

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ  
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования  
«Тольяттинский государственный университет»

Институт машиностроения  
(наименование института полностью)

Кафедра «Оборудование и технологии машиностроительного производства»  
(наименование)

15.04.05 «Конструкторско-технологическое обеспечение машиностроительных производств»  
(код и наименование направления подготовки / специальности)

Цифровые процессы и системы автоматизированного машиностроения  
(направленность (профиль) / специализация)

## **ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА (МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ)**

на тему Диагностика технологического процесса на основе методов  
нейросетевого моделирования

---

Обучающийся

А.А. Катygин

(Инициалы Фамилия)

(личная подпись)

Научный  
Руководитель

к.т.н., доцент Д.А. Расторгуев

(ученая степень (при наличии), ученое звание (при наличии), Инициалы Фамилия)

Тольятти 2024

## Оглавление

Введение .....	3
Глава 1 Режущий инструмент и его износ .....	8
1.1 Износ инструмента при обработке материала .....	8
1.2 Контроль и анализ режущего инструмента .....	13
1.3 Различные диагностики процесса резания .....	16
Глава 2 Использование нейронных сетей в процессе резания .....	21
2.1 Нейронные сети и их классификация .....	21
2.2 Модель нейронной сети .....	25
2.3 Нейронная сеть ANFIS .....	26
2.4 Использование для процесса диагностики нейронных сетей .....	28
Глава 3 Обработка сигнала .....	30
3.1 Виды сигналов .....	30
3.2. Преобразователи сигналов .....	34
3.3 Цифровая обработка сигнала .....	39
3.4 Способы обработки сигнала .....	42
3.5 Применение MATLAB в обработке сигнала .....	45
Глава 4 Экспериментальные исследования износа резца .....	48
4.1 Проведение эксперимента и анализ звуковых сигналов по проходам .....	48
4.2 Математическая модель ANFIS на обработанных сигналах .....	65
Заключение .....	78
Список используемой литературы .....	79
Приложение А Диплом о подтверждении публикации статьи .....	84

## Введение

Актуальность исследования. В современном производстве изделий разной сложности значимую часть играет процесс резания. Во многих отраслях промышленности для снижения затрат и экономии времени рабочей смены внедряют цифровые двойники. Они способны повышать эффективность производственных процессов на основе обработки огромного количества данных в короткие сроки. При помощи такого подхода совершенствуются конструкция технологического процесса, происходит мониторинг технологической системы. Такой подход позволяет выявлять неисправности оборудования, отклонения процесса от заданных условий и приводит к оптимальному достижению необходимых характеристик.

В таких цифровых двойниках широко применяют нейросетевые методы моделирования. Современные нейронные сети способны самообучаться при указании заданных параметров процесса обработки. Анализ статистических данных обработки происходит в режиме реального времени без вмешательства в текущий процесс изготовления плановых изделий. При добавлении различных методов нейросетевого моделирования, повышается надежность принимаемых решений.

Для повышения точности такой системы будет целесообразно обеспечить сбор данных о процессе при помощи не дорогостоящих методов и средств, а не только с использованием базовых методов управления качеством (оформление контрольных карт).

Замер шума процесса обработки лезвийным и абразивным инструментом дает возможность детально изучить и оптимизировать технологическую систему. Современные подходы в обработке сигналов и нейросетевом моделировании способны распознать и отделить признаки для звука, который не касается самого процесса обработки. Это позволяет создать

математическую модель, способную с повышенной точностью и надежностью определять вид износа инструмента.

Многозадачность такой системы способствует улучшению мониторинга технологической системы по выявлению дефектов режущего инструмента и продлению его рабочего времени, и попутно проводить диагностику качества обработанной поверхности.

Проблема исследования заключается в повышенном проценте брака на производствах при отсутствии должной методики диагностики, а также повышенные затраты на различные методы диагностирования, которые не всегда приводят к положительным результатам. Таким образом, изучение недорогостоящей и качественной методике диагностики режущего инструмента является актуальной проблемой.

Объект исследования. Метод диагностики процесса резания.

Предмет исследования. Достижение метода диагностики процесса резания с помощью регистрации звуковых сигналов и последующей их загрузке в искусственную нейронную сеть.

Цель работы заключается в создании метода диагностики режущего инструмента посредством звука при помощи нейронной сети.

Гипотеза работы заключается в том, что процесс резания можно отследить при помощи звуковых сигналов, а затем выделить из них статистические характеристики и загрузить в нейронную сеть для обучения и прогнозирования степени износа режущего инструмента.

Задачи:

- собрать отечественную и зарубежную литературу для проведения теоретического анализа по проблемам износа режущего инструмента и его диагностирования;
- из проанализированной литературы следует обосновать выбор метода диагностики, описать метод и базу исследования, основа по нейронным сетям;

- проведение эксперимента по записи звука процесса резания, регистрирование сигнала на микрофон, фотофиксация фаски износа;
- анализ звуковых сигналов процесса резания и выборка из них статистических характеристик, а также внесение их в нейронную сеть;
- разработать метод звуковой диагностики процесса резания с помощью нейронных сетей.

Для достижения поставленных задач и подтверждения выдвинутой гипотезы применялись следующие методы исследования:

- вейвлет-анализ звуковых сигналов;
- проведение эксперимента записи звукового сигнала;
- статистическая обработка данных звукового сигнала (выделение из сигнала статистических характеристик);
- обучение нейронной сети нечеткого вывода (ANFIS) [21].

В исследовании использовались следующие методики:

- модель нейронной сети нечеткого вывода (ANFIS, Я. Роджер);
- анализ звуковых сигналов на основе строения спектрограммы;
- объективная оценка качества сигнала по статистическим параметрам (В.Г. Тактакишвили, А.В. Овчинников, О.Б. Попов, В.А. Абрамов).

Экспериментальная база исследования и выборка. Общую выборку исследования составили 23 звуковых сигнала, 8 из которых были получены при нормальных условиях обработки заготовки, и 15 при врезании инструмента в заготовку. Исследование проходило в ТГУ на токарном станке 1К62.

Научная новизна данной работы обуславливается получением новых знаний о звуковом методе диагностики процесса резания, дальнейшего их использования и прогнозирования износа режущего инструмента.

Теоретическая значимость исследования. На основании полученных данных магистерской диссертации предоставляется возможность реализовать

данную разработку на предприятия различного масштаба и использовать метод диагностики технологической операции с последующей ее доработкой.

Практическая значимость работы. Полученная обученная математическая модель нейронной сети нечеткого вывода представляет интерес для инженеров-конструкторов и программистов в целях реализации такого метода диагностики на предприятиях различного масштаба.

Личное участие автора в организации и проведении исследования:

- обзор и анализ научной литературы по данной работе;
- проведение эксперимента и запись полученных данных;
- планирование и проведение исследования;
- обработка полученных данных в программах FL Studio и MATLAB;
- амплитудно-частотный анализ данных и создание на их основе математической модели нейронной сети;
- разработка метода диагностики процесса резания на основе полученных данных.

Апробация и внедрение результатов работы велись в течение всего исследования. Материалы диссертационного исследования находятся в печати журнала Тольяттинского государственного университета.

Положения, выносимые на защиту:

- искусственный интеллект способен обработать большое количество данных, что благоприятно отражается на различных методах диагностики процесса резания и экономит большое количество времени и ресурсов производства, повышая конкурентность предприятия на рынке;
- при помощи искусственных нейронных сетей возможности любой сферы деятельности становятся на уровень выше, что подтверждается множеством положительных результатов в медицинской,

строительной, аграрной, сельскохозяйственной, атомной, и других областях;

- была разработана методика диагностики процесса резания на основе извлечения звуковых сигналов из технологической операции и выделения из аудиофайлов статистических показателей, на основе которых обучалась нейронная сеть.

Структура работы содержит:

- 36 рисунков;
- 6 формул;
- 33 используемых источника.

Работа состоит из:

- введения;
- 4 глав;
- заключения;
- списка использованных источников;
- приложения.

Таким образом, данная работа включает в себя решение проблемы диагностики износа режущего инструмента на основе искусственного интеллекта с помощью нейронных сетей на основе использования звуковых сигналов процесса обработки с дальнейшим внедрением разработки в металлообрабатывающие станки с ЧПУ.

## **Глава 1 Режущий инструмент и его износ**

### **1.1 Износ инструмента при обработке материала**

Среди многих способов обработки металлов резанием важное место занимает обработка резцом [3]. При выполнении работ по обработке материала токарным резцом при любых условиях происходит износ инструмента. Обработка материала резцом сопровождается разнообразными физическими процессами, которые негативно влияют на стойкость инструмента. Это могут быть сила резания, скорость резания, температура в момент резания и применение смазочно-охлаждающих жидкостей. В свою очередь, эти факторы оказывают воздействие на стойкость инструмента и вызывают температурный и деформационный износ.

Механическое изнашивание рабочих граней инструмента оказывает влияние на его работоспособность. Изнашивание режущего инструмента при резании является очень сложным процессом, зависящим от многих факторов, таких как воздействие высоких сил и температур, а также воздействие внешней среды. При процессе обработки резанием возникает трение между режущей кромкой и материалом заготовки. Это происходит из-за увеличения температуры. Частицы материала налипают на поверхность инструмента и пластически деформируются. «Происходит вырывание частиц на передней поверхности инструмента» [6]. А также изнашивается задняя поверхность инструмента.

Изнашивание поверхности инструмента в результате давления твердых частиц обрабатываемого материала снижает ресурс резца. Вследствие чего, может произойти отслаивание режущей кромки, изменение геометрии, выкрашивание и поломка инструмента. «Причинами такой нагрузки могут быть сильные вибрации при обработке, высокий износ пластины, большой слой снимаемого материала, высокая подача и другое» [15].



Стоит отметить пять основных механизмов износа режущего инструмента, которые негативно влияют на режущие кромки и инструмент при обработке материалов. Абразивный механизм износа основывается на взаимодействии между атомами и молекулами поверхностей инструмента и материала. Происходит трение микрочастиц материала и поверхности инструмента, что приводит к износу. Диффузионный износ – это проникновение частиц материала заготовки в поверхность инструмента. Такой процесс снижает износостойкость инструмента, и приводит к трещинам и своевременным расколам материала. Довольно часто такое происходит в случае схожих по характеристикам материала, из которых изготовлен инструмент и заготовка. Третий механизм износа – это окисление [18]. Он происходит в результате высокой температуры, давления и контакте с кислородом, что в свою очередь ускоряет процесс образования оксидной пленки. Существует еще адгезионный износ – этот механизм основан на контакте инструмента и заготовки, посредством налипания и вырывания частиц материала. В большинстве случаев такой износ происходит при высоком давлении и температуре. Усталостный механизм износа объясняется нагрузками, которые происходят циклично в зоне обработки. Из-за этого материал накапливает повреждения вследствие чего, образуются трещины и надрывы. В конечном счете это приводит к одной глубокой трещине в материале и происходит износ инструмента. Каждый из перечисленных механизмов износа уникален по своему, и методы решения каждого из них разные. Однако, их определяют основные параметры – это высокая температура и давление в режиме резания.

Помимо механизмов износа существуют различные виды износа, которые можно увидеть при технологической операции [5]. Один из самых распространенных видов – износ по задней поверхности инструмента. При наличии абразивных частиц в стружке или обрабатываемом материале происходит истирание задней поверхности инструмента. Абразивные частицы могут быть более твердыми или острыми, что увеличивает износ. Также при

абразивном механизме изнашивается вершина режущего инструмента, а именно скругляется и затупляется. Такой вид износа наблюдается при работе метчиков, протяжек, фасонных резцов, цилиндрических фрез. Данный вид износа возникает в каждой операции обработки заготовок. Из всех видов износа вышеперечисленный самый подходящий для наиболее точного расчета времени работы режущего инструмента без вспомогательной техники. При увеличении фаски износа приходится увеличивать силу резания. При фаске до 1 мм, следует повысить силу резания до 30-70% в зависимости от определенного размера фаски. Также можно произвести базирование резца относительно заготовки для получения наивысшего качества обработки.

Второй вид износа — это наросты на режущей кромке. Вследствие схожести материалов у заготовки и инструмента, а также при высокой температуре в зоне резания, происходит приваривание частиц. Без применения СОЖ и пластины с низкой износостойкостью такой вид износа будет регулярным. Всё это свойственно при работе с цветными металлами, нержавеющей стали.

Пластическая деформация пластины. Такой вид износа характерен для токарных операций, которые сопровождаются высокой температурой в связке с давлением в области резания. Происходит геометрическое изменение пластины, что в свою очередь затупляет главный угол в плане. Это приводит к некачественной обработке заготовки и увеличивает количество брака. Этот вид деформации часто связан с использованием неправильных режимов резания, недостаточной жесткостью станка или неправильным выбором материала резца. Для предотвращения пластической деформации рекомендуется использовать резцы с высокой прочностью и твердостью, оптимизировать режимы резания, обеспечить эффективную смазку и охлаждение, а также контролировать уровень напряжений и деформаций на режущей кромке.

Лункообразование на передней поверхности. Вследствие высокой температуры в зоне резания и химической реакции образуются лунки. Деформация пластины, которая характерна при диффузионном и абразивном износе. Большое количество лунок приводит к разрушению пластины, а именно откалыванию кусков материала.

Термотрещины – это еще один вид износа. Возникают перпендикулярно режущей кромке. Термические трещины чаще всего возникают при фрезеровании, когда происходит обработка торца или применяется прерывистый режим. При токарной обработке термические трещины возникают из-за неравномерной подачи СОЖ. Наиболее характерны для усталостного механизма износа.

Поломка пластины. Хрупкое разрушение материала, при котором инструмент сразу приходит в негодность. Дальнейшие действия по обработке с ним уже невозможны. Это увеличивает брак заготовок, а также нарушает технику безопасности на производстве и может привести к дальнейшим травмам для рабочего. При обламывании инструмента необходимо завершить операцию и сменить пластину. Поломки происходят из-за высокой силы резания, подачи, глубины резания, изменении геометрии инструмента, хрупкой марки стали, а также при неправильной эксплуатации. В совокупности двух и более перечисленных факторов происходит поломка инструмента. Также стоит учитывать время работы инструмента предусмотренным ГОСТ 25751-83. По таким проблемам во всём мире ведутся экспериментальные исследования.

В современном производстве существуют решения проблем с видами износа режущего инструмента. Одним из способов борьбы с износом по задней поверхности инструмента является использование более прочных и долговечных материалов с высокой твердостью или покрытием, которые улучшают износостойкость [16]. Также оптимизация процесса резания, правильная настройка скорости резания, подачи и глубины резания, чтобы

минимизировать износ инструмента. Можно использовать охлаждение или смазку, чтобы снизить трение и тем самым увеличить срок службы инструмента.

Проблемы с наростом на режущей кромки также имеют свое решение. Увеличение скорости резания и подачи. Это поможет снизить долговременный контакт материала резца и заготовки, а также исключит химическую реакцию. Применить СОЖ в обильном количестве.

При пластической деформации пластины следует снизить скорость резания и уменьшить подачу. Это позволит избежать изменения геометрии резца. А также предлагается сменить резец на более стойкий к пластической деформации, из более твердого сплава металлов.

Лункообразование в процессе технологической операции ослабляет режущую кромку. Это довольно частое явление, которое следует решить изменением скорости резания, а именно снижением. Также сменить резец, у которого угол режущей кромки отклонен в положительную сторону от оси инструмента. Такая геометрия резца позволяет достичь лучшей эффективности резания и улучшить производительность инструмента.

Проблема с термотрещинами в обработке. В результате прерывистого подвода к заготовке, образуются термотрещины. Следует нормализовать постоянную подачу смазочно-охлаждающей жидкости, выбрать термостойкую марку твердого сплава, выровнять подачу и скорость резания.

Для нормализации работы режущего инструмента без преждевременной поломки следует настраивать оптимальные параметры скорости резания и подачи. Предлагается выбирать более прочную марку стали, уменьшить подачу и глубину резания. И выбрать резец, с достаточно толстой пластиной и острым углом в плане.

Механизмы износа в технологических операциях не исключены, а достаточно повсеместны. И за поломками резцов следует соблюдать определенные правила эксплуатации и преждевременно избегать поломки инструмента посредством слежки за процессом обработки. Необходимо проводить мониторинг технологической операции. Это предотвратит внезапную поломку режущего инструмента и поможет увеличить работоспособность системы.

## **1.2 Контроль и анализ режущего инструмента**

На данный момент существует множество способов для мониторинга состояния режущего инструмента [9]. На данный момент в современном производстве самый простой способ контроля износа – это датчик. Установка датчика не требует больших затрат и при этом такая система функционирует и приносит пользу. Установка датчика на отслеживание вершины режущего инструмента работает по такому принципу. С каждой новой заготовкой, режущий инструмент истирается и датчик выносит эту информацию на небольшой экран в виде значения вершины инструмента в мм. На основе этого можно делать выводы на какое время хватит обработать поставленное количество деталей на смене.

Данный способ эффективен, но возникают существенные проблемы с измерением температуры резания, силы подачи, и наладки оборудования. В больших объемах производства такие параметры следует учитывать, однако способ с датчиком измеряет только одну величину, вопрос – насколько эффективен такой способна предприятии мирового масштаба.

Мониторинг технологической операции также можно проводить при помощи цифровых снимков процесса. При использовании камеры с многократным зумом, будут видны виды и механизмы износа, а с помощью определенного программного обеспечения на основе отслеживания разности

снимков предоставляется возможность выявить механизм износа и насколько деталей режущего инструмента будет хватать.

Существует способ отслеживания и наладки температуры в зоне резания. Для этого устанавливается датчик температуры. По ходу технологической операции и изменения режима резания, происходит нагрев зоны, где происходит износ инструмента. Для предотвращения термотрещин и перегрева инструмента при помощи термодатчика возможно настроить оптимальный режим резания и предотвратить скорый износ инструмента.

В совокупности всех вышеперечисленных методов вытекает наиболее сложный. В ходе обработки заготовок изменяются параметры технологической операции. Это может быть сила резания, вибрации станка, шум электродвигателя. При помощи датчиков это всё можно отследить и произвести сбор данных.

Данные о процессе проходят анализ и нужные параметры при помощи определенного алгоритма выявления нужных характеристик определяют степень износа режущего инструмента. Для такого метода, как утверждает А. Катygин, можно подключить «статистические методы с построением, например, регрессионных моделей, а могут использоваться и методы машинного обучения. Для этого можно использовать какие-либо классифицирующие нейронные сети или методы кластеризации» [14].

В статье Кокаровцева рассматривается способ диагностики износа режущего инструмента посредством установления в зоне резания пьезоакселерометров и получения определенных частот и их логорифмирование. Кокаровцев Валерий Васильевич излагает, что «сигналы от пьезопреобразователя, установленного в зоне резания, усиливаются логарифмическим усилителем и поступают на блок параллельных полосовых фильтров, а затем выпрямляются двухполупериодной схемой, затем сигналы разбиваются на два потока и первый поток поступает на пороговые устройства первой группы, а затем на временные задержки, причем задержки имеются не

на всех каналах. Это необходимо вследствие того, что импульсы, идущие с выпрямителей, могут быть сдвинуты по фазе и пороговые устройства могут срабатывать неодновременно. Введение задержек, или кратковременное запоминание послепороговых состояний повышает быстродействие устройства во много раз. При одновременном поступлении импульсов с линией временных задержек срабатывает схема совпадений и. включает триггер касания, который может, быть отключен только если значения сигналов на выходе усилителей будут ниже уровней порогов второй группы, в этом случае срабатывает схема совпадения и включает устройство, выдающее единичный импульс одновременно на отключение триггера касания и на включение логического устройства, которое осуществляет проверку несрабатывания устройства в течение времени, определяемого переходным процессом, Это делается с целью защиты устройства касания от ложных срабатываний, обусловленных ударами, работой механизмов и т. п.» [7]

Основой в этой системе служит сбор информации с микрофона для дальнейшей диагностики процесса резания и устранения причины скорого износа инструмента. Проблемой данного устройства является сложная схема установки такого оборудования на станок с ЧПУ и дальнейшее действие с ней. Сам способ является основоположником звукового отслеживания износа инструмента и требует доработки такой системы с использованием современного оборудования с использованием нейронной сети для точного сбора информации о процессе резания. Кроме того, в такой схеме важна экономическая часть, а также совместимость нескольких станков с такой системой в одну большую область данных для дальнейшего интегрирования ими на предприятии. Должна быть максимальная точность данных такой системы и минимальные затраты на оборудование.

Ивашенко А.П. заявляет, что «в последние годы предлагаются разнообразные методы контроля состояния инструмента, но в производстве, основное применение получили методы контроля по усилию резания и по

потребляемому току, а также по параметрам вибраций. Следовательно, совмещение метода контроля по усилию резания и звуковому давлению (виброакустические колебания) при оценке стойкости режущего инструмента является наиболее удобными методами контроля, которые можно применять в производстве» [12].

### **1.3 Различные диагностики процесса резания**

Диагностика процесса резания происходит различными способами [31]. Основная задача – это достичь наивысшего значения времени работы режущего инструмента. В традиционном виде, контроль режущего инструмента происходит посредством визуального осмотра. Оператор наглядно видит все дефекты резца (износ, сколы, трещины). Такая оценка инструмента не требует глобальной разработки диагностики процесса и экономит материальные средства предприятия. Однако, визуальный осмотр инструмента не является экономичным в плане времени. Также, следует учитывать тот факт, что не всегда фаска износа или выкрашивание отчетливо видны на режущем инструменте, в таком случае следует прибегнуть к увеличительным приборам измерения износа. Как следствие, оператор тратит время рабочей смены на прерывание процесса обработки деталей диагностикой режущего инструмента. Также визуальный контроль не эффективен, чтобы выявить скрытые дефекты, которые могут привести к поломке не только резца, но и заготовки с оборудованием.

Следующим этапом отслеживания диагностики можно производить с помощью специальных датчиков. Это могут быть динамометры, для измерения силы, действующей на инструмент во время обработки, различные пьезоэлектрические сенсоры для отслеживания колебаний процесса обработки, а также тензодатчики, которые служат для измерения деформации материала под воздействием силы. Такой способ достаточно хороший для небольших предприятий и не требует огромных затрат, но применив такие датчики на



предприятия, такие как «SIEMENS», возникает задача сложности установки таких датчиков на каждом станке. Также большинство датчиков имеют низкую чувствительность в необходимом диапазоне измерения и ограниченный диапазон измерений, а датчики с обширным диапазоном имеют высокую стоимость [1]. Следует учесть калибровку и точность. Для высокого качества детали датчики должны иметь высокую точность и правильную наладку для полной работоспособности станка.

«Среди существующих методов диагностики состояния режущего инструмента виброакустическая диагностика выделяется следующими преимуществами: простота реализации и отсутствие необходимости модификации станка или приспособления для заготовки» [13]. Мониторинг вибраций процесса обработки является одним из важных методов диагностики технологических операций. При помощи вибродатчиков можно получить частоту колебания инструмента и частоту колебания заготовки и предотвратить их резонанс для улучшения качества обработки. Однако при процессе обработки, могут вибрировать не только инструмент и заготовка, но и электродвигатель, коробка передач, шпиндель и прочее. Это может привести к тому, что результаты мониторинга вибраций будут неоднозначными и требующими дополнительного анализа.

Существует отслеживание режущего инструмента посредством тепловой диагностики [2]. При процессе, измеряется температура в области резания. Повышенная температура сигнализирует о том, что неправильно налажен инструмент, выбрана не та подача, либо следует добавить больше смазочно-охлаждающей жидкости или изменить скорость резания. К такому методу диагностики, можно подключить монитор для наглядного примера, насколько изменяется температура и в какой именно области процесса обработки. Это поможет оператору точнее диагностировать неполадку станка. Производится такой метод инфракрасными камерами, термоэлементами в виде датчиков в зоне резания. Однако, при таком методе не всегда доступные области

измерения. В некоторых случаях из-за ограниченного доступа к рабочей зоне или сложности установки датчиков температуры может быть затруднено проведение точного измерения. А также такой способ имеет высокую стоимость оборудования. Инфракрасные камеры, термоэлементы и другие средства для тепловой диагностики могут быть дорогими, что может стать препятствием для их широкого применения.

Еще одним способом для мониторинга технологических операций служат цифровые камеры [33]. Снимается изображение процесса, на основе него делается заключение о всевозможных видах износа режущего инструмента и следует заключение о замене инструмента. Однако для такого метода необходимо применить камеры с достаточным количеством пикселей для четкого изображения вида износа. Такие камеры имеют высокую стоимость, следовательно метод не будет иметь обширного распространения на предприятиях.

Виброакустические колебания существуют повсеместно в каждой технологической операции, которые проводятся на производстве. Колебательные движения инструмента и заготовки могут резонировать и диссонировать во время процесса обработки. Стоит отметить, что набор звуковых данных процесса обработки содержит огромное количество частот. Например, шпиндель является основным источником шума. Вибрации, возникающие при его работе, могут передаваться на другие узлы станка. Электродвигатель также является первопричиной незадействованных частот в анализе, издаваемых от станка с ЧПУ. Стоит отметить, и коробку передач, процесс подачи смазочно-охлаждающей жидкости, корпусы станка, подшипники, станину и прочее [25].

Использование такого метода диагностики позволяет на основе звука выявить неполадку в процессе обработки материала резцом. Так как, при записи звука процесса обработки, получается аудиофайл, содержащий большое

количество звуковых данных процесса обработки. Такой аудиофайл получают при помощи микрофона, установленного в процессе обработки материала.

Полученные данные можно использовать для частотного анализа, или же для вейвлет-анализа. В дальнейшем, происходит отбор нужных статистических характеристик: мода, рамах, среднеквадратичное отклонение сигнала, медиана.

Для чистоты данного сигнала можно использовать различные -высоко, -средне, -низко частотные фильтры. Это служит для удаления шума узлов станка и концентрации работы на аудиофайле именно процесса резания. Отбираются нужные статистические признаки для каждого фильтра. В дальнейшем такой набор данных загружается в нейронную сеть для дальнейшей обработки и получения конечного результата в виде сигнала об изменении режима резания, силы резания, скорости резания и прочего. Сама нейронная сеть способна обработать необходимое число данных. Минимальное количество данных должно быть не менее двадцати, а лучше около ста набора характеристик. Чем больше данных будет загружено в нейронную сеть для дальнейшего ее обучения, тем точнее данные нейронной сети будут получаться при тестировании такого алгоритма. В конечном счете на выходе получается готовая нейронная сеть, для дальнейшего использования в производстве или для проведения эксперимента со студентами.

Таким образом, из всех методов диагностики процесса резания, наиболее подходящим служит определение дефектов в области обработки посредством звуковой записи файла. Микрофон не требует больших затрат и прост в установке на станках с ЧПУ.

#### Выводы по первой главе

Различные виды и механизмы износа встречаются на каждом предприятии, где происходит та или иная технологическая операция. Они зависят от многих факторов. Необходим мониторинг каждой операции по процессу резания. Каждый вид износа имеет свои характеристики, при которых он может возникнуть. Также для всех видов износа предусмотрены свои меры

предосторожности и меры предотвращения. Самый простой способ диагностики на данный момент является датчик. Параметры зоны резания могут меняться. Поэтому анализ износа в зоне резания можно проводить с помощью статистических методов с построением, например, регрессионных моделей, а могут использоваться и методы машинного обучения. По итогу из всех подходящих методов мониторинга технологической операции по определению дефектов в области обработки, было принято взять отслеживание износа посредством звуковой записи файла с последующей обработкой сигналов и их загрузки в нейронную сеть для последующего использования на предприятиях. С помощью такого метода достигается наибольшая чувствительность износа режущего инструмента и прослеживается более детальный характер износа. Также это связано с оборудованием, которое используется в этом методе – это микрофон. Он не требует больших затрат и прост в установке на станках с ЧПУ.

## **Глава 2 Использование нейронных сетей в процессе резания**

### **2.1 Нейронные сети и их классификация**

С помощью нейронных сетей в современном производстве удается создавать диагностику всего производства, включая поставку, хранение, отгрузку. Существует несколько индустриальных революций в мире, которые происходили в определенные промежутки времени. В данный момент прорабатывается Индустрия 4.0 [27]. Она характеризуется внедрением киберфизических систем в производство. С помощью искусственного интеллекта и таких технологий обрабатывается огромное количество информации, где ключевую роль играют нейронные сети. Они подобны огромному мозгу человека, способные определенным алгоритмом обучения выполнить ту или иную задачу.

Нейронные сети способны самообучаться, тем самым прогрессировать. Одно из главных качеств, что нейроны во всех сетях являются универсальными. Они создают всю систему одними и теми же частями, что в дальнейшем сказывается на их использовании в других алгоритмах, не схожих друг с другом. Каждый нейрон из всей сети несет определенную информацию, например, значение какого-либо параметра. Составив набор параметров всего звукового сигнала, можно выявить нужные нейроны сети для дальнейшего их исследования и использования по системе диагностики процесса резания. Соответственно, параметры, собранные по звуковому сигналу направлены на входной слой, где происходит обучение сети. После составления линейной комбинации, параметры попадают в функцию сжатия. В конечном итоге на выходном слое получается сигнал, который сигнализирует об изменении подачи, скорости резания и пр.

Сама структура нейрона схожа с человеческим мозгом. Однако, по скоростной способности они различаются. Наш мозг способен обработать

информацию за 100-200 миллисекунд, в то время как нейронная сеть может обрабатывать днями, если это касается огромного количества входных параметров в входном слое. На фоне того, какой именно алгоритм обучения будет взят, существует различия между архитектурами сетями.

Однослойные сети прямого распространения (Рисунок 1) являются простой формой искусственной нейронной сети, в которой нейроны организованы в один слой исходов (выходов). Каждый нейрон входит в связи с каждым нейроном в предыдущем слое (входном слое), и каждая связь имеет определенный вес. Данные проходят через сеть от входа к выходу без обратных связей, поэтому это называется сетью прямого распространения, либо однослойные нейронные сети. Такие нейронные сети подходят для задач классификации или регрессии. Однако, для задач, требующих более глубокого изучения, существуют многослойные нейронные сети.

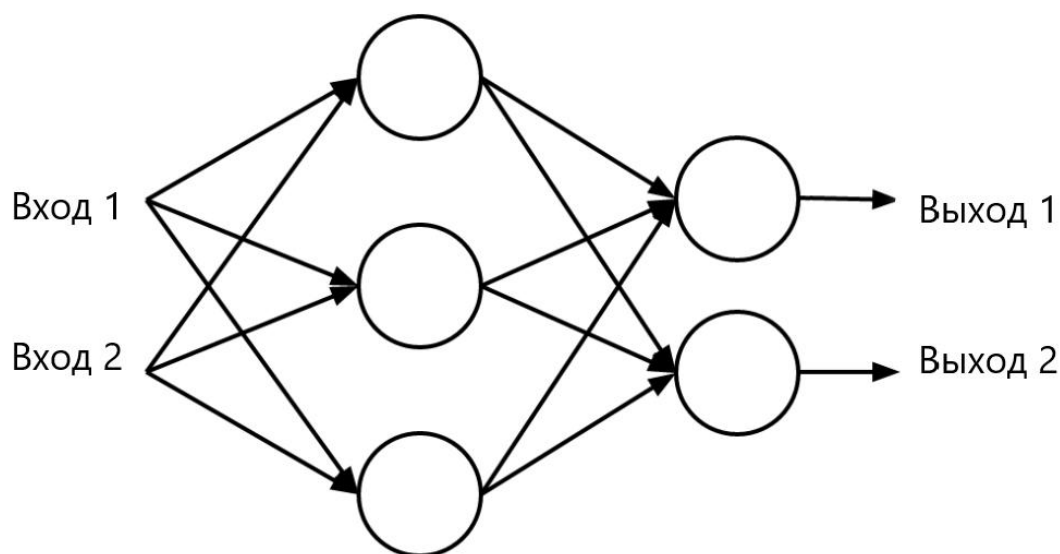


Рисунок 1 – Пример работы однослойной нейронной сети

Многослойные нейронные сети (Рисунок 2) имеют иную структуру модели [22]. Они являются одним из самых мощных инструментов в области глубокого обучения и искусственного интеллекта, и они находят широкое применение во многих сферах, от медицины до финансов и робототехники.

Самое основное отличие от однослойной нейронной сети является наличие скрытого слоя, где происходит обучение. Наличие такого слоя позволяет сети выделять статистические зависимости данных. Главная особенность многослойной сети, это использование конечных данных первого слоя, как входных данных для второго слоя и т.д. Чем больше входных данных будет загружено в сеть, тем больше вероятность того, что сеть выдаст верный результат для решения той или иной проблемы. Недостаток заключается именно в этом, неспособность разумно решить проблему с малым количеством данных.

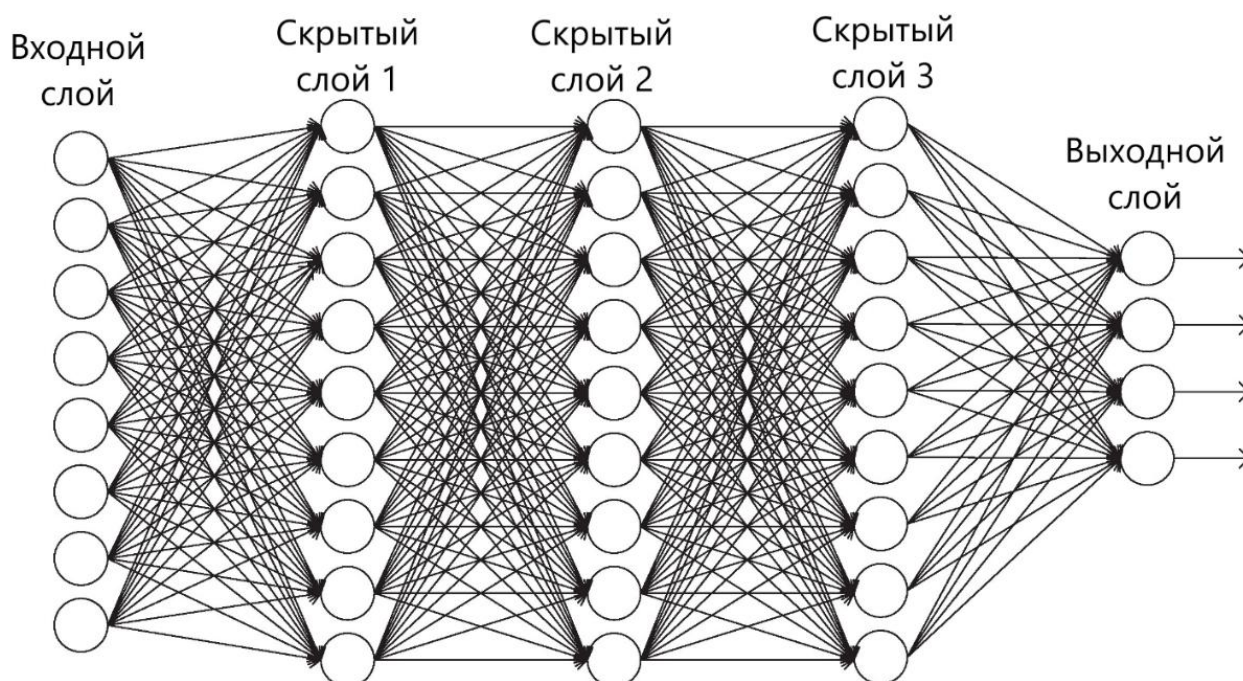


Рисунок 2 – Принцип работы многослойной нейронной сети

Помимо однослойных и многослойных нейронных сетей, существуют рекуррентные сети, схема такой сети представлена на рисунке 3 [4]. Отличие заключается в их способности учитывать контекст и зависимость между различными элементами в последовательных данных. Это достигается путем добавления обратной связи, которая позволяет передавать информацию от

предыдущих шагов или предыдущих элементов последовательности к текущему шагу.

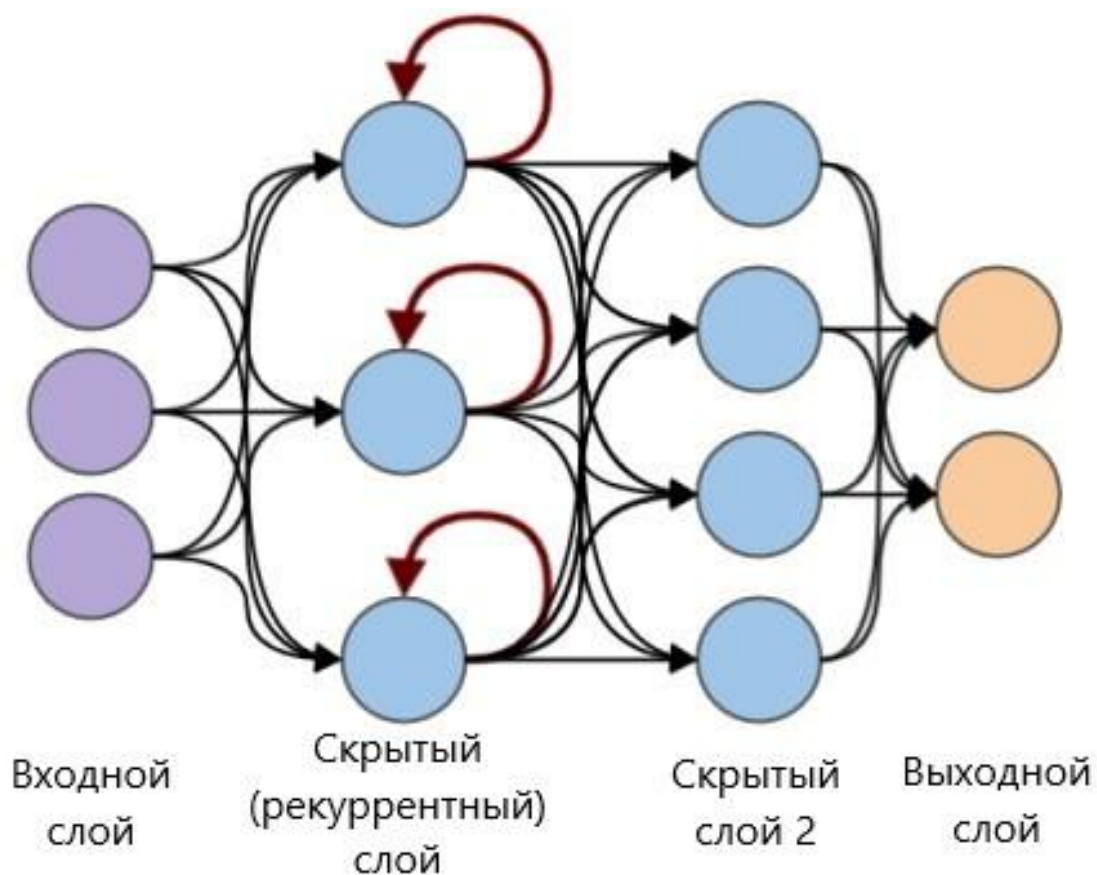


Рисунок 3 – Принцип работы рекуррентной нейронной сети

Таким образом, рекуррентные сети могут успешно применяться в задачах моделирования естественного языка, машинного перевода, обработки аудио и обработки временных рядов. Однако, ограниченная способность запоминать длинные зависимости является одним из существенных недостатков такой системы. Для улучшения работы рекуррентных сетей были разработаны различные модификации, такие как долгая краткосрочная память и глубокие рекуррентные сети, которые помогают решить проблемы обучения на длинных последовательностях и запоминания долговременных зависимостей.



## 2.2 Модель нейронной сети

Полную модель процесса резания можно смоделировать различными нейронными сетями. Однако, при моделировании стоит учитывать, что при эксперименте, был записан аудиофайл с некорректными шумами от сторонних узлов станка, не участвовавших в процессе резания. С такой информацией следует прибегнуть к использованию нейронных сетей с нечеткой логикой.

П.В. Четырбок утверждает, что «Нечеткость возникает из-за неполных измерений свойств объектов. Гибридная модель нечеткой нейронной сети позволяет получить нечеткие правила из множества данных, которые можно разделить на различные классы. Одним из таких решений является система NEFClass, основанная на обобщенной архитектуре нечеткого персептрона» [28]. Такая нейронная сеть способна построить нечеткие правила из входных данных, которые имеют погрешность измерения. Это могут быть фотографии с битыми пикселями, звуки с посторонними шумами. На основе этих правил, она распределяет данные на определенное количество четких несвязанных с собой классов. Следует уточнить, что такая нейронная сеть имеет архитектуру, связанную с многослойными нейронными сетями, соответственно, она имеет входной слой, скрытый слой для обучения, и выходной слой. Функция принадлежности такой нейронной сети нечеткая и имеет функцию в виде треугольной фигуры. Однако, нейро-нечеткая система NEFClass подходит для таких задач, которые связаны с классификацией решения задач. Для более глубокого изучения проблем моделирования процессов используется нейро-нечеткая нейронная сеть ANFIS.

«Наибольшую популярность среди нечетких систем адаптивного типа приобрела модель вывода Такаги-Сутено-Канга (TSK). В этой модели функция заключения определяется нечетким, но точечным образом. Благодаря этому дефаззификатор на выходе системы не требуется, а модель вывода значительно упрощается» [23]. Такую модель вывода сочетает в себе нейро-нечеткая сеть

ANFIS. В нее включены несколько способов искусственного интеллекта. Во-первых, это принцип многослойно нейронной сети, во-вторых, способ нечеткой логики. Нейронные сети используются для обработки информации и извлечения закономерностей из данных, в то время как нечеткая логика позволяет учитывать неопределенность и размытость в данных для принятия решений [32]. ANFIS комбинирует эти два подхода, применяя нечеткие правила и принципы обучения нейронных сетей для эффективного анализа и прогнозирования данных. Именно ANFIS стали применять для прогнозирования шероховатости поверхности, износа режущего инструмента, степени износа [29].

Н.Г. Ярушкина утверждает, что «Нечеткая нейросеть функционирует стандартным образом на основе четких действительных чисел. Нечеткой является только интерпретация результатов. При создании гибридной технологии кроме объединения систем по данным можно использовать нейрокомпьютинг для решения частной подзадачи нечетких экспертных систем, а именно настройки параметров функции принадлежности. Функции принадлежности можно сформировать двумя способами: методом экспертной оценки; на основе статистики» [19].

### **2.3 Нейронная сеть ANFIS**

Как цитируют Э.Ш. Мальцева и М.А. Шереужев «ANFIS (Рисунок 4) – это нечеткая продукционная сеть, обладающая возможностью параметрической оптимизации нечетких правил (параметров функций принадлежности, активационных функций, весов связей) на основе алгоритмов обучения (подобных алгоритмам обучения обычных нейронных сетей, например, алгоритму обратного распространения ошибки) и использования экспериментальных данных (обучающей выборки). Сеть реализует нечеткий логический вывод типа Такаги – Сугено» [17].

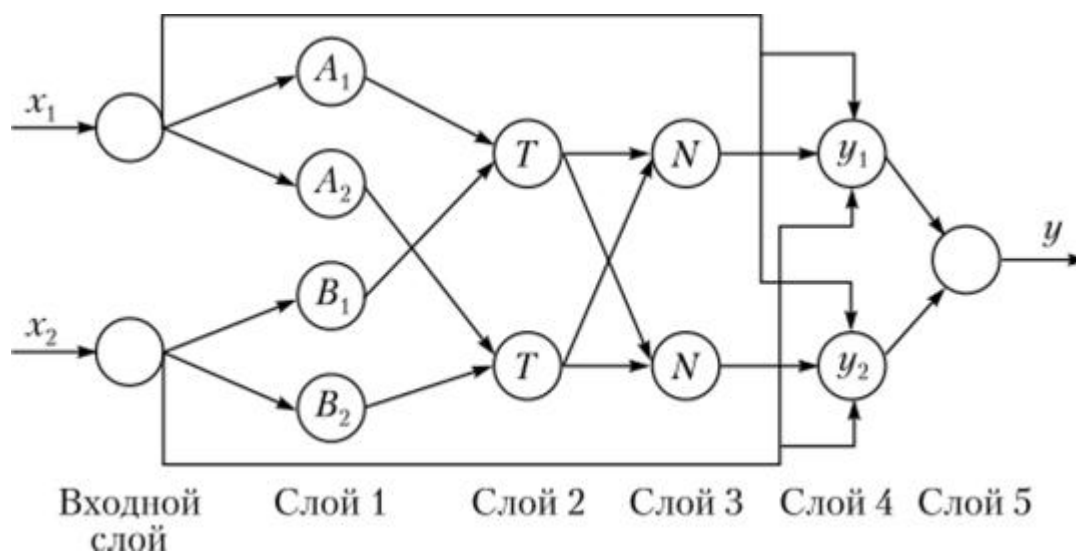


Рисунок 4 – Пример работы нейронной сети типа ANFIS

Данная нейронная сеть представляет алгоритм Сугено. Его можно вывести на основе нечетких правил в письменный вариант:

$$\text{ЕСЛИ } x_1 \text{ это } A_1 \text{ И } x_2 \text{ это } A_2 \text{ ТО } y = a_{11}x_1^0 + a_{12}x_2^0, \quad (1)$$

$$\text{ЕСЛИ } x_1 \text{ это } B_1 \text{ И } x_2 \text{ это } B_2 \text{ ТО } y = a_{21}x_1^0 + a_{22}x_2^0, \quad (2)$$

$$\text{ИЛИ ТОГДА } y = a_0 + \sum a_i x_i, \quad (3)$$

где  $x$ , — лингвистические переменные;

$A_i$  — нечеткие множества, соответствующие значениям лингвистических переменных;

$x^f$  — наблюдаемые точные значения входных переменных;

$y$  — выходная переменная в форме точного значения, определяемого как линейная комбинация значений входных переменных.

В данной нейро-нечеткой сети каждые нейроны каждого слоя выполняют свои задачи. На входном слое происходит доставка информации, нейроны

передают сигнал на следующий слой. На первом слое происходит создание модели функций принадлежности, этап фазификации. Второй слой отвечает за определение степени истинности правил, максимальное количество которых равно числу сочетаний из всех нечетких значений входных переменных [11]. На третьем слое происходит проверка предыдущих вычислений на показания нормированной силы правил. Заключительными слоями являются 4 и 5 слои. В них происходит формирование конечного результата – значение выхода сети, обозначаемое  $y$ .

## **2.4 Использование для процесса диагностики нейронных сетей**

Алгоритм работы с нейронной сетью следующий. Подготавливается набор обучающих данных с входным и выходным векторами. Эти данные сопоставляются между собой как известные факторы. Задача состоит в том, чтобы при обучении нейронной сети настроить ее параметры таким образом, чтобы ошибка между известным входом и выходом была минимальной. Для этого необходимо обучающую выборку разбить на три под выборки. Первая, собственно, представляет обучающие данные. Вторая необходима для того, чтобы исключить переобучение нейронной сети. Называется валидационной (validation) выборкой. Третья выборка – тестирующая, необходима для проверки качества обучения нейронной сети.

До начала процедуры обучения необходимо выбрать тип нейронной сети, и определиться с ее архитектурой. Это подразумевает под собой выбор количества слоев, количества нейронов в каждом слое, выбор функции активации в каждом слое, определиться с алгоритмом обучения. Кроме этого, можно задать количество циклов или итераций обучения или задать минимально необходимую ошибку обучения.

После этого начинается процедура обучения нейронной сети, которая заканчивается или через заданное количество итераций или при достижении заданной точности обучения.

Далее этот алгоритм преобразуется в самостоятельное приложение, которое загружается в управляющий контроллер металлорежущего станка. Необходимые диагностические данные поступают на вход этой программы, после чего выводится сигнал о характере износа. В перспективе данный алгоритм можно использовать для коррекции режимов обработки. В соответствии со степенью износа будет проводиться корректировка подачи или скорости резания для того, чтобы можно было обеспечить или точность и качество обработки или повысить стойкость режущего инструмента.

#### Выводы по второй главе

Глава включает в себя разновидности нейронных сетей. Самые распространенная – это многослойная нейронная сеть. Для глубокого обучения используется нейро-нечеткая сеть ANFIS. Также содержится информация по основному алгоритму действия процесса мониторинга. Следует выбрать архитектуру нейронной сети. В ней уже определяется количество слоев, в которых будет происходить обучение, а также выбор функции активации, с помощью которой составляются правила нейронной сети. Самая основная цель, это минимизировать ошибку между входным и выходным слоями. После деления нейронная сеть готова к обучению. По окончании обучения, модель можно преобразовать в отдельное приложение для отслеживания степени износа режущего инструмента.

## Глава 3 Обработка сигнала

### 3.1 Виды сигналов

Обработка сигналов играет значимую роль в любом физическом эксперименте или работе с агрегатами. Широкий спектр применения обработки сигналов стало незаменимой частью человечества. Сигналы стали применяться в различных отраслях производства и не только. Формирование сигнала происходит из операции дискретизации, спустя определенные промежутки времени. Современная обработка цифровых сигналов происходит на персональных компьютерах или на производственно-вычислительных машинах.

Существует разделение сигналов по виду математической модели. Сигналы, в соответствии с их характеристиками, подразделяются на два основных класса – стохастические (случайные) и недетерминированные (определенные заранее). Недетерминированные сигналы характеризуются тем, что их величины в конкретный временной момент или в определенной пространственной точке могут быть точно определены или вычислены на основе конкретного правила или функциональной зависимости, даже если соответствующая аналитическая форма остается неизвестной.

В отличие от них, стохастические сигналы не обладают четкой предсказуемостью, и для любого их значения можно лишь оценить вероятность появления внутри определенного диапазона возможностей. Часто, характер распределения таких сигналов остается скрытым, но значительную часть из них можно описать через нормальное распределение с характерной колоколообразной графической формой. Для описания таких законов распределения используются параметры, например, среднее (математическое ожидание) и дисперсия, указывающие на степень разброса значений относительно среднего.

Характер стохастических процессов описывается функциями автокорреляции, демонстрирующими корреляционные связи значений сигнала на разных временных отрезках, или автоковариации, где отношение базируется на централизованных данных. Для оценки взаимодействия двух случайных сигналов применяют понятие кросскорреляции или кроссковариации.

Детермированные сигналы в свою очередь делятся на периодические и непериодические сигналы. Периодические сигналы представляют из себя гармонические и полигармонические сигналы. Периодические вибрации подразделяются на синусоидальные и сложносоставные качания. Характерная черта такого рода вибрационных процессов заключается в их идентичном повторении через строго определенные промежутки времени. Это отображено в формуле 4:

$$S(t) = S(t + kT), \quad (4)$$

где  $k$  – представляет собой целочисленное значение числа циклов;

$T$  – обозначает временной промежуток, по окончании которого сигнал возвращается в свое изначальное состояние.

Длительность этого промежутка  $T$  стабильна и ограничена для каждого отдельно взятого сигнала.

Среди сигналов, которые не проявляют периодичности, выделяются такие виды как квазипериодические и нерегулярные вариации.

Квазипериодические вариации напоминают много гармонические колебательные процессы, так как их структура складывается из компонентов множества гармонических колебаний, иногда число которых может быть стремительно большим. Но в противовес истинно периодическим волнениям, соотношение частот у почти периодических изменений не состоят из целочисленных множителей, их пропорция не входит в ряд рациональных

значений. Это приводит к тому, что их циклы воспроизведения не выражены точным числом и как правило стремятся к бесконечности.

Нерегулярные сигналы составляют основную долю в категории сигналов, не демонстрирующих периодичности. Они могут быть представлены в виде разноплановых функций временного ряда, которые не подчиняются четкой последовательности повторений через стабильные временные отрезки. В этот тип также вливаются импульсные изменения, имеющие существенную роль в областях радиоэлектроники и телефонии. Эти импульсные колебания имеют заранее определённую форму, зачастую довольно простую, и ограничены точно определённым промежутком времени.

Сигналы сложносоставного характера формируются путем наложения нескольких синусоидальных элементов с различающимися величинами амплитуд  $A_n$  и углами смещения фазы  $\phi_n$ . У каждого такого элемента имеется собственная частота, которая представляет собой кратное значение первичной или базовой частоты  $f_p$ . Критически значимым аспектом является то, что базовая частота  $f_p$  либо идентична наименьшей частоте среди всех составляющих, либо меньше наименьшей в целое число раз. Такое положение дел предполагает, что внутри одного цикла базовой частоты будут полноценно содержаться все периоды гармоник, что является предпосылкой для постоянного и точного воспроизведения общей формы сигнала, сохраняя его периодичность.

Существуют несколько типов сигналов по непрерывности. Один из которых представляется аналоговым сигналом. Самое основное, что следует учесть, что абсолютно все сигналы присутствующие в медицинской, химической, промышленной и других отраслях можно представить в виде аргумента какой-либо функции. Например, для статичного изображения, полученного на экране, можно использовать переменные:  $S = s(x, y)$ . Если же изображение имеет динамический характер в пространстве, следует использовать функцию:  $S = s(t, x, y)$ .



Существует еще один тип сигнала – дискретный. Он очень схож с аналоговым сигналом по функции использования, однако различия есть. Так, если в аналоговом сигнале присутствуют функции аргументов, то в дискретном сигнале – это последовательности вида  $S_1 = s(t_1), S_n = s(t_n)$  и так далее.

Квантованный сигнал – это усовершенствованный дискретный сигнал. Здесь значения амплитуды могут принимать только определенные значения. Происходит непрерывное преобразование сигнала в дискретный, с целью его дальнейшего использования. Происходит в два этапа. Сначала отбираются моменты времени, где будет происходить измерение и фиксация значений, затем квантование по уровню. В это этапе происходит замена полученных значений сигнала ближайшими значениями из набора фиксированных величин. В данном случае, квантованный сигнал получается при записи звука на электретный микрофон. При записи аналоговый сигнал с помощью квантования преобразуется в цифровой, который в дальнейшем можно применять и обрабатывать.

Еще один вид сигнала – цифровой. Как говорится выше, цифровой сигнал образуется из аналогового посредством дискретизации. Происходит изменение амплитудных значений сигнала через определенные интервалы времени.

Для того, чтобы произвести операцию по образованию дискретного сигнала в цифровой, применяется квантование и кодирование. Все эти операции входят в состав аналого-цифрового преобразователя (АЦП). Такие устройства служат для формирования сигнала из реального мира в виртуальный. Существует также противоположность АЦП – это ЦАП, цифроаналоговый преобразователь (ЦАП). Он служит для обратного алгоритма действий сигнала [10].

Звуковые наводки и искажения формируют отдельную категорию в мире разнообразных сигналов. Они вносят неточности в первичный сигнал, с которым производится работа. Несмотря на то, что они не переносят ценность с информационной точки зрения и оттого не вписываются в точное определение

сигнала, их иногда все же употребляют в качестве «сигналов», так как их поведение подвержено изменениям от тех же факторов, что и сигнал, представляющий интерес, и они возникают в реакции на физические явления. Чтобы избежать путаницы, принято разделять «информационные сигналы» и «искажения и звуковые наводки».

Иногда может происходить смена ролей, и то, что в обыденности описывается как искажения, оборачивается полезным ресурсом. Это случается, к примеру, когда стоит задача проанализировать свойства звукового фона для создания способов его нейтрализации.

Термин «искажение» используется для описания внешних эффектов, которые обливают искажениями информативный сигнал в рамках системы. Частыми примерами может служить электрический фон со стандартной частотой в 50 Гц, исходящий от электросети, и электромагнитные вмешательства, которые рождаются при влиянии разнообразных электромагнитных полей.

За термином «шум» прячется набор внутрисистемных случайных искажений. Так, например, тепловые шумы появляются в резисторах, а фликкер-шум отмечается в транзисторах. В связи с тем, что шумы в нашем мире зачастую проявляют однотипные характеристики, их обобщают в отдельные категории.

### **3.2. Преобразователи сигналов**

АЦП проводит кодирование аналогового сигнала. Ключевые аспекты, определяющие динамическую точность при работе аналого-цифрового преобразователя, включают в себя:

- пиковую частоту дискретизации, что демонстрирует предельную частоту, на которой аналого-цифровой преобразователь способен превращать непрерывный сигнал в дискретный формат, оставаясь в

границах заложенных производительных требований, таких как поддержание монотонности или обеспечение фиксированной линейной ошибки, измеряя при этом величину в герцах или количестве отсчетов за секунду;

- процесс преобразования ( $t_{пр}$ ), которая отражает интервал времени между начальным моментом работы преобразователя (как правило, этот момент совпадает с получением сигнала дискретизации) и моментом, когда на выходе устройства сформируется надежный цифровой код, соответствующий входному аналогу, где интервал может изменяться в зависимости от типа устройства;
- время фиксации значения (стробирование), который осуществляет захват мгновенной амплитуды аналогового сигнала для его дальнейшего преобразования в цифровую форму.

Для примера, АЦП с последовательным подсчетом или многошаговым интегрированием будут иметь временной процесс, затягиваемый уровнем входного сигнала, тогда как устройства параллельного типа или последовательно-параллельного действия, а также АЦП с методом последовательного сравнения, демонстрируют более стабильное время преобразования. Стоит также отметить, что в ситуациях, когда АЦП работает без вспомогательного устройства удержания сигнала, промежуток времени фиксации совпадает с общим временем необходимым для преобразования сигнала.

«Представить полную конструкцию данного устройства можно в виде блока, имеющего один аналоговый вход, один или два входа для подачи опорного (образцового) напряжения, а также цифровые выходы для выдачи кода, 4 соответствующего текущему значению аналогового сигнала» [20]. АЦП производит образование с помощью диапазона входного напряжения. Также следует учесть, что подача напряжения может быть как по одному питанию, так и по двум. Причем, напряжение может иметь два разных значения,

отрицательное и положительное, но в этом случае должно подаваться два опорных напряжения. Между собой АЦП различаются частотой преобразования, которая может варьироваться от 100 кГц до 1000 МГц, а также разрядностью от 6-24 бит. Стоит отметить, что в частых случаях используются последовательный и параллельный виды АЦП.

В аналого-цифровом преобразователе последовательного типа процедура преобразования аналогового входного сигнала осуществляется пошагово путём сопоставления данного сигнала с рядом опорных уровней на основе единичного измерительного устройства – компаратора. Значение выходного цифрового кода определяется итерационно, в соответствии с исходом каждого такого сравнения. Процесс начинается с подачи входного напряжения на один из входов компаратора. На второй вход этого же компаратора направляется изменяемое опорное напряжение, меняющееся пошагово во времени. Сигнал с выхода компаратора передается в регистр метода последовательных аппроксимаций, которого функция связана с внешней синхронизацией. От регистра полученный код направляется в ЦАП, задача которого – создание модифицируемого эталонного напряжения из базового. Механизм работы регистра последовательных аппроксимаций подразумевает выбор следующей ступени опорного напряжения в соответствии с результатами предшествующего сравнения, согласно определённого алгоритма:

- на первой стадии сигнал ставится в соответствие с половиной базового напряжения;
- если сигнал оказывается меньше этой половины, то дальше он сравнивается уже с четвертью от базового значения, в то время как в регистр последовательных аппроксимаций записывается высокий бит выходного кода как ноль;
- если сигнал больше половины базового значения, следующее сравнение производится уже с  $3/4$  от этого напряжения, при этом записывается высокий бит результата в виде единицы.

Этот цикл сравнений продолжается нужное количество раз, каждый раз во время такта величина изменения опорного напряжения сокращается вдвое. Это действие продолжается до того момента, пока опорное напряжение не будет максимально близко к измеряемому входному сигналу. Процесс требует  $n$  тактов, причём последний такт посвящается определению наименьшего разряда.

Такая методика измерения оказывается относительно медленной из-за необходимости ожидания нескольких тактов, за время которых должны успевать совершать необходимые операции как компаратор, так и регистр последовательных аппроксимаций, помимо ЦАП. Вследствие этого аналого-цифровые преобразователи с последовательным действием обладают существенными временными задержками в процессе преобразования и характеризуются относительно низкой частотой преобразования.

«АЦП параллельного типа работает по более простому принципу. Все разряды выходного кода вычисляются в них одновременно (параллельно), поэтому они гораздо быстрее, чем последовательные АЦП. Правда, они требуют применения большого количества компараторов ( $2n - 1$ ), что вызывает чисто технологические трудности при большом количестве разрядов» [20].

Чтобы улучшить скорость работы при применении параллельных аналого-цифровых преобразователей (АЦП), иногда используется метод конвейеризации. При таком подходе результаты измерений компараторов фиксируются в параллельном регистре с шириной  $(2n - 1)$  бит. Схожим образом, криптограмма, полученная из кодирующего устройства, сохраняется в  $n$ -битном параллельном регистре RG. Оба этих хранилища информации синхронизированы одинаковым частотным сигналом, что уменьшает необходимость в высокопроизводительных компараторах и кодировщиках. Однако из-за применения данных регистров конечный сигнал АЦП неизбежно получает временную задержку, равную двум циклам.

Под идеалом, когда процесс неоднократного перевода одинакового стабильного аналогового сигнала в цифровую форму осуществляется при помощи аналого-цифрового устройства (АЦУ), ожидается получение идентичных цифровых данных на выходе. Но в реальности, вследствие неизбежного присутствия электронных помех в самом устройстве АЦУ, зафиксировать можно незначительные различия в выходной информации, формирующие диапазон потенциальных значений для идентичного входного напряжения.

Если же подаваемый на вход аналогово-цифрового преобразователя сигнал является постоянным и осуществляется множество его преобразований, то результатом становится некоторое распределение выходных данных. Создавая гистограмму полученных результатов и применяя к ней методы анализа гауссова распределения, можно рассчитать стандартное отклонение, что дает нам представление о квадрате среднеквадратического показателя шума в пределах аналого-цифрового преобразователя. Это позволяет определить, насколько сильно шум влияет на точность перевода аналоговых сигналов в цифровую форму.

Цифро-аналоговый преобразователь (ЦАП) — это устройство, которое принимает на вход цифровой сигнал и преобразует его в аналоговый. Оно имеет несколько цифровых входов для приёма  $n$ -битного цифрового кода (сигнала) и один аналоговый выход, где появляется преобразованный аналоговый сигнал. Преобразование происходит на основе заданного опорного напряжения ( $U_{REF}$ ), определяющего величину выходного тока ( $I_{вых}$ , иногда обозначаемого как  $I_O$ ) или напряжения ( $U_{вых}$ , возможное обозначение —  $U_O$ ), что зависит от архитектуры конкретной микросхемы ЦАП. Выходной сигнал изменяется пропорционально входному цифровому коду и опорному напряжению.

Опорное напряжение для разных типов ЦАП может быть строго фиксированным или регулируемым в широких пределах, включая изменение

его полярности. Такие ЦАПы, которые позволяют регулировать опорное напряжение, называются «умножающими», поскольку они могут масштабировать входной цифровой сигнал в зависимости от величины этого напряжения.

Для правильной работы, ЦАП требует подключения к источнику питания и земле. Цифровые входы устройства обычно совместимы со стандартными уровнями сигналов транзисторно-транзисторной логики (ТТЛ).

В случаях, когда ЦАП оснащён токовым выходом, возможно преобразование тока в напряжение при помощи внешнего операционного усилителя в связке с резистором ( $R_{oc}$ ), встроенным в ЦАП и с контактом, выводимым за пределы микросхемы.

Преобразование из цифровой формы в аналоговую в ЦАП осуществляется путём суммирования токов, соответствующих каждому биту входного цифрового кода. При этом величина каждого следующего тока в два раза больше предыдущего. Для генерации токов используются или транзисторные источники, или резисторные цепи, которые управляются переключающими транзисторами.

### **3.3 Цифровая обработка сигнала**

При записи звука во время технологической операции следует обработать сигнал по определенным правилам. Процесс резания – это совокупность звуков всех узлов станка, которое очень сложно поддается какой-либо обработке сигнала для достижения чистого звука процесса прикосновения заготовки и резца. Для таких случаев существуют определенные методы преобразования и обработки сигнала с последующим его использованием в алгоритме работы диагностики процесса резания с помощью искусственных нейронных сетей.

Достаточно большое количество операций, производимых по обработке звукового сигнала. Это могут быть изменение амплитуды сигнала, частотное

изменение волны и пр. Однако самые основные операции по ключевым изменениям сигнала строятся на основе блочных конструкций.

Полученный сигнал требует глубокой корреляции с учетом всех параметров при различных проходах инструмента. Так как процесс резания непредсказуем, и зона записи сигнала может быть затруднена. Трудность возникает в возможности налипания стружки на датчик, появление высокой зоны температуры, шумовые помехи электретного микрофона – всё это пагубно влияет на дальнейшую диагностику процесса.

Для обработки звуковых сигналов существует метод преобразование сигнала в ряд Фурье. Ряд Фурье – это разделение одного большого сигнала на синусоиды функции. Колебания, которые были записаны на микрофон имеют определенные частоты. Соответственно, у каждой частоты имеется определенная амплитуда сигнала. По получению такого ряда Фурье можно выявить различия частот, а также понять и произвести частотный анализ в программе MatLab [7].

Разложение сигнала в ряд Фурье необходимо произвести одним из способов преобразования. Единственный способ, который возможно исполнить на компьютере – это периодический дискретный сигнал.

Ряд Фурье – это спектральный анализ сигнала, записанного в ходе технологической операции. При таком анализе, можно определить пики и низы звукового сигнала, что в дальнейшем отобразится на диагностическом показателе данной работы. Необходимо произвести несколько записей на электретный микрофон для получения определенного объема данных. По мере изнашивания каждого из проходов инструмента по фаске износа, будет виден наглядное изменение звукового состава сигнала на спектре частот. При усилении трения режущий инструмент отклоняется больше, амплитуда звука растет и из-за изменения трения возрастают частоты. В дальнейшем при изменении параметров появляется возможность отследить по осям смещение пиков и низов звукового сигнала на спектральном анализе.



После разложения в ряд Фурье получаются средние значения полного сигнала. Для того, чтобы это избежать, существует быстрое преобразование Фурье. Алгоритм БПФ группирует слагаемые с одинаковыми множителями, значительно сокращая число умножений. В результате быстрое действие БПФ может в сотни раз превосходить быстрое действие стандартного алгоритма [26].

Он формирует не амплитудно-частотную характеристику, а спектрограмму. Где видна зависимость частоты, от времени, а также существует цветная диаграмма амплитуды, в результате получается спектрограмма, на которой в каждый момент времени виден срез АЧХ. Плюсом является отслеживание такой спектрограммы в динамическом формате.

После БПФ можно провести определенную фильтрацию сигнала. Каждый проход должен подвергаться определенному срезу частот, найденных при разложении на спектральный анализ. Это могут быть пики коробки скоростей, привода подачи, электродвигателя станка, шпиндельного узла. Из рабочего сигнала вырезаются частотные диапазоны, которые мешают дальнейшей обработке звука. При удалении таких диапазонов теряется незначительная часть полезного сигнала, однако на качество диагностики процесса это влияет в меньшем значении. Следует учесть момент с вылетом заготовки. При увеличении вылета, возрастает вибрация режущего инструмента, которая в дальнейшем отображается в аудиозаписи. Звук будет меняться по ходу обработки заготовки. На концах заготовки будет, соответственно, жесткая заделка, частотный состав будет возрастать. Следует также учитывать, что повышение жесткости влечет за собой повышение частот и наоборот.

После проделанных операций по обработке звукового сигнала, полученного при технологической операции, следует загрузить полученные спектрограммы в нейронную сеть, которая выдаст результат данного эксперимента.

При данном методе диагностики процесса резания следует учитывать множество параметров. Во-первых, сложность заготовок. Если речь идет о

заготовках различной сложности при выполнении работы на одном станке, то возникает проблема анализа сигнала. Так как большую роль играют физико-механические свойства заготовки, ее структура. Во-вторых, если использовать заготовки разного диаметра, длины, ширины и прочих размерных параметров, также возникает большая вероятность ошибиться при диагностике процесса. В-третьих, наладка станочного оборудования играет немало важную роль при процессе резания и при дальнейшей обработке звукового сигнала станка. В большинстве случаев разнообразные условия обработки заготовок идет на пользу диагностики процесса посредством звука, но для этого требуется соответствующее оборудование в десятки электронно-вычислительных машин для более точного результата обработки сигнала. Поэтому, следует учесть, что полные результаты данной работы можно использовать как усредненные значения заготовок, станка и режущего инструмента.

### **3.4 Способы обработки сигнала**

Широкий спектр методик, базирующихся на преобразовании Фурье, находит применение в сфере обработки и изучения сигналов. Для исследования сигналов с симметричными свойствами часто используют фурье-косинусную трансформацию, в то время как анализ антисимметричных сигналов предполагает применение фурье-синусной трансформации. Преобразование Хартли отличается особенностью работы с синусоидальными и косинусоидальными функциями, что усиливает скорость расчётов и устраняет необходимость включения комплексных чисел. В качестве альтернативы можно выделить функции Уолша, которые строятся на принципах прямоугольных волн, колеблющихся от +1 до -1. Однако наибольшее развитие в настоящее время получил вейвлет-анализ, который позволяет более детально изучать изменяющиеся во времени

характеристики сигналов, выявлять сингулярности, минимизировать шум и сжимать данные благодаря «коротким волнам», которые обладают четкой временной и частотной локализацией.

«Следует различать термины «преобразование Фурье», подразумевающее непрерывное распределение частот, и «ряд Фурье», обозначающий дискретное множество частот. Существуют четыре типа таких преобразований. Преобразование Фурье с непрерывным или с дискретным временем, а также ряд Фурье в непрерывном или дискретном времени. Для цифровой обработки данных предпочтительней использование дискретизации как в частотной, так и во временной областях, важно помнить, что это лишь приближение к непрерывному преобразованию. Непрерывное преобразование Фурье обеспечивает точное описание феноменов, в то время как ряд Фурье ограничен представлением периодических сигналов, и любой произвольный сигнал может быть охарактеризован через этот ряд лишь приблизительно, имея в виду предполагаемое повторение сигнала за его пределами» [8].

«Для анализа дискретных сигналов и систем широко используется  $z$ -преобразование, которое является обобщением дискретного преобразования Фурье. Этим преобразованием произвольной непрерывной функции  $s(t)$ , равномерно дискретизированной и отображенной отсчетами  $s_k = s(k \Delta t)$ , ставится в соответствие степенной полином по  $z$  (или степенной полином по  $z^{-1} = 1/z$ ), последовательными коэффициентами которого являются отсчеты функции». [8]

Для контроля исходного сигнала на степень периодической составляющей, следует выполнять корреляционную функцию. В дальнейшем, появляется возможность определить конкретную частоту сигнала [8]. Предположим, что микрофон записывает звук  $x[n]$ , и нам нужно выяснить интервал определенного размера  $g[n]$ . «Для поиска этого сигнала вычисляются скалярные произведения сигналов  $x[n]$  и  $g[n-k]$  для различных  $k$ . То есть мы как бы пытаемся «приложить» искомый сигнал во всех возможных положениях к

сигналу с датчика и найти их «степень похожести» (скалярное произведение) для каждого положения. Таким образом, на выходе мы получаем сигнал  $y[k]$ , показывающий, насколько сигнал с датчика  $x[n]$  в позиции  $k$  похож на искомый сигнал  $g[n]$ . Формула вычисления корреляции такова:». [26]

$$y[k] = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} g[i] \cdot x[i - k], \quad (5)$$

«Здесь суммирование можно проводить в конечных пределах, т.е. только для тех  $i$ , для которых искомый сигнал  $g[i]$  отличен от нуля. Бесконечные пределы суммирования, как и в формуле свертки, записываются для общности (чтобы можно было проводить корреляцию с сигналом любой длины). Смысл получающегося сигнала  $y[n]$  в том, что его величины для каждого  $n$  показывают, насколько входной сигнал в позиции  $n$  похож на искомый сигнал. Если во входном сигнале присутствует только шум, то и значения корреляции будут шумом небольшой амплитуды. Но как только в шуме входного сигнала появится форма, похожая на искомый сигнал, так значение корреляции в этой точке станет высоким. Перепишем формулу корреляции в общепринятом виде:». [26]

$$y[k] = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} x[n + k] \cdot g[k], \quad (6)$$

Существует еще один способ обработки сигнала – это преобразование Вигнера-Вилля. Концепция разделения сигналов по Вигнеру-Виллю, рекомендует применять подход, основанный на анализе частотно-временного спектра изучаемой волны, что способствует выявлению деталей и особенностей на временной и частотной оси с высокой степенью четкости. Однако, первоначальные разработки в области частотно-временного анализа столкнулись с определенными трудностями. В плане проблемных аспектов распределения Вигнера-Вилля стоит

отметить, что оно может вызвать интерференционные помехи, затрудняющие точное толкование аналитических результатов. Эти интерференционные эффекты создают препятствия для достоверного извлечения сведений о строении анализируемой волны, а также при отслеживании изменений её частотной сигнатуры со временем. Несмотря на это, используя особые алгоритмы сглаживания с определённым фильтром, можно в некоторой степени устранить интерференции, хотя это может привести к снижению качества частотного разрешения. По своим качествам распределение Вигнера-Вилля наиболее подходит для работы с кратковременными сигналами, хотя и здесь оно уступает методам, предложенным вейвлет-теорией.

«Вейвлет-преобразование сигналов является обобщением спектрального анализа, типичный представитель которого – классическое преобразование Фурье. Применяемые для этой цели базисы названы вейвлетами – солитон образными функциями двух аргументов – масштаба и сдвига» [14]. Сам термин «wavelet» переводится с английского как «Короткая волна». Это один из методов разложения сигнала на спектр. Короткие волны подвергаются разложению на частоты, что в дальнейшем отражается на анализе сигнала. При таком преобразовании более детально происходит обработка звукового сигнала.

### **3.5 Применение MATLAB в обработке сигнала**

Цифровое преобразование сигналов, широко известное как DSP (Digital Signal Processing), сейчас играет ключевую роль в множестве отраслей, проникающих в жизненно важные сегменты экономики, оказывающие влияние на электротехническую индустрию и сферу информационных технологий. Это касается как создания новых электронных устройств, так и разработки программного обеспечения,

интегрированного в различные системы и приложения. Специалисты, которые стремятся к научным и инновационным прорывам должны обладать глубоким пониманием тонкостей анализа сигналов. Выявление временных и частотных характеристик и их взаимодействие является неотъемлемой частью цифровой обработки сигналов, позволяя открывать новые горизонты в этой области и стимулируя создание эффективных решений в индустрии.

Современный частотно-временной анализ выходит за пределы правил, установленных классическими методами обработки сигналов, такими как трансформация Фурье, которая традиционно использовалась для разложения сигналов на составляющие частоты. Улучшенные методы анализа позволяют ученым и инженерам с точностью отслеживать, как изменяются частотные свойства сигнала во времени, что является ценным для исследования и решения задач в бытовой жизни. Например, в коммуникационных системах, где оптимизация передачи данных может значительно повысить качество и скорость соединения; в обработке аудиосигналов, включая улучшение качества звука и распознавание голоса; и в биомедицинской инженерии, где обработка сигналов может помочь в разработке медицинского оборудования и анализе медицинских данных.

Расширенное понимание сложной природы сигналов становится возможным благодаря применению передовых технологий и методик, включая, но не ограничиваясь, кратковременным Фурье-преобразованием, непрерывным вейвлет-преобразованием и функцией распределения Вигнера-Вилля, все из которых хорошо интегрированы в среду MATLAB. Эти инструменты обеспечивают детальный и глубокий анализ сигналов, открывая новые возможности для их модификации и интерпретации. Это помогает в значительной степени улучшить результаты в цифровой обработке сигналов, способствуя созданию более надежных и точных систем.

## Выводы по третьей главе

Данная глава включает в себя информацию про цифровую обработку сигналов. По виду математической модели в основном сигналы подразделяются на стохастические (случайные) и детерминированные (определенные). В свою очередь существует еще сигналы по непрерывности – дискретный, аналоговый, цифровой, квантовый. Все эти сигналы можно преобразовывать при помощи АЦП.

В главе рассмотрены методы обработки сигнала. Существует метод преобразования сигнала в ряд Фурье. Таким образом сигнал разделяется на синусоиды функции. С помощью такого метода появляется возможность провести частотный анализ, например в программе MATLAB. После разложения, сигнал имеет только средние значения. Существует метод БПФ, он значительно превосходит по быстродействию алгоритм ряда Фурье. Также существует метод Вигнера-Вилля, который основан на анализе частотно-временного спектра. Для контроля исходного сигнала на степень периодической составляющей, следует выполнять корреляционную функцию. Вейвлет преобразование же является обобщением спектрального анализа.

## **Глава 4 Экспериментальные исследования износа резца**

### **4.1 Проведение эксперимента и анализ звуковых сигналов по проходам**

Звук является результатом взаимодействия элементов технологических подсистем заготовки и инструмента. На его характер и уровень влияет способ установки заготовки и инструмента, их конструктивные параметры. Технологические режимы через силу резания и сопутствующую процессу резания вибрацию влияют на характерные особенности звукового сигнала. Причем уровень и тональность звука зависят от износа режущей части инструмента.

На станке 1К62 заготовка консольно закрепляется в патроне с вылетом 250 мм. Диаметр вала 50 мм. Для обработки выбраны обороты постоянные 1000 об/мин и подача 0,084 мм/об. Глубина резания равна 0,5 мм. На рисунке 5 приведена схема обработки и расположение микрофона при проведении эксперимента.

Процесс резания проходил в несколько проходов. Каждый проход делится на этапы. Первый этап – это холостой ход, где аудиосигнал исходит только от узлов станка и самого оборудования. Второй этап – это подведение режущего инструмента к заготовке. Третий этап – это основной момент прикосновения резца и заготовки, непосредственно сам процесс резания.





Рисунок 5 – Схема обработки

Звук регистрировался микрофоном смартфона. Запись двух канальная (стерео). После каждого прохода фотографировался резец со стороны режущей части (Рисунок 6).

Каждый проход регистрировалось изображение обработанной поверхности (Рисунок 7).

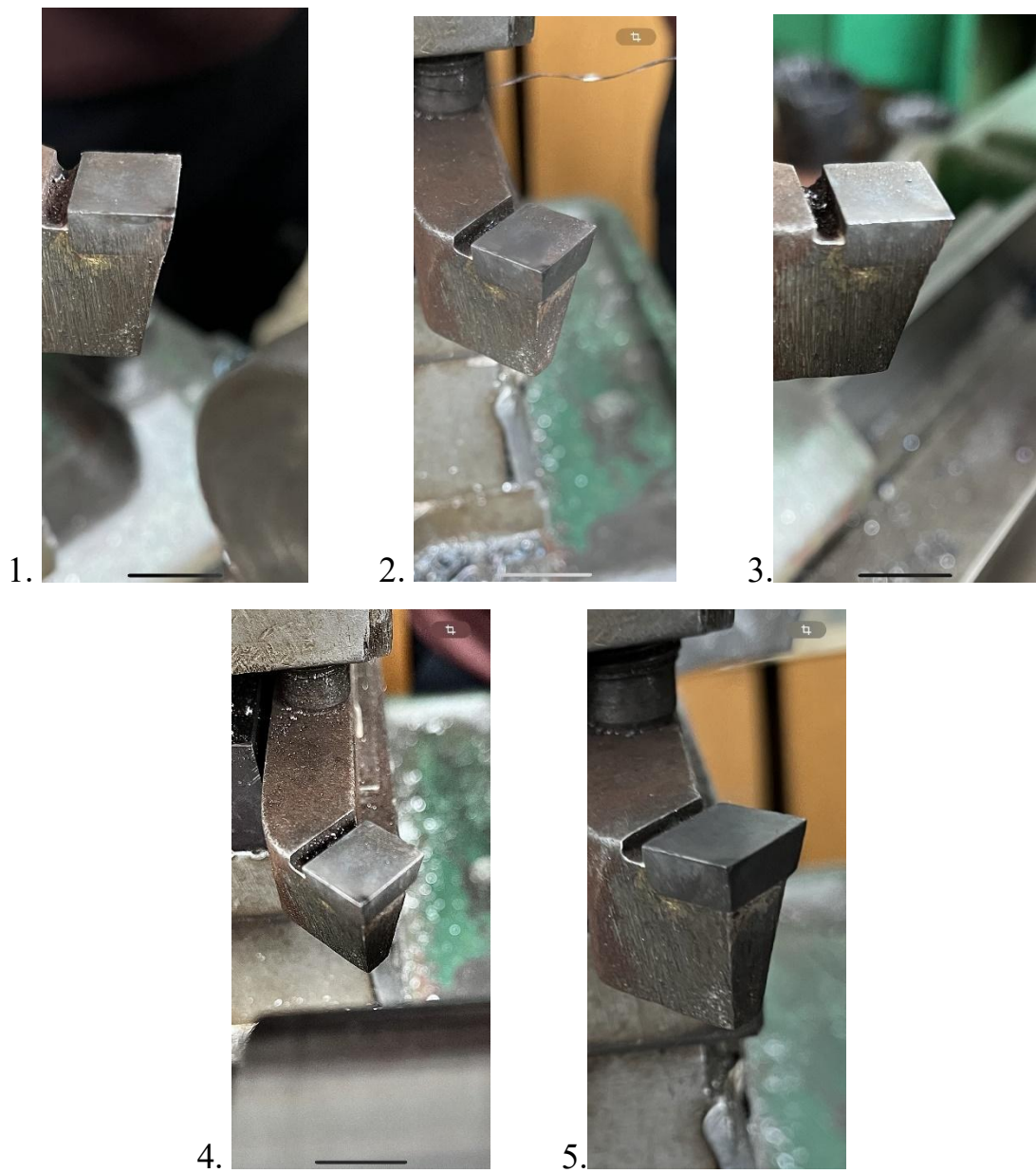


Рисунок 6 – Резец последовательно на каждом проходе

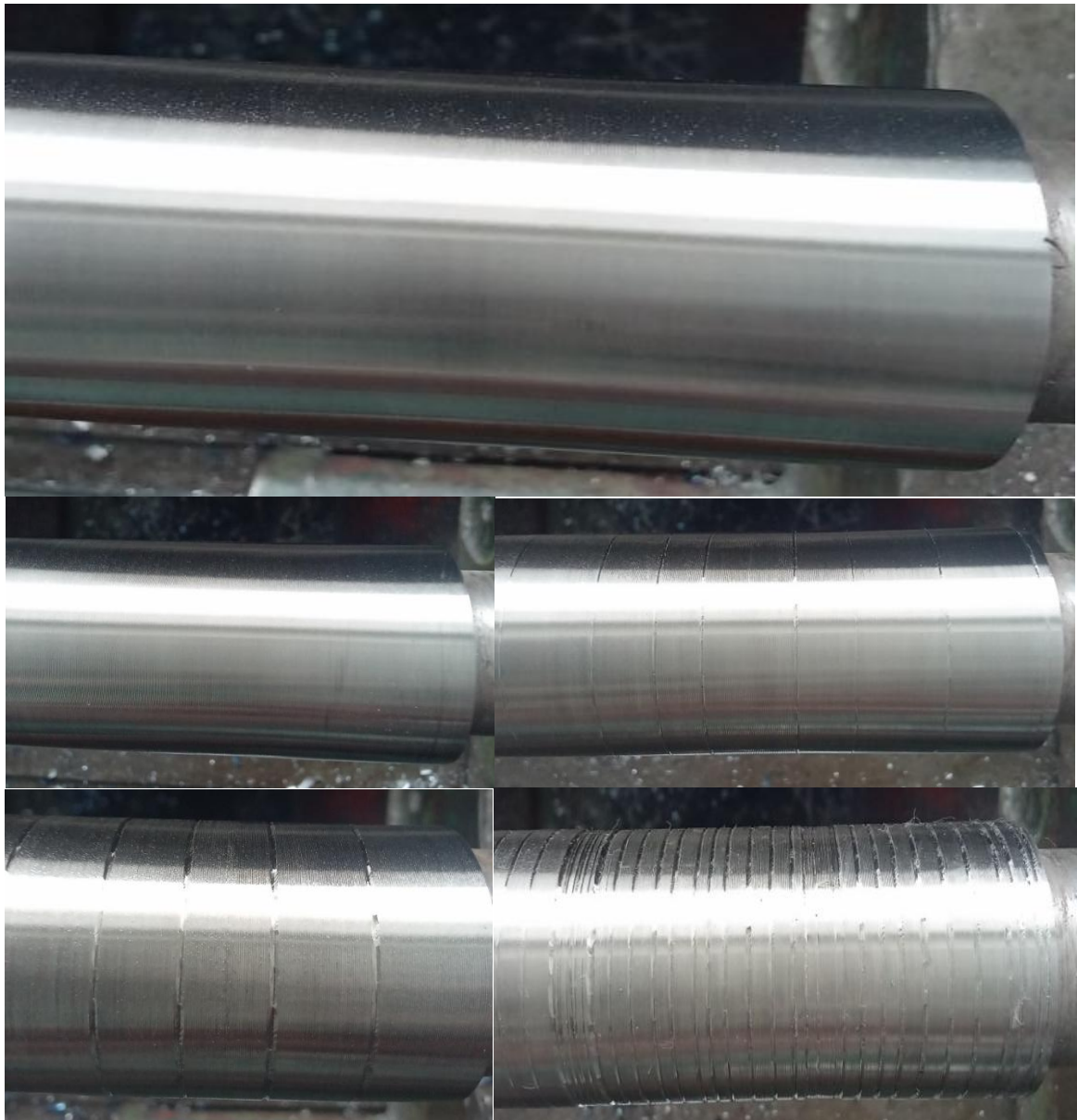


Рисунок 7 – Состояние поверхности после проходов

Использовался микрофон, встроенный в смартфон с двухканальным сигналом (стерео).

После полученных аудиофайлов, следует обработка сигнала, а именно подгон по аудиодорожкам и по срезу частотных фильтров в программе FL Studio [24]. Сама программа является профессиональным секвенсором для написания музыки и прочих звуковых материалов для продюсеров. Однако,

она проста в использовании для таких простых операций как эквалазация, фильтрация, подгон сигнала.

Для начала в программу следует загрузить 2 аудиофайла с двух проходов. На каждом проходе резец равномерно с определенной скоростью обрабатывал поверхность (Рисунок 8).

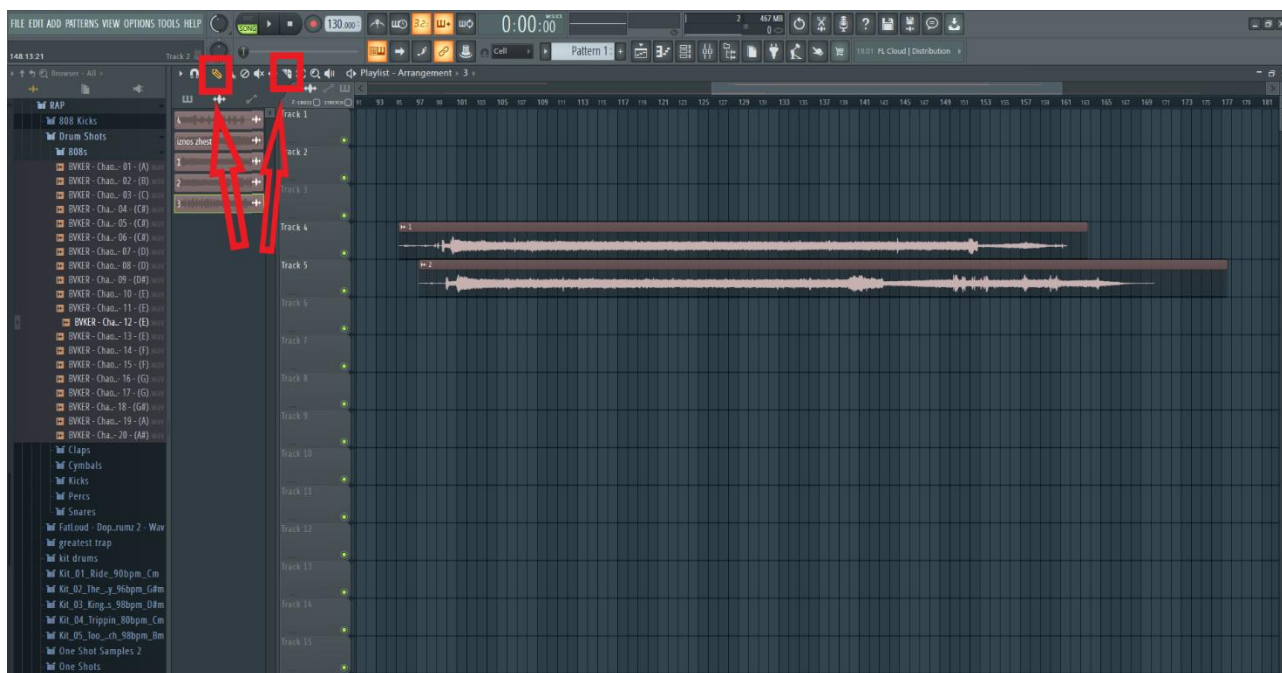


Рисунок 8 – Интерфейс программы FL Studio

Загрузив оба файла в программу, необходимо подвести их по времени проведения эксперимента, а именно подвести по времени проведения прохода. Достаточно использовать несколько функций, такие как «Обрезка» и «Карандаш», они указаны на рисунке 8.

После проделанных операций, по обрезке и подводу по временному ходу, аудиофайлы готовы к следующему этапу обработки.

Производим экспорт сигнала при помощи вкладки «FILE», выбираем «EXPORT» в «WAV FILE». Производить экспорт необходимо в определенном порядке. На каждой дорожке имеется зеленый индикатор. Он определяет



включение дорожки. Для начала необходимо выключить его (Рисунок 9), и экспортировать верхний файл, затем второй.

Такую же процедуру проводим для трех последующих проходов резца, где происходит намеренный износ инструмента. Здесь 13 раз происходило биение резца о заготовку. Таким методом определяются характеристики сигнала при неправильной обработке (Рисунок 9).



Рисунок 9 – Аудиофайлы экспорта и периодического врезания инструмента в заготовку

Получив два схожих по визуальным параметрам сигналы (Рисунок 10), необходимо провести очистку после шумов узлов станка.

Для этого в программе FL STUDIO необходимо применить фильтрацию от частот узлов станка в плагине EDISON. Данный плагин предназначен от отделения нежелательных частот для того или иного аудиофайла. Для начала следует выбрать определенный файл, в данном случае первый проход резца, затем щелкнуть на него два раза и выбрать вкладку SAMPLE, где находится строчка «edit in audio editor», показано на рисунке 10.

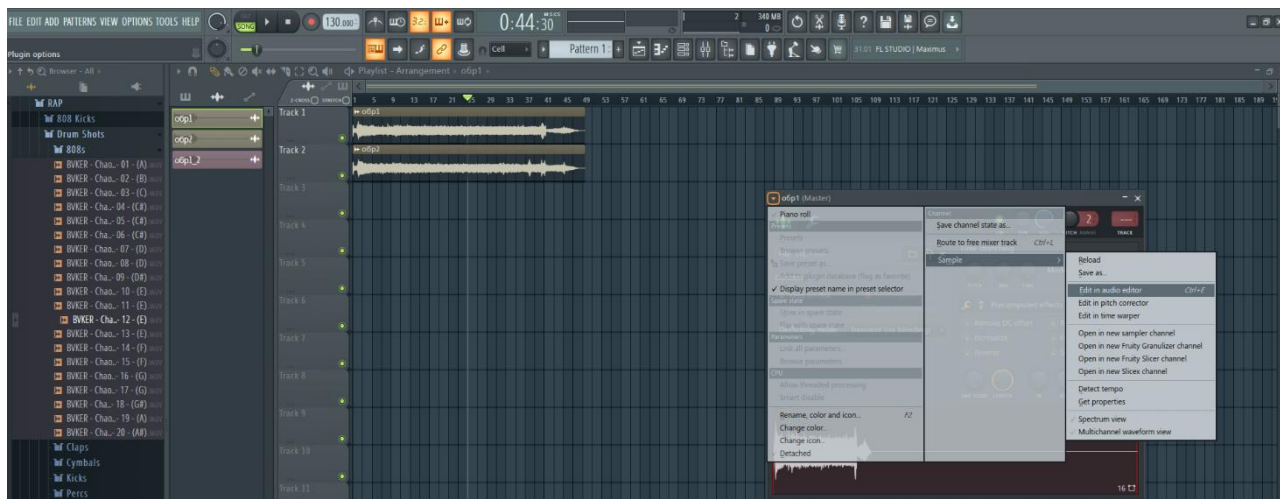


Рисунок 10 – Фильтрация сигнала от посторонних шумов

После проделанного действия открывается окно плагина EDISON. Здесь доступна фильтрация сигнала по определенному набору частот, которые не должны участвовать в дальнейшей обработке сигнала (Рисунок 11)



Рисунок 11 – Плагин EDISON

При фильтрации сигнала, нужно учитывать, что выбранные частоты, удалятся с данного сигнала, поэтому необходимо выбирать частоты таким образом, чтобы при фильтрации не пострадал основной процесс резания. В первом проходе резца процесс резания начинается на 14-15 секундах. В таком случае следует выбрать как основной шум сигнал находящийся с 1-14 секунду. В данном случае возьмем среднее значение это от 3,5 сек до 5,1 сек. В этом диапазоне максимально слышны шумы узлов станка и электродвигателя. При выбранном диапазоне необходимо нажать ПКМ на значок «Щетки». После чего, выделить полный объем аудиофайла. В открывшемся окне будут два параметра, от которых будет зависеть, насколько сильно будут убраны выбранные частоты при чистке аудиофайла. Для данной работы было принято решение выбрать усредненные значения ползунков «Amount» и «Threshold» (Рисунок 12). Частота дискретизации данной обработки является 44100 Гц. Полученный сигнал визуально имеет различия от первоначального примера.

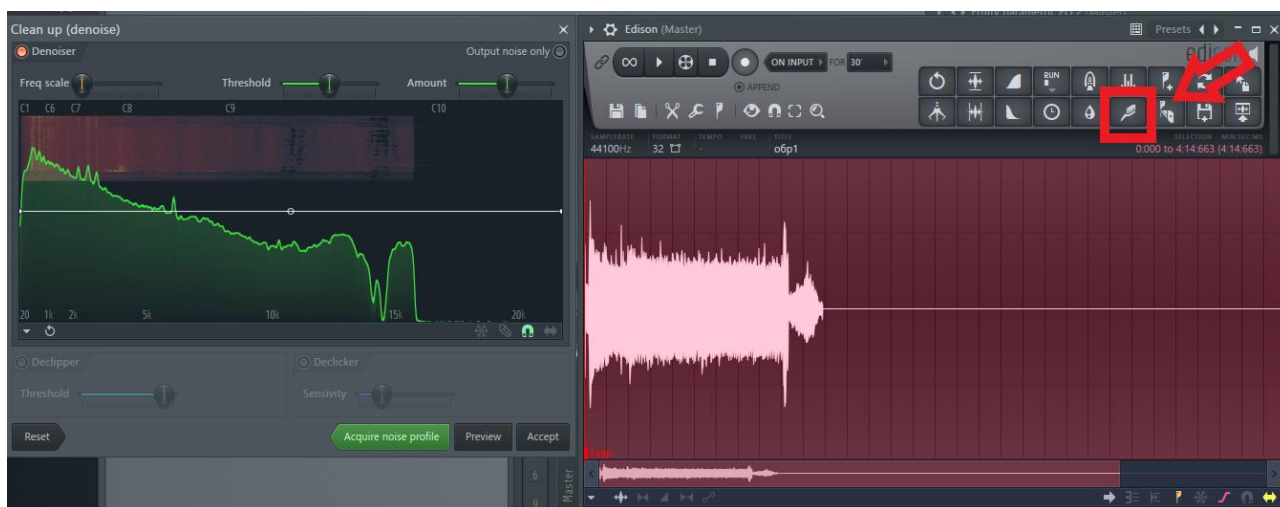


Рисунок 12 – Выбор диапазона частот для фильтрации сигнала

Последующие операции мы выполняем со всеми другими аудиофайлами (Рисунок 13). По алгоритму сохраняем звуковые сигналы в расширении WAV.



Рисунок 13 – Звуковые сигналы после фильтрации от шумов узлов станка

Полученные сигналы подлежат обработке в программе MATLAB. Здесь более подробно и точно проходят обработку сигнала файлы, полученные при фильтрации.

При запуске программы MATLAB появляется диалоговое окно, в котором для загрузки файла необходимо нажать на кнопку «Import Data» на главном экране программы (Рисунок 14).

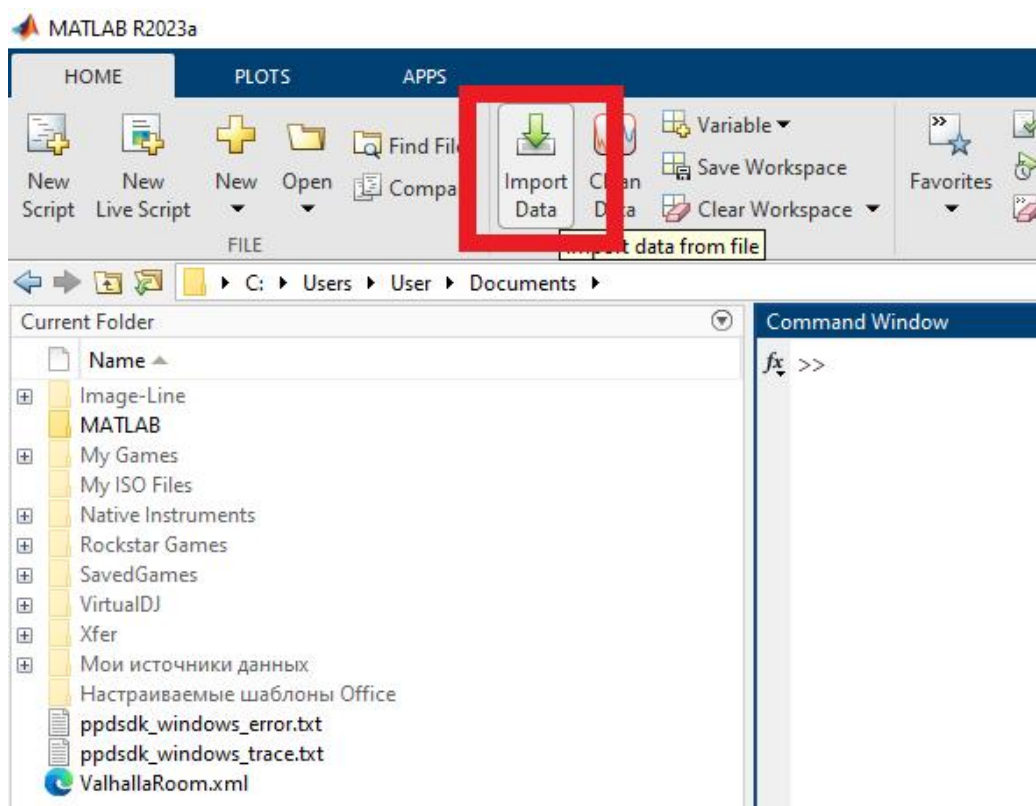


Рисунок 14 – Загрузка звуковых файлов в программу MATLAB



После открывшегося окошка выбираются файлы, которые необходимо обработать в данной программе. А именно 5 проходов резца, записанные на микрофон и обработанные в программе FL STUDIO.

При загрузке 5 проходов-аудиофайлов, справа в главном окне программы (Рисунок 15), появляются эти файлы для их дальнейшего использования.

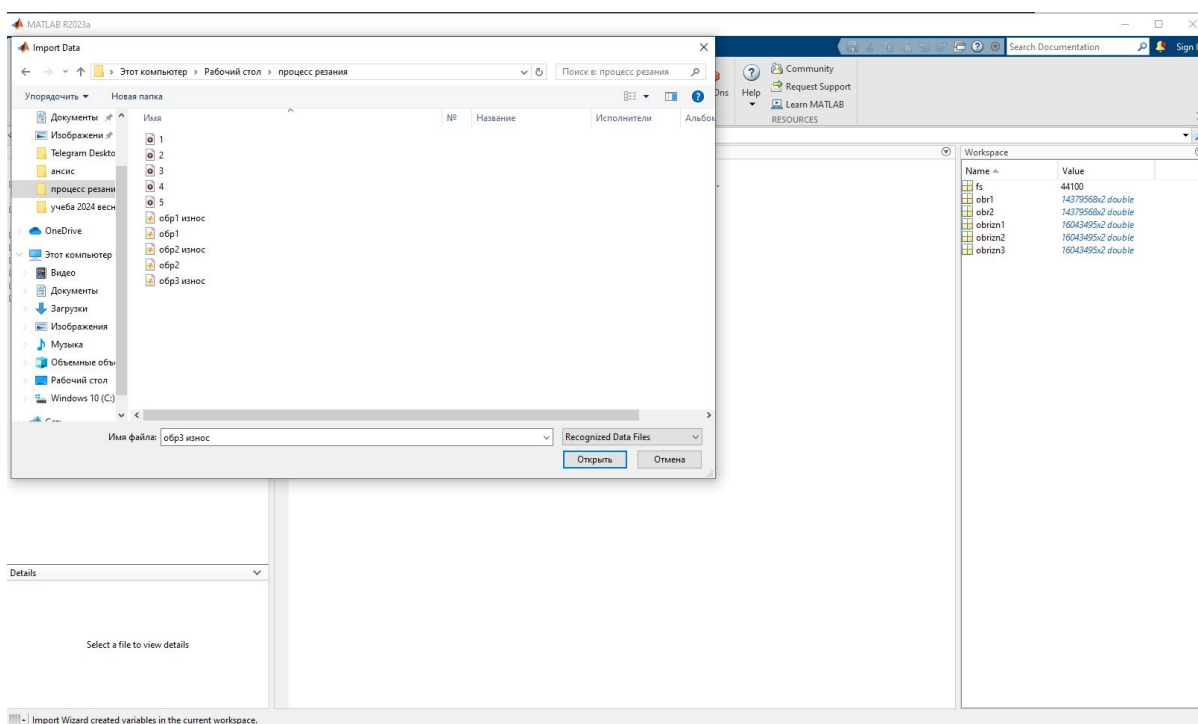


Рисунок 15 – Загрузка звуковых сигналов по проходам в MATLAB

После следует выбрать вкладку «APPS», где содержится плагин «Signal Analyzer» (Рисунок 16). Он представляет собой эффективное графическое средство, разработанное с целью исследования и наглядного представления сигналов, охватывающее как временные, так и частотные спектры.

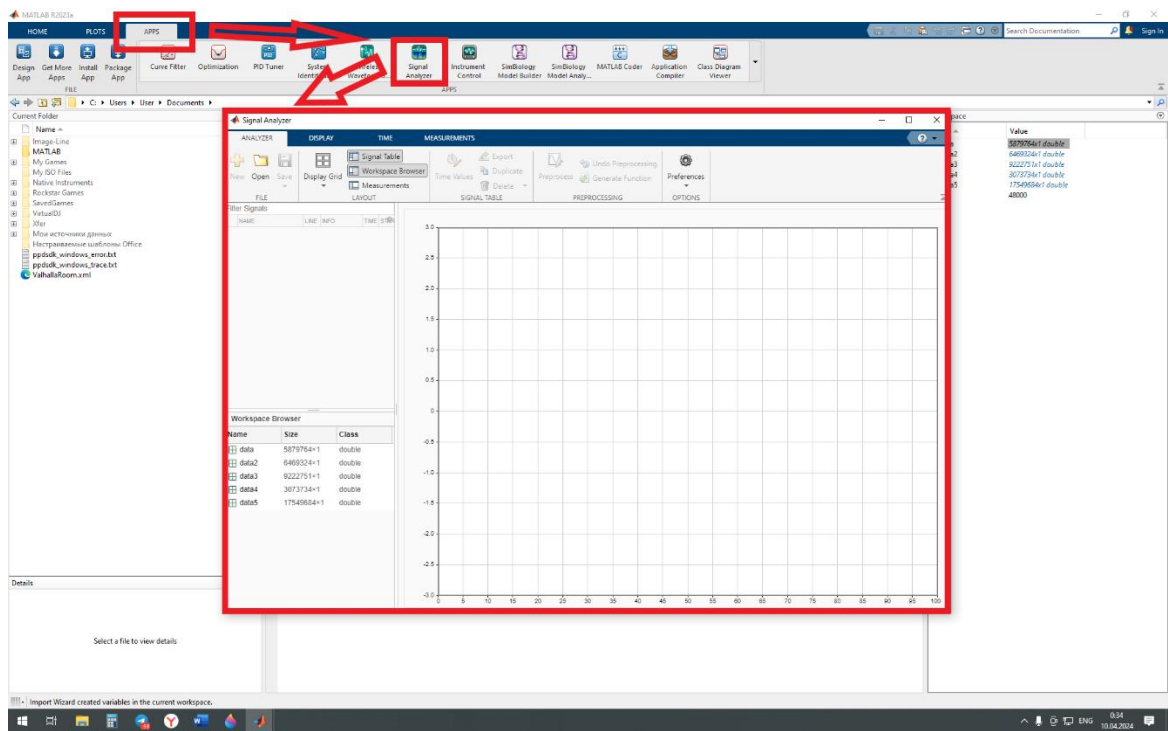


Рисунок 16 – Интерфейс плагина «Signal Analyzer»

После открывшегося окна, необходимо выбрать интересующие аудиофайлы, находящиеся в левой нижней углу, записанные в столбец, для дальнейшего их анализа. ПКМ перемещаем их в основную часть диалогового окна, где происходит анализ сигнала. Для начала было выбрано два прохода резца при нормальной обработке до фильтрации.

Для сравнения двух сигналов при нормальной обработке резцом было загружено два аудиосигнала.

Для наглядного примера изменения амплитуды сигнала и чувствительности были взяты два сигнала до обработки от шумовых помех (Рисунок 17).

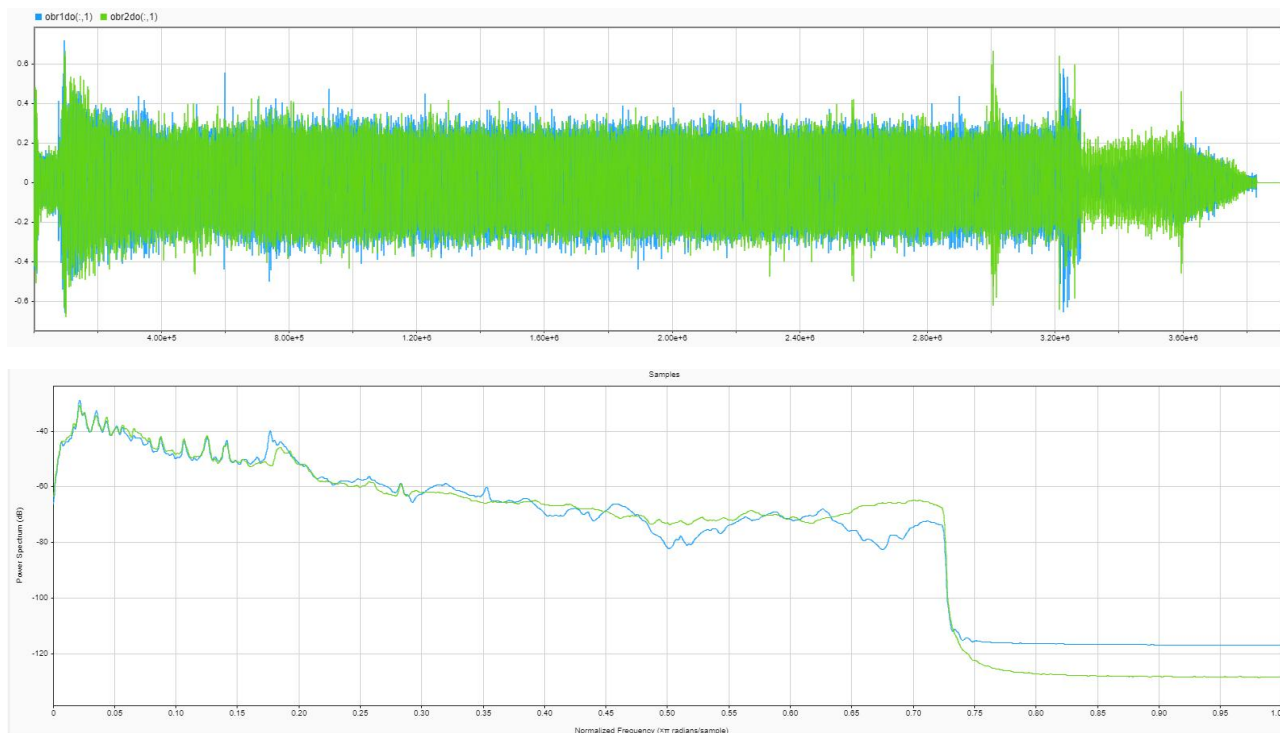


Рисунок 17 – Два аудиосигнала проходов до фильтрации при нормальной обработке

По спектрограмме чувствительности сигнала, видно, что значение превышает 28dB, что значительно искажает аудиофайл. Это отразится на дальнейшей обработке сигнала и увеличит погрешность анализа. Также стоит заметить, волны в области начала процесса резания, которые варьируются от 50dB до 30dB.

Рисунок 18, представляет нам сигнал после шумовой обработки.

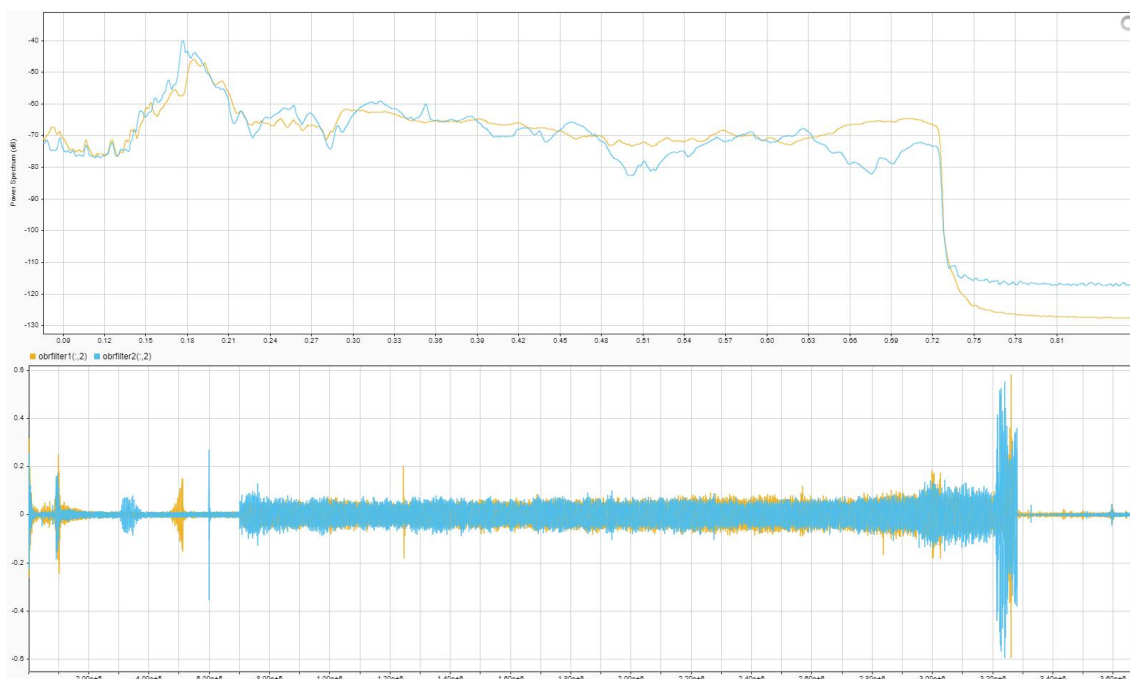


Рисунок 18 – Два аудиосигнала после фильтрации и их спектральный анализ

На рисунке 18 видно, что при схожих параметрах обработки, сигналы различаются. Виден первый участок – это холостой ход, далее происходит процесс резания, а также третий участок – это остановка оборудования и прекращение резания. Также присутствует спектрограмма обработанного сигнал (Рисунок 19)

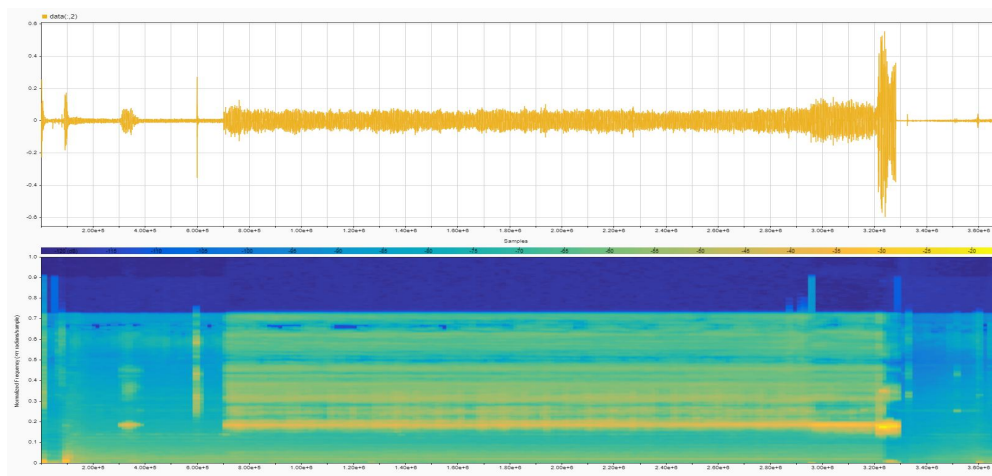


Рисунок 19 – Спектрограмма обработанного сигнала

В сравнении 2 проходов инструмента до и после обработки можно увидеть на рисунке 20. Здесь явно выделяется разница по чувствительности сигнала.

Таким же образом можно сравнить 3 участка с намеренным износом резца, где происходило около 13 врезаний инструмента в заготовку. На рисунке можно также увидеть различия резца на каждом проходе. Это обусловлено тем, что с каждым проходом резец изнашивается на определенную величину фаски износа с тыльной стороны резца.



Рисунок 20 – Сравнение двух проходов до и после фильтрации

На рисунках 21, 22 и 23 показаны звук на холостом ходу, его спектр и спектрограмма.

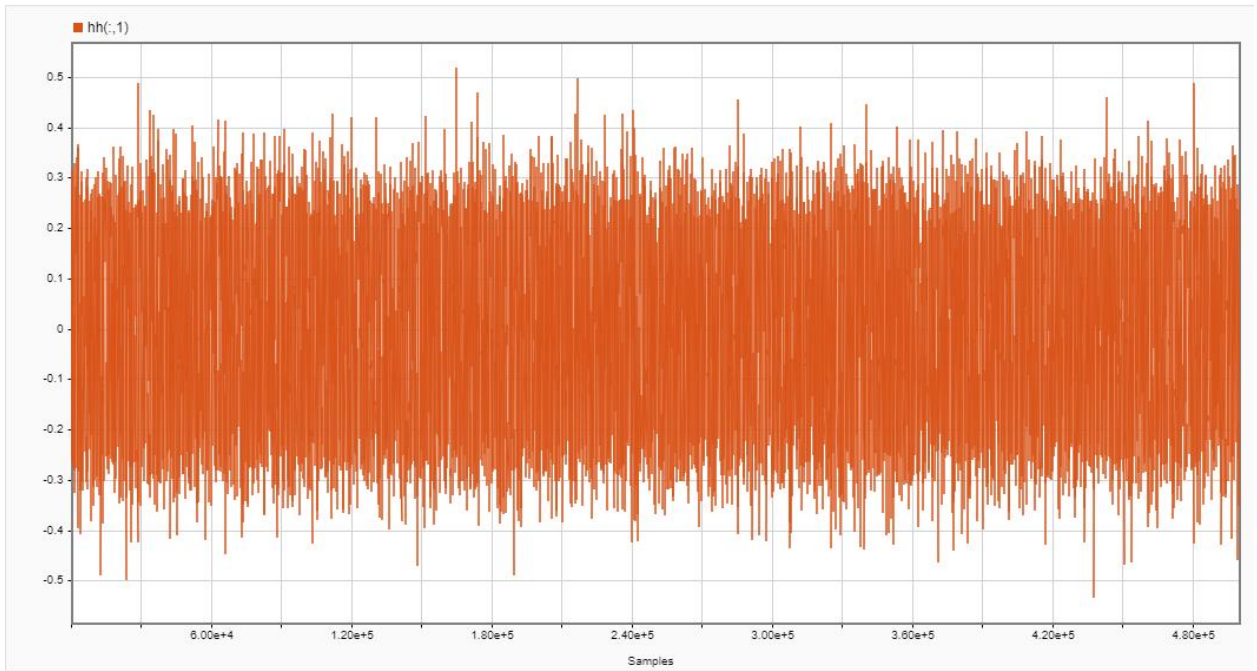


Рисунок 21 – Сигнал на холостом ходу

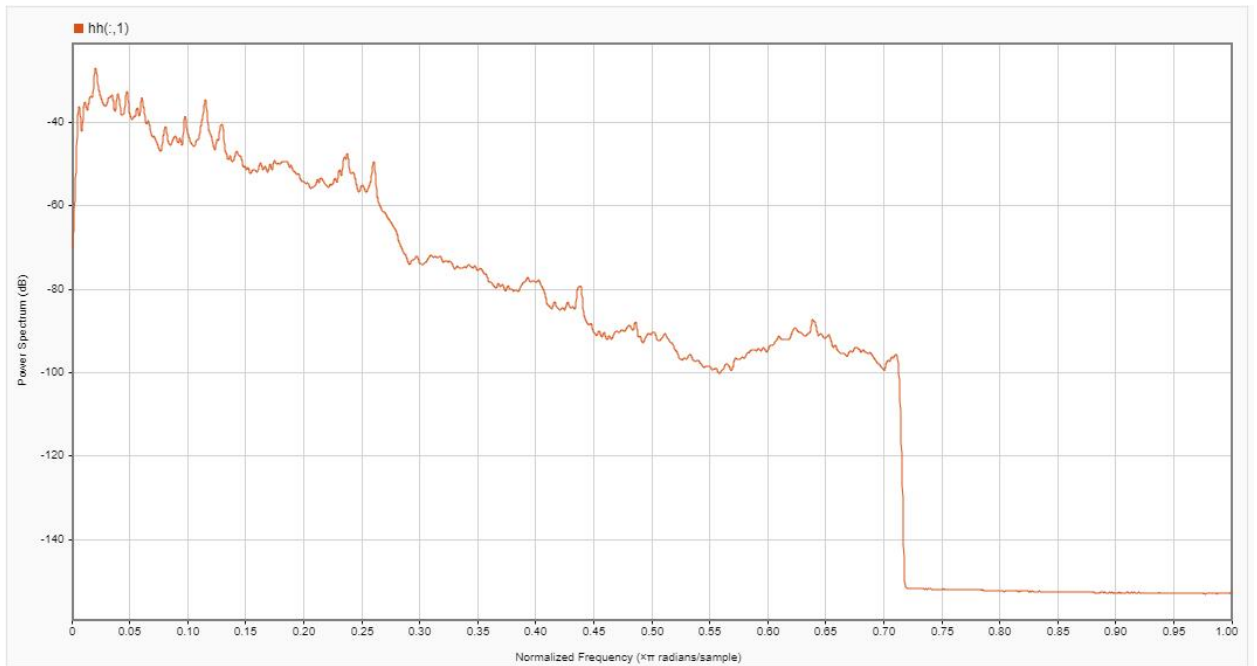


Рисунок 22 – Спектр сигнала на холостом ходу

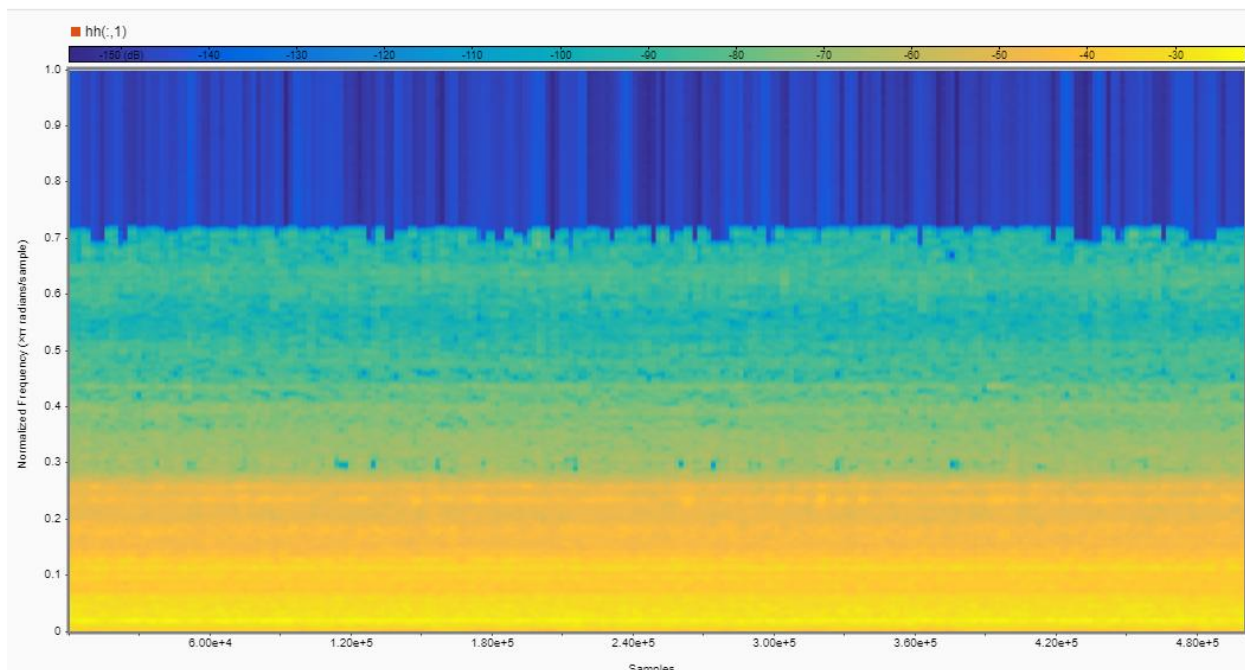


Рисунок 23 – Спектрограмма сигнала на холостом ходу

Существуют различные методы частотного и частотно-временного анализа для извлечения диагностических признаков. Полученные с использованием различных математических методов параметры использует для вывода полезного решения. Это могут быть искусственные нейронные сети, методы нечеткого моделирования, комбинированные нейро-нечеткие модели, регрессионные модели, скрытые марковские цепи, метод опорных векторов.



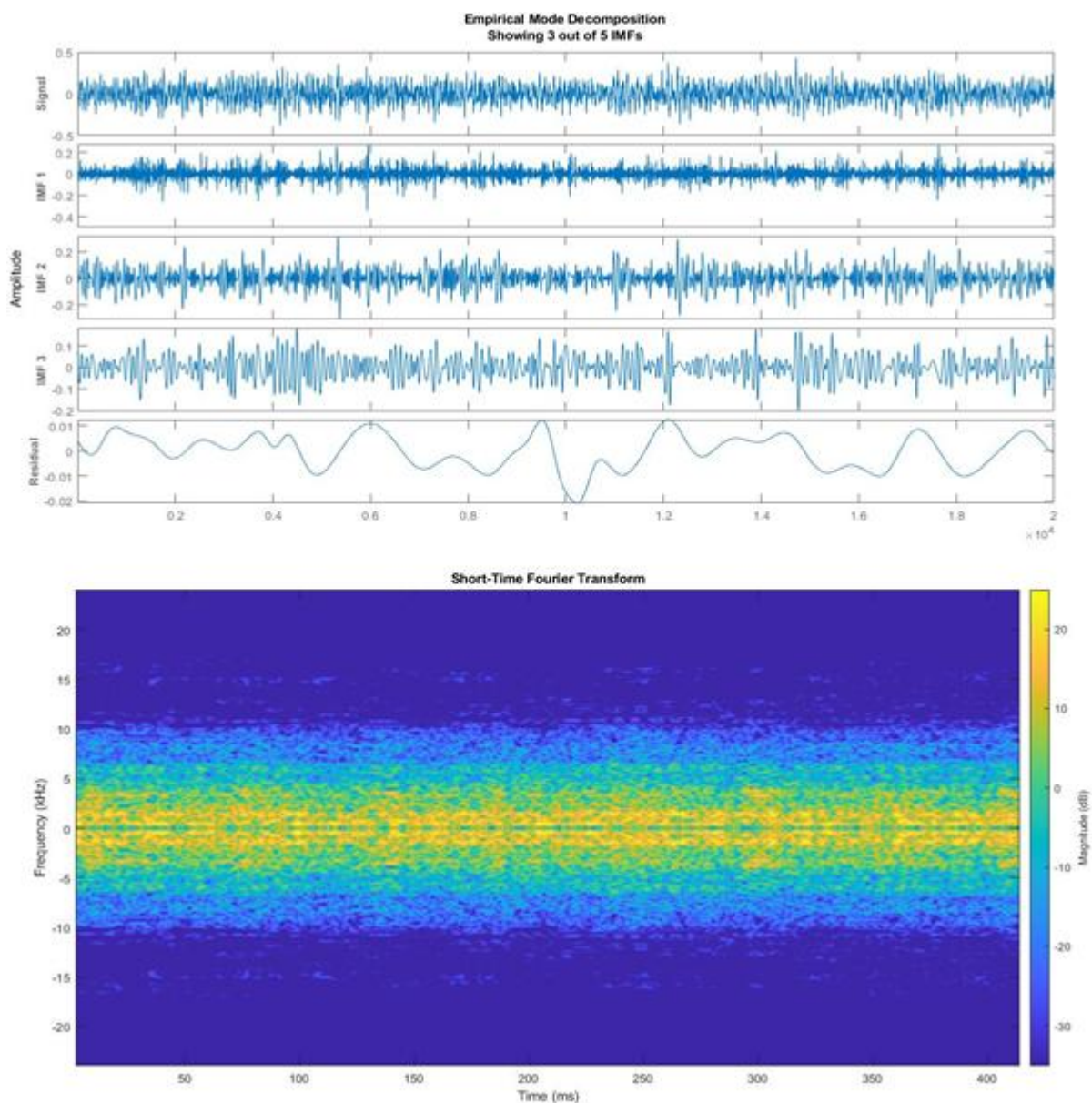


Рисунок 24 – Результат эмпирической модовой декомпозиции звукового сигнала для острого инструмента и его спектрограмма

Использование метода эмпирической модовой декомпозиции позволяет разделить сигнал на моды (Рисунок 24), каждая из которых содержит свой диапазон частот сигнала.



## 4.2 Математическая модель ANFIS на обработанных сигналах

Для создания математической модели нейро-нечеткой сети ANFIS следует подготовить сигналы для последующей их загрузки в сеть.

Для более четких результатов следует разделить сигналы на составляющие. А именно процесс резания в 5-ти сигналах разделить на меньшие сигналы. Всё это можно сделать в программе FL Studio. Загрузив сигналы и воспользовавшись функцией «Ножницы», мы получаем 23 сигнала, 8 из которых относятся к нормальной обработке, остальные 15 — это врезание резца (Рисунок 25).

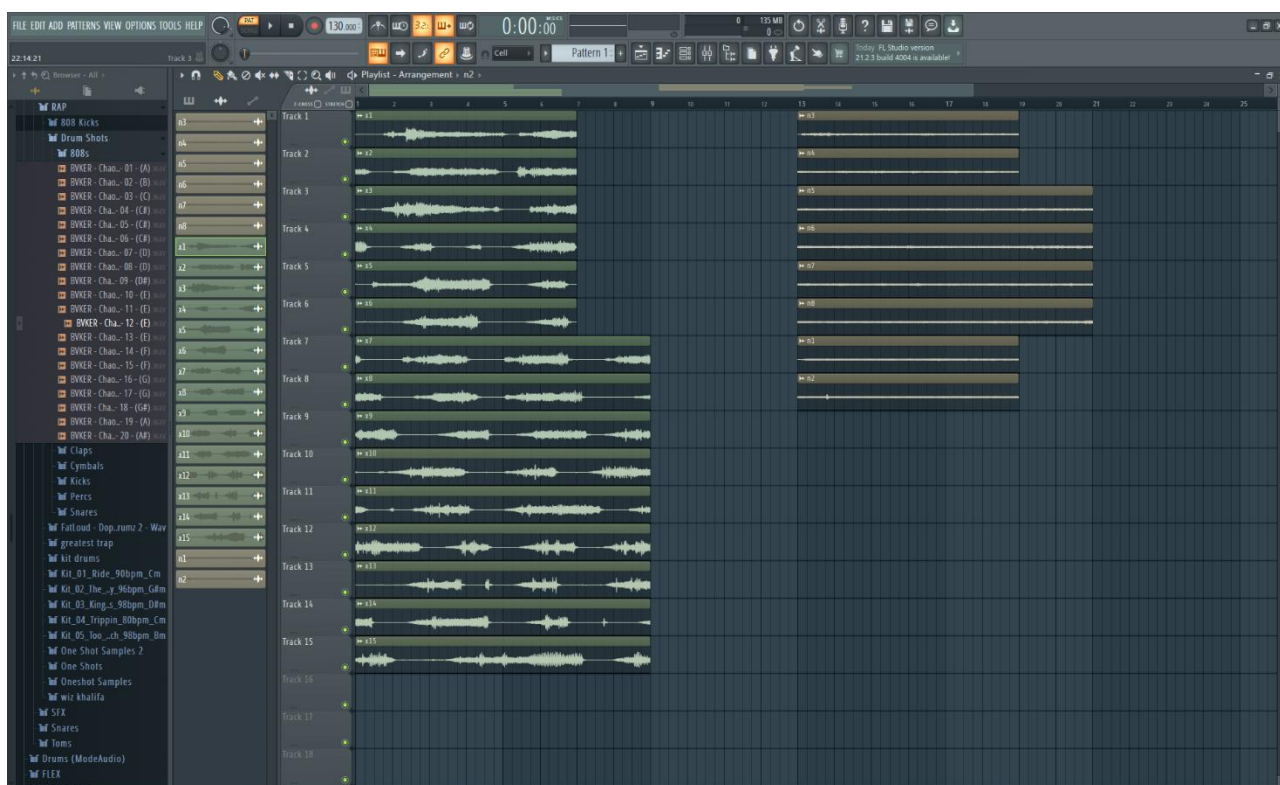


Рисунок 25 – Разделение сигналов на меньшие составляющие

Далее в программе MATLAB мы загружаем каждый сигнал в рабочее место (Workspace), путем перемещения файлов курсором мыши из заданной папки в рабочее место (Рисунок 26).

Каждый сигнал необходимо проанализировать на наличие статистических характеристик. После этой процедуры необходимо каждую характеристику из данных сигналов перенести в таблицу Excel, для последующей работы с этими данными.

Для начала следует нажать на сигнал из рабочего места и перейти во вкладку «Plots», здесь необходимо выбрать самую первую шкалу под названием «Plot». После проделанных действий открывается визуализация звукового сигнала (Рисунок 27).

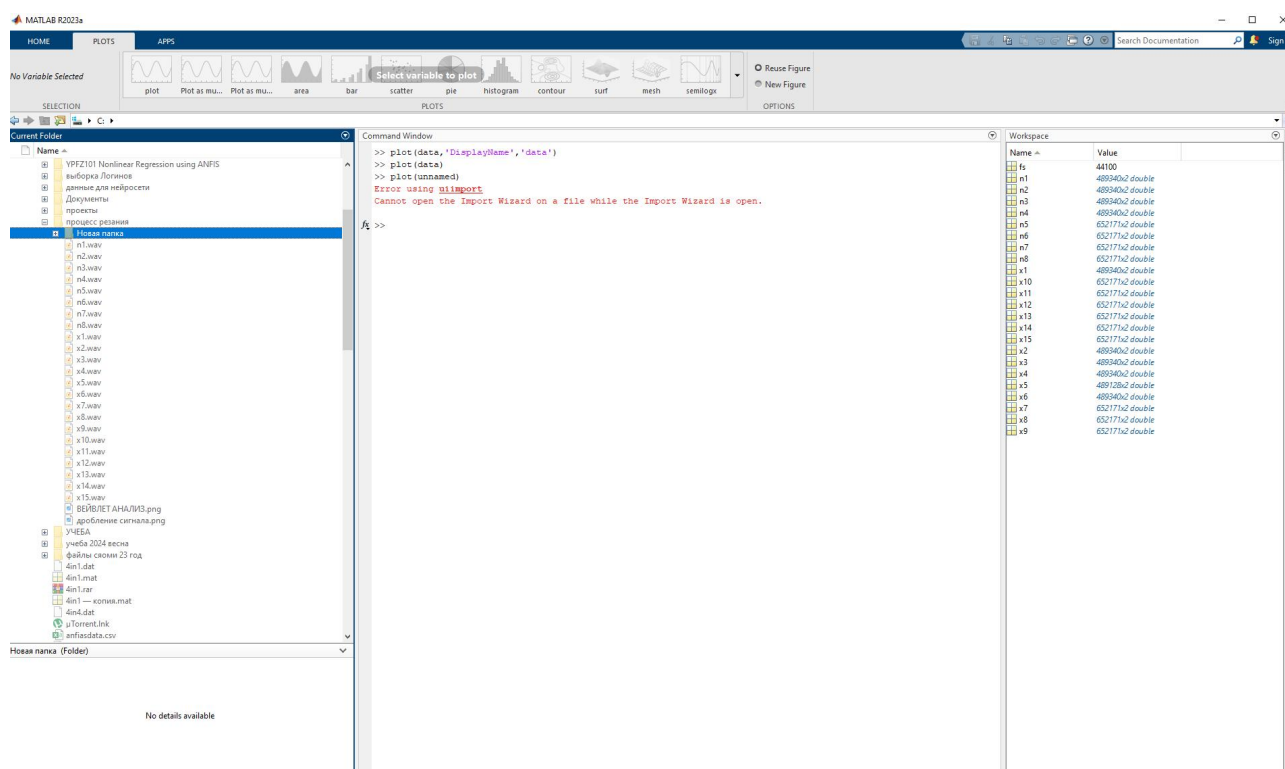


Рисунок 26 – Сигналы в рабочем месте

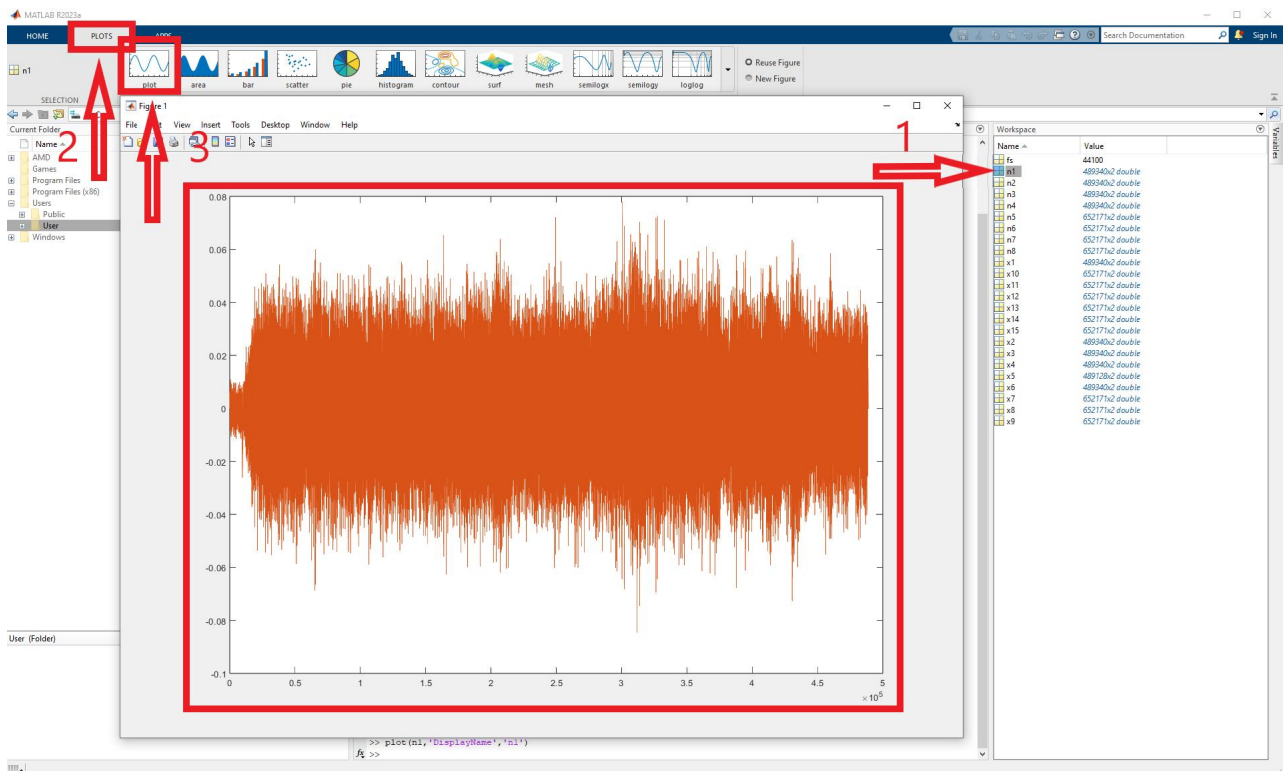


Рисунок 27 – Визуализация сигнала

После того, как нам виден сигнал, необходимо перейти в открывшемся окне во вкладку «Tools», и выбрать «Data Statistics». Эта опция вычисляет статистические характеристики сигнала, которые отображены на рисунке 28. Они являются основной частью в создании данных для нейронной сети.

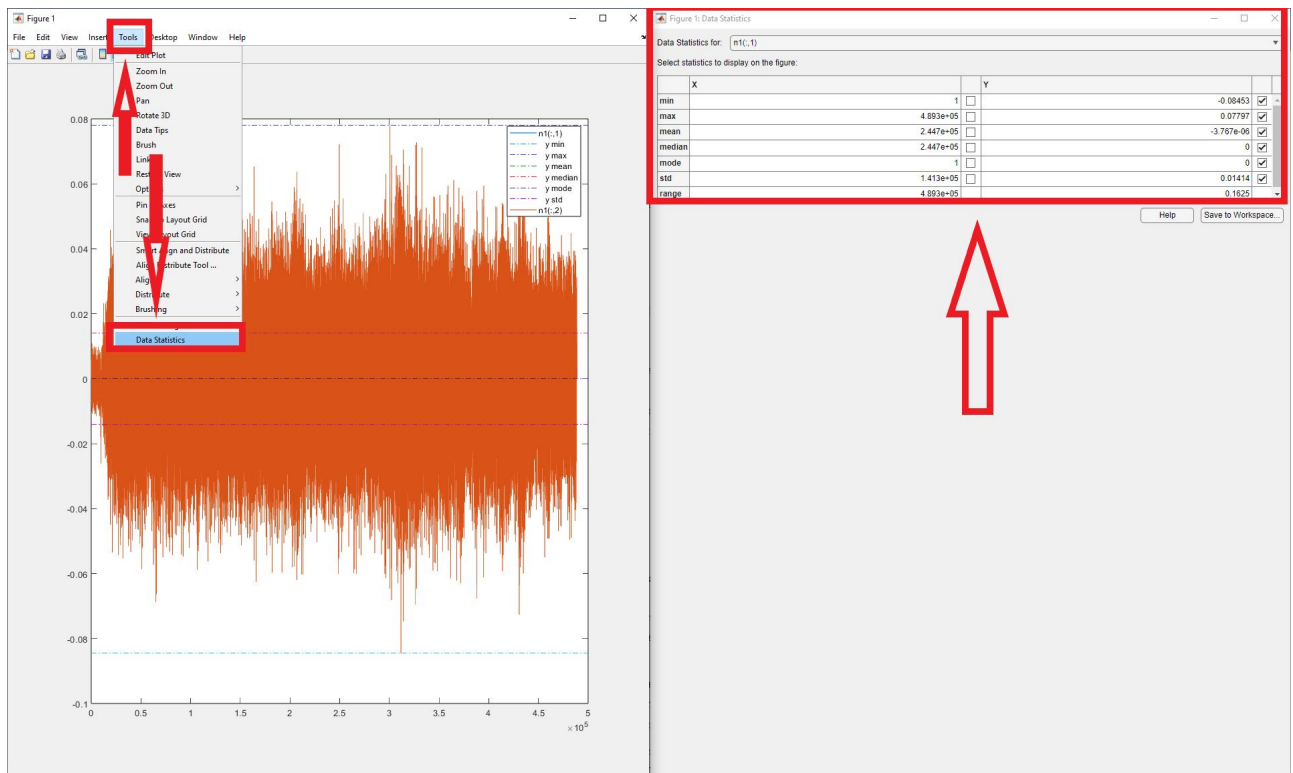


Рисунок 28 – Статистические характеристики

Данные по оси X можно пренебречь и использовать только данные по оси Y. Так как ось X содержит только временные характеристики сигнала. Прodelывая данную операцию с каждым из 23 сигналов, составляется таблица из всех характеристик. Данные в таблице Excel можно увидеть на рисунке 29. Здесь содержится вся информация о 23 сигналах, а также информация по износу режущего инструмента в мм. Следует отметить, что 5 столбец под названием Mode имеет значение 0 во всех строчках. Этим столбцом можно пренебречь.

Данные будут загружаться в нейро-нечеткую математическую модель нейронной сети ANFIS. Все шесть столбцов данных, исключая пятый, будут загружены как входы, а последний седьмой под названием «wear», будет обозначаться как выходной параметр в системе ANFIS.

0.07797	-0.08453	-3.767E-6	0.0	0.0	0.01414	0.1625	0.1
0.201	-0.1813	-4.986E-6	0.0	0.0	0.01525	0.3822	0.1
0.1298	-0.127	-1.244E-5	0.0	0.0	0.01646	0.2568	0.1
0.08078	-0.08795	1.296E-5	0.0	0.0	0.01549	0.1687	0.2
0.09143	-0.08447	-2.111E-6	0.0	0.0	0.01738	0.1759	0.2
0.1184	-0.1679	-3.406E-5	0.0	0.0	0.01976	0.2863	0.2
0.1026	-0.1042	7.256E-6	3.052E-5	0.0	0.01661	0.2069	0.25
0.1054	-0.1358	-6.479E-6	0.0	0.0	0.01749	0.2412	0.25
0.5472	-0.5912	2.409E-5	0.0	0.0	0.05223	1.138	0.25
0.4289	-0.4289	-8.396E-6	-3.052E-5	0.0	0.04432	0.8578	0.3
0.5872	-0.6401	4.77E-6	0.0	0.0	0.05418	1.227	0.3
0.5118	-0.5311	-6.88E-5	0.0	0.0	0.04155	1.043	0.3
0.6292	-0.6216	2.47E-5	1.526E-4	0.0	0.05691	1.251	0.3
0.6386	-0.5955	1.994E-5	1.221E-4	0.0	0.04654	1.234	0.4
0.6021	-0.4811	1.238E-7	-3.052E-5	0.0	0.04378	1.083	0.4
0.5389	-0.4817	-1.337E-5	-3.052E-5	0.0	0.04254	1.021	0.4
0.4822	-0.529	3.107E-6	0.0	0.0	0.04699	1.011	0.5
0.5986	-0.586	2.281E-7	3.052E-5	0.0	0.04412	1.185	0.5
0.5325	-0.6197	-3.369E-5	3.052E-5	0.0	0.04351	1.152	0.5
0.6012	-0.6837	1.47E-6	9.155E-5	0.0	0.05464	1.285	0.55
0.5936	-0.657	3.588E-5	1.526E-4	0.0	0.04182	1.251	0.55
0.6372	-0.6426	1.288E-5	1.526E-4	0.0	0.04453	1.281	0.55
0.6479	-0.587	1.743E-5	3.357E-4	0.0	0.05612	1.235	0.55
max	min	mean	median	mode	std	range	wear

Рисунок 29 – Статистические характеристики

В командной строке (Command Window) системы MATLAB прописываем «anfisedit», открывается окно нейронной сети (Рисунок 30).

В нее необходимо загрузить данные из таблицы Excel. Однако, невозможно их загрузить из-за разности расширений файла. Следует сначала сохранить Excel файл, как CSV(Macintosh), затем сохраненный файл открыть



через блокнот и сохранить в формате .dat. После этих действий загружаем данные в систему ANFIS.

Для загрузки необходимо выбрать тип данных, для начала следует выбрать «Training», что означает данные обучения, так как нейронная сеть должна обучиться. Нажимаем на «Load data» и в появившемся окне следует выбрать файл, который был сохранен в формате .dat, затем данные появятся на графике (Рисунок 31).

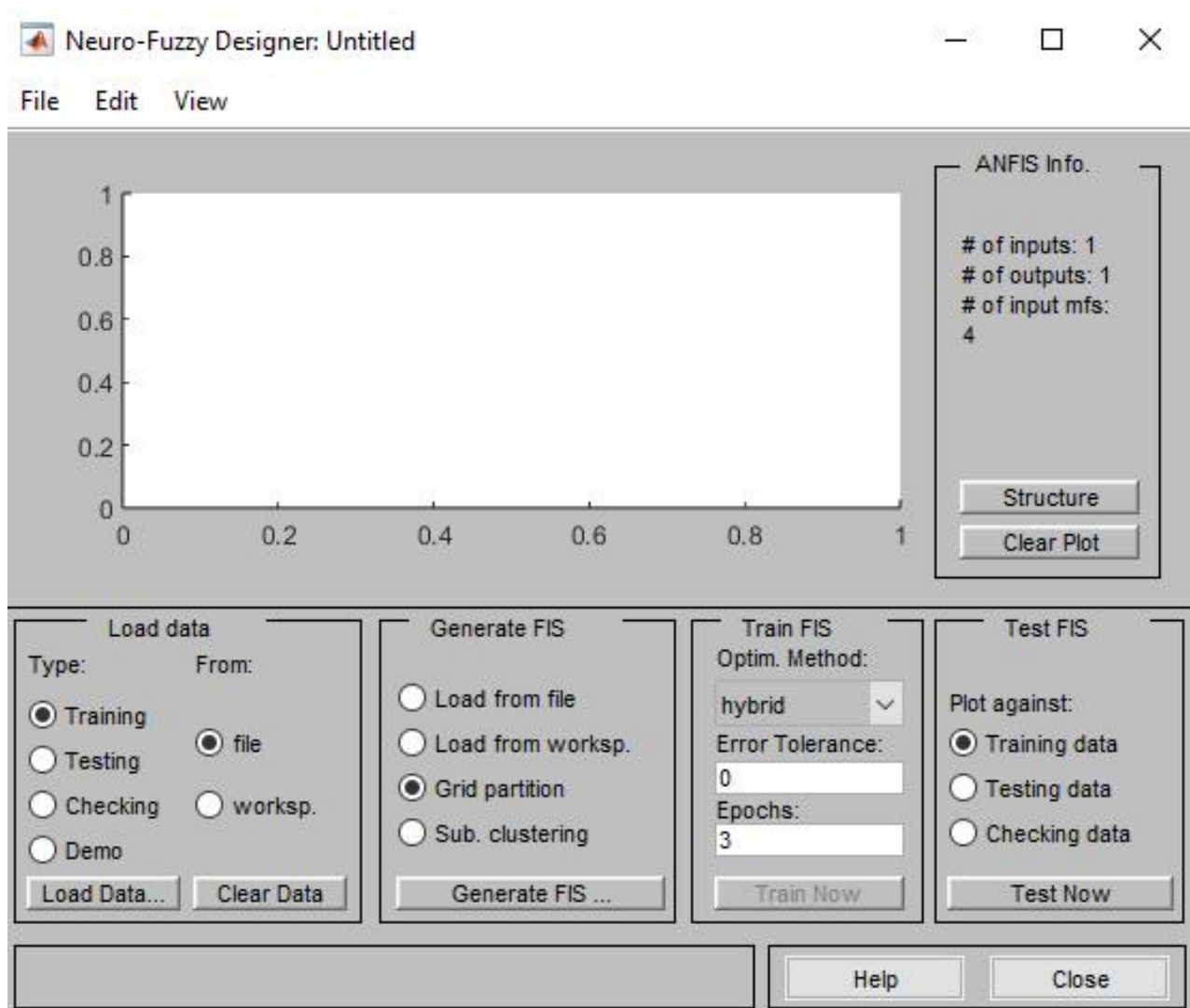


Рисунок 30 – Нейронная сеть ANFIS

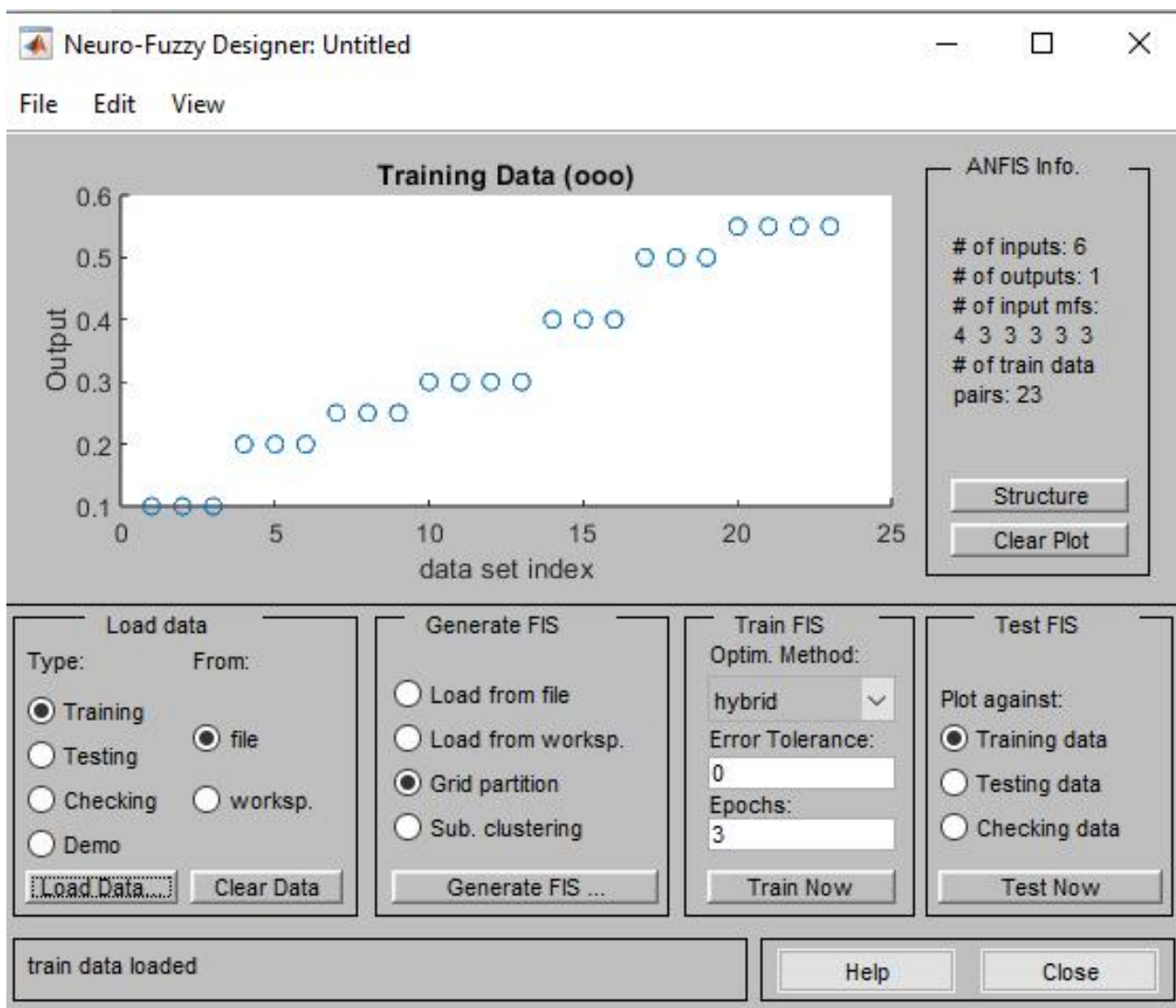


Рисунок 31 – Нейронная сеть ANFIS с загруженными данными для обучения

Нейронная сеть автоматически определила количество 23 пар данных, а также количество входов – 6, количество выходов – 1. А также определил функции принадлежности каждого из входов. Для первого входа это количество равно четырем, остальным пяти входам – трем.

Далее переходим в генерацию FIS, где следует выбрать функцию Гаусса, и при этом изменяем функцию принадлежности на 4 и 6 входе, так как значения на этих входах изменяются в небольшом диапазоне значений (Рисунок 32).

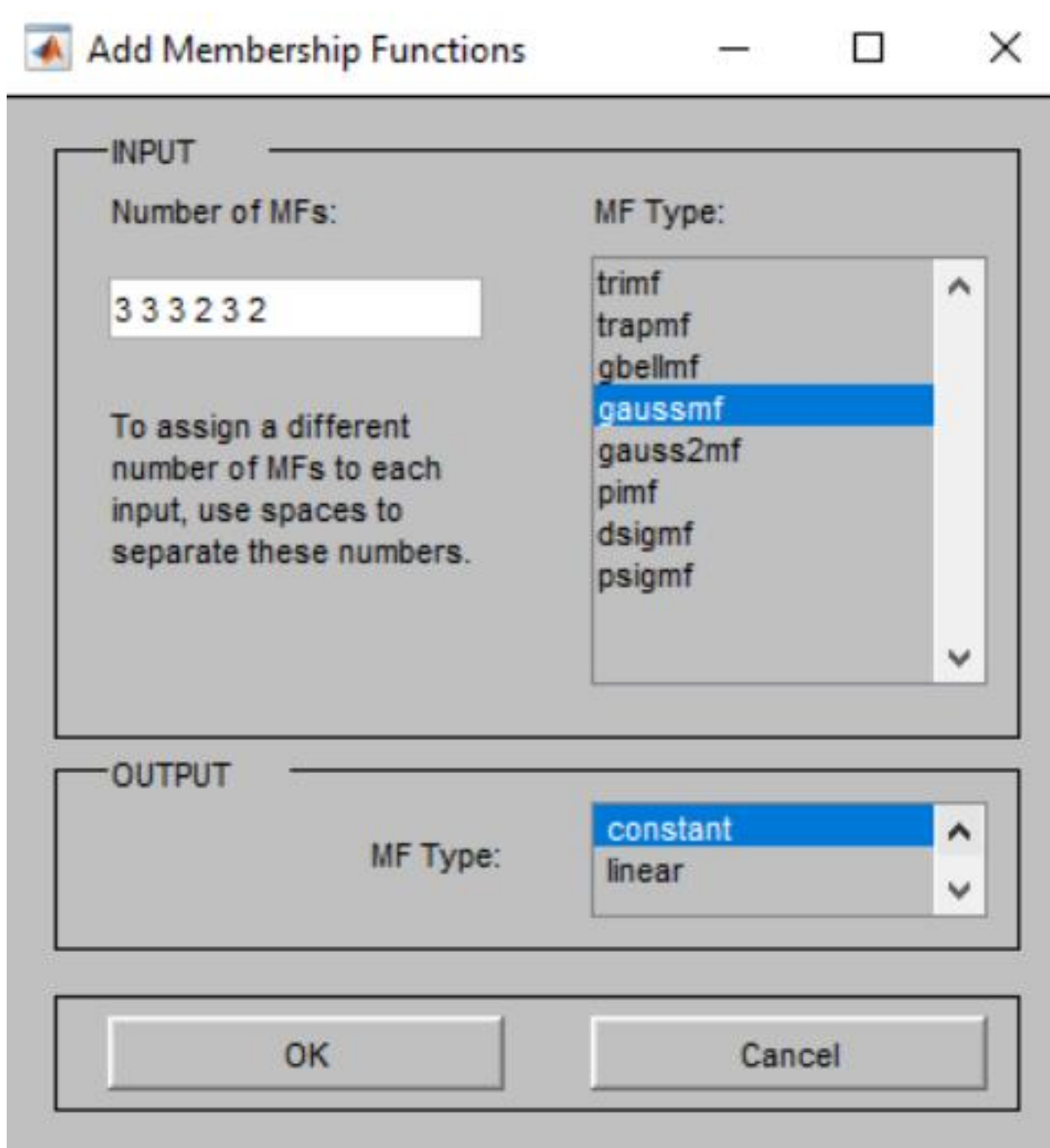


Рисунок 32 – Выбор функции принадлежности в AFIS



После генерирования выбираем метод обучения нашей нейронной сети, так как у нас используется гибридная сеть, то выбираем в поле метод свойство hybrid. Количество эпох – это количество обучающих раз. В данном случае было принято выбрать 50 эпох. После настройки для обучения сети нужно нажать кнопку Train now. После нажатия обучение будет иллюстрироваться в виде графика [30].

Данная программа использует свои обозначения в поле визуализации:

- голубая точка – тестируемая выборка;
- голубая окружность – обучающая выборка;
- голубой плюс – контрольная выборка;
- красная звездочка – результаты моделирования.

Процесс обучения нейронной сети приведен на рисунке 33. По истечению времени обучения можно посмотреть результаты. На данном этапе тренировочной нейронной сети, выдало 324 правила (Рисунок 34). Также стоит отметить, что от каждого входа в следующий слой идет по три термы, однако от 4 и 6 слоев идут по две термы (Рисунок 35).

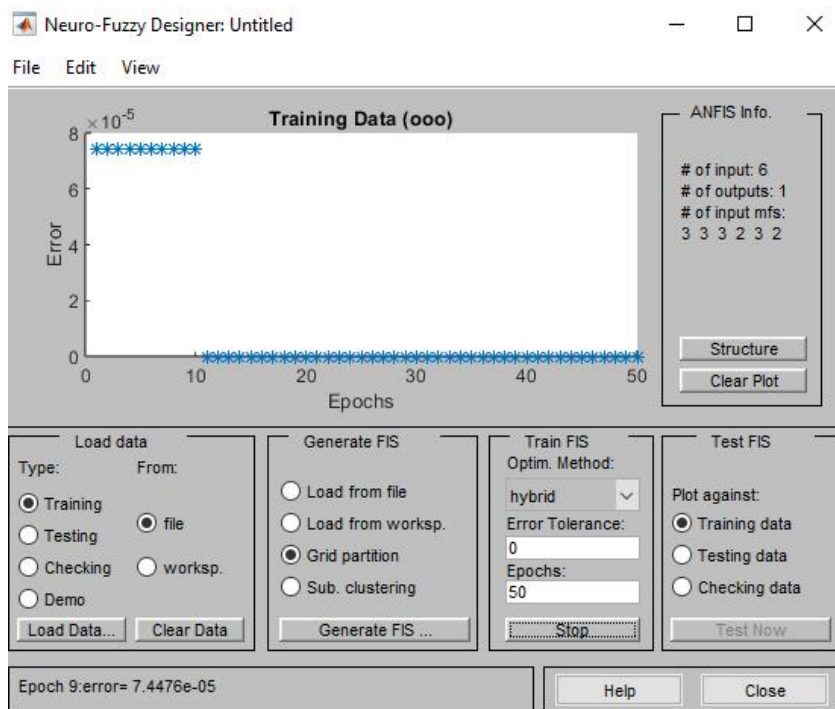


Рисунок 33 – Процесс обучения нейронной сети ANFIS

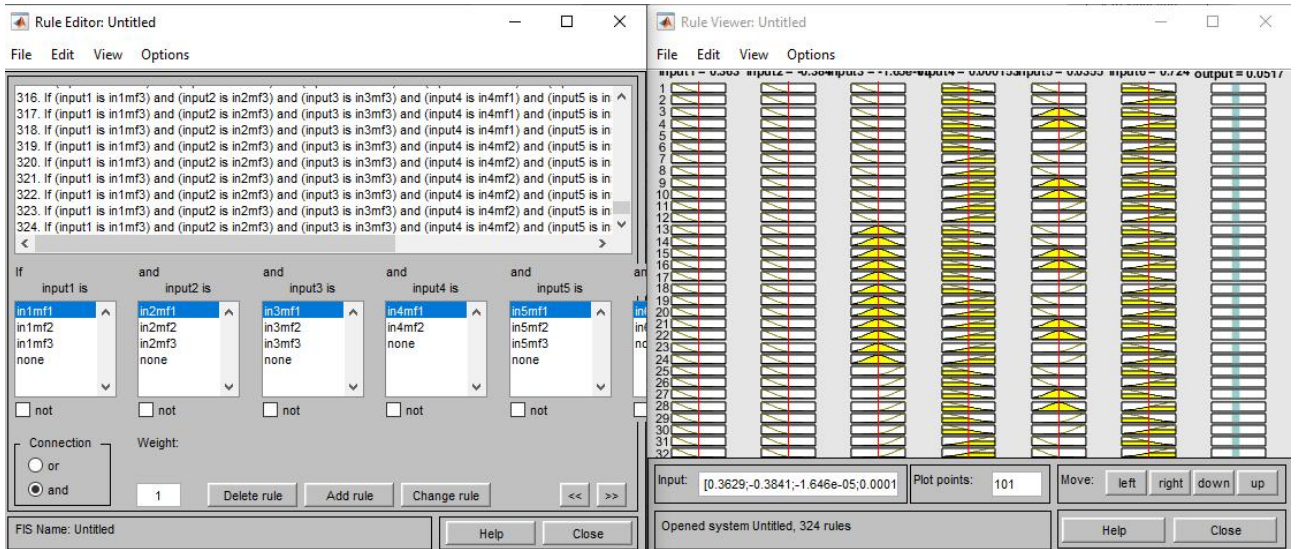


Рисунок 34 – Сгенерированные правила нечеткого вывода нейронной сети ANFIS с помощью gaussmf

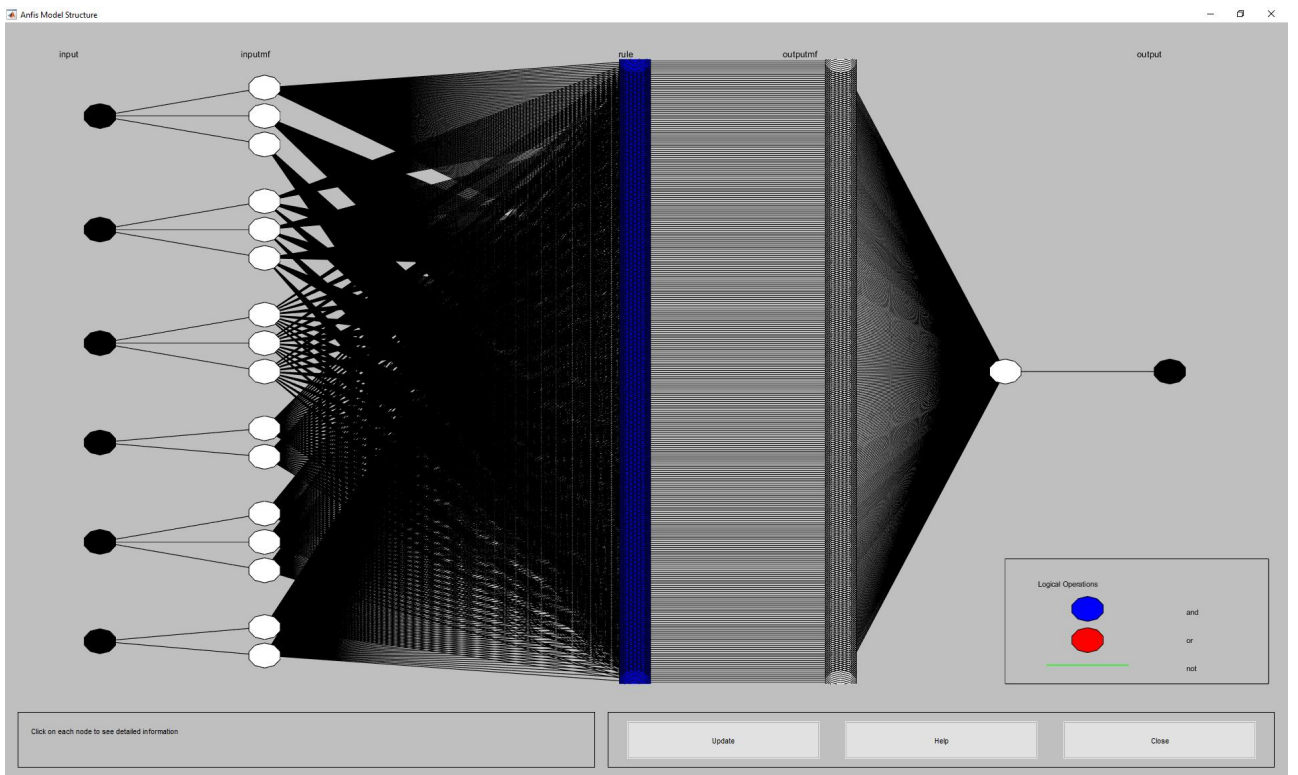


Рисунок 35 – Сгенерированная структура нейронной сети ANFIS на основе ВХОДОВ И ВЫХОДОВ

Таким образом, по процессу обучения получена структура нейронной сети, правила, и график (Рисунок 36).

Используя вышеперечисленные данные по эксперименту, была составлена статья. Статья по данной работе была представлена на научно-практической конференции «Студенческие дни науки ТГУ», которая проходила с 1-30 апреля 2024 года. По окончании мероприятия жюри присвоили третье призовое место. По условиям конкурса, призовые места работ подлежат опубликованию статей в Тольяттинском государственном университете. Диплом призового места представлен на рисунке А.1, Приложение А.

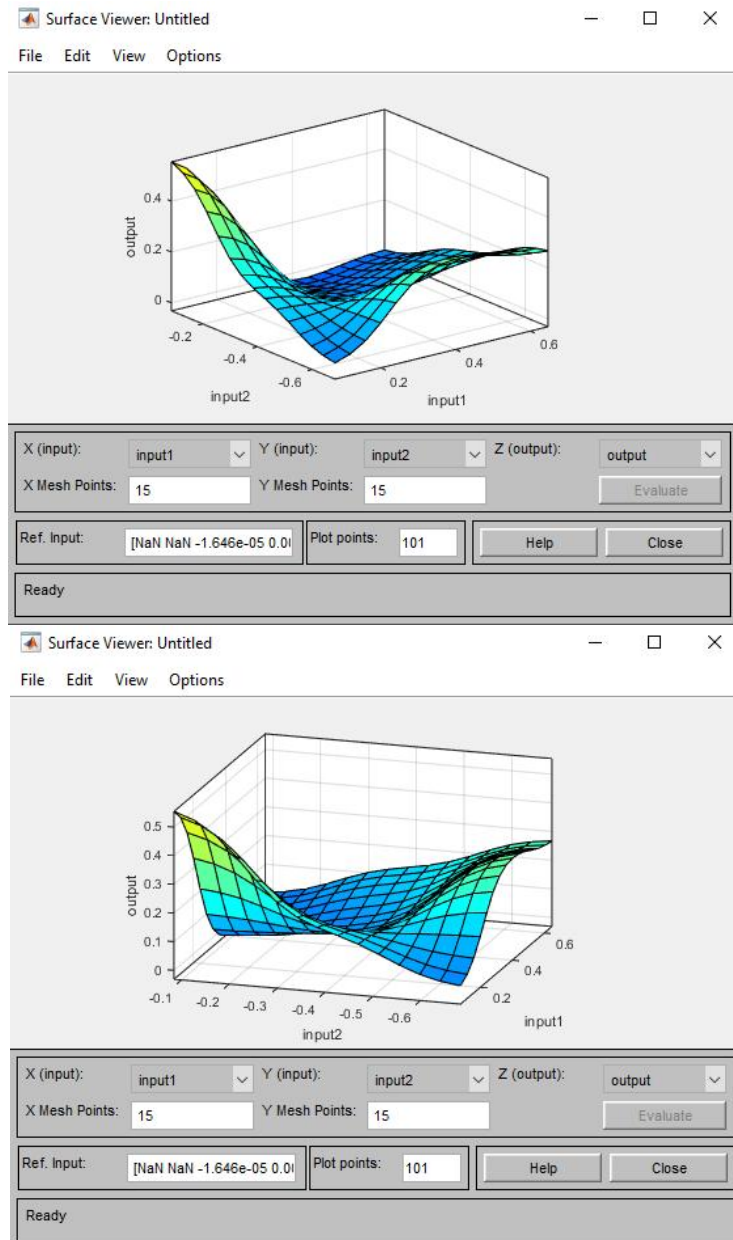


Рисунок 36 – График полученных результатов при помощи gaussmf

Обученную нейронную сеть можно в дальнейшем использовать с другими звуковыми пакетами данных.

## Выводы по четвертой главе

В данной главе содержится вся информация по проведенному эксперименту по ходу магистерской диссертации. Звуковые сигналы полученные в процессе записи на микрофон предварительно должны быть обработаны и очищены от нежелательных шумов, такие как шум электродвигателя станка, шпинделя. Существует несколько этапов проведения фильтрации сигнала. Для начала два сигнала нормальной обработки технологической операции и три сигнала врезания инструмента в заготовку загружаются в программу FL Studio, затем подгоняются по временному ряду. После этого происходит дробление сигналов для более точного анализа в программе MATLAB.

MATLAB служит как источник всех необходимых операций для анализа звуковых файлов. Во-первых, это операция «Plot», необходимая для визуализации сигнала. Во-вторых, вкладка «Tools», служит для определения статистических параметров звукового сигнала, которые в дальнейшем загружаются в нейронную сеть как входные параметры.

Основная информация главы посвящена обучению и созданию нейронной модели нейронной сети ANFIS. Полученные статистические параметры необходимо загружать в нейронную сеть для последующего обучения. Настройка нейронной сети тоже является неотъемлемой частью всего процесса обучения. Задав необходимые значения в «Generate FIS» и настроив метод обучения, сеть может быть обучена. После обучения нейронной сети, следует просмотреть правила и структуру. На основе этих данных делают заключение о математической модели и выявляют закономерности входных и выходных параметров. После обучения и анализа полученных данных после этой операции, можно использовать нейронную сеть, как полноценную модель нечеткого вывода для полного использования в ней других значений звуковых сигналов.

## Заключение

В данной магистерской диссертации были рассмотрены механизмы и виды износа режущего инструмента и методы предотвращения этого износа. Также изучены методы диагностики износа режущего инструмента на основе научной литературы, которые ведут к увеличению ресурса резца и экономии затрат предприятий, в свою очередь это ведет к повышению энергоэффективности и конкурентоспособности производства. Из всех перечисленных в работе методов мониторинга износа режущего инструмента был выделен метод диагностирования процесса резания методом записи звуковых файлов на электретный микрофон. Проведен эксперимент на рабочем станке для записи звука процесса обработки резанием. Разработан метод определения у звуковых сигналов набора статистических характеристик, с помощью которых создаются входные параметры для нейронной сети с нечетким выводом. Изучена программа MATLAB для проведения в ней операций по созданию математической модели нейронной сети с нечетким выводом. Построена модель нейронной сети ANFIS на основе обработанных звуковых данных и их характеристик, а также проведена настройка нейронной сети для конкретного случая проведения обучения. Проведен анализ полученных данных обучения нейронной сети ANFIS, в которой в дальнейшем, появляется возможность загружать данные других звуковых сигналов для обучения, тестирования, проверки.

Было установлено, что самым эффективным и наименее затратным способом диагностики процесса резания является мониторинг технологической операции при помощи звуковых параметров. Такой процесс не имеет высоких затрат на каждую единицу оборудования и подходит для малых и больших предприятий. Кроме того, не требует особой настройки оборудования и способен диагностировать износ инструмента в режиме реального времени.

## Список используемой литературы

1. Абраменко С. Н., Довгяло Д. А., Корба К. В. Трехосевой силоизмерительный датчик системы контроля сил резания и процессов, протекающих при высокоскоростной обработке. / Журнал: Вестник Брестского государственного технического университета. – 2023. – №1. – С. 82.
2. Адерорхо К. И., Бурдо Г. Б. Анализ методов диагностики состояния режущей кромки инструмента [Текст] / Бурдо Г. Б., Адерорхо К. И. // Наука, техника и образование. — 2015. — № 12. — С. 393-396.
3. Алексеев Г. А., Аршинов В. А. Резание металлов и режущий инструмент: Учебник для машиностроительных техникумов [Текст] / В. А. Аршинов, Г. А. Алексеев. - 2-е изд., доп. и перераб. - Москва: Машиностроение, 1967. - 17 с.
4. Белов М. П., Фьонг Ч. Х., Чьонг Н. К. Разработка рекуррентных нейронных сетей в задачах идентификации систем управления следящими электроприводами крупного радиотелескопа [Текст] / Белов М. П., Фьонг Ч. Х., Чьонг Н. К. // Известия СПбГЭТУ ЛЭТИ. — 2021. — № 8. — С. 43-51.
5. Верещака А. С. Физические основы процесса резания и изнашивания режущего инструмента с износостойкими покрытиями [Текст] : учеб. пособие для студентов вузов, обучающихся по направлению «Технология, оборуд. и автоматизация машиностроит. пр-в» и спец.: «Технология машиностроения», «Металлорежущие станки и инструменты» и «Автоматизация технол. процессов и пр-в (в машиностроении)» / А. С. Верещака, В. П. Табаков; М-во общ. и проф. образования РФ. Ульян. гос. техн. ун-т. - Ульяновск, 1998. - 143 с. : ил.; 20 см.; ISBN 5-89146-070-X : 120 экз.
6. Волкова А. В., Зеленков Д. А., Тебиев А. Т. Анализ способов повышения работоспособности и износостойкости режущего инструмента [Текст] / Д. А. Зеленков, А. Т. Тебиев, А. В. Волкова // Международный студенческий научный вестник. — 2019. — № 1. — С. 7.

7. Гареева Г. А., Григорьева Д. Р. Знакомство со средой программирования MatLab: учебное пособие / Д.Р.Григорьева, Г.А.Гареева,. – Набережные Челны:Изд-во Набережночелнинского института КФУ, 2019. – 138 с.

8. Глинченко А. С. Цифровая обработка сигналов : электрон. учеб.-метод. комплекс дисциплины / А. С. Глинченко ; Сиб. федерал. ун-т. - Версия 1.0. - Электрон. дан. (3 Мб). - Красноярск : ИПК СФУ, 2008. - on-line. - (Цифровая обработка сигналов : УМКД № 50-2007 / рук. творч. коллектива А. С. Глинченко) (Электронная библиотека СФУ. Учебно-методические комплексы дисциплин). - Загл. с титул. экрана. - ISBN 978-5-7638-1448-4 (курса лекций). - ISBN 978-5-7638-0977-0 (пособия). - ISBN 978-5-7638-1271-8 (комплекса). - ISBN 978-5-7638-1449-1 (лабораторного практикума). - № гос. регистрации в ФГУП НТЦ «Информрегистр» 0320802616. - Текст : электронный.

9. Дараган А. Ф., Сорокин В. В. Контроль состояния режущего инструмента в станочных системах [Текст] / В. В. Сорокин, А. Ф. Дараган // НАУКА И СОВРЕМЕННОСТЬ. — 2010. — № 5-2. — С. 272-276.

10. Ежов В. АЦП и ЦАП analog devices: обзор новинок 2018 года [Текст] / Ежов В. // Электроника: наука, технология, бизнес. — 2019. — № 1. — С. 92-102.

11. Забоев М. В. Модели и методы экспресс-анализа инвестиционных проектов на основе теории нечетких множеств и искусственных нейронных сетей : специальность 08.00.13. «Математические и инструментальные методы экономики» : Диссертация на соискание кандидата экономических наук / Забоев М. В. ; Санкт-Петербургский государственный инженерно-экономический университет. — Санкт-Петербург, 2009. — 181 с.

12. Иващенко А. П. Методы и средства контроля состояния режущего инструмента [Текст] / А. П. Иващенко // Международный журнал прикладных и фундаментальных исследований. — 2015. — № 12 (ч. 3). — С. 393-396.



13. Калакова, Е. С. Виброакустическая диагностика состояния режущего инструмента. - Текст : электронный / Е. С. Калакова, А. М. Ковалева, А. Н. Жидяев // Проблемы и перспективы развития двигателестроения : материалы докл. : сб. докл. Междунар. науч.-техн. конф. 23–25 июня 2021 г. : в 2 т. - Текст : эле / Самар. ун-т, ОДК Кузнецов, НОЦ Инженерия будущего ; редкол.: Е. В. Шахматов, А. И. Ермаков, техн. ред. В. Г. Смелов. - 2021. - Т. 1. - С. 138-139

14. Катygин А. А. Определение параметров процесса обработки на основе искусственного интеллекта с помощью нейронных сетей: ВКР / А. А. Катygин : Тольяттинский государственный университет, Институт машиностроения, Кафедра «Оборудование и технологии машиностроительного производства». – Тольятти, 2022. – 15с.

15. Кульпина К. А. Исследование износа и стойкости токарных резцов с алмазоподобным покрытием: магистерская диссертация / К. А. Кульпина; Уральский федеральный университет имени первого Президента России Б. Н. Ельцина, Институт новых материалов и технологий, Кафедра «Технологии машиностроения, станки и инструменты». — Екатеринбург, 2021. — 95 с.

16. Максимов Е. И., Износостойкие покрытия и их применение в повышении эксплуатационных характеристик режущего инструмента [Текст] / Максимов Е. И., // Известия МГТУ МАМИ. — 2014. — № 4. — С. 27-34.

17. Мальцева Э. Ш., Шереужев М. А., «Метод решения обратной задачи кинематики пальца бионического протеза кисти на основе адаптивной нейро-нечеткой системы вывода (ANFIS)», Известия Кабардино-Балкарского научного центра РАН, 2020, № 4, 11с.

18. Медисон В. В. Влияние термического оксидирования на электросопротивление и микроструктуру поверхностных слоев титановых сплавов / В. В. Медисон, Д. С. Пастухов, В. И. Голубев // III международная научная школа для молодежи «Материаловедение и металлофизика легких

сплавов». Екатеринбург, 8-12 декабря 2014 : сборник научных трудов. — Екатеринбург : УрФУ, 2014. — С. 178-183.

19. Научная сессия Мифи–2005. Vii Всероссийская научно-техническая конференция «Нейроинформатика–2005»: лекции по нейроинформатике. – М.: мифи, 2005. – 214 С.

20. 1. Новиков Ю. В. Введение в цифровую схемотехнику : Курс лекций / Ю.В. Новиков — Москва : Интуит НОУ, 2016. — 392 с. — ISBN 978-5-9556-0054-3. — URL: <https://book.ru/book/917680> (дата обращения: 11.05.2024). — Текст : электронный.

21. Новиков, Л. В. Основы вейвлет-анализа сигналов / Л. В. Новиков. - Санкт-Петербург : Санкт-Петербург оркестр, 1999. - 152 с. : гербы, табл., рис., + Электрон. текст. дан. (4,51Мб). - (Конспекты лекций по радиотехн. дисциплинам ; 10). - Загл. с титул. экрана. - Библиогр. в конце глав. - Текст : непосредственный + Текст : электронный.

22. Ольшанский А. М. О некоторых свойствах многослойной искусственной нейронной сети с переменной проводимостью сигнала / А. М. Ольшанский, А. В. Игнатенков // Перспективные информационные технологии (ПИТ 2017) [Электронный ресурс] : Междунар. науч.-техн. конф., 14 – 16 марта 2017 г. : сб. науч. тр. / М-во образования и науки РФ, Самар. гос. аэрокосм. ун-т им. С. П. Королева (нац. исслед. ун-т), Междунар. обществ. орг. Акад. навигации и упр. движением (Самар. отд-ние), Самар. регион. отд-ние науч. - 2017. - С. 813-817

23. Осовский С. Нейронные сети для обработки информации / Пер. с польского И.Д. Рудинского. - М.: Финансы и статистика, 2002. - 344 с.

24. Петелин Р. Ю. Fruity Loops Studio : музыкальная фабрика на PC / Р. Ю. Петелин, Ю. В. Петелин. - СПб. : БХВ-Петербург, 2005. - 351 с. : ил. + 1 эл. опт. диск (CD-ROM). - (Мастер). - ISBN 5-94157-531-9 : Б. ц.

25. Расторгуев Д. А., Катygин А. А. Разработка метода звуковой диагностики процесса резания с использованием нейронных сетей. / А. А.

Катыгин, Д. А. Расторгуев // Журнал: Вектор науки тольяттинского государственного университета / В печати.

26. Улахович, Д. А. Введение в цифровую обработку сигналов : учебник / Д. А. Улахович. - Москва ; Вологда : Инфра-Инженерия, 2023. - 436 с. - ISBN 978-5-9729-1128-8. - Текст : электронный. - URL: <https://znanium.com/catalog/product/2092477> (дата обращения: 11.05.2024).

27. Цифровая экономика и Индустрия 4.0: новые вызовы: труды научно-практической конференции с международным участием / под ред. д-ра экон. наук, проф. А.В.Бабкина. – СПб. : Изд-во Политехн. унта, 2018. – 573 с.

28. Четырбок П. В. Нечеткие нейронные сети в задачах классификации [Текст] / Четырбок П. В. // Международная конференция по мягким вычислениям и измерениям. — 2021. — № 1. — С. 186-188.

29. Bilgic, H. H., Cakir, M., Guvenc, M. A., *et al.* The prediction of surface roughness and tool vibration by using metaheuristic-based ANFIS during dry turning of Al alloy (AA6013). *J Braz. Soc. Mech. Sci. Eng.* 44, 474 (2022). <https://doi.org/10.1007/s40430-022-03798-z>

30. Boobalan, C., Ramgopal, D. S., Venkatesh, A. Modeling of degradation ability for starch-based biodegradable polymer film using ANFIS. *MRS Advances* 8, 823–827 (2023). <https://doi.org/10.1557/s43580-023-00606-1>

31. Chang, M., Wang, Y., Huang, X. *et al.* Cutting tool wear prediction based on the multi-stage Wiener process. *Int J Adv Manuf Technol* 129, 5319–5333 (2023). <https://doi.org/10.1007/s00170-023-12648-8>

32. D’Aniello, G. Fuzzy logic for situation awareness: a systematic review. *J Ambient Intell Human Comput* 14, 4419–4438 (2023). <https://doi.org/10.1007/s12652-023-04560-6>

33. Dwivedi, G., Pensia, L., Singh, O. *et al.* On-machine tool wear estimation using a portable digital holographic camera. *Appl. Phys. B* 128, 77 (2022). <https://doi.org/10.1007/s00340-022-07795-x>

