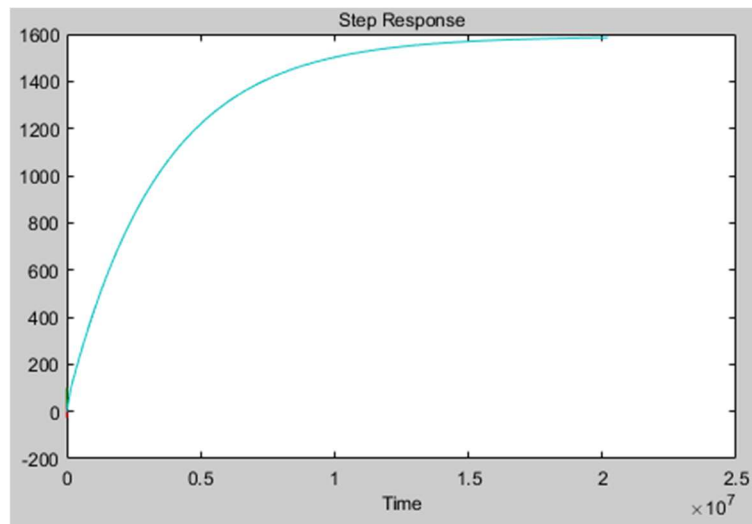


Рисунок 14 – Переходной процесс T4 – Energy

Переходной процесс, представленный на рисунке 15 является монотонным, и в свою очередь характеризует связь величин температуры и энергии T4 и Energy соответственно.

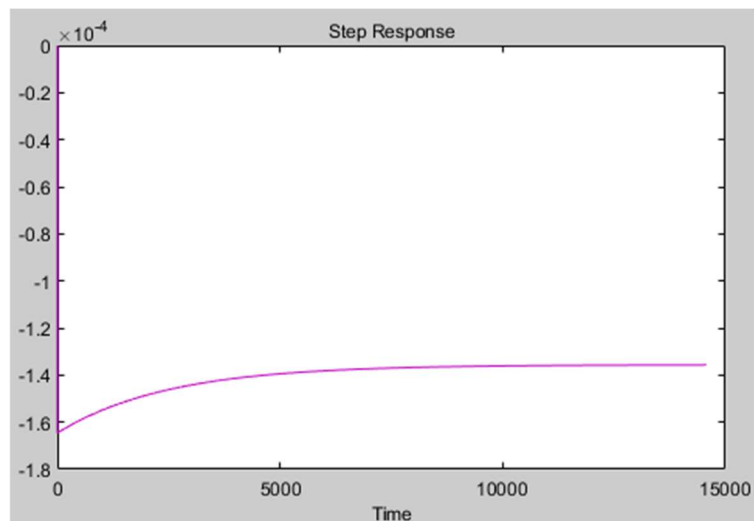


Рисунок 15 – Переходной процесс F1 - Energy

На рисунке 16 представлен аperiodический переходной процесс. Для построения, данного передаточной функции, по которой был получен переходной процесс использовались значения F1 и Energy, то есть показатель расхода и выходное значение энергии.

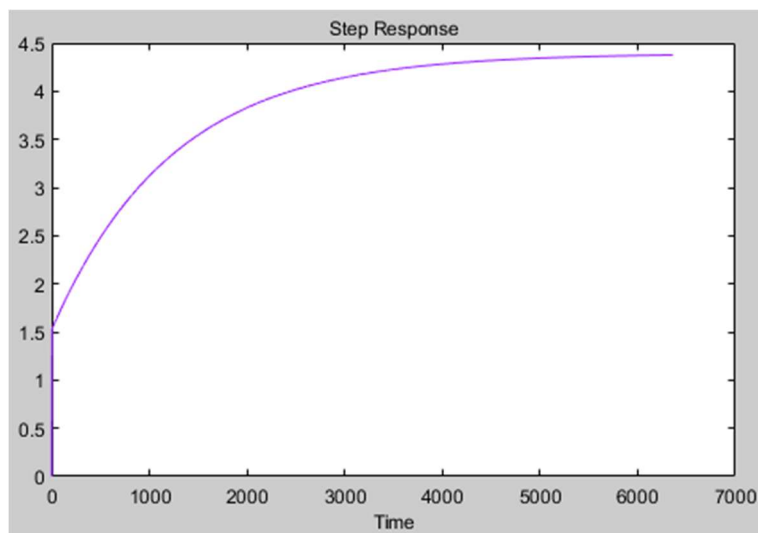


Рисунок 16 – Переходной процесс F2 – Energy

Монотонный переходной процесс отображается на рисунке 17, и является монотонным. В основе его построения лежат показания значений расхода F2 и выходного показателя энергии Energy.

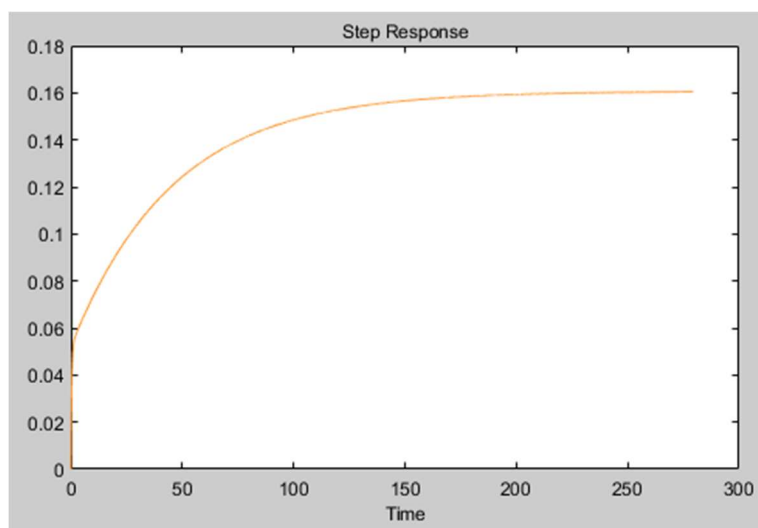


Рисунок 17 – Переходной процесс F3 - Energy

Рисунок 18 отображает монотонный переходной процесс, характеризующий связь расхода F3 и производимой энергии Energy. Используемые данные отображены в приложении А.

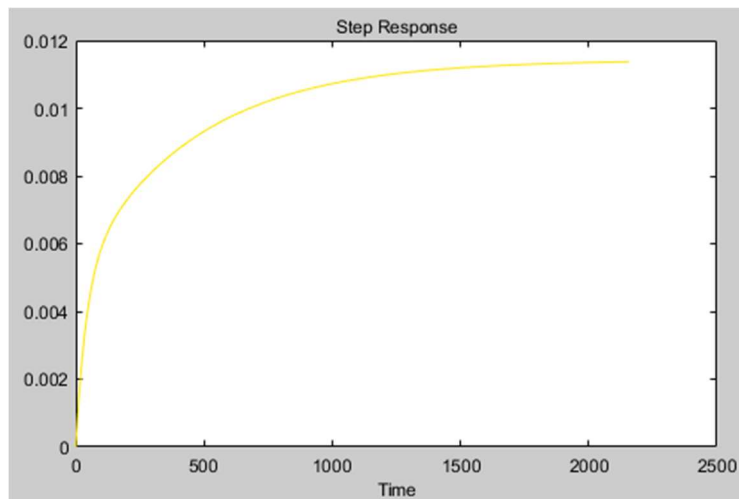


Рисунок 18 – Переходной процесс F4 – Energy

Монотонный переходной процесс, характеризующий передаточную функцию взаимосвязи расхода F4 и энергии Energy представлен на рисунке 19 выше.

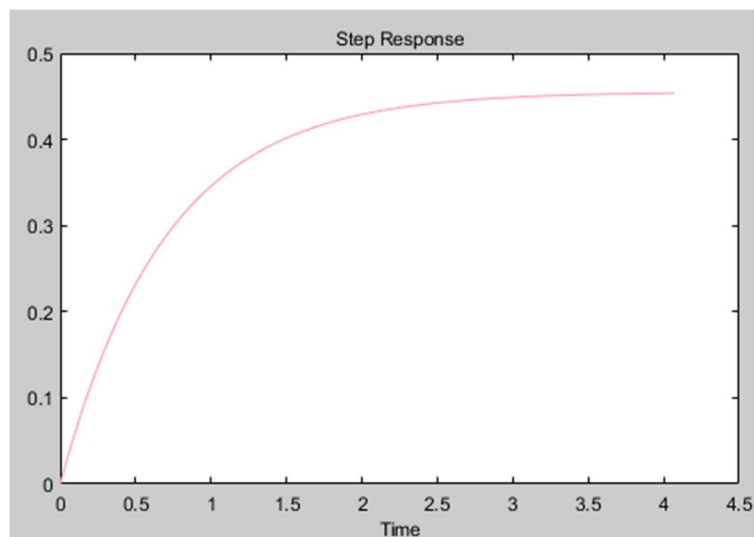


Рисунок 19 – Переходной процесс F5 – Energy

Данные переходные процессы, а также их математические формулы будут необходимы в случае, если классический метод будет удовлетворять требованиям точности. Это обуславливается использованием метода виртуального моделирования для последующих тестирований точности и оптимальности системы диагностики.

Исходя из значений в таблице 1, коэффициенты корреляции входных параметров F1 и F2 имеют равные значения, соответственно имеют идентичное влияние на выходную величину Energy. Таким образом данный метод не подходит для построения интеллектуальной системы диагностики оборудования. Причиной этому служит высокое значение более чем одного

значения коэффициента корреляции. Высоким значением принято считать значения более 0,9

Исходя из описанного выше, классический метод идентификации параметров не подходит для построения системы диагностики оборудования и далее будет рассмотрен метод автоматизированной системы предиктивной диагностики.

2.2 Разработка автоматизированной системы предиктивной диагностики

Для реализации автоматизированной системы предиктивной диагностики будут выполнены все шаги, которые были предварительно описаны в разделе 1.3.

Этап сбора данных был произведен заранее, так как были использованы исторические данные с ТЭЦ 3 города Алматы. Данные отображены в приложении А. Эта информация получена с реального объекта, а не с виртуальной приближенной модели, таким образом уровень доверия к ней повышается.

Далее производится предварительная обработка данных. На рисунке 21 показаны результаты фильтрации входной величины T1 по выходной Energy.

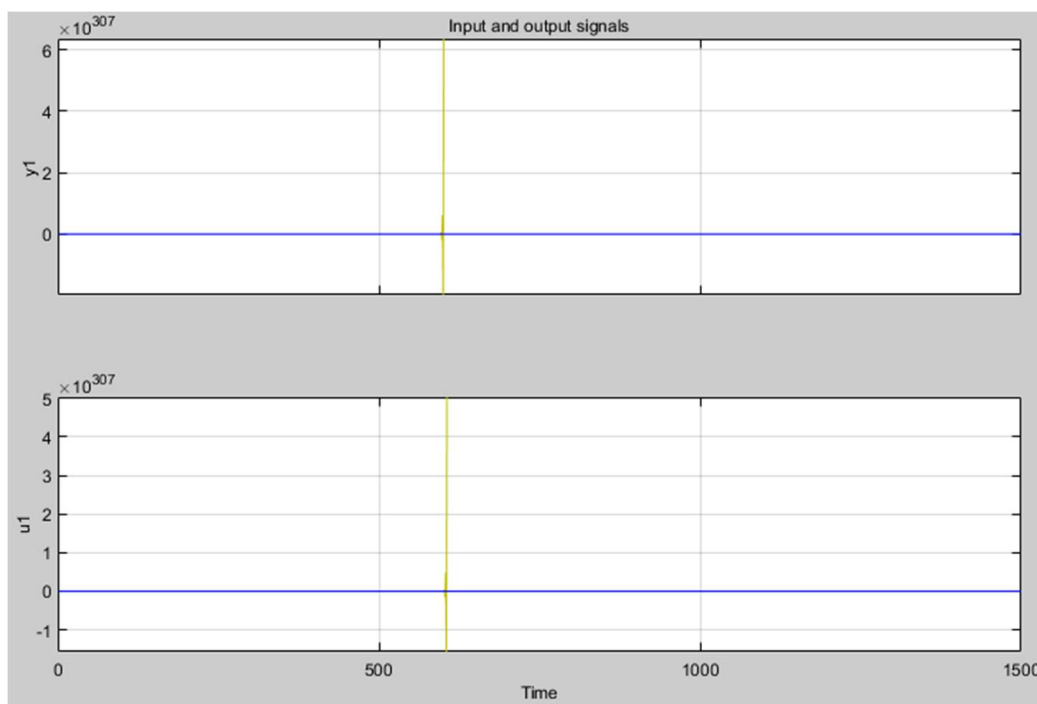


Рисунок 20 – Результат фильтрации сигнала T1

Исходя из результатов фильтрации можно заключить, что фильтрация не оказалась полезной для данного процесса, на рисунке 22 будет рассмотрен вариант с трансформацией временного сигнала в частотный. На рисунке 21

горизонтальной линией отображается исходный график системы, линией вертикальной отображаются значения после фильтрации

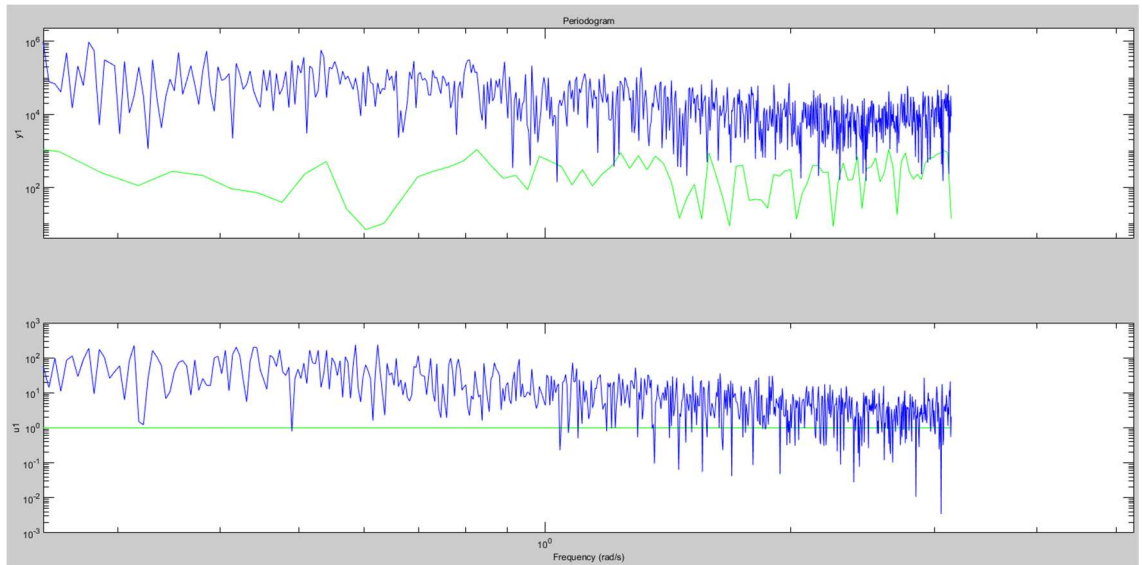


Рисунок 21 – Результаты трансформации временного сигнала T1 в частотный

На рисунке 22 верхней линией показывается исходное значение параметров температуры, когда нижней линией показывается ее частотная трансформация, при подробном рассмотрении можно увидеть, что общая тенденция изменения значений стала наблюдаться более отчетливо и в дальнейшем будет использоваться изменение параметра T1 по частотному основанию на этапе идентификации параметров.

Далее в виде рисунков будут оформляться только удачные результаты предобработки сигналов. На рисунке 23 показаны результаты перевода данных по времени в данные по частоте.

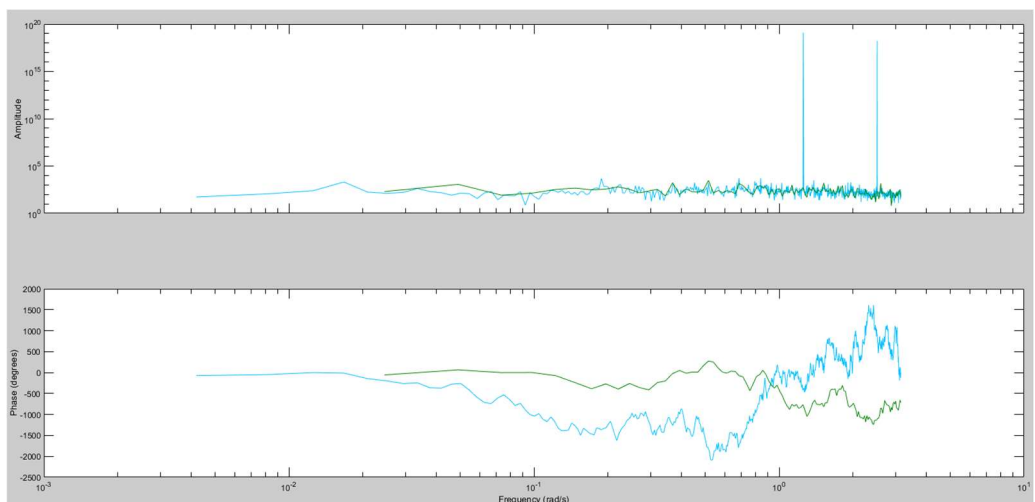


Рисунок 22 - Результаты трансформации временного сигнала T2 в частотный

Данная предобработка выделяет наиболее значимые участки в массиве данных, эта информация будет полезна для дальнейшей работы. Здесь на нижнем графике верхняя линия показывает преобразованный сигнал, с более ярко выделенными участками.

Далее рассматривается сигнал Т3, ни один из способов предобработки не дал удовлетворительных результатов, таким образом влияние этого сигнала будет учитываться напрямую, или не учитываться вовсе. Но, так как мы знаем, что коэффициент корреляции для этого сигнала составляет 0.69 то не учитывать этот параметр было бы неправильно, в таком случае его показания будут учитываться напрямую.

Следующим будут рассмотрены данные Т4. Результаты частотной трансформации показаны на рисунке 24.

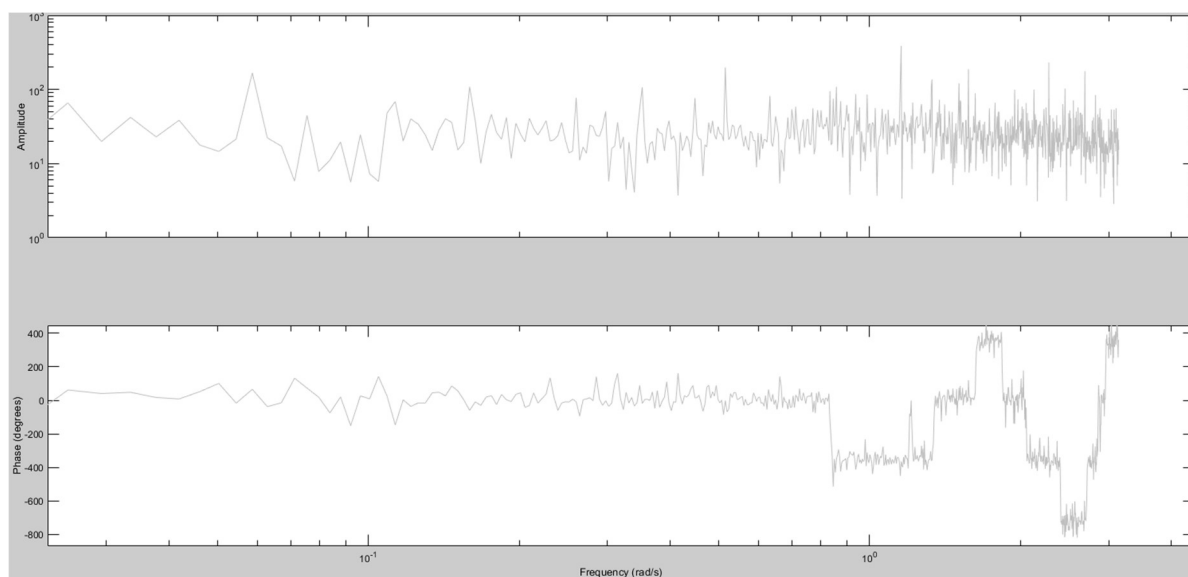


Рисунок 23 – Частотная трансформация данных Т4

Представленный выше результат обработки данных несет в себе пользу, так как выделяет пиковые моменты влияния сигнала, и будет использован далее.

Теперь будут рассматриваться данные расхода начиная с показателей F1. Для данного показателя была использована фильтрация, результат которой отображен на рисунке 25.

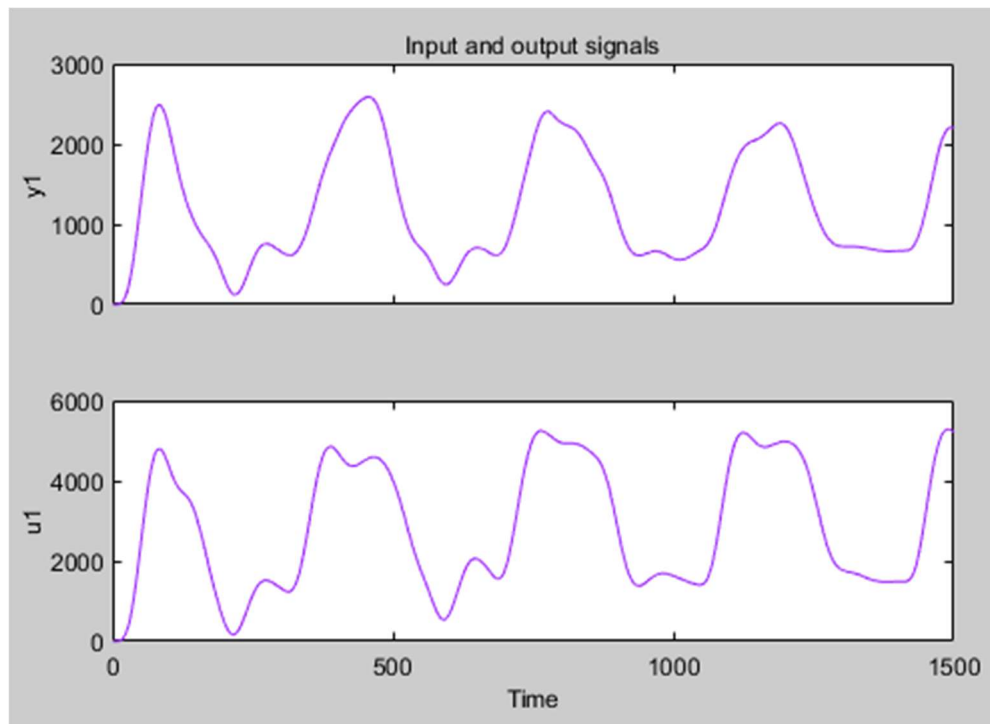


Рисунок 24 – Результат фильтрации сигнала F1

Фильтрация данных представила информацию в более наглядном виде без шумов и отсутствующих данных, поэтому результат фильтрации удовлетворительный.

Далее рассматривается сигнал F2. Для данных этого параметра, не подходя методы предобработки, корреляция данного сигнала 0.17, таким образом в дальнейшем этот сигнал учитываться не будет.

Рассматривая сигнал F3, был получен удовлетворительный график, который показан на рисунке 26.

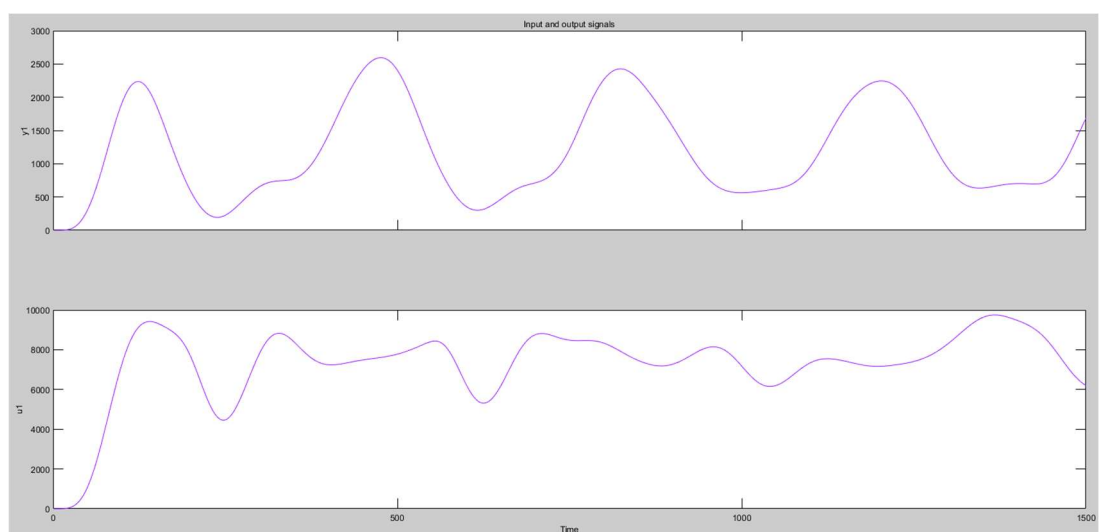


Рисунок 25 – Результат фильтрации данных F3

Теперь пред обрабатывается сигнал F4. Для обработки данных этого сигнала не подошли фильтрация и трансформация и, с учетом его низкого коэффициента корреляции, далее этот параметр учитываться не будет.

Результаты предобработки сигнала F5 показаны на рисунке 27.

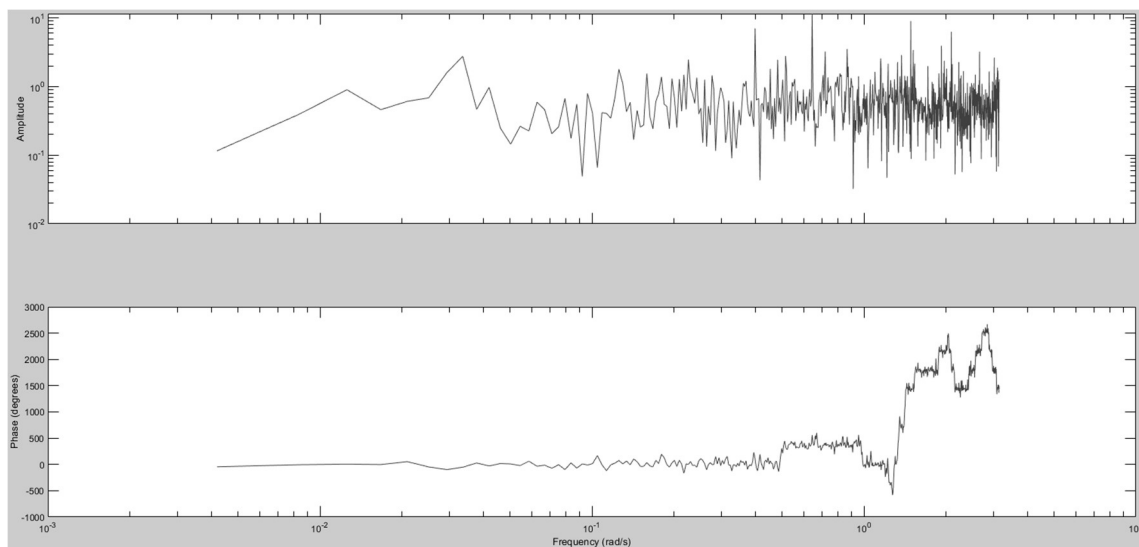


Рисунок 26 – Результаты частотной трансформации сигнала F5

Частотная трансформация данных F5 позволяет выделить более важные участки в изменениях сигнала.

На этом этап первоначальной обработки данных заканчивается, далее начинается этап идентификации параметров. На данном этапе устанавливается связь нынешнего состояния объекта с подобными ему объектами в тот же момент цикла, но так как подобной информации предоставлено не было, будет использоваться модель деградации, рассмотренная в подразделе 1.4. Данная модель получает реализацию по методу run-to-fail (RTF), что значит режим работы до отказа. Данный режим работы позволяет собирать большое количество информации.

Данный метод подразумевает следующее:

- Система работает и с определенным промежутком времени инженеры обслуживающие узлы оборудования, а конкретно узлы, наиболее влияющие на показатели производительности и регистрируют свои действия в базе данных;
- В момент, когда система приходит в состояние отказа, регистрируется, какие узлы или отдельные части приходят в негодность. Таким образом для разработки системы предоставляется информация, при отказе какого конкретного узла система изменяет свои параметры;
- Далее на этапе тренировки модели учитывается конкретное изменение модели, которое уже будет характеризоваться как отказ конкретного узла или составной части.

Реализация метода RTF позволяет повысить точность системы, а также после момента, когда информация достаточна для формирования предиктивной системы, продолжение сбора информации позволит обновлять алгоритмы системы, вырабатывая модель поведения при возникновении аномалий или ранее не учитывающихся тенденций изменения.

Тренировка модели. Расчётная часть данного этапа осуществляется с использованием Matlab и ее программы Regression learner. Отобранные данные будут импортированы в программу и затем будет запущена тренировка системы по 24 методам, по основным категориям:

- Линейная регрессия, в которую входит пять подтипов;
 - Регрессионные ветви, в этот метод входит также пять подтипов;
 - Машины поддержания векторов, с восемью подтипами;
 - Регрессионные процессы по методу Гаусса. В этот раздел входит шесть методов
 - Ядерное регрессионное приближение, в которое входит три подтипа;
 - Комбинированные регрессионные ветви, к которым относятся четыре метода;
 - Построение нейронных сетей, которых используется семь типов.
- Результаты обучения модели показаны на рисунке 28.

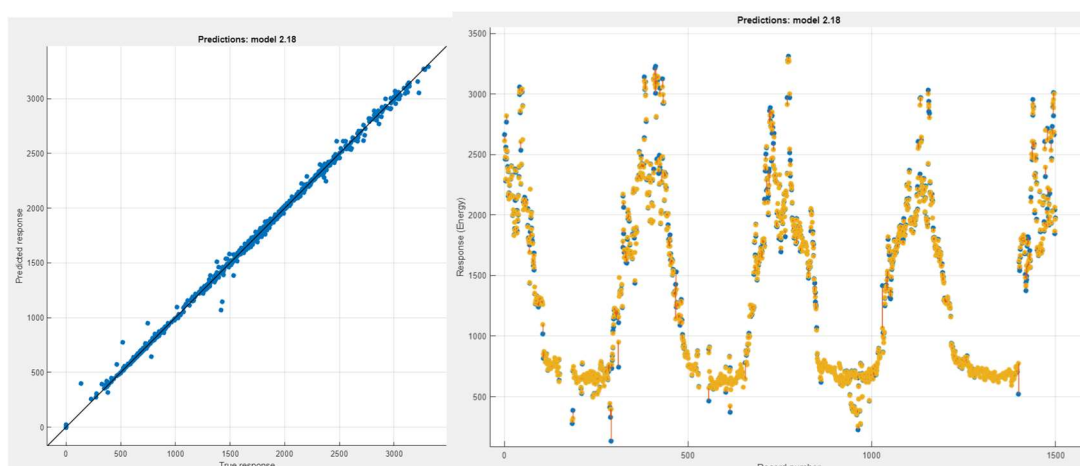


Рисунок 27 – График результатов тренировки модели регрессии

На рисунке выше наглядно видно, что предсказанные показания находятся на достаточной близости к реальным на графике тренировки. Также на левой части рисунка 28 диагональная линия отображает идеальную линию предсказания, чем точки ближе к данной линии, тем точнее будущее предсказание.

Далее следует тестирование модели, для убеждения в ее точности. Для данного дополнительного этапа в уже обученную систему загружаются параметры, которые не были учтены во время обучения.

Следующим этапом является интеграция разработанной системы и введение ее в эксплуатацию. Алгоритм оборудования с встроенной

автоматизированной системой предиктивной диагностики выглядит следующим образом (рисунок 29).

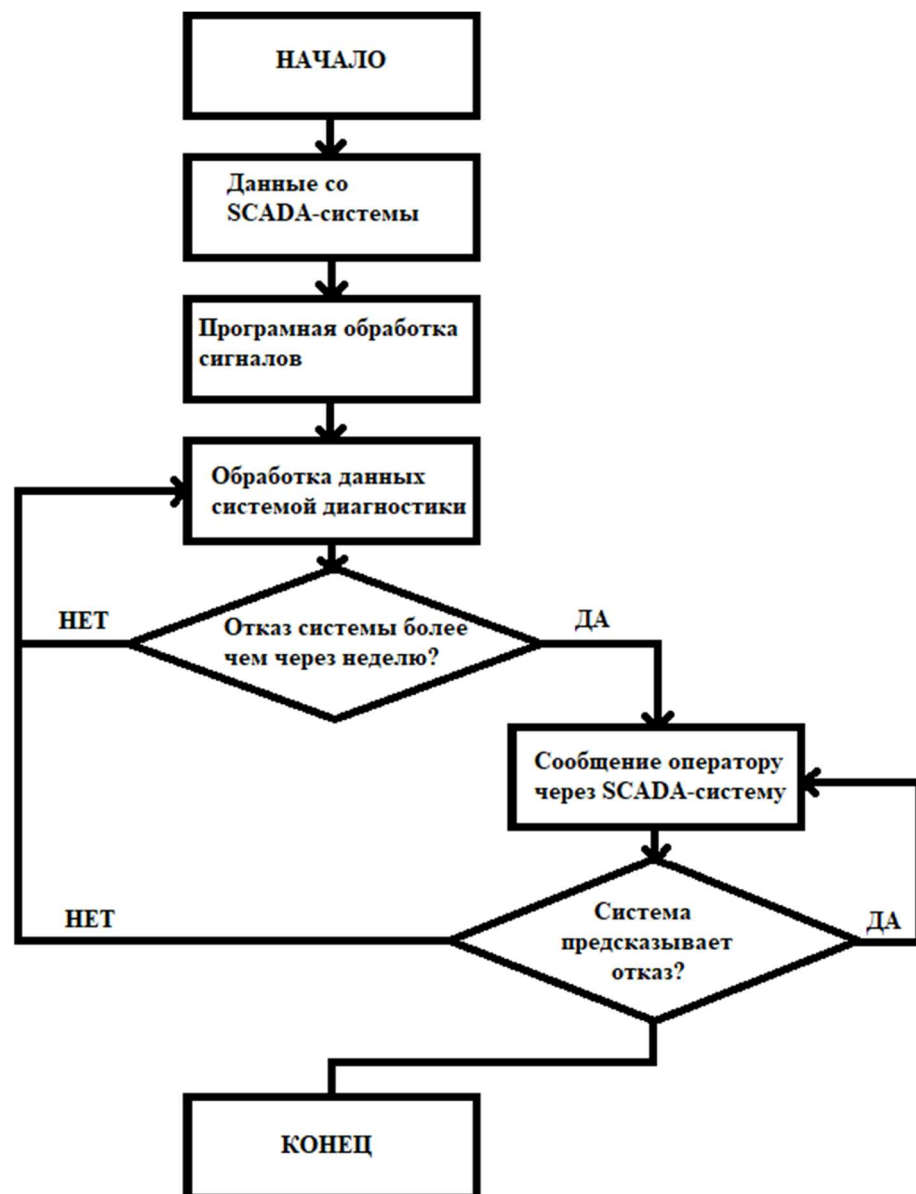


Рисунок 28 – Блок-схема алгоритма работы

Данная блок-схема представляет весь алгоритм работы системы, начиная от получения датчиками сигналов, до результатов системы диагностики.

Далее будет отображено то, как разработанная система реализуется в виде надстройки на SCADA-систему (рисунок 30).

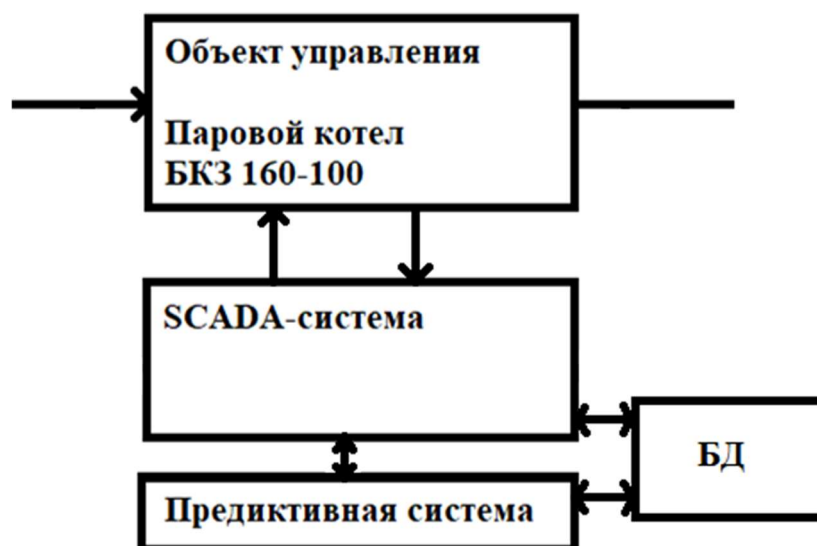


Рисунок 29 – Объект управления с надстроенной автоматизированной системой предиктивной диагностики

На рисунке 30 показано, что разработанная предиктивная система сообщается со SCADA-системой напрямую, также отсылая и получая информацию через связь с базой данных.

Непосредственное отражение результатов работы в качестве сигналов на консоли инженера обслуживания представлено на рисунке 31.

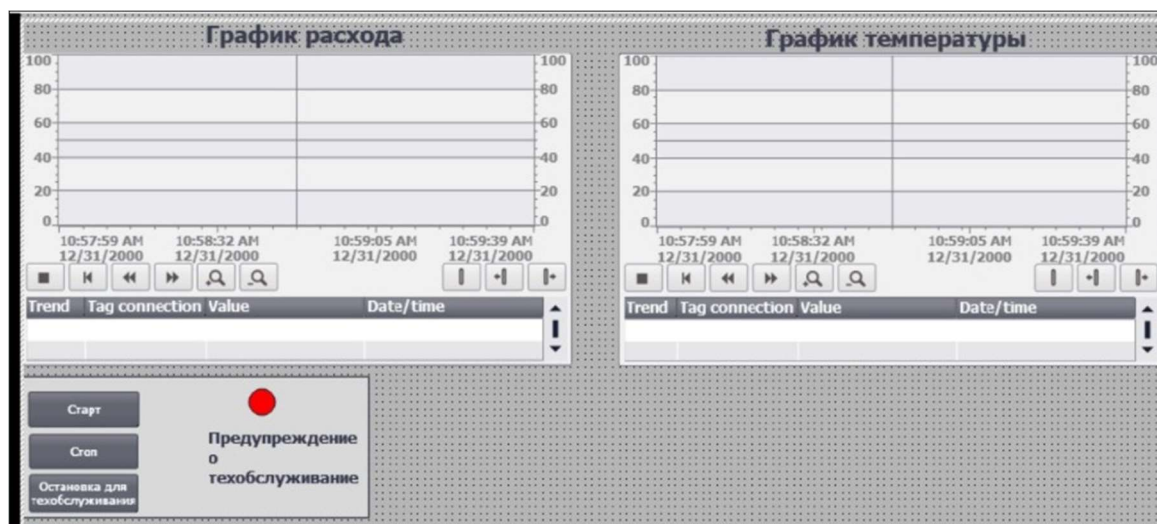


Рисунок 30 – Экран SCADA-системы

На рисунке выше показывается, что результат диагностики разработанной системы посылает сигнал непосредственно инженеру оператору в виде сигнала лампочки, с подписью о приближающемся оптимальном техническом обслуживании.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Интеллектуальные системы диагностики оборудования позволяют применить к широкому спектру технологических процессов диагностику систему таким образом, чтобы она динамически обрабатывала информацию с датчиков системы и выдавала прогноз о ее будущем состоянии. Интеллектуальные системы также имеют различные области применения, но в данной дипломной работе была рассмотрена функция прогнозирования времени до отказа.

В данной работе была рассмотрена возможность реализации применения данной системы к паровому котлу. По итогам работы можно утверждать, что с достаточной точностью разработанная система может применяться к заданному технологическому процессу. Также подробно были рассмотрены два метода, которыми можно было реализовать разработку системы. По итогу этого исследования был выбран наиболее подходящий метод.

Область разработки интеллектуальных систем, а также конкретно автоматизированная система предиктивной диагностики имеют большие перспективы для развития. Возможности прогресса в данной технологии — это развитие и разработка систем сбора и обработки информации, а также продвижение в области разработки баз данных, которые бы могли систематизировать и сортировать данные.

На практике разработка рассматриваемой в дипломной работе системы может продолжаться и улучшаться до тех пор, пока не обретет наивысший из возможных показателей точности. Но, как правило, любая даже самая точная система может дать погрешность, и это может оказаться проблема не в ее алгоритмах, но в датчиках или в работе операторов объекта. Таким образом точность система устанавливается заказчиком с рекомендацией инженера разработчика. Таким образом система будет полезна и не будет потреблять лишней энергии и сократит свою стоимость до оптимальной

Разработка и изучение интеллектуальных систем диагностики оборудования является важной и полезной темой для производства, а также других областей работы с информацией, так как ее возможности облегчения и оптимизации работы очень велики.

ПЕРЕЧЕНЬ ПРИНЯТЫХ СОКРАЩЕНИЙ, ТЕРМИНОВ

Matlab — программа для физико-математического моделирования и программирования

Artificial Intelligent — формулировка понятия искусственный интеллект в заграничной литературе

SCADA-система —
(аббр. от англ. *Supervisory Control And Data Acquisition*) система управления и сбора данных под наблюдением

Ident tool — программа встроенная в Matlab, для идентификации параметров, предобработки данных и их приближения и трансформации

Regression learner — программа встроенная в Matlab, позволяющая проводить регрессионное обучение

Energy — выходная величина технологического процесса

T, F — данные обозначения с цифрами после них обозначают сокращения входных величин переходного процесса. T для температуры и F для расхода

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- 1 Дьяконов В.П. MATLAB. Полный самоучитель. – Москва: ДМК Пресс, 2012. – 768 с.
- 2 Смоленцев Н.К. MATLAB. Теория и практика. – Москва: ДМК Пресс, 2016. – 416 с.
- 3 Волошенко А.В. Принципиальные схемы паровых котлов и топливоподач. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2011. – 100 с.
- 4 Ясницкий Л.Н. Интеллектуальные системы: учебник / Л.Н. Ясницкий. – Москва: Лаборатория знаний, 2016. – 221 с.
- 5 Хултен Дж. Разработка интеллектуальных систем / пер. с англ. В.С. Яценкова. – Москва: ДМК Пресс, 2019. – 284 с.
- 6 Руководство по программированию S7-1200/S7-1500. 01.11.2015, <http://www.siemens.com/simatic-programming-guideline>.
- 7 Learn-/Training Document Siemens Automation Cooperates with Education (SCE) | From Version V14 SP1. 2018, <https://www.automation.siemens.com/sce-static/learning-training-documents/tia-portal/basics-programming-s7-1200/sce-031-200-fb-programming-s7-1200-r1709-en>
- 8 Introduction to Predictive Maintenance with MATLAB. <https://www.mathworks.com/content/dam/mathworks/ebook/predictive-maintenance-ebook-part1.pdf>
- 9 Бергеп Х. Automating with SIMATIC S7-300 inside TIA PORTAL / Автоматизация с Simatic S7-300 в TIA PORTAL. – Publicis Publishing, 2014. – 726 с.
- 10 Соколов Б.А. Устройство и эксплуатация паровых и водогрейных котлов малой и средней мощности: учеб. пособие/ Б.А. Соколов. – Москва: Издательский центр «Академия», 2008. – 64 с.
- 11 Шарипбай А.А. Нейронные сети учебник. – Астана, 2018. – 397 с

Приложение А

Перечисление данных для расчетов

Январь 2013г.

Дата	Температура				Расход					Время ч.	Гкал.		Ночн. лр.	Макс. подп.
	Нар.в. озд.	Исх.в. оды	Пр.с.в. Пр.с.в.	Обр. с.в.	Пр.сет.в. м3/ч.	Подп.в. м3/ч.	Подп.в. м3/с.	Под п.с нар .	Обр.с.в. м3/ч.		Сут .	На р.	м3/ч.	м3/ч.
1	2	3	Temperature	5	6	7	8	Flow	10	11	Energy	13	14	15
1	-6,1	13	80	58	4345	343	8220	8220	4003	24	2664	2664	290	380
2	-6,5	13	79	59	4344	341	8190	16410	4003	24	2462	5126	260	400
3	-8,7	13	79	58	4348	344	8250	24660	4004	24	2563	7689	270	390
4	-5,5	13	74,4	55,8	4326,7	340	8162,27	32822	3987	24	2277	9966	250	390
5	-12,6	13	76,4	55,7	4250,8	340	8163,65	40986	3911	24	2460	12426	260	420
6	-13,1	13	83,2	60,1	4295,2	341	8182,49	49168	3954	24	2769	15195	260	400
7	-8,2	13	79,3	58,6	4320,7	346	8305,38	57474	3975	24	2518	17713	260	410
8	-2,3	13	73,8	55,2	4330,2	349	8386,98	65861	3981	24	2279	19992	260	410
9	-3,7	13	75,7	56	4332,6	342	8204,34	74064	3991	24	2407	22399	260	390
10	-3,3	13	75,5	56,3	4335,9	346	8303,81	82368	3990	24	2357	24756	270	380
11	-2,0	13	72,5	55,1	4339	341	8187,18	90555	3998	24	2159	26915	280	390
12	-3,5	13	70,5	53,3	4335,9	351	8412,87	98968	3985	24	2129	29044	280	430
13	-3,2	13	70,8	53,2	4334	366	8776,71	107745	3968	24	2184	31228	260	450
14	-7,5	13	72,7	54,4	4324,3	347	8334,89	116079	3977	24	2246	33474	260	400
15	-3,6	13	71,3	53,7	4323,4	347	8338,08	124418	3976	24	2163	35637	270	390
16	-2,9	13	70,7	53,3	4324,5	347	8323,46	132741	3978	24	2145	37782	260	410
17	-5,9	13	71	53,4	4316,2	355	8527,73	141269	3961	24	2166	39948	270	410
18	-9,5	13	73,5	54,7	4321,6	346	8307,18	149576	3975	24	2294	42242	270	400
19	-9,3	13	75,3	55,8	4355,4	356	8537,51	158113	4000	24	2405	44647	270	400
20	-6,5	13	73,9	55,3	4376,3	369	8859,4	166973	4007	24	2320	46967	260	470
21	-2,6	13	71,2	54	4368,5	357	8566,25	175539	4012	24	2152	49119	260	400
22	-2,7	13	71	53,7	4364,3	351	8423,66	183963	4013	24	2158	51277	260	400
23	0,2	13	68	52,2	4365	362	8689,34	192652	4003	24	1997	53274	270	400
24	-0,4	13	68,9	52,6	4360,4	353	8463,47	201116	4008	24	2039	55313	260	400
25	2,3	13	68,4	52,4	4363,4	349	8373,35	209489	4015	24	2004	57317	260	480
26	3,9	13	65,6	51,2	4355,2	360	8636,06	218125	3995	24	1838	59155	260	420
27	2,6	13	65,6	50,8	4353,2	375	9001,31	227126	3978	24	1887	61042	260	410
28	0,5	13	66,1	50,7	4382,4	354	8491,02	235617	4029	24	1947	62989	260	410

Продолжение приложения А

Февраль 2013г.

Дата	Температура				Расход					Время ч.	Гкал.		Ночн. пр.	Макс. л. одп.
	Нар. в. озд.	Исх. в. оды	Пр. с. в.	Обр. с. в.	Пр. сет. в. м3/ч.	Подп. в. м3/ч.	Подп. в. м3/с.	Под п. с. нар.	Обр. с. в. м3/ч.		Су т.	На р.	м3/ч.	м3/ч.
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	-1,4	13	71,1	54,3	4362,4	374	8985	8985	3988	24	2130	2130	310	430
2	-2	13	65,7	50,9	4355,8	368	8835	17820	3988	24	1883	4013	270	420
3	-0,1	13	64,3	49,7	4360,8	387	9292	27112	3974	24	1865	5878	260	500
4	-1,3	13	67,8	51,4	4343,4	359	8616	35728	3984	24	2042	7920	270	420
5	-1,1	13	67,2	51,7	4341	360	8630	44358	3981	24	1949	9869	270	420
6	-3,9	13	67,5	51,5	4346	361	8659	53017	3985	24	2011	11880	270	430
7	-4,7	13	70,6	53,1	4331,1	356	8548	61565	3975	24	2159	14039	250	430
8	-6,9	13	73,7	54,9	4351	353	8479	70044	3998	24	2317	16356	260	430
9	-11,1	13	74,7	55,3	4379,0	352	8454	78498	4027	24	2396	18752	260	400
10	-14,3	13	86,7	61,6	4362,5	369	8865	87363	3993	24	3065	21817	280	450
11	-13,5	13	87,5	62,8	4360,3	344	8259,25	95622	4016	24	2999	24816	270	410
12	-10,9	13	85	61,7	4361,6	347	8322,99	103945	4015	24	2842	27658	280	390
13	-10,4	13	80,5	60,1	4365,8	353	8475,24	112421	4013	24	2524	30182	260	420
14	-6,3	13	72,7	54,7	4371,3	365	8750,31	121171	4007	24	2260	32442	270	420
15	-11	13	74,4	54,7	4337,5	363	8706,15	129877	3975	24	2416	34858	270	410
16	-15,2	13	86,6	61,3	4342	351	8433,45	138310	3991	24	3045	37903	280	400
17	-14,6	13	87,1	62,4	4347,9	369	8851,16	147162	3979	24	3007	40910	280	450
18	-12	13	85,6	61,7	4341	353	8463,64	155625	3988	24	2902	43812	270	420
19	-7,3	13	82,2	60,9	4329,5	359	8607,1	164232	3971	24	2630	46442	270	430
20	-2,9	13	71,1	54,3	4319,4	370	8870,04	173101	3950	24	2107	48549	290	430
21	-2,2	13	68,4	52,1	4291,6	387	9299,36	182400	3904	24	2042	50591	260	430
22	-0,8	13	69	52,3	4377,2	367	8815	191215	4010	24	2104	52695	270	430
23	-0,2	13	70,4	53,5	4377,2	372	8923,64	200139	4005	24	2140	54836	270	440
24	-1,3	13	70,1	53,3	4384,2	390	9349,85	209489	3995	24	2141	56977	280	490
25	-0,9	13	69,7	53,3	4371,9	365	8766,23	218255	4007	24	2075	59051	280	440
26	-1,2	13	69,2	52,8	4370	364	8736,56	226992	4006	24	2067	61118	270	420
27	-3,8	13	69,8	53	4361,2	361	8672,34	235664	4000	24	2108	63226	270	430
28	0,6	13	70,2	53,6	4358,9	394	9450,64	245115	3965	24	2121	65347	280	575

Продолжение приложения А

Март 2013г.

Дата	Температура				Расход					Время ч.	Гкал.		Ночн.пр.	Макс.п.одп.
	Нар.в.озд.	Исх.в.оды	Пр.с.в.	Обр.с.в.	Пр.сет.в.м3/ч.	Подп.в.м3/ч.	Подп.в.м3/с.	Подп.с.нар.	Обр.с.в.м3/ч.		Су.т.	Нар.	м3/ч.	м3/ч.
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15
1	4,4	13	69,5	53,3	4348,1	377	9040,79	9040,794	3971	24	2055	2055	290	440
2	7,9	13	67,4	52,6	4372,9	377	9054,56	18095,36	3996	24	1914	3969	290	430
3	8,0	13	64,8	50,9	4375,7	385	9240,17	27335,53	3991	24	1810	5779	280	520
4	4,6	13	64,7	50,6	4339,8	372	8939,01	36274,54	3967	24	1813	7592	280	430
5	7,8	13	64,6	50,8	4313,8	388	9311,1	45585,64	3926	24	1784	9376	300	440
6	15,1	13	65,3	51,7	4306,3	372	8935,79	54521,43	3934	24	1756	11132	300	460
7	7,6	13	60,7	48	3724,7	429	8573,85	63095,28	3296	20	1450	12582	290	420
8	-4,8	13	61,2	45,6	3988,4	536	11253,9	74349,18	3453	21	1923	14505	380	560
9	-4,0	13	73,4	55,1	4197,1	366	8782,48	83131,66	3831	24	2207	16712	280	420
10	-0,2	13	68,7	52,9	4221,2	390	9369,7	92501	3831	24	1971	18683	280	490
11	1,4	13	69	52,7	4259,1	372	8922,82	101424	3887	24	2020	20703	280	430
12	7,4	13	68,1	52,9	4248	356	8541,02	109965	3892	24	1890	22593	280	420
13	6,8	13	66,7	52,1	4254,2	359	8606,39	118572	3896	24	1827	24420	270	410
14	11,2	13	65,7	51,5	4263,4	361	8673,37	127245	3902	24	1787	26207	270	420
15	12,1	13	66,6	52,6	4259,2	354	8507,58	135753	3905	24	1759	27966	270	410
16	9,9	13	63,7	51,1	4229,6	361	8662,4	144415	3869	24	1613	29579	280	410
17	8,5	13	62,4	50,1	4220,3	380	9123,35	153538	3840	24	1582	31161	280	500
18	10,3	13	64,5	50,9	4205,6	341	8193,63	161732	3864	24	1682	32843	240	430
19	11	13	63,9	51,7	4189,9	342	8203,74	169936	3848	24	1544	34387	240	410
20	12,6	13	59,6	48,9	4137,3	334	8012,86	177949	3803	24	1352	35739	250	410
21	12,5	13	60,3	49	4125,9	334	8016,42	185965	3792	24	1410	37149	240	410
22	9,1	13	58,1	48,2	4153,9	333	8002	193967	3820	24	1272	38421	240	390
23	9,6	13	58	48	4159	333	8001	201968	3826	24	1321	39742	240	390
24	10,5	13	58	48	4160	344	8254	210222	3816	24	1338	41080	250	410
25	12,2	13	58	47,5	4151,7	345	8283,65	218506	3807	24	1333	42413	240	430
26	15,3	13	58,3	48,1	4121,2	340	8167,73	226673	3781	24	1293	43706	250	410
27	8,5	13	57,4	47,4	4100,9	337	8080,89	234754	3764	24	1258	44964	250	400
28	13,8	13	57,2	46,9	4092,4	348	8340,88	243095	3745	24	1294	46258	260	410
29	14,4	13	57,3	47,3	4089	340	8155,56	251251	3749	24	1257	47515	240	400
30	17,6	13	57,9	48	4086	339	8134,17	259385	3747	24	1262	48777	260	380

**Протокол анализа Отчета подобия
заведующего кафедрой / начальника структурного подразделения**

Заведующий кафедрой / начальника структурного подразделения заявляет, что я ознакомился(-а) с Полным отчетом подобия, который был сгенерирован Системой выявления и предотвращения плагиата в отношении работы:

Автор: Льянов И. М.

Название: Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования

Координатор: Омирбекова Ж. Ж.

Коэффициент подобия 1: 0,41

Коэффициент подобия 2: 0,00

Замена букв: 1

Интервалы: 0

Микропробелы: 20

Белые знаки: 0

После анализа отчета подобия заведующий кафедрой / начальника структурного подразделения констатирует следующее:

- ☐ обнаруженные в работе заимствования являются добросовестными и не обладают признаками плагиата. В связи с чем, признаю работу самостоятельной и допускаю ее к защите;
- ☐ обнаруженные в работе заимствования не обладают признаками плагиата, но их чрезмерное количество вызывает сомнения в отношении ценности работы по существу и отсутствием самостоятельности ее автора. В связи с чем, работа должна быть вновь отредактирована с целью ограничения заимствований;
- ☐ обнаруженные в работе заимствования являются недобросовестными и обладают признаками плагиата, или в ней содержатся преднамеренные искажения текста, указывающие на попытки сокрытия недобросовестных заимствований. В связи с чем не допускаю работу к защите.

Обоснование: В результате проверки на антиплагиат были получены коэффициенты: Коэффициент подобия 1: ____ и Коэффициент подобия 2: _____. Работа выполнена самостоятельно и не несет элементов плагиата. В связи с этим, признаю работу самостоятельной и допускаю ее к защите перед государственной комиссией.

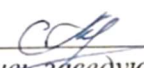
«10» июнь 2023 г.
Дата


Подпись заведующего кафедрой /
начальника структурного подразделения

Окончательное решение в отношении допуска к защите, включая обоснование:

Дипломный проект допускается к защите.

«10» июнь 2023 г.
Дата


Подпись заведующего кафедрой /
начальника структурного подразделения

Протокол анализа Отчета подобия Научным руководителем

Заявляю, что я ознакомился(-ась) с Полным отчетом подобия, который был сгенерирован Системой выявления и предотвращения плагиата в отношении работы:

Автор: Льянов И. М.

Название: Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования

Координатор: Омирбекова Ж. Ж.

Коэффициент подобия 1: 0,41

Коэффициент подобия 2: 0,00

Замена букв: 1

Интервалы: 0

Микропробелы: 20

Белые знаки: 0

После анализа Отчета подобия констатирую следующее:

- ☐ обнаруженные в работе заимствования являются добросовестными и не обладают признаками плагиата. В связи с чем, признаю работу самостоятельной и допускаю ее к защите;
- ☐ обнаруженные в работе заимствования не обладают признаками плагиата, но их чрезмерное количество вызывает сомнения в отношении ценности работы по существу и отсутствием самостоятельности ее автора. В связи с чем, работа должна быть вновь отредактирована с целью ограничения заимствований;
- ☐ обнаруженные в работе заимствования являются недобросовестными и обладают признаками плагиата, или в ней содержатся преднамеренные искажения текста, указывающие на попытки сокрытия недобросовестных заимствований. В связи с чем, не допускаю работу к защите.

Обоснование: В результате проверки на антиплагиат были получены коэффициенты: Коэффициент подобия 1: 0,19 и Коэффициент подобия 2: 0,00 Работа выполнена самостоятельно и не несет элементов плагиата. В связи с этим, признаю работу самостоятельной и допускаю ее к защите перед государственной комиссией.

«9» 06 2023 г.

Дата

 Подпись Научного руководителя

РЕЦЕНЗИЯ

На дипломный проект
(наименование вида работы)

Льянов Илез Магомедович
(Ф.И.О. обучающегося)

Специальность 6В07103 – Автоматизация и роботизация
(шифр и наименование ОП)

На тему: «Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования»

Выполнено:

- а) графическая часть на _____ 30 _____ листах
б) пояснительная записка на _____ 43 _____ страницах

ЗАМЕЧАНИЯ К РАБОТЕ

Дипломный проект представляет собой исследование в области разработки и применения интеллектуальных систем диагностики оборудования. В проекте рассмотрены различные аспекты данной тематики, включая классический метод идентификации параметров, автоматизированную систему предиктивной диагностики, способы определения времени до отказа, а также описание технологического объекта. В разделе 1.1 автор освещает основные принципы и задачи интеллектуальных систем диагностики, что позволяет понять контекст и цель работы. Разделы 1.2 и 1.3 посвящены классическому методу идентификации параметров и автоматизированной системе предиктивной диагностики соответственно. Автор представляет их принципы работы, преимущества и возможные области применения. Раздел 1.4, посвященный способам определения времени до отказа, также содержит интересные и полезные сведения. Раздел 1.5, описывающий технологический объект, предоставляет читателю необходимую информацию для понимания контекста применения интеллектуальных систем диагностики.

Специальная часть работы состоит из разделов 2.1 и 2.2, в которых авторы представляют свои разработки. Раздел 2.1 описывает разработку классического метода идентификации параметров, где автор приводит алгоритмы и методы, используемые в процессе идентификации. Раздел 2.2 посвящен разработке автоматизированной системы предиктивной диагностики, где автор описывает основные этапы создания системы и ее функциональные возможности. Оба раздела являются практически значимыми и представляют интерес для исследователей и разработчиков в области интеллектуальных систем диагностики. Список использованной литературы приведен, однако, рекомендуется увеличить количество источников и включить более актуальные публикации, чтобы обеспечить более широкий обзор предметной области.

Оценка работы

Данная работа является ценным исследованием в области интеллектуальных систем диагностики оборудования. Считаю, что данная дипломная работа «отлично» и студент Льянов Илез Магомедович присвоения степени бакалавра по специальности 5В070200-Автоматизация и управление

Рецензент

Директор ТОО «ACS engineering»
магистр техники и технологии по специальности РЭТ
(должность, ун. степень, звание)

« 9 » _____ Сихимбаев А.С.
2023 г.

**ОТЗЫВ
НАУЧНОГО РУКОВОДИТЕЛЯ**

на дипломный проект
Льянов Илез Магомедович
6B07103 – Автоматизация и роботизация

Тема: «Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования»

Разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования является важным и перспективным направлением в современной индустрии.

Одним из ключевых преимуществ разработки интеллектуальной системы диагностики является возможность автоматического мониторинга состояния оборудования и предсказания возможных отказов. Система может анализировать данные с различных датчиков и сенсоров, используя методы машинного обучения и анализа данных.

Интеллектуальная система способна анализировать данные и рекомендовать оптимальное время для проведения технического обслуживания. Это помогает предотвратить простои оборудования и увеличить его эффективность.

Преимуществом разработанного дипломного проекта является благодаря раннему обнаружению проблем и оптимизации обслуживания, интеллектуальная система позволит сократить затраты на ремонт и замену оборудования. Это также позволяет снизить потери от простоев и повысить общую производительность.

Интеллектуальная система диагностики позволяет предотвратить возникновение аварийных ситуаций, увеличивая надежность и безопасность работы оборудования. Она способна предсказывать потенциальные проблемы и предлагать рекомендации по их устранению, что помогает предупредить возможные аварии.

Однако разработка интеллектуальной системы диагностики оборудования также имеет свои недостатки и ограничения. Важно иметь достаточное количество и качество данных для обучения модели, а также постоянно обновлять систему, учитывая изменения в оборудовании и его эксплуатационных условиях.

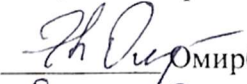
Льянов Илез продемонстрировал высокий уровень профессионализма, самостоятельность и творческий подход в выполнении своей дипломной работы. Его исследование в области разработки интеллектуальной системы диагностики оборудования является актуальным и весьма перспективным в сфере автоматизации и роботизации.

В ходе своей работы Льянов Илез успешно разработал и реализовал интеллектуальную систему диагностики, которая демонстрирует впечатляющие результаты. Он проявил глубокие знания в области машинного обучения, анализа данных и разработки программного обеспечения. Его исследование включает широкий спектр методов и технологий, которые эффективно применяются для обнаружения и предотвращения неисправностей в оборудовании.

Особенно хочу отметить тщательность и методичность, с которыми Льянов Илез подошел к своей работе. Он провел обширные эксперименты, собрал и анализировал большой объем данных, и смог достичь значимых результатов. Его подход к решению задачи был систематичным и логическим, а результаты работы являются четким подтверждением его навыков и компетенций. Дипломный проект выполнен соответствии к требованиям выпускных работ и рекомендован к защите.

Научный руководитель

PhD, ассоциированный профессор


Ж. Ж. Мирбекова Ж. Ж.
«9» 06 2023 г.