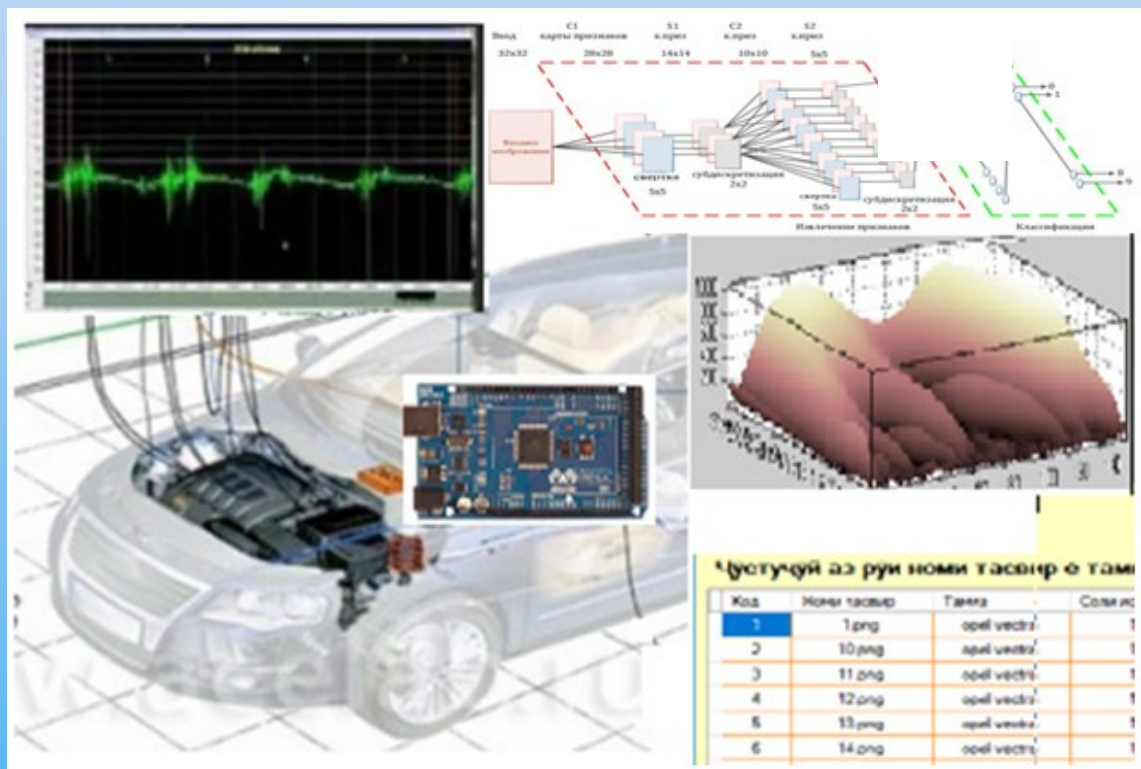


ТАДЖИКСКИЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ

им. акад М.С. Осими

ТУРСУНБАДАЛОВ УМИД АБДУМАЛИКОВИЧ

**АВТОМАТИЗИРОВАННЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ КОМПЛЕКС
ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ДВИГАТЕЛЕЙ ВНУТРЕННЕГО
СГОРАНИЯ**



Душанбе – 2020

ББК 32.965:31/365
УДК 002.5: 621.43
Т - 887

Турсунбадалов У.А. Автоматизированный исследовательский комплекс технического состояния двигателей внутреннего сгорания [Текст]: Монография – Душанбе: Из-во ГТУ, 2020. -105с.

Монография посвящена разработке автоматизированного исследовательского комплекса контроля и диагностики технического состояния двигателей внутреннего сгорания. Рассмотрены вопросы разработки алгоритмов, автоматизированной системы технической диагностики обнаружения дефектов деталей двигателя внутреннего сгорания автомобиля на основе компьютерных технологий осуществляющий сбор, преобразование и обработки виброакустических сигналов, измеренных с установленных точках съёма корпуса ДВС. Показана эффективность применения математического аппарата вейвлет преобразования виброакустических сигналов для временного и частотного анализа виброакустических информативных сигналов ДВС. Обоснована и подтверждена возможность проведения технической диагностики ДВС путем распознавания и классификации вейвлет изображений информативных сигналов с применением нейронных сетей сверточного типа и моделей нечеткой логики для распознавания вейвлет портрета виброакустического сигнала отфильтрованного адаптивным фильтром Калмана.

Рецензенты: к.т.н., доцент кафедры «Информатика и информационные системы» Российско – Таджикского (Славянского) университета **Ли Игорь Тхя Дюнович**
к.т.н., доцент, генеральный директор ассоциации «TARENA» **Набиев С.А.**

Редактор: к.т.н., доцент кафедры «Автоматизация технологических процессов и производств» **Юнусов Н.И.**

Оглавление

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ.....	5
ВВЕДЕНИЕ.....	6
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ И ТЕНДЕНЦИЯ РАЗВИТИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ КОНТРОЛЯ ПАРАМЕТРОВ И ВИБРОАКУСТИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ДВС АВТОМОБИЛЕЙ	10
1.1. Системы автоматизированной виброакустической диагностики ДВС.....	10
1.2. Развитие методов контроля состояния и диагностики неисправностей ДВС	13
ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ АНАЛИЗА ВИБРОКУСТИЧЕСКИХ И ВТОРИЧНЫХ СИГНАЛОВ ДВС	21
2.1. Разработка системы автоматического съема данных при проведении технологических процедур диагностирования ДВС.....	21
2.1.1. Обеспечение синхронности считывания сигналов в многоканальной системе регистрации информации	22
2.1.2. Определение диапазонов фиксируемых частот.....	23
2.1.3. Влияние фазовых диаграмм функционирования исследуемого оборудования.....	24
2.1.4. Продолжительность регистрации виброакустических сигналов.	24
2.1.5. Виды диагностируемых дефектов, механических частей ДВС ..	26
2.2. Очистка виброакустических сигналов с применением фильтра Кальмана	27
2.3. Применение метода Фурье для анализа спектральных характеристик виброакустических сигналов	34
2.3.1. Представление дискретного Фурье преобразования.....	35
2.3.2. Быстрое преобразование Фурье	36
2.4. Разработка методики технической диагностики двигателя внутреннего сгорания с применением технологии вейвлет-анализа	39
2.4.1. Вейвлеты и их основные характеристики	39
ГЛАВА 3. ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ДВС.....	56
3.1. Методы предварительной обработки изображений в задачах распознавания образов	56
3.2. Применение свёрточных нейронных сетей для анализа особенностей вейвлет изображений.....	57
3.2.1. Выбор структуры нейронной сети	61

3.2.2. Топология нейронной сети сверточного типа	62
3.2.3. Выбор функции активации	68
3.2.4. Особенности обучения свёрточной нейронной сети для диагностики технического состояния ДВС.....	70
3.2.5. Вычисление градиента ошибки	72
3.3. Формирование системы оценок технического состояния ДВС на основе сверточных нейронных сетей.....	73
3.3.1. Обучающая выборка, использованная в экспериментах	78
ГЛАВА 4. СТРУКТУРА И АЛГОРИТМЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОГО КОМПЛЕКСА ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ДВИГАТЕЛЕЙ	83
4.1. Архитектура технических средств автоматизированного исследовательского комплекса диагностирования ДВС	83
4.2. Алгоритмы и структура программных средств, разрабатываемого автоматизированного комплекса диагностирования состояния ДВС...	87
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	97

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

АИК – Автоматизированный исследовательский комплекс.

ВА - Виброакустика.

АСИД - Автоматизированная система исследования и диагностирования.

КПТС - Комплекс программно - технических средств.

ДВС - Двигатель внутреннего сгорания.

ЕСU - Электронный блок управления (Electronic Control Unit).

OBD- Компьютерная система диагностики (On-board diagnostics).

БПФ - Быстрое преобразование Фурье.

ФП - Фурье преобразование.

ДПФ - Дискретное преобразование Фурье.

ВП - Вейвлет-преобразование.

ДВП - Дискретное вейвлет-преобразование.

НВП - Непрерывное вейвлет-преобразование.

CWT - Непрерывное вейвлет-преобразование (Continuous wavelet transform).

DWT - Дискретное вейвлет-преобразование (Discrete wavelet transform).

СНС - Свёрточная нейронная сеть.

ИНС - Искусственные нейронные сети.

ReLU - Выпрямленная линейная функция (Rectified linear unit).

СПО - Специализированное программное обеспечение.

ВЧ - Высокочастотное.

НЧ - Низкочастотное.

МНС - Многослойная нейронная сеть.

ФА - Функция активации.

ВВЕДЕНИЕ

При современном уровне развития автотранспортного парка в республике на первое место выходят вопросы обеспечения безотказности, надежности и экологичности автомобиля, которые призваны обеспечивать безопасность его эксплуатации [1,2]. Решение этих вопросов во многом зависит от технического состояния двигателя внутреннего сгорания (ДВС) - наиболее сложной и дорогостоящей части автомобильной техники [1,2,3]. Для повышения качества эксплуатационных характеристик ДВС важную роль играет своевременная и достоверная диагностика его технического состояния с своевременной организацией регламентных мероприятий, которые определяются по результатам диагностирования [2]. Таким образом, можно утверждать, что своевременная диагностика неисправностей двигателя и поддержание его эксплуатационных характеристик на качественно высоком уровне является важнейшим условием бесперебойной работы автотранспортных средств [1,2,3].

Создание автоматизированных комплексов, процесса диагностики неисправностей ДВС - трудно решаемая задача, так как объект исследования является в достаточной степени сложным и многофункциональным. В этих условиях разработка новых подходов к проблеме диагностирования с использованием современных интеллектуальных технологий, проведение исследований, дающих возможность повысить надежность, достоверность, быстроту и максимально возможную простоту обнаружения неисправностей, является своевременной и актуальной задачей [2,3,4,5].

Разработка алгоритмов, автоматизированной системы технической диагностики двигателя внутреннего сгорания автомобиля на основе компьютерных технологий, осуществляющий сбор, преобразование и обработку виброакустических сигналов, измеренных с установленных точек съёма на корпусе ДВС с применением современных интеллектуальных технологий является целью данных исследований.

Для достижения цели поставлены следующие задачи:

- определение информации о фактических неисправностях и дефектах проверяемых двигателей с целью организации базы данных вейвлет образов и формирования обучающей выборки для интеллектуальных нейронных сетей;
- составление базы данных для различных технических неисправностей и эталонных портретов ДВС с применением вейвлет анализа ВА сигналов;
- проведение исследований и осуществление разработки алгоритмов параметризации сигналов (выявление информативных показателей) и отбора необходимого их комплекса для эффективного распознавания образов из заданного перечня вейвлет изображений;
- проведение синтеза и обучения сверточных нейронных сетей для классификации и поиска неисправностей на основе вейвлет портретов из базы данных;
- разработка аппаратных и программных средств для автоматизированного рабочего места исследователя-диагноста двигателя внутреннего сгорания(АИК-ДВС), на базе которой реализуются методы и алгоритмы виброакустического диагностирования объекта исследования;
- разработка программного обеспечения с применением элементов искусственного интеллекта для классификации состояния диагностических параметров ДВС.

Показана эффективность применения математического аппарата вейвлет преобразования виброакустических сигналов для временного и частотного анализа виброакустических информативных сигналов ДВС. Разработан алгоритм очистки виброакустического сигнала от шумовых составляющих с использованием адаптивного фильтра Кальмана, с последующей обработкой с помощью Фурье преобразования и вейвлет анализа для спектрального энергетического разложения виброакустических сигналов ДВС, что позволяет повысить точность и достоверность извлекаемых из зашумленных

сигналов полезной информации о техническом состоянии двигателя внутреннего сгорания.

Обоснована и подтверждена возможность проведения технической диагностики ДВС путем распознавания и классификации вейвлет изображений информативных сигналов.

В монографии поставлены и решены актуальные научно – практические проблемы по созданию автоматизированной системы технической диагностики двигателей внутреннего сгорания на основе нейروпараметрических методов идентификации.

Приведен алгоритм параметрической идентификации нестационарного виброакустического процесса на основе вейвлет преобразования.

Установлено, что применение нейронных сетей сверточного типа для распознавания вейвлет портрета ВА сигнала отфильтрованного адаптивным фильтром Калмана позволяет создать систему диагностики с достаточно высокой достоверностью для оценки состояния диагностируемых узлов и деталей ДВС.

Приведенная на основе программной и технической реализации нейро-сетевая модель сверточного типа подтверждает необходимость предлагаемого подхода для создания системы диагностики технического состояния ДВС.

Использование фундаментальных принципов функционирования ДВС, теории фильтрации сигналов, параметрических методов идентификации нестационарных и нелинейных объектов, методов вейвлет анализа и алгоритмов распознавания образов, обоснованность допущений о механизмах распространения возбужденных сигналов и их взаимовлияние и сходимость результатов моделирования и экспериментальных данных являются научной базой проведенных исследований.

При решении задач, поставленных в работе, были применены элементы теории фильтрации цифровых сигналов, методы спектрального анализа сигналов, таких как - Фурье и вейвлет преобразования, методы

распознавания образов, интеллектуальные системы принятия экспертных решений, методы идентификации на основе сверточных нейронных сетей. Экспериментальные исследования виброакустических сигналов при наличии различных дефектов и неисправностей ДВС.

Проведен анализ диагностических признаков нестационарных виброакустических сигналов в условиях помех, и идентификация технического состояния двигателя внутреннего состояния автомобиля на основе нейросетевого подхода и моделей нечеткой логики.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ И ТЕНДЕНЦИЯ РАЗВИТИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ КОНТРОЛЯ ПАРАМЕТРОВ И ВИБРОАКУСТИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ДВС АВТОМОБИЛЕЙ

1.1. Системы автоматизированной виброакустической диагностики ДВС

Анализ публикаций показал, что существует устойчивая тенденция построения виброакустических (ВА) диагностических систем на базе персональных компьютеров с применением современных методов обработки сигналов, полученных с датчиков, локализованных в информативных зонах ДВС[1,5].

Для проведения системного мониторинга двигателей внутреннего сгорания наряду с техническими средствами - датчиками, микроконтроллерными системами сбора информации, приборов и специальной диагностической аппаратуры необходимо иметь также и программную часть - системы обработки виброакустических сигналов, составляющих основу автоматизированной системы исследования и диагностирования (АСИД). Существующие АСИД состоят из следующих основных частей [1,5,6]:

- комплекс программно - технических средств (КПТС);
- система сбора, предварительной обработки и накопление базы данных;
- средство, обеспечивающее доступ к бортовым системам диагностирования, сбор, обработку и хранение информации;
- система распознавания кодов неисправностей при непосредственной связи АСИД с объектом диагностирования;
- средства функционального диагностирования двигателя глубиной до узла;
- технические и программные средства автоматизации диагностических процедур;
- комплекс программного – алгоритмического обеспечения математических методов обработки виброакустических сигналов.

Как правило, КППС строится по модульному принципу. Аппаратные и программные средства состоят из автономных модулей, интегрированных в единую структуру КППС, что обуславливает ее гибкость, уменьшает избыточность аппаратных средств, но в тоже время сохраняет универсальность комплекса, так как при открытой структуре системы есть возможность наращивания аппаратно-программных средств АСИД в зависимости от решаемых задач. Наряду с этим это дает возможность использования рациональных алгоритмов диагностирования, а также через интернет дается доступ к серверам, предоставляющим услуги по экспертным оценкам, моделированию и расчетному исследованию рабочих характеристик ДВС.

Применение АСИД в парке автомобильных двигателей не может быть эффективным из-за достаточно слабых вычислительных возможностей бортовых компьютеров и влияния различных внешних условий на объект диагностирования при его эксплуатации [5, 6, 8].

Известно, что разработка комплекса программ математического обеспечения АСИД является сложной и трудоемкой задачей, которая требует применения современных методик исследования и представительной экспериментальной базы.

Оценка задач, решаемых при диагностировании сложных технических оборудований, показывает, что зачастую, алгоритмы их решения основываются на применении одного из приведенных, распространенных методов диагностирования:

- контроля допустимости информативных признаков;
- тренд - анализа;
- поиска неисправностей на основе обработки информационных сигналов;
- прогнозирования параметров и технического состояния объекта.

Но, кроме основных алгоритмов контроля и диагностирования, состояния объекта исследования, работоспособность системы в целом обеспечивают также и вспомогательные алгоритмы, которым в современной

литературе уделяется недостаточное внимание, хотя их значимость для функционирования диагностической системы очень высока, и по трудоемкости этих разработок и их практической реализации они нисколько не уступают основным алгоритмам функционирования системы.

Таким образом, можно отметить следующие результаты обзора литературных источников по созданию автоматизированных систем обработки диагностической информации:

- показано, возможна ли разработка автоматизированной системы функционального диагностирования дизельных двигателей стационарного применения;
- определен необходимый перечень и алгоритм взаимодействия различных компонентов обработки измерительной информации;
- приведен необходимый комплекс алгоритмического обеспечения и некоторые теоретические разработки, нужные для практической реализации этих алгоритмов;
- исследованы алгоритмы и методы предварительной обработки, собранной измерительной информации;
- используя методы допускового контроля, а также тренд - анализа предлагается обработка не самих параметров рабочего процесса, а их отклонения от нормальных значений, которые рассчитаны с использованием математической модели;
- принято, что модели нормального состояния двигателя должны отражать характерные особенности именно данного двигателя, это достигается применением методов параметрической идентификации [10,54,75].

Большая часть из перечисленных систем разработана довольно детально, а алгоритмы реализованы в виде программ и отлажены для некоторых технических объектов и предлагают возможность их применения к диагностике неисправностей ДВС с незначительными доработками. Теоретическая обоснованность и практическая значимость таких систем нашли подтверждение при разработке и эксплуатации АСИД для

газотурбинных приводов газокompрессорных станций и электрических станций [9,10].

В работе рассматривается создание автоматизированного рабочего места диагноста – исследователя с учетом системы сбора и обработки ВА сигналов, где принятие решений осуществляется с применением элементов экспертных систем. В последнее время нашли широкое применение интеллектуальные системы диагностики и контроля параметров двигателей внутреннего сгорания, основанных на принципах нечеткой логики и нейросетевых технологий, которые нашли свое отражение в работах[5,9,15].

1.2. Развитие методов контроля состояния и диагностики неисправностей ДВС

На основе анализа литературных источников можно отметить, что в настоящее время разработаны и широко распространены в основном несколько методов контроля и диагностики ДВС [16-19]. На рисунке 1.1 приведена классификация видов диагностики двигателей внутреннего сгорания.

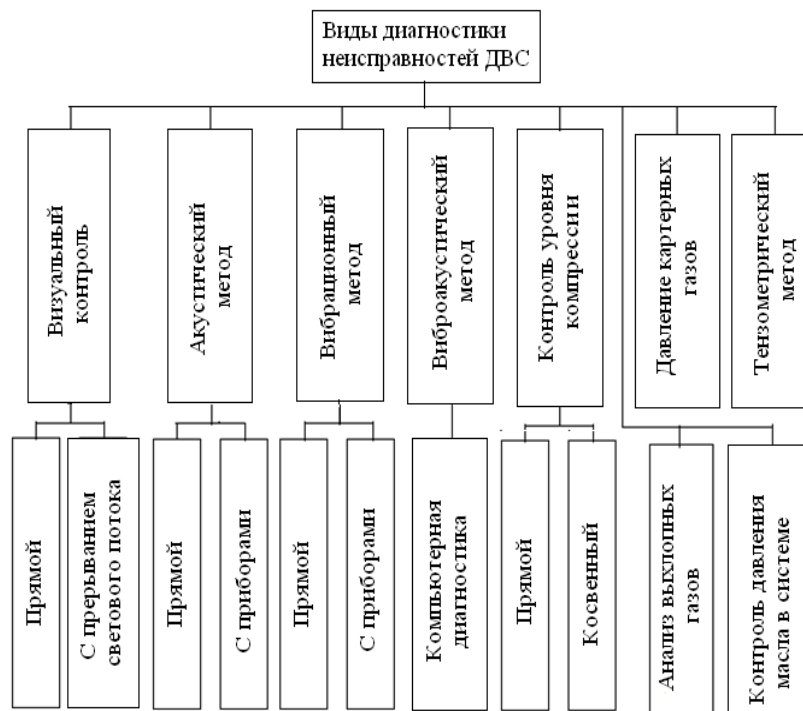


Рисунок 1.1. - Классификация средств технического диагностирования двигателей внутреннего сгорания

Визуальный контроль оборудования и приборов, прослушивание звука работы двигателя, контроль за состоянием системы электропитания, питания топливом, наличия масла, охлаждающей жидкости может применяться в процессе эксплуатации и обеспечивает бесперебойную работу автомобиля. Как самостоятельного отдельного метода диагностики в современном этапе развития ДВС и компьютерной диагностики, применение визуального контроля, субъективного в своей основе даёт, как и следовало ожидать, не очень большой эффект. Но, несмотря на это обстоятельство, такой метод используется, как отдельный этап при комплексном обследовании двигателя и на сегодняшний день является актуальным[14-16].

Такой метод дает возможность выявить обозримые для невооруженного глаза дефекты конструкций, узлов и деталей. Известны два вида визуального контроля - прямой и косвенный.

Косвенный контроль предполагает прерывание прямой связи глаза с исследуемым объектом, т.е. пользуются различными видеосистемами, фотоаппаратами, автоматическими роботами.

Прямой визуальный контроль осуществляется, как правило, невооруженным глазом и только иногда с применением лупы, линзы, эндоскопа, микроскопа или других современных оптических приборов.

Такой метод контроля ставит и решает следующие задачи:

- нахождение трещин;
- выявление дефектов, видимых на исследуемой поверхности;
- поиск механических поломок;
- оценивание наружного износа деталей.

Нормативно-технической документацией предусмотрены периодические осмотры оборудования [18,19]. При появлении явных признаков неисправности приходится обращаться к специалистам, которые используя свои знания, опыт и современные диагностические оборудования, установят причины неисправностей.

Акустические методы диагностики предусматривают использование акустических преобразователей, которые закрепляются в характерных точках двигателя. При ручном диагностировании двигатель прогревают до температуры хладагента 85...95°C и прослушивают наконечником щупа, прикасаясь его острием к проверяемым точкам. Работу кинетической пары поршень - цилиндр прослушивают вдоль высоты всего цилиндра при малых оборотах коленчатого вала с постепенным переходом на среднюю. При сильном стуке, имеющим глухой тон, который с увеличением нагрузки усиливается, возможны наличие зазора между поршнем и цилиндром превышающего установленные размеры, изгиб шатуна, перекос оси шатунной шейки или поршневого пальца. Проверку состояния сопряжения поршневого кольца-канавки и поршня осуществляют на уровне нижней мертвой точки (НМТ) хода поршня у всех цилиндров двигателя на средних оборотах коленчатого вала. Слабый стук высокого тона свидетельствует о большом зазоре между кольцами и канавкой либо об изломе кольца в поршне. Состояние пары поршневой палец - втулка в верхней части шатуна исследуют на уровне верхней мертвой точки при малых оборотах коленчатого вала с резким переходом на среднюю. Сильный звук высокого тона свидетельствует об ослаблении контакта и нехватке смазки, слишком большом опережении открывания клапана подачи топлива или раннем зажигании. Состояние сопряжения коленчатый вал - шатунный подшипник прослушивают в начале при малых оборотах коленчатого вала, а затем при средних. Износ или проворачивание вкладыша вызывает глухой звук среднего тона. Износ или подплавление шатунного подшипника вызывает звонкий, сильный, металлический звук [1,2,19,20].

Вибродиагностика дает оценки технического состояния и прогноза поведения исследуемых параметров работающего оборудования [16,20,21]. Широкое распространение вибрационная диагностика получила благодаря тому, что она содержит в сигнале большой объем информации и

возможность проведения исследований на работающем ДВС без его разбора и оказания помех во время его эксплуатации.

Зарубежный опыт показал, что диагностика оборудования, которое имеет вращающиеся части, является перспективной, и эффективность обследования, проведенного с параметрами вибраций, составляет 78-85% [21].

В механических оборудовании можно выделить две важнейшие характеристики:

- любое из работающих оборудований подлежит вибрации, что обусловлено наличием люфтов и допусков, неточностью допущенных при изготовлении и сборе его элементов;

- процессы вибрации несут полную информацию о свойствах дефекта, места его возникновения и характерных признаках.

Основная задача вибрационных исследований - создание алгоритмов анализа спектрограмм сигналов и повышение эффективности его применения. Надо отметить, что зачастую вибродиагностика осуществляется при неполноте данных о свойствах дефекта, основных причинах его появления и факторах, оказывающих влияние на его состояние. Эффективность исследования можно увеличить за счет уточнения алгоритма диагностирования, накопив достаточно представительную информацию о дефектах данного типа путем корректировки параметров машин в установленном режиме работы [18-21].

Среди существующих методов контроля и диагностики ДВС особое место отводится виброакустическому методу, который решает вопросы оценки и прогноза состояния эксплуатируемого объекта [21].

Виброакустический способ диагностики входит в класс неразрушающих способов контроля, основанный на изучении и анализе показателей вибрации для оценки состояния объекта [2,3,16,21]. Повсеместное распространение и относительно быстрое развитие такого вида диагностики определяется концентрацией информативных данных, содержащихся в сигнале, получением данных без внесения возмущений в

работу оборудования. Виброакустика в качестве одного из параметров диагностики технического состояния двигателя определена высокой чувствительностью вибрации и шумом к состоянию оборудования и, как указывалось выше, большой информационной емкостью явлений виброакустики.

Выделение информативных признаков дефектов из виброакустических образов, из которых в будущем создаются базы данных нормального и неисправного состояния элементов и узлов двигателя и принимаются заключения о принадлежности данного объекта диагностирования к тому или иному классу технических состояний - наиболее сложная и трудно формализуемая задача [9,22-24,45].

Разделив вибросигнал на отдельные составляющие и изучив их в отдельности, можно увеличить объем диагностической информации [24-26]. Одной из основных проблем диагностики является определение вновь зарождающихся дефектов, потому что требуются сложные процедуры диагностики и строгого анализа структуры вибросигнала. Одним из информативных признаков контроля состояния агрегатов являются тренд – отклонения показателей вибросигналов во времени. В общую картину измерения уровня колебаний значительный вклад вносят некоторые основные компоненты, иногда даже одна доминирующая составляющая, к примеру скорость вращения. Естественно, такой параметр имеет подавляющее значение, несмотря на это некоторые из развивающихся дефектов приводят к росту тех дефектов, уровень сигнала которых был значительно ниже уровня доминирующей составляющей.

Исследователями отмечено, что использование фильтрации сигнала дает возможность исключения ряда частот из анализируемого вибросигнала. Фильтрация дает возможность выделения частот вынужденных колебаний и резонансных частот, с этой целью применяют полосовые фильтры [22,23,28]. Узкая частотная полоса затем подвергается строгому анализу его спектральной структуры. Цифровая фильтрация используется для выделения

информативных признаков из сигналов на высокочастотном уровне. Известные способы компьютерной диагностики сигналов, как принято, делятся на два вида - исследование во временной области и в частотной области.

При задании сигнала во временной области с помощью Фурье преобразования можно отфильтровать этот сигнал, перейдя к распределению амплитуд в области частот и найти уровень вклада этой функции на исследуемой частоте [29-35]. Применение алгоритмов быстрого преобразования Фурье позволяет уменьшить количество выполняемых действий, следовательно, увеличить скорость работы анализаторов. Зная спектральный состав сигнала, можно установить большое количество дефектов и осуществлять мониторинг и глубокие обследования элементов и узлов двигателя. Использование «опорных спектров» при исследовании по узкополосному спектру дают возможность повысить достоверность прогноза, при этом в качестве опорных спектров используют исходные спектры сигналов, снятых с исправного механизма [30-34].

Фурье преобразование должно знать значения исследуемого сигнала как в прошлом, так и в будущем, то есть на всем временном промежутке [33]. Использование оконной локализации исследуемых данных дает возможность частично решить эту проблему, при этом изменяется представительность анализируемого сигнала в соответствии с шириной «окна», при этом, как правило, теряется некоторая часть сигнала.

Сегодня можно сказать, что теория Фурье преобразования получила свое новое развитие в вейвлет – исследовании. Она сейчас является неотъемлемой частью современных методов исследования сигналов, являясь более гибкой техникой обработки данных [36,37]. Одной из трудностей, встречающихся при применении вейвлетов, является трудность объяснения полученных результатов, потому что они являются двумерным отображением одномерного сигнала. Эту трудность можно решить различными способами изображения вейвлет - коэффициентов - как

спектрограммы или как временное представление заданной периодичности [5, 22,36,38,39].

Для повышения эффективности методов принятия решения на современном этапе используются интеллектуальные системы классификации спектральных картин и вейвлет изображений. В работе используется теория искусственных нейронных сетей, позволяющих решать комплекс технических задач, связанных с прогнозированием, классификацией и идентификацией сигналов. Использование нейросетевых технологий для диагностики неисправностей турбоагрегатов достаточно подробно исследуется в работе[42]. На примере кулачкового газораспределительного механизма ДВС рассмотрены вопросы диагностики неисправностей на основе применения принципов нейросетевых технологий[41,42].

Существуют технические параметры работы ДВС, по которым можно судить о состоянии двигателя внутреннего сгорания отдельного автомобиля. Например, **уровень компрессии** - (давление в цилиндре в конце такта сжатия). Данный показатель поможет оценить, насколько герметично сопряжены поршень-кольцо-цилиндр и клапан-седло клапана. От этого зависит то, насколько эффективно и без потерь проходит процесс преобразования тепловой энергии, получаемой при сгорании топлива в энергию механическую, заставляющую автомобиль двигаться с места, а колеса – крутиться. В целом это дает некоторые показатели мощности и экономичности двигателя, а также степень его токсичности.

Эффективная мощность - показатель, который можно получить с колес автомобиля. Часто ее определяют с помощью беговых барабанов динамометрического стенда. С коленвала обычно снимают мощность двигателя. Ее определяют при помощи измерения углового ускорения вращения коленвала. Все это необходимо делать в режиме от холостых оборотов до максимальных, нажимая при этом педаль газа до предела. Дополнительным параметром является баланс мощности по цилиндрам двигателя.

С помощью такого показателя как **давление масла** в системе смазки мы можем дать оценку износа деталей, сопряженных с кривошипно-шатунным механизмом, а также износа частей масляного насоса, регулирующего клапана и подшипников распределительного вала. Величину данного показателя устанавливает производитель двигателя. Измеряется при помощи манометра.

По величине **давления картерных газов**, а также количества газов, прорывающихся в картер, можно оценить состояние цилиндра - поршневой группы. Нужно заметить, что эта диагностика не стала широко распространенной.

Состояние цилиндра-поршневой группы и газораспределительного механизма можно судить по состоянию разрежения во впускном коллекторе. С его помощью мы можем оценивать состояние привода распредвала (в частности, о состоянии ремня или цепи), зазорах и герметичности клапанов, наличии отложений и нагара на впускных клапанах, которые приводят к ухудшению показателей наполнения цилиндров топливовоздушной смесью.

Многочисленные исследования показали, что к концу срока службы автомобилей годовая их производительность уменьшается в 1,5 - 2 раза, что приводит к снижению уровня безопасности транспортного средства. В связи с этим можно сделать вывод о том, что на современном этапе перспективными направлениями являются методы своевременного предупреждения и прогнозирования состояния транспортного средства путем периодического осмотра и диагностирования отдельных его составляющих.

На основе проведенного обзора литературы выявлено, что все более широкое распространение при профилактических осмотрах и ремонтах ДВС получают методы виброакустической диагностики, основанные на анализе частотного спектра виброакустических сигналов, использующих методы вейвлет – преобразований и нейросетевых технологий для классификации вейвлет портретов виброакустических процессов.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ АНАЛИЗА ВИБРОАКУСТИЧЕСКИХ И ВТОРИЧНЫХ СИГНАЛОВ ДВС

2.1. Разработка системы автоматического съема данных при проведении технологических процедур диагностирования ДВС

На практике все машины, имеющие поршни, относятся к устройствам возвратно-поступательного и вращательного действия. Каждый полный цикл функционирования такого оборудования при этом содержит в себе некоторое количество временных фаз (интервалов), физические процессы в которых имеют существенные отличия (впуск в цилиндр рабочей смеси, процесс горения смеси, выпуск в атмосферу отработанных газов). Известно, что на виброакустическую картинку работы двигателя налагаются неординарные импульсные действия от деятельности газораспределительной системы, в добавок к этому результаты динамической неуравновешенности механической части системы при движении масс. Это все приводит к тому, что значительная часть методов выполнения измерений и вместе с ним алгоритмы и программы выполнения диагностики, используемые для оборудования непрерывного действия, неэффективны. Прослушивание двигателя и распознавание по характеру стуков неисправностей двигателя требуют большого навыка от оператора [11,43].

При записи сигналов ДВС с точек прослушивания шумов и вибро – колебаний датчиками рекомендуется локализовать их в тех местах, которые показаны на рисунке 2.1.

Комплекс средств виброакустического контроля и диагностики имеет возможность эффективного применения для анализа и исследования технического состояния поршневых машин с использованием специфических приборов и алгоритмов обработки сигналов виброконтроля [1-3,6,43].

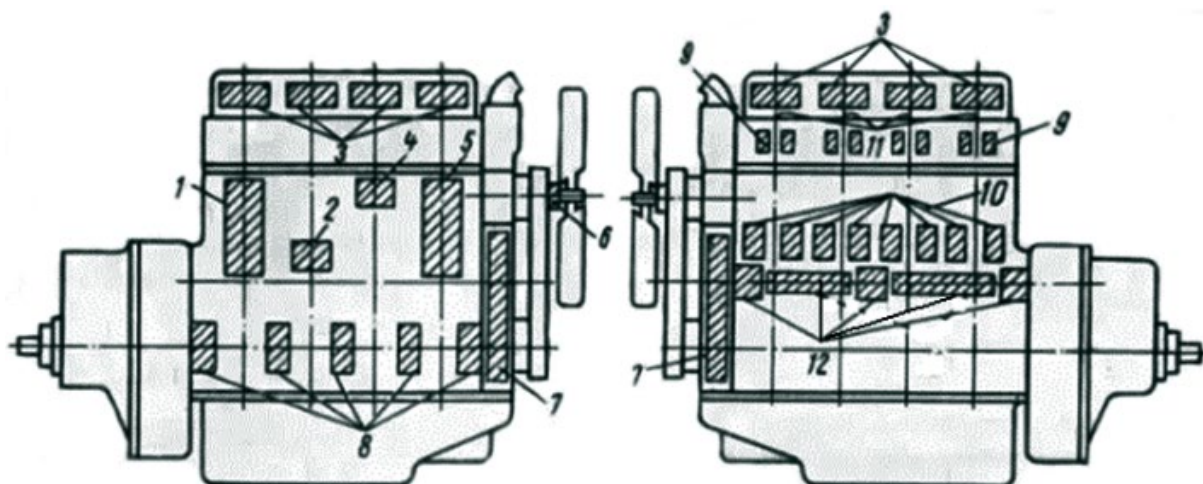


Рисунок 2.1. - Зоны прослушивания ДВС (1...12) [<http://stroy-technics.ru/article/kontrol-sostoyaniya-dvigateli-bez-razborki>]

1 - область поршня и цилиндра; 2 - группа поршневое кольцо и канавка поршня; 3 - точка прослушки бойка коромысла и стержня клапана; 4 - группа поршневой палец, втулка шатуна; 5 - зона прослушки коленчатый вал и шатунный подшипник; 6 - водяной насос; 7 - распределительные шестерни; 8 - коленчатый вал, коренной подшипник; 9 - стержень клапана, направляющая втулка; 10 - толкатель, втулка толкателя; 11 - клапан, днище поршня; 12 - зона прослушки распределительный вал, подшипник, кулачок распределительного вала и толкатель.

2.1.1. Обеспечение синхронности считывания сигналов в многоканальной системе регистрации информации

Главным свойством вибрационной измерительной системы, применяемой в диагностике поршневых машин, является синхронизация считывания данных с группы вибродатчиков, локализованных в корпусе двигателя согласно принятым стандартам [42,43]. В начале разгона двигателя датчик регистрации электрического импульса синхронизирует систему на регистрации с установленных датчиков, затем сигналы поступают в микроконтроллер (программно-логической контроллер), который производит фильтрацию полученных сигналов[43]. В системе съема сигналов необходим также узел сопряжения и нормирования регистрируемых сигналов. После

чего, полученные данные обрабатываются программным модулем, расположенным в персональном компьютере с целью принятия решения о техническом состоянии ДВС. Датчики устанавливаются на каждом отдельном цилиндре, на клапанных коробах, на крейц-копфе цилиндра и в зоне нахождения подшипников. Для контроля состояния двигателя такая схема локализации вибродатчиков дает возможность использования одного двенадцатиканального прибора[5,43].

2.1.2. Определение диапазонов фиксируемых частот

При диагностике поршневых двигателей нужно определиться с диапазоном частот виброакустических датчиков, которые в дальнейшем будут использованы. Верхняя граница значений регистрируемых частот, как правило, определяется массой и размерами конструктивных элементов исследуемого объекта. В нашем случае для исследуемых машин основная часть резонансных собственных частот элементов двигателя находится в области от сотен герц до нескольких килогерц. Из этого следует, что при проведении диагностики технического состояния двигателей можно использовать обычные виброакустические датчики. Верхний диапазон частот, установленный в 25 кГц, достаточен для проведения диагностики [43].

Проблемой является также установление нижней границы частот регистрируемых вибросигналов. Надо определиться с тем, что измеряет виброакустический датчик, находящийся на объекте, и что же является преимущественным при проведении диагностики. Как правило, это динамические соударения в случае изменения направления скорости движения масс, соударения в газораспределительном механизме, вибрации, происходящие в клапанах рабочего газа и т. д. Регистрируется, как правило, не столько процесс удара, сколько его затухающий "отклик". Под термином "отклик" мы подразумеваем свободные резонансные колебания в деталях после проведения динамического удара. Как было отмечено выше,

резонансные собственные частоты деталей машин бывают в пределах сотни герц как минимум. Вполне логичным является установление нижней границы частоты акустических датчиков для диагностики поршневых машин не выше этого, таблица 2.1.

Таблица 2.1. Диапазон информативных частот для механизмов ДВС

Вид механизма	Диапазон информативных частот
Механизм газораспределения	7 - 12 кГц
Сопряжение поршень - гильза	2,5 - 7 кГц
Поршневые кольца	10 кГц
шатунные и коренные подшипники	0,5 кГц
Форсунки	12 кГц

2.1.3. Влияние фазовых диаграмм функционирования исследуемого оборудования

Диагностирование машин, имеющих элементы вращения по их виброакустическим сигналам, возможно, если есть возможность точным образом синхронизировать такие сигналы с позиции коленчатого вала этой машины[1,9,20,25,43]. Знание фазовой диаграммы функционирования этого объекта позволит произвести и точно выделить те временные отрезки, которые необходимы для корректного снятия данных. Например, если диагностируется работа выпускного клапана первого цилиндра, тогда полный сигнал надо выделить и регистрировать только тот отрезок времени, когда в открытом положении находится именно исследуемый клапан. Ошибка при определении этого диапазона времени обязательно приведет к получению неверного диагностического вывода [43].

Для синхронизации вибросигналов с положением коленчатого вала используют фазовый отметчик той или иной конструкции[43].

2.1.4. Продолжительность регистрации виброакустических сигналов

Регистрация более трех законченных циклов деятельности исследуемого объекта дает возможность решать, является ли этот процесс

повторяющимся, т.е. закономерным, и его можно принять за основу для проведения диагностики. Особенно для тихоходных машин это время бывает очень существенным. Было установлено, что при частоте вращения коленвала в 300 об/мин, три оборота вала происходит в полсекунды. При условии, что верхняя граница частоты вибрации составляет $f = 5$ кГц, тогда получаемое число отсчетов N сигнала в каждом измерительном канале за половину секунды составит > 6000 . Другими словами, количество отсчетов в сигнале перейдет к более понятному пользователям параметру прибора - к максимальному числу линий в спектре, то получим, число 3200. Таким образом, канал прибора при многоканальной регистрации должен содержать такое число линий в спектре. При меньшем значении разрешения спектра проведение диагностики машин с таким прибором даст недостоверные результаты. В современных ДВС, которые оснащены ECU(англ. Electronic Control Unit) - электронным блоком управления и OBD(англ. On-board diagnostics) – компьютерной системой диагностики автомобиля, имеется возможность с помощью программ произвести частичную диагностику неисправностей [1,3,5]. Зарегистрированные сигналы с целью накопления информационных признаков записываются, как правило, на твердые носители. Другим важным источником информации для проведения диагностики ДВС являются образы сигналов с исправного или заводского двигателя. Исследуя отклонения от нормального функционирования системы, можно сделать заключение о его техническом состоянии. Корректность и достоверность диагностики в конечном счете зависит от типа и топологии прикрепления в корпус двигателя датчиков. Необходимо, чтобы при проведении калибровки и особенно при экспресс-диагностике, топология датчиков, установленных на корпусе ДВС, должна соответствовать ISO 13373-1:2002, и их локализация должна быть неизменной. Точки съема измеряемых сигналов записываются в протоколе выполнения диагностики для того, чтобы при проведении следующей процедуры диагностики можно было провести корректное сравнение результатов [5,9,11,38,42].

2.1.5. Виды диагностируемых дефектов, механических частей ДВС

Рассмотрим **кривошипно-шатунный механизм**, где основные дефекты возникают из-за увеличения зазора в подшипнике шатуна и в пальце поршня. Анализ таких дефектов осуществляется по временным графикам сигналов, снятых с подшипников, крейц-копф и цилиндров. Здесь следует достаточно точно установить те отрезки времени, когда шатун меняет направление своего перемещения[44-46]. За время одного оборота это происходит четыре раза - в направлении движения поршня два раза и в поперечном направлении два раза. Выявлено, что первый цикл движения происходит, как правило, через 180 градусов, а второй нет, это напрямую связано с соотношением длины шатуна и эксцентриситета шатунного крепления на коленчатом валу. Анализ показывает, что если на графиках будут отражены удары в период движения шатуна вдоль цилиндра, то увеличение зазора происходит на коленвале [44-46]. Когда удары зарегистрированы только в моменты перемены поперечного движения шатуна, это соответствует увеличенным зазорам только в подшипниках шатуна, связанных с коленчатым валом. Обычно на графике каждый удар хорошо виден и является первичным ударом с затухающими в последующем колебаниями. Самым информативным значением является амплитуда первого импульса, правда и частота свободных колебаний, и скорость их затухания содержат в себе некую информацию диагностического характера.

Для **крейц-копфа** характерным недостатком является увеличенный зазор, который диагностируется по сигналу с вибродатчика, установленного вертикально на его корпусе. Нужно отметить, что в этом сигнале есть полезная информация о ресурсе работы исследуемого цилиндра. Характерно, что по мере изнашивания поршневых колец этот поршень опускается вниз и таким образом спектр вибросигнала изменяется. Опытный диагност-исследователь из этого может извлечь много полезной информации[44-46].

Цилиндр может иметь ряд дефектов, связанных с понижением компрессии, повышенным износом уплотнений и трущихся поверхностей.

Спектральный анализ в диагностике этого дефекта может оказать действенную помощь, необходимо, опять же, правильно отобрать временные отрезки, где скорость движения поршня не столь резко меняется. Очень полезна для этого регистрация динамики перемены давления на выходе цилиндров, которая дает сведения о характере износа исследуемых поверхностей [44,46].

Дефекты, связанные с **выпускным клапаном**, происходят за счет износа и нарушения фаз газораспределения. Процесс прохождения выхлопного газа через клапан является сложным процессом. Анализ графика изменения вибрации показывает, что в нем присутствуют колебания с примерно одинаковой амплитудой, но с центральной линией, имеющей наклон к оси времени. Это, похоже, связано с перемещением масс сжатого рабочего газа, движущегося через выпускной клапан [3,4,44,46]. Информация о диагностике локализована в конкретном месте (во времени) и длине этого отрезка, отчасти в амплитуде (может и частоте) этих колебаний и угле наклона, указанной выше нулевой линии.

Отсюда видно, что методы вибрационной диагностики дают возможность выявлять наиболее существенные дефекты поршневого оборудования, при этом главными являются методы контроля форм колебаний [1-5,9,11,42,46].

2.2. Очистка виброакустических сигналов с применением фильтра Кальмана

Фильтрация Кальмана применяется для фильтрации зашумленных сигналов, генерирования ненаблюдаемых состояний сигналов и прогнозирования будущих его состояний. В связи с тем, что многие датчики имеют выход, который слишком зашумлен, чтобы быть использованным непосредственно, кроме того, фильтрация Кальмана позволяет учесть неопределенность сигнал/состояние [43,47].

Как указывалось ранее, одним из продуктивных методов фильтрации сигналов в условиях нестационарности является использование фильтра

Кальмана. В задачах диагностики дефектов ДВС следует учесть, что каждый из узлов и частей этого объекта имеет друг с другом взаимокорреляцию [5,43,47]. Исходя из правил теории клеточных автоматов для фильтрацией сигналов при решении задач диагностики, нужно измерять совместную параллельную обработку виброакустических акустических сигналов также и для смежных частей ДВС. К примеру, если измеряется сигнал с первого блока цилиндров, то следует записывать также и вибросигнал на втором блоке[43].

С учетом сказанного, рассматривая ДВС как объект динамической системы, с которого регистрируются одномерные виброакустические случайные сигналы, для первого и второго каналов измерений можно записать следующую систему стохастических дифференциальных уравнений для фильтра Кальмана[11, 43,44,45,46,47]

$$\frac{dx(t)}{dt} = f(t)x(t) + r(t), \quad f(0) = f_0 \quad (2.1)$$

$$z(t) = c(t)x(t) + d(t)n(t) \quad (2.2)$$

$$\frac{dr(t)}{dt} = q(t)r(t) + a(t)m(t) \quad (2.3)$$

$$\mu(t) = g(t) * r(t) + b(t)v(t) \quad (2.4)$$

случайные процессы $r(t)$, $n(t)$, $m(t)$, $v(t)$ имеют автокорреляционные функции, которые можно представить в следующих видах

$$\begin{aligned} R_{rr}(t, \tau) &= Q(t)\delta(t - \tau) \\ R_{nr}(t, \tau) &= N(t)\delta(t - \tau) \\ R_{mm}(t, \tau) &= M(t)\delta(t - \tau) \\ R_{vv}(t, \tau) &= V(t)\delta(t - \tau) \end{aligned} \quad (2.5)$$

где $Q(t)$, $N(t)$, $M(t)$, $V(t)$ - известные, детерминированные функции, а $\delta(t - \tau)$ - функция Дирака.

В уравнениях (1) и (4) $f(t)$ и $q(t)$ считаются известными и детерминированными функциями.

В данной задаче приняты следующие условия:

- процедура оценки линейная; оценка несмещенная $M\hat{x} = Mx = \bar{x}$; оценка \hat{x} – эффективная $D\hat{x} = \min$

Здесь x вектор состояния динамической системы, который является случайным гауссовским процессом t - измерения, полученным в момент времени. Шум системы и шум измерений также являются гауссовскими случайными процессами с нулевым математическим ожиданием. Другими словами, мы предполагаем наличие белого шума в системе и в измерениях.

Рассматривая регистрируемый виброакустический сигнал как одномерный дискретный процесс и исходя из выше принятых условий, запишем рекуррентные уравнения для фильтров Кальмана. Для первого блока цилиндров ДВС [43,47]

$$x(k+1) = F(k)x(k) + r(k) \quad (2.6)$$

$$z(k) = Cx(k) + n(k) \quad (2.7)$$

и для второго блока цилиндров ДВС

$$d(k+1) = D(k)d(k) + m(k) \quad (2.8)$$

$$\mu(k) = G(k)d(k) + v(k) \quad (2.9)$$

где $r(k), n(k), m(k), v(k)$ - белые шумы с математическими ожиданиями $M[r(k)] = 0, M[n(k)] = 0, M[m(k)] = 0, M[v(k)] = 0$ и с ковариационными матрицами $cov[r(k), n(k)] = 0, cov[m(k), v(k)] = 0, cov[r(k), r(k)] = R(k) * \delta(t - \tau), cov[n(k), n(k)] = N(k) * \delta(t - \tau), cov[x(k)x(k+1)] = P_x(k)$

В следующей задаче приняты те же условия, которые приняты для моделирования первого блока.

Так как оба фильтра являются идентичными, поэтому рассмотрим синтез только первого фильтра Кальмана. Исходя из этих условий выбираем структуру первого фильтра в виде

$$\hat{x}(k) = H\bar{x}(k) + K\bar{z}(k),$$

где H и K необходимо определить из условия несмещенности оценки - \bar{x}

$$\bar{x}(k+1) = H\bar{x}(k) + K[C\bar{x}(k) + \bar{n}(k)] \rightarrow H\bar{x}(k) + K\bar{n}(k) \rightarrow F(k)\bar{x}(k) + \bar{r}(k)$$

Откуда

$$H\bar{x}(k) = [F(k) - KC]\bar{x}(k) + K\bar{n}(k) + \bar{r}(k) \quad (2.10)$$

Учитывая, что среднее значение входного белого шума $\bar{n}(k), \bar{r}(k)$ равно нулю, имеем

$$H = F(k) - KC$$

Матрицу H определим из условия эффективности оценки $\hat{x}(k)$, то есть

$$D\hat{x} = \min D(\bar{x}(k) - \hat{x}) \rightarrow \min(\text{tr}P_e)$$

Где: $\text{tr}()$ -след ковариационной матрицы, P_e - ковариационная матрица ошибки $e(k)$. Для определения минимума $\text{tr}P_e$ запишем

$$\begin{aligned} \bar{e}(k) = (x - \hat{x}) &= [F(k)x(k) + \bar{r}(k)] - [H\bar{x}(k) + K\bar{z}(k)] = [F(k)x(k) + \bar{r}(k)] - \\ &[F(k) - KC]\bar{x}(k) + KCx(k) + K\bar{n}(k) = F(k)[x(k) - \bar{x}(k)] - KC[\bar{x}(k) - x(k)] + \\ &r(k) + Kn(k) = F(k)e(k) - KCe(k) + \bar{r}(k) + K\bar{n}(k) \end{aligned}$$

(2.11)

В результате имеем уравнение Риккати и ковариационную функцию следующего вида.

$$\bar{e}(k) = (x - \hat{x}) = [F(k) - KC] e(k)$$

Следовательно, ковариационная матрица ошибки будет определяться

$$P_e = [F(k) - KC]P_e(k-1) + P_e(k-1)[F(k) - KC]^T + K^T + KRK^T \quad (2.12)$$

$$\text{При } \frac{\partial P_e}{\partial K} = 0 \text{ имеем: } -C^T P_e - C^T P_e + 2KR = 0,$$

В этом случае коэффициент усиления фильтра определяется по следующей зависимости

$$K = C^T P_e R^{-1} \quad (2.13)$$

Алгоритм рекурсивного обновления оценки $\hat{x}(k)$ соответствует следующей системе уравнений:

$\hat{Z}(k) = C(k)F(k)\hat{x}(k-1)$ - прогнозируемое значение наблюдаемого сигнала.

$\varepsilon(k) = z(k) - \hat{Z}(k)$ - невязка между прогнозируемыми и реальными наблюдениями сигналов.

Поэтому для дискретного случая измерения наблюдаемого сигнала имеем:

$K(k) = P_e(k-1)C^T(k) * [C(k) * P_e(k-1)C^T(k) + Q(k)]^{-1}$ - коэффициент усиления стационарного фильтра Кальмана.

$\hat{x}(k) = F(k)\hat{x}(k-1) + K(k) \varepsilon(k)$ - обновление оценки процесса $x(k)$;

$P_e(k) = F(k)[P_e(k-1) - K(k)C(k)P_e(k-1)]F^T(k) + Q(k)$ - обновление ковариационной функции ошибки [43].

Для решения задачи адаптивной фильтрации наблюдаемого сигнала с использованием фильтра Кальмана изменение вектора коэффициентов w фильтра в данном случае не детерминировано, поэтому матрица перехода $F(k) = I$. Сигналы, получаемые с линий задержек фильтра в данном случае, выступают в качестве матрицы наблюдения. Сигнал с выхода фильтра в этом случае представляет собой прогнозное значение сигнала наблюдения, а в качестве образцового наблюдаемого сигнала $\mu(k)$ принимает сигнал, поступающий со смежного блока цилиндров ДВС [11,43,46].

В этом случае шумом наблюдаемого сигнала является разность между воспроизводимым сигналом фильтра и образцовым сигналом $\mu(k)$.

А матрица шума системы $E < \omega_k \omega_i^T \geq \Delta(k-i)Q_k$ в скалярный параметр. Величина этого параметра слабо влияет на результат фильтрации, и она может быть задана в следующих пределах – $[0,001 \dots 0.01]\sigma_\varepsilon^2$.

Таким образом, вышеуказанные формулы принимают следующий вид:

$y(k) = u^T(k)\hat{w}(k-1)$ - выходное прогнозируемое значение образцового сигнала;

$K(k) = (P_\varepsilon(k-1)u(k))/(u^T(k)P_\varepsilon(k-1) + Q_k)$ - коэффициент усиления фильтра;

$\hat{w}(k) = \hat{w}(k-1) + K(k) \varepsilon(k)$ - обновление оценки коэффициентов адаптивного фильтра Кальмана;

$P_\varepsilon(k) = P_\varepsilon(k-1) - K(k)u^T P_\varepsilon(k-1) + Q_k$ - корректировка оценки ковариационной матрицы ошибки.

Классический вариант фильтра Кальмана был смоделирован в среде программного продукта Matlab/Simulink Рисунок 2.2.

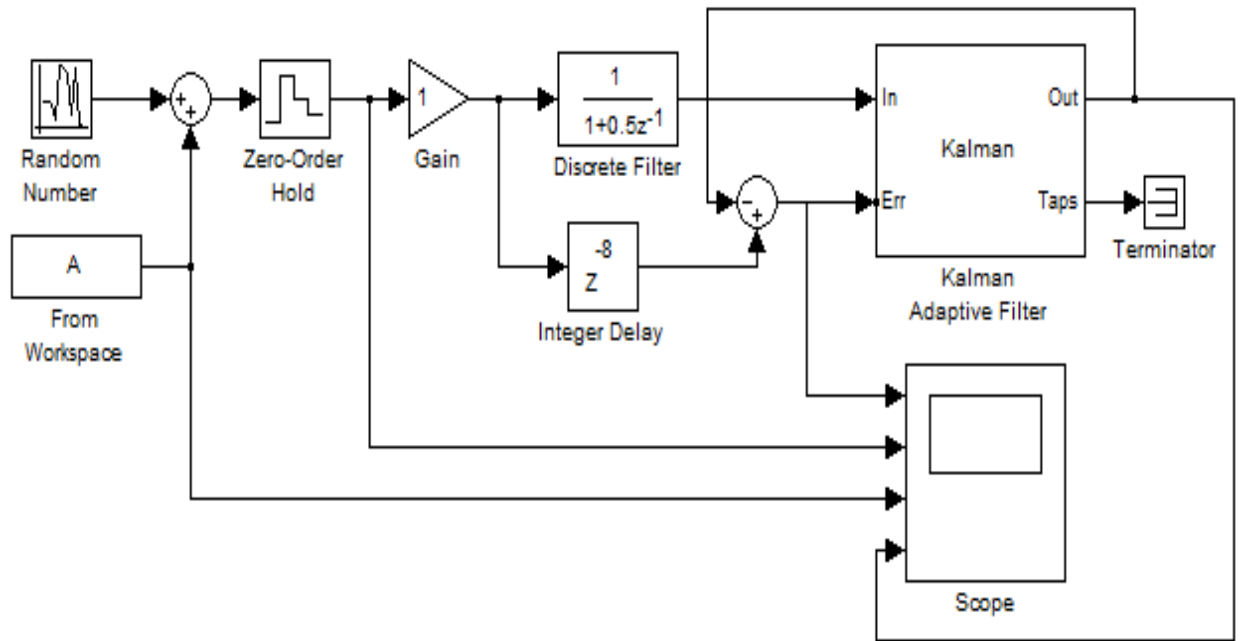


Рисунок 2.2. - Структурная схема моделирования фильтра Кальмана

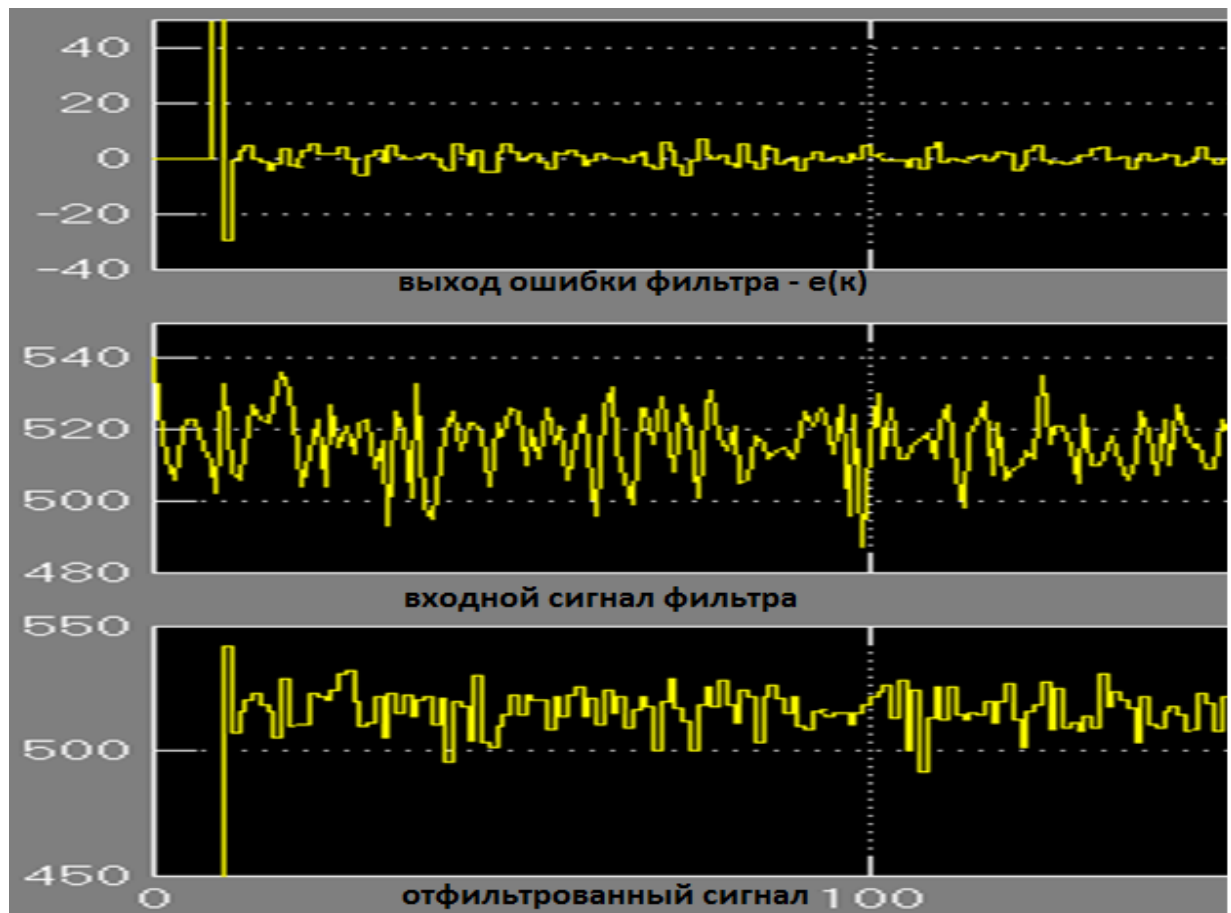


Рисунок 2.3. - Результаты моделирования фильтра Кальмана

Фильтр Кальмана реализован на сконструированном автором приборе для съема сигналов наблюдения, выполненном на базе микроконтроллера Arduino Mega, включающего в себя виброакустическое измерительное устройство с алгоритмом фильтра Кальмана. Так как классическая форма реализации данного фильтра на этом микроконтроллере не представляется возможной, поэтому был реализован упрощенный алгоритм следующего вида[45,46]:

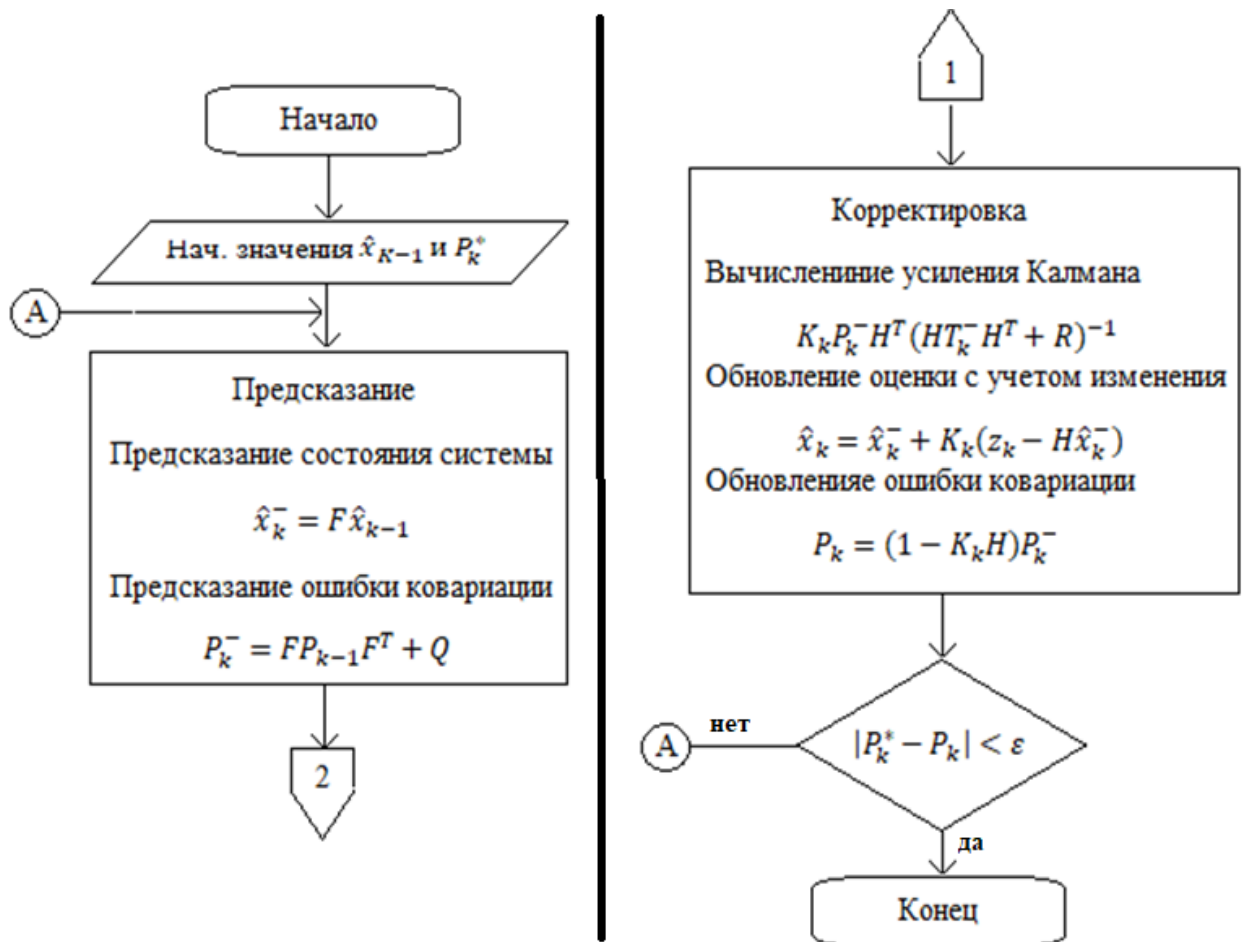


Рисунок 2.4. - Упрощенный алгоритм фильтра Кальмана, реализованный на МК

Чтобы наглядно продемонстрировать эффективность фильтра Кальмана для задачи диагностики ДВС, была произведена фильтрация виброакустического сигнала (рисунок 2.5), которая от микроконтроллера Arduino Mega передается через порт UART компьютера и записывается в программе Excel 2016[9,45,46].



Рисунок 2.5. - Графики зашумленных и отфильтрованных виброакустических сигналов ДВС автомобиля марки Opel Vectra

Среднеквадратическая ошибка, рассчитанная для массива данных, измеренных с помощью виброакустического датчика, составила $R = 0.488$. При этом величина Q согласно рекомендации была принята равной 0.002 [6,45].

Из графиков, приведенных на рис.2.5, видно, что среднеквадратическая ошибка фильтра Кальмана в ходе адаптации приближается к нулю, это указывает на то, что отфильтрованный сигнал приближается к своему истинному значению[45].

2.3. Применение метода Фурье для анализа спектральных характеристик виброакустических сигналов

Спектральный анализ – это такой способ обработки сигналов, который позволяет определить частотные составляющие измеряемого сигнала. По виду представления сигнала применяют различные преобразования Фурье – дискретное и непрерывное. Непрерывный вид используется в аналитических исследованиях, дискретный применяется во всех других практических случаях[32,48-51].

Применимо к функции $h(t)$, заданной на непрерывном интервале от $-\infty$ до ∞ , Фурье преобразование получит вид:

$$H(f): H(f) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t)e^{2\pi ft} dt \quad 2.14$$

Теоретически зная $H(f)$, можно восстановить его первоначальный вид $h(t)$, в этом случае реализуется обратное преобразование:

$$h(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} H(f)e^{-2\pi ft} df \quad 2.15$$

Непрерывный сигнал $h(t)$ и его образ $H(f)$ являются, как правило, и могут принимать как вещественные, так и комплексные значения.

Изменение прообраза $h(t)$ приводит к изменению его образа $H(f)$, который можно записать как $h(t) \leftrightarrow H(f)$. Следующие соотношения справедливы для указанных преобразований [32,48-50]:

$$h(at) \leftrightarrow \frac{1}{|a|} H\left(\frac{f}{a}\right)$$

$$\frac{1}{|a|} h\left(\frac{t}{a}\right) \leftrightarrow H(af)$$

$$h(t - c) \leftrightarrow H(f)e^{-2\pi ifc}$$

$$h(t)e^{-\pi ict} \leftrightarrow H(f - c)$$

Операция свертки для функций g и h имеет вид $g * h = \int_{-\infty}^{+\infty} g(\tau)h(t - \tau) d\tau$.

Корреляционная зависимость для функций g и h имеет вид

$$Corr(g, h) = \int_{-\infty}^{+\infty} g(\tau + t) h(t) dt$$

Справедливы при этом следующие соотношения:

$$g * h \leftrightarrow G(f)H(f)$$

$$Corr(g, h) \leftrightarrow G(f)H^*(f)$$

$$Corr(g, g) \leftrightarrow G(f)H^*(f)$$

2.3.1. Представление дискретного Фурье преобразования

На практике, как правило, используется дискретное Фурье преобразование. Аналитическое выражение исследуемой функции нам не

известно, задаются только её дискретные значения через равные промежутки времени. За пределами этого отрезка времени значения функции принимаются равными нулю, тогда интеграл можно заменить такой суммой

$$H(f_n) = \int_{-\infty}^{+\infty} h(t) e^{2\pi i f t} dt = \sum_{k=0}^{N-1} h_k \Delta_k \exp\left(\frac{kn}{N} 2\pi i\right) \quad 2.16$$

В нашем случае, когда мы имеем равномерную сетку, эта формула несколько упрощается. При равномерных отрезках измерений можно получить безразмерную формулу:

Исходя из этого, можно сделать заключение, что дискретное Фурье преобразование практически сохраняет все характерные особенности непрерывного.

$$H_n = \sum_{k=0}^{N-1} h_k \exp\left(\frac{kn}{N} 2\pi i\right), \quad ne \left[-\frac{N}{2}, \frac{N}{2}\right] \quad 2.17$$

Формула восстановления сигнала примет вид [32,48,49,50,51]

$$h_k = \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} H_n \exp\left(-\frac{kn}{N} 2\pi i\right), \quad ke[0, N-1] \quad 2.18$$

2.3.2. Быстрое преобразование Фурье

Для анализа стационарных сигналов довольно широко применяется быстрое преобразование Фурье (БПФ), которое, как известно, основано на спектральном представлении сигналов. Проблемы, возникающими при этом, является возрастание влияния шума, обусловленного усреднениями и непрерывным накоплением ошибок, особенно в высокочастотной области сигнала, где разрешающая способность низка [32,48,49].

Для нестационарных сигналов классический спектральный анализ не дает ожидаемого эффекта, когда временной масштаб нестационарности много меньше, чем реализация сигнала, подлежащая анализу. Использование БПФ для нестационарных сигналов предполагает разбиение его на отдельные короткие равномерные отрезки с тем, чтобы применить БПФ к каждому из них. Увеличение числа отрезков разбиения (число спектров) сужает

разрешающую способность исследования. Среди известных алгоритмов анализа выделяется метод со скользящим гауссовским окном Габора. Можно выделить и другой эффективный и достаточно развитый анализ, известный как распределение Вигнера-Вилли (WW Distribution). Применение алгоритмов со скользящими окнами позволяет значительно расширить разрешающую способность метода, однако для этого нужно увеличить объём вычислений и, как следствие, время расчётов [50-52].

Для проведения дискретного Фурье преобразования необходимо, по определению, $2N$ операции (N раз суммирование N слагаемых). Это число можно существенно уменьшить. Известный метод Cooley-Tukey быстрого вычисления ДПФ позволяет выполнить дискретное преобразование Фурье для точек отсчетов $N = 2^k$ за время около $N \log_2 N$, поэтому и такое название - быстрое преобразование Фурье, БПФ. В процедуре проводится рекурсивное разбиение массива данных на два, так называемых подмассивов, и вычисление ДПФ производится для отдельных подмассивов.

Ниже приводятся результаты моделирования сигналов и построения их спектров в инструментальной среде MATLAB[32,48,49,50,52].

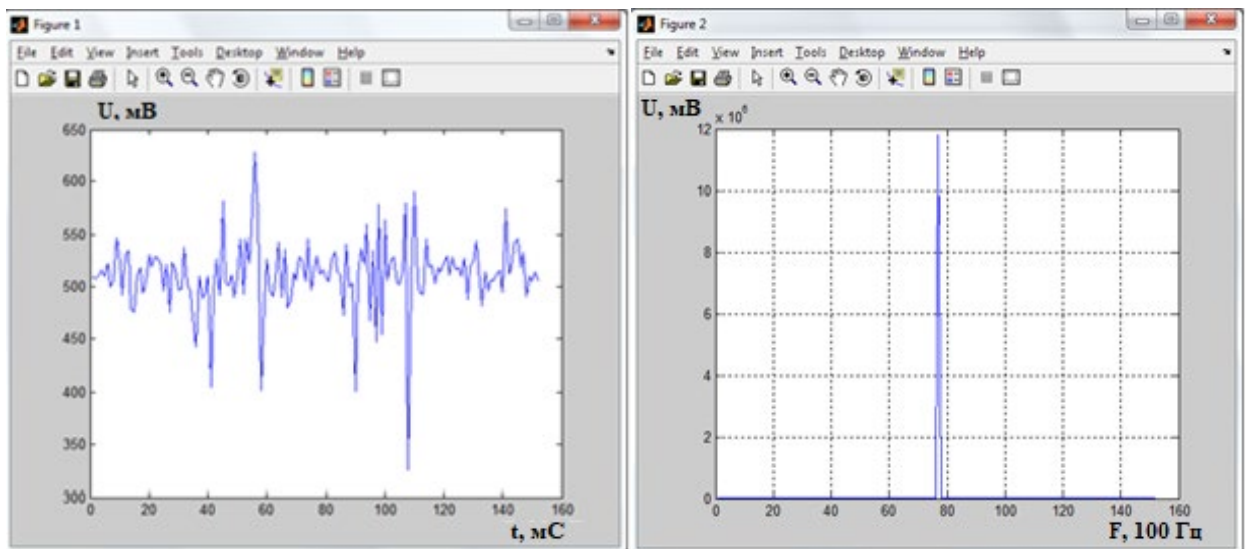


Рисунок 2.6. - Характеристики сигнала виброускорения блока цилиндров двигателя

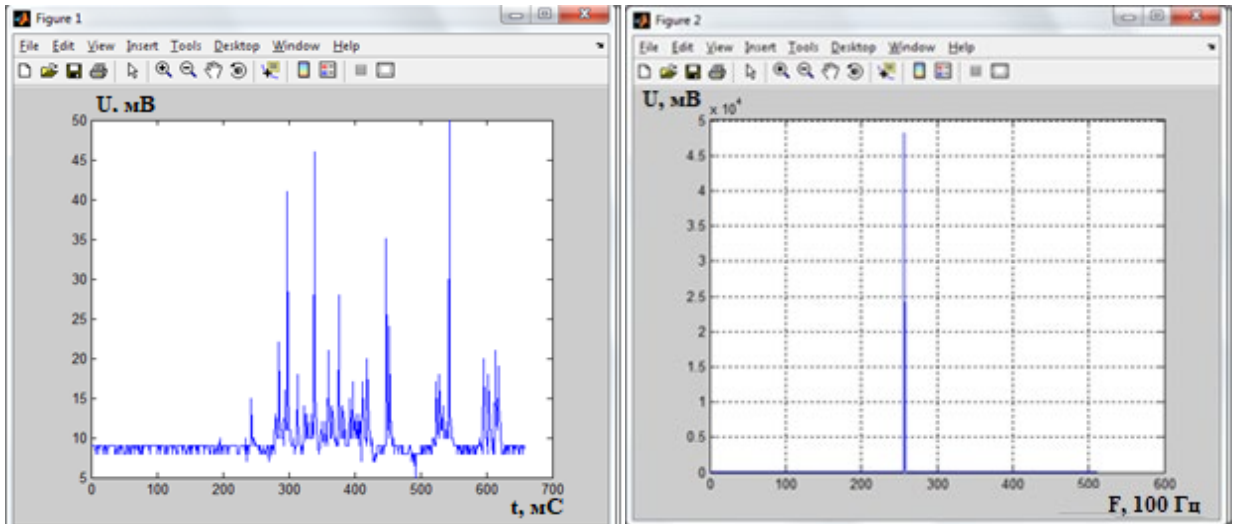


Рисунок 2.7. - График и спектр виброакустического сигнала, снятого около поршенно – гильзовой части двигателя автомобиля

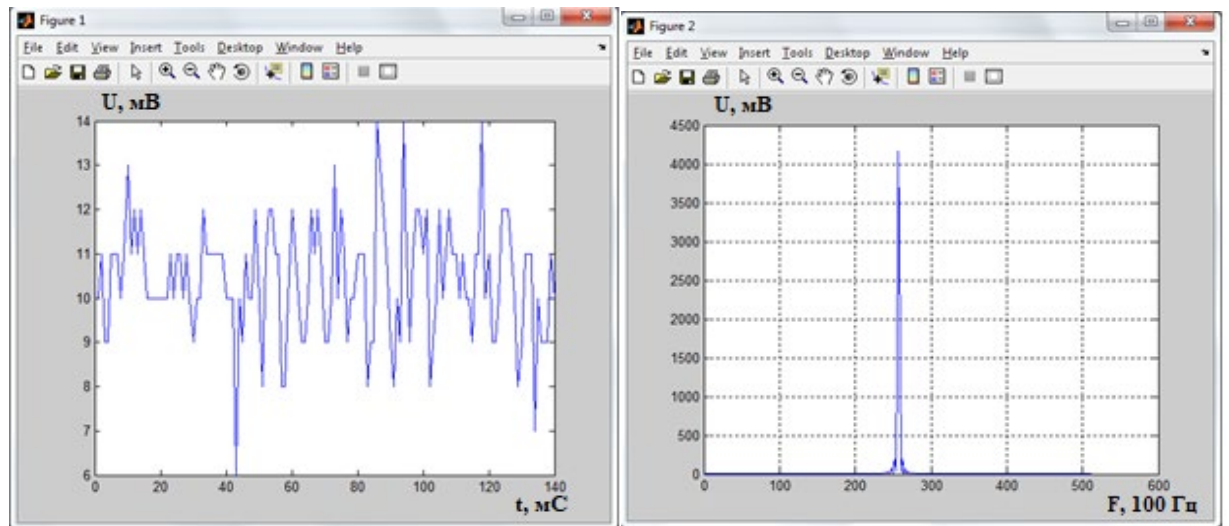


Рисунок 2.8. - График и спектр виброакустического сигнала, зарегистрированного вблизи коренного подшипника

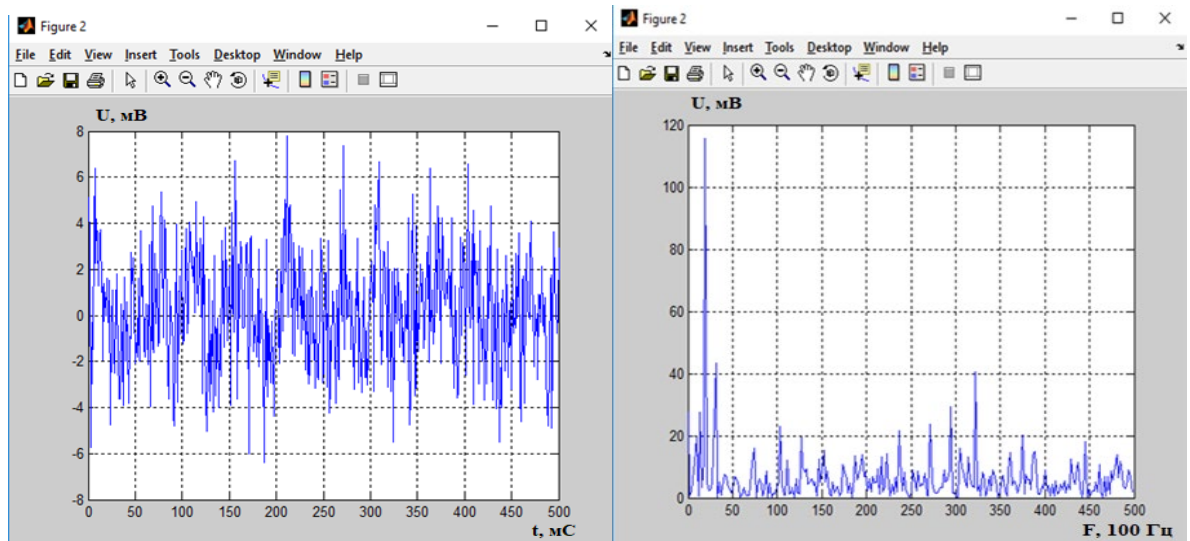


Рисунок 2.9. - График виброакустического сигнала и его спектр, снятый у механизма кривошипно-шатунного

2.4. Разработка методики технической диагностики двигателя внутреннего сгорания с применением технологии вейвлет-анализа

2.4.1. Вейвлеты и их основные характеристики

Контроль и диагностика различных объектов в основном связаны с процессом извлечения информации из сигналов, получаемых от конкретного объекта. При этом исследователь этих процессов стремится с помощью определенных методик преобразовать эти сигналы в более удобный вид с целью анализа и получения информации о состоянии исследуемого процесса. В области исследования процессов, связанных с решениями задач контроля и диагностики, широкое распространение получили методы спектрального и корреляционного анализа сигналов [9,37].

Основными представителями этих методов являются преобразование Фурье и вейвлет - преобразования, которые являются базой для спектрального анализа.

Вейвлеты - это группа математических функций, отвечающих требованиям локальности по времени и по частоте. При этом участвующие в этой системе анализа сигналов такие функции формируются из одной материнской(базовой) функции путем ее сжатия, растяжения и сдвига по оси времени[37].

Вейвлет-преобразование отображает исходный сигнал в частотно-временном пространстве в виде локализованных по частоте и по времени колебаний[49,51].

Вейвлеты представляют собой пакет функций, имеющих нулевые средние значения и обладающие линейными свойствами относительно операций сдвига по времени и масштабирования (сжатия/растяжения)[5,51-55].

Основным направлением применения вейвлет преобразования является анализ сигналов, несущих в себе информацию о нестационарном и неоднородном в пространстве процессе путем представления результатов в виде спектрально-частотно-временной характеристики, отображающей

распределение энергии сигнала по частотам и момент изменения частоты во времени[53-57].

Фундаментальной основой спектрального анализа являются работы учёных: Леонарда Эйлера, Иоганна Бернулли и особенно Жана - Батиста Фурье, построивший стройную конструкцию разложения непрерывных функций в тригонометрические ряды. В дальнейшем было установлено, что заданную функцию можно представить в других ортогональных базисных системах, например, полиномами: Чебышева, Лежандра, Лаггера и др. Однако из-за трудности интерпретации результатов, полученных в этих базисных системах, эти математические инструменты не нашли непосредственно широкого применения в области спектрального анализа. Также в свое время недостаточно были оценена полезность применения спектрального анализа функции типа Хаара, Радемахера, Уолша, Крестенсена. В последнее время интерес к применению вышеуказанных функций для спектрального анализа намного возрос в связи теоретическими разработками ученых в области ортогональных функций, которые сдвинули горизонты и определили границы практического применения метода Фурье преобразования и привели к формированию нового направления в области спектрального анализа, каковыми являются вейвлет преобразования [54].

Развитие вейвлет преобразования получило в начале 80-х годов в связи с появлением работ А. Гроссмана и Ж. Морле, посвященных анализу и цифровой обработке акустических и сейсмических сигналов.

Данный математический аппарат в настоящее время является эффективным инструментом анализа нестационарных сигналов и изображений в акустике, сейсмике, медицине, а также в задачах, контроле и диагностике различных объектов, благодаря ясности физического понимания результатов анализа [54].

Функции, имеющие вейвлет характеристики, впервые были рассмотрены в работах Альфреда Хаара. Функции Хаара - это прямоугольные функции, представленные на интервале $[0, 1]$. Следует

отметить, что эти функции не являются непрерывно дифференцируемыми функциями и поэтому они не имеют прямого применения в спектральном анализе, а используются в качестве базиса в дискретных вейвлет преобразованиях сигналов.

Теоретическое развитие данного направления получило благодаря работам авторов: Меер, Добеши, Баттле, Лимар, Маллат и др., которые позволили создать математическую основу вейвлет – анализа.

За последние двадцать лет для анализа нестационарных процессов стало широко применяться вейвлет-преобразование (wavelet – «маленькая волна», «ondelette»), о чем свидетельствуют многочисленные публикации [54].

Данный метод по сравнению с алгоритмом Фурье обладает свойством локализации частоты относительно времени [32,34,42].

При этом, чем точнее проводится локализация временного положения вейвлет функции, тем шире будет ее спектр, и наоборот, эти свойства можно увидеть в примере, приведенном для вейвлет функций типа $M\hat{a}t$ -(рисунок 2.10 и рисунок 2.11) при различных значениях растяжения и соответствующих им спектрах.

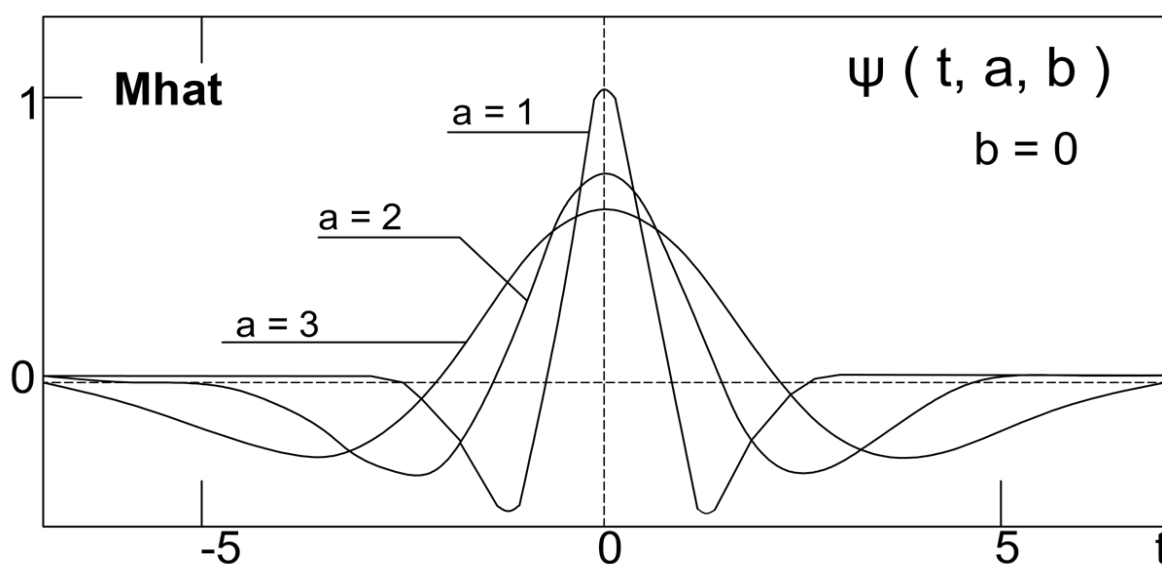


Рисунок 2.10. - $M\hat{a}t$ - вейвлеты при различных значениях коэффициента растяжения [[https://ru.bmstu.wiki/Вейвлет-преобразование_\(Спектральный_метод\)](https://ru.bmstu.wiki/Вейвлет-преобразование_(Спектральный_метод))]

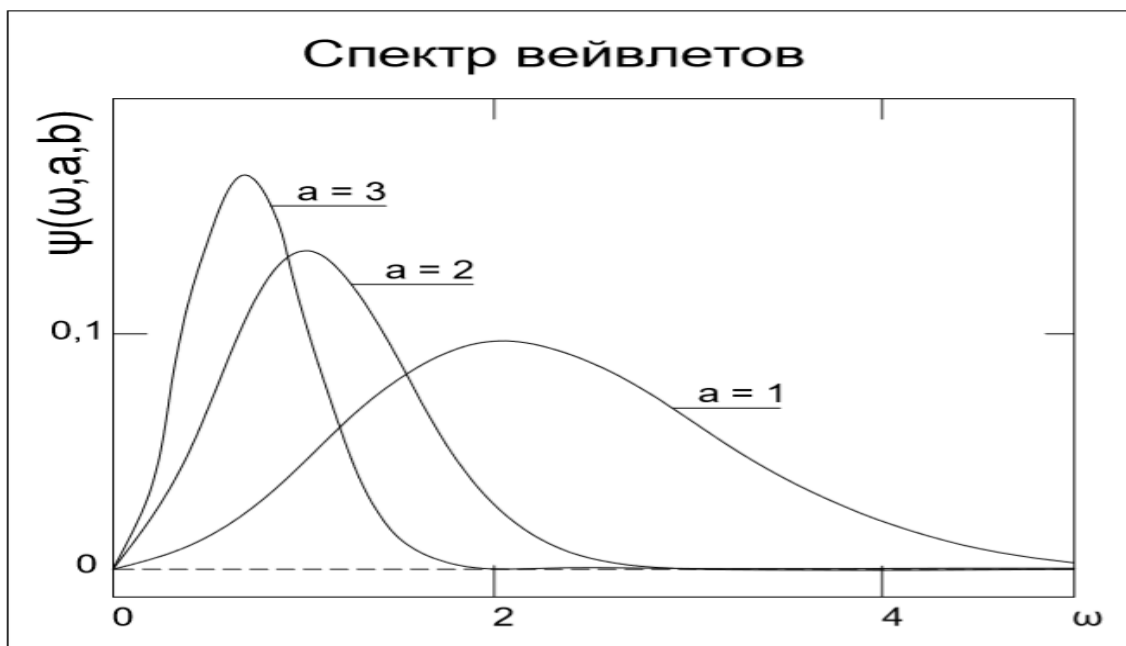


Рисунок 2.11. - Спектры M_{hat} –вейвлетов [[https://ru.bmstu.wiki/Вейвлет-преобразование\(Спектральный_метод\)](https://ru.bmstu.wiki/Вейвлет-преобразование(Спектральный_метод))]

Вейвлет преобразование сигнала – это его представление в виде суммарного ряда или как интеграла Фурье, используя систему базисных функций

$$\Psi_{ab}(t) = \frac{1}{\sqrt{a}} \Psi\left(\frac{t-b}{a}\right)$$

построенных из исходного материнского вейвлета $\psi(t)$, который обладает определенными свойствами, исходя из операций сдвига по времени (b) и перемены масштаба по времени (a). Член $1/\sqrt{a}$ определяет степень независимости нормы таких базисных функций от масштабирующего числа a . Для установленных значений a и b функция $\psi_{ab}(t)$ есть вейвлет преобразование, которое порождено материнским вейвлетом $\psi(t)$.

Следует отметить малые значения параметра a , характеризующего мелкий масштаб $\psi_{ab}(t)$ и высокие частоты ($\omega \sim 1/a$), большие параметры a – крупный масштаб $\psi_{ab}(t)$, вследствие которого происходит растяжение материнского вейвлета $\psi(t)$ и сужение его спектра.

Следовательно, в частотной области спектры вейвлетов аналогичны на всплески (волны) с наибольшей амплитудой на частоте ω_0 и полосой $\Delta\omega$.

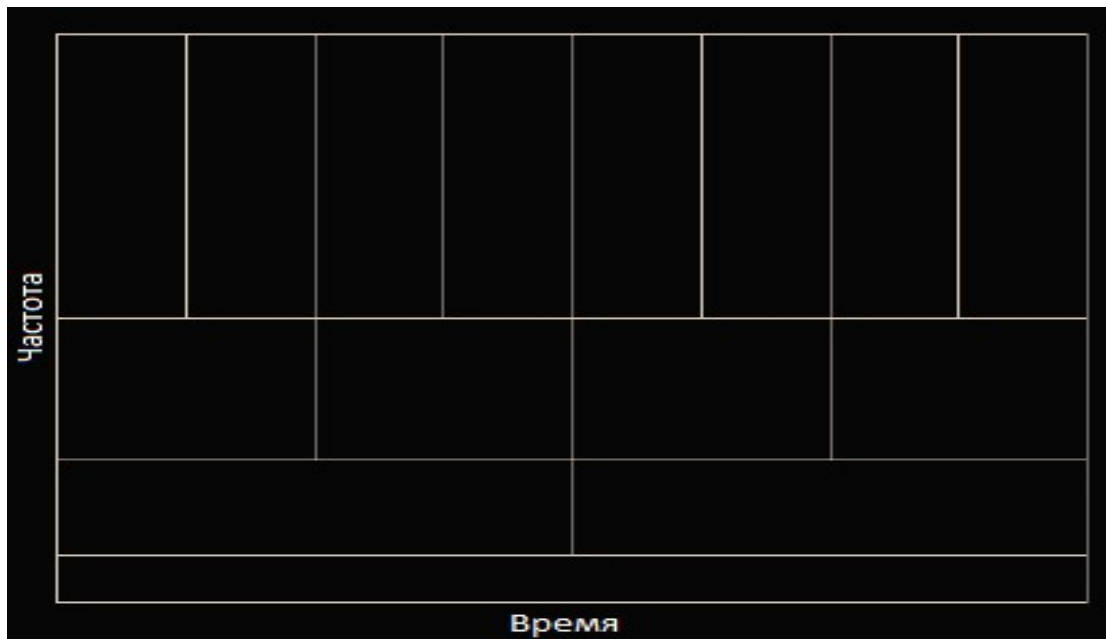


Рисунок 2.12. - Частотно-временная структура вейвлет-преобразования в плоскости

На основании принципа неопределенности Гейзенберга произведение эффективной площади (τ_s) и эффективной ширины спектра ($\Delta\omega_s$) функции $\psi_{ab}(t)$ (рис.2.12) остается постоянным. При этом из-за масштабирования и временного сдвига ($b/a = \Delta = \text{const}$) относительная «плотность» расположения базисных функций по оси t не изменяется [50,60-62].

Можно отметить, что спектральное представление (образ) вейвлетов аналогично оконному преобразованию Фурье. Но в отличие от него вейвлет функции могут перемещаться по частоте и по времени, что является главными и основными достоинствами этих функций. Эти свойства вейвлетов позволяют адаптировать их к различным сигналам и с их помощью можно производить анализ и синтез характеристик любого сигнала $S(t)$. Основные требования, предъявляемые к вейвлет функциям.

Для практического применения этого математического аппарата исходная(материнская) вейвлет-функция должна иметь следующие свойства:
 - ограниченность, квадрат нормы функции должен принимать конечные значения

$$\|\Psi\|^2 = \int_{-\infty}^{\infty} |\Psi(t)|^2 dt < \infty$$

- локализация, вейвлет преобразования исходной функции и в области времени и частот. Это означает выполнение следующих условий:

$$|\Psi(t)| \leq C(1 + |t|)^{-1-\varepsilon}$$

$$|S_{\Psi}(\omega)| \leq C(1 + |\omega|)^{-1-\varepsilon}$$

- график исходной функции должен быть знакопеременным вокруг нуля на оси времени и иметь нулевую площадь

$$\int_{-\infty}^{\infty} \Psi(t) dt = 0 \quad (2.19)$$

Равенство означает, что площадь под графиком вейвлет функции $\psi(t)$, равна нулю, и что Фурье-преобразование $S_{\psi}(\omega)$ этой функции также равно нулю при $\omega = 0$ и имеет вид полосового фильтра. Следует отметить, что при различных значениях a в частотной области вейвлет функции представляют собой набор полосовых фильтров.

Вейвлеты высокого порядка позволяют детализировать тонкую (высокочастотную) структуру сигнала, подавляя низкочастотные его составляющие.

Одной из характерных особенностей вейвлетов являются их фрактальные свойства (автомодельность, самоподобие) формируемых функций материнским вейвлетом.

Другими словами, вейвлеты заданного семейства $\psi_{ab}(t)$ обладают тем же числом осцилляций, что и исходный вейвлет $\psi(t)$, так как взяты из исходного путем масштабирования (a) и сдвига (b).

Несколько основных вейвлетообразующих функций, или иначе, материнских вейвлетов, приведены в таблице 2.2.

Таблица 2.2. Примеры материнских вейвлетов

Вейвлеты	Аналитическая запись $\psi(t)$	Спектральная плотность $\psi(\omega)$
Вещественные непрерывные базисы		
Гауссовы: - первого порядка, или WAVE-вейвлет; - второго порядка, или МНАТ-вейвлет;	$-t \exp(-t^2 / 2)$	$(i\omega)\sqrt{2\pi} \exp(-\omega^2 / 2)$
	$(1-t^2)\exp(-t^2 / 2)$	$(i\omega)^2 \sqrt{2\pi} \exp(-\omega^2 / 2)$
Вещественные дискретные		
НААР-вейвлет	$\geq \begin{cases} 1, 0 \leq t \leq 1/2, \\ -1, 1/2 \leq t \leq 1, \\ 0, t < 0, t > 1. \end{cases}$	$ie^{i\omega/2} \frac{\sin^2 \omega / 4}{\omega / 4}$
Комплексные		
Морле (Morlet)	$e^{i\omega t} e^{-t^2 / 2}$	$\sigma(\omega)\sqrt{2\pi} e^{-(\omega-\omega_0)^2 / 2}$
Пауля (Paul)	$\Gamma(n+1) \frac{i^n}{(1-n)^{n+1}}$	$\sigma(\omega)\sqrt{2\pi} (\omega)^n e^{-\omega}$

При конструировании вещественного базиса часто используется функция Гаусса и ее производные, которые наилучшим образом локализируют исследуемый сигнал в частотной и временной области.

Не все вейвлеты имеют аналитическое описание в виде формулы, а задаются алгоритмом итерационного вида и имеют относительно простую вычислительную схему. Примером таких вейвлетов являются функции Добеши (Daubechies). В зависимости от характера исследуемого процесса выбор конкретного исходного вейвлета определяется исследователем, исходя из личного опыта, и целью достижения успеха в интерпретации результатов, а также простоты реализации вычислительных процедур вейвлет-преобразования, одним из видов вейвлетов является **непрерывное вейвлет - преобразование** (НВП) или в литературе известное как CWT - continuous wavelet transform и связанное с непрерывным характером изменения обоих параметров преобразования: сдвига (b) и масштабирования (a)[59].

Функцию двух переменных $s(t) \in L^2(R)$ называют непрерывным вейвлет-преобразованием (иначе вейвлетным образом)

$$C(a, b) = \langle s(t), \Psi(a, b, t) \rangle = \int_{-\infty}^{\infty} s(t), \Psi(a, b, t) dt, \quad a, b \in R, \quad a \neq 0$$

где вейвлеты $\psi(a, b, t) \equiv \psi_{ab}(t)$ являются масштабированными и сдвинутыми копиями материнского вейвлета $\psi(t) \in L^2(R)$, пакет носителей которых формирует базис пространства $L^2(R)$.

Коэффициенты $C(a, b)$ вейвлет-преобразования содержат в себе информацию об исследуемом сигнале и о свойствах, используемых вейвлетом [60-62].

Данное обстоятельство указывает на то, что результаты вейвлет преобразования в большой степени определяются типом выбранного для анализа материнской функцией, который порождает самоподобные вейвлеты [61].

При конструировании базиса в пространстве $L^2(R)$, как и для ряда Фурье, следует формировать из одной материнской (порождающей) функции с нормой равной единице.

Для прохождения выбранной вейвлет функции всего временного интервала исследуемого сигнала применяется операция сдвига:

$\psi(b, t) = \psi(t - b)$, где параметр сдвига b является величиной непрерывной. Перекрытие частотного диапазона в пространстве $L^2(R)$ осуществляется путем применения масштабирования спектра во времени, непрерывном изменении - t :

$$\Psi(a, t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Psi\left(\frac{t}{a}\right)$$

То есть, с увеличением параметра a временная область вейвлет функции будет увеличиваться, а частотный спектр образа этой функции будет перемещаться на более низкую область частот (рис.2.11).

Таким образом, вейвлет базис пространства $L^2(R)$ формируется на основе масштабирования и сдвига материнской вейвлет функции $\psi(t)$:

$$\Psi(a, b, t) = |a|^{-\frac{1}{2}} \Psi[(t - b)/a], \quad a, b \in R, \quad a \neq 0, \quad \Psi(t) \in L^2(R) \quad (2.20)$$

Выражение (13) указывает, что нормы вейвлетов $\psi(a, b, t)$ эквивалентны норме исходной функции $\psi(t)$ при использовании нормировочного коэффициента $|a|^{-1/2}$.

Здесь уместно отметить, что большие значения параметра a соответствуют глобальному представлению сигнала, а малые значения этого параметра позволяют детально (в микроскопичной форме) представить сигнал в пространственно-временной области [59-62].

Влияние масштабирующего параметра на вейвлет таково, что при $a > 1$ сигнал расширяется, при значении $a < 1$ время сжимается.

На практике вычислительную процедуру начинают с масштаба $a=1$ и продолжают увеличивать его до определенного значения таким образом, анализ проводится на высоких частотах и постепенно осуществляется переход в направления низких частот.

При этом начальное значение a определяет наиболее сжатый вейвлет, а дальнейшее увеличение ее приводит к расширению графика временного представления вейвлета. Результат масштабно-временного преобразования (формула 11) при значениях: $a = 1, b = 0$ соответствует начальному значению вейвлет- преобразования.

Сдвиг b осуществляется с момента $t = 0$, при этом координатная ось b на графике вейвлет изображения отображает временную ось сигнала. Этот сдвиг вейвлет функции при постоянном значении масштаба a проводится до тех пор, пока вейвлет не достигнет конца сигнала.

В аналитической форме расчета непрерывного вейвлет-преобразования изменение параметров осуществляется из условий $\Delta b \rightarrow 0$ и $\Delta a \rightarrow 0$, а при выполнении расчетов для этого вида преобразование на компьютере осуществляется путем дискретизации масштабно–временной плоскости с изменением обоих параметров с определенным конечным шагом. В силу непрерывности параметров a и b в данном виде вейвлет преобразования приводят к избыточности множества базисных функций. В результате, мы имеем слишком большой объем информации. Поэтому для

разрешения этого вопроса на практике исследования сигналов и процессов широкое распространение получило следующее преобразование:

Преимуществом **дискретного вейвлет-преобразования** (ДВП) или DWT - discrete wavelet transform) является наличие достаточно компактного алгоритма для быстрого вычисления вейвлет преобразования. К сожалению, этот вид алгоритма не может быть применен для всех типов вейвлетов.

Для реализации дискретного вейвлет - преобразования не нужно большого вычислительного ресурса по сравнению с НВП, притом ДВП дает достаточную информацию для проведения анализа и синтеза сигнала.

ДВП пользуется дискретными значениями параметров a и b , они представляются в виде степенных функций:

$$a = a_0^{-m}, b = k * a_0^{-m}, \quad a > 1, \quad k \in Z$$

где Z – множество целых, состоящих из чисел;

m – масштабная степень;

k – коэффициент, характеризующий сдвиг.

В дискретном виде базис пространства $L^2(R)$ имеет вид:

$$\psi_{m,k}(t) |a_0|^{\frac{m}{2}} \psi(a_0^m(t - k)), \quad m, k \in Z, \quad \psi(t) \in L^2(R)$$

Обычно значение a бывает произвольным, но, как правило, принимается равным двум, в таком случае преобразование будет называться **диадным вейвлет-преобразованием**. Специально для диадного преобразования был разработан быстрый (пирамидальный) вычислительный алгоритм, похожий на быстрое преобразование Фурье, что послужило его широкому распространению при анализе больших массивов цифровых данных.

Вейвлет-ряды являются разложением функций и на заданном уровне разрешения m проводятся по формуле:

$$s(t) = \sum_k C_{m,k} \varphi_{m,k} + \sum_{m,k} D_{m,k} \Psi_{m,k} \quad (2.21)$$

Значения коэффициентов: $C_{m,k}$ и $D_{m,k}$ находятся выражениями:

$$C_{m,k} = \int_t s(t) \varphi_{m,k}(t) dt \quad (2.22)$$

$$D_{m,k} = \int_t s(t) \Psi_{m,k}(t) dt \quad (2.23)$$

Обычно на практике величины коэффициентов вычисляются с помощью быстрого вейвлет преобразования.

В формуле (15) первая сумма содержит усредненные значения функции $s(t)$ по заданным диадным интервалам, которые отражают крупные детали измеренного сигнала, а вторая суммарная составляющая – значения флуктуаций на заданных интервалах.

С увеличением значения m длина интервалов сокращается и степень разрешения (детализации) функции $s(t)$ увеличивается. На нижнем уровне детализации $m = m_{max} = M$ ряд представлен только как скейлинг функция и в диапазоне точности разложения фактически совпадает с заданной исходной функцией:

$$s(t) = \sum_k C_{M,k} \varphi_{M,k} \quad (2.24)$$

Эту процедуру вычисления вейвлетных рядов называют быстрым вейвлет преобразованием или алгоритмом Малла.

Так, например, порождающая скейлинг - функция вейвлет Хаара задается следующим выражением

$$\varphi(t) = \begin{cases} 1, & 0 < t < 1 \\ 0, & t < 0, t > 1 \end{cases}$$

Метод быстрого вейвлет преобразования рассматривает функцию $s(t)$ на m , уровне разрешения. Для аппроксимации и детализации исходной функции представим его в следующем виде:

$$s(t) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} C_{m',k} \varphi_{m',k}(t) + \sum_{k=-\infty}^{\infty} D_{m,k} \Psi_{m,k}(t) \quad (2.25)$$

Здесь: $C_{m,k}$ – скейлинг коэффициенты, которые называют аппроксимирующими коэффициентами, а $D_{m,k}$ – вейвлет коэффициентами или их называют детализирующими коэффициентами.

При решении практических задач обычно мы пользуемся цифровыми данными в виде конечного массива отсчетов. В дискретном вейвлет преобразовании расширение размера вейвлетов $\varphi_{m,k} = 2^{m/2} \varphi(2^m t - k)$

производится путем уменьшения значений параметра $m = 0, -1, -2, \dots, -n$, то есть носитель φ записывается в виде $\varphi_{m,k} = 2^{-m/2} \varphi(2^{-m} t - k)$.

Для проведения крупномасштабного анализа функции $s(nT)$ в ДВП значение параметра m изменяют в сторону увеличения, а коэффициенты аппроксимации и детализации вычисляются на основании следующих формул:

$$C_{m+1,k} = \sum_n h_n C_{m,2k+n} \quad (2.26)$$

$$D_{m+1,k} = \sum_n g_n C_{m,2k+n} \quad (2.27)$$

$$C_{0,k} = \int_{k\Delta t}^{(k+1)\Delta t} s(t) \varphi(t - k) dt \quad (2.28)$$

Уравнения (21) и (22) являются основой для формирования пирамидального типа алгоритма вычисления вейвлет коэффициентов (алгоритм Малла).

Физический смысл математических операций, проводимых с помощью формул (20) и (21), состоит в следующем. На начальном этапе преобразования фильтр h_n из исходного сигнала выделяет низкочастотные составляющие $|\omega| \leq \pi/2$, а фильтр g_n - высокочастотные $\pi/2 \leq |\omega| \leq \pi$. части сигнала. При этом на выходе фильтра h_n отсутствует верхняя половина частоты, поэтому частота отсчета сигнала должна быть в два раза меньше, то есть через 2 отсчета по входному сигналу. Отсутствие значений верхних частот при прореживании выходного сигнала в фильтре h_n заполняется за счет транспонирования освобожденных низких частот с выхода фильтра g_n .

Следовательно, каждый из выходных сигналов фильтров h_n и g_n , содержит информацию о своей половине частот, но одновременно эти выходные сигналы представлены одинаковым количеством отсчетов, что и входная информация. При этом основным условием вейвлет операции является представление количества отсчетов сигнала, равном $N=2^m$. Число $m \geq 1$ устанавливает максимальное количество уровней декомпозиции сигнала.

Низкочастотная составляющая сигнала несет основную информацию об энергетическом распределении последнего по низким частотам и поэтому разложение этой части может быть продолжено вплоть до нулевого уровня.

Таким же образом, эту операцию разложения можно применить к высокочастотной части сигнала. Для этого необходимо заменить исходный вейвлет на следующие вейвлеты:

$$\psi_1(t) = \sum_n h_n \psi(t - n)$$

$$\psi_2(t) = \sum_n g_n \psi(t - n)$$

Схема разложения сигнала в виде пакетных вейвлетов имеет вид иерархического бинарного дерева.

Данный подход позволяет проводить очистку сигнала (изображение) от помех и его сжатие. Это означает, что рассматриваемая операция по существу устраняет высокочастотные части спектра сигнала (изображение).

Следовательно, процедура очистки и сжатия состоит из следующих этапов:

- декомпозиция сигнала (изображения) до уровня n ;
- детализация. При этом устанавливается порог для детализирующих коэффициентов;
- процедура разложения до n уровня. Здесь же производится выбор типа вейвлета и степень декомпозиции;
- детализация. Определяется порог для уточняющих коэффициентов;
- вейвлет-восстановление.

Целью данного раздела исследовательской работы является применение вейвлет преобразования в качестве инструментального средства, позволяющего извлекать информативные параметры для проведения неразборного контроля и диагностики двигателя внутреннего сгорания путем обработки и анализа от виброакустических датчиков, устанавливаемых в различных стандартных точках корпуса двигателя.

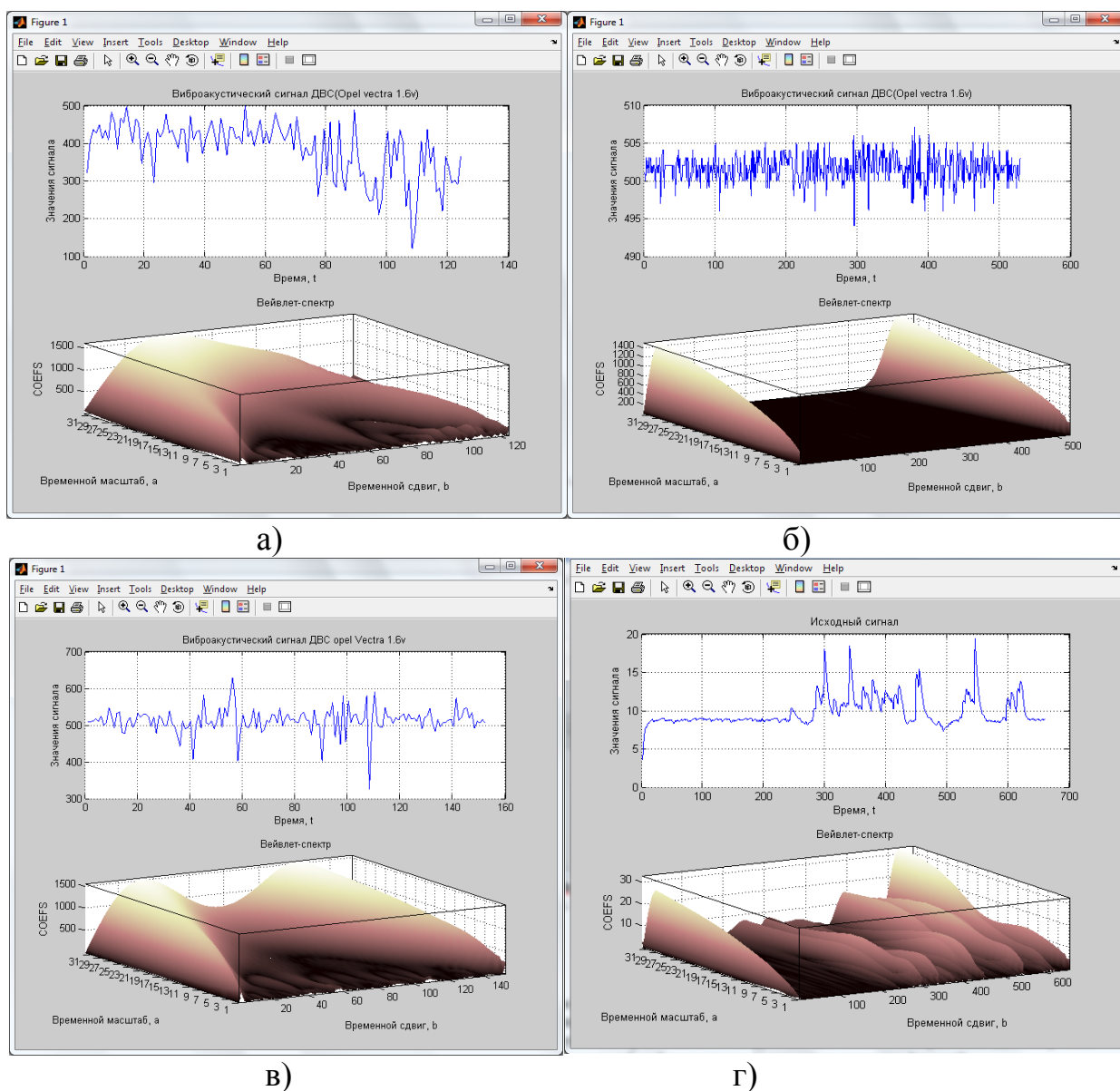


Рисунок 2.13. а, б, в, г. - Примеры анализируемых сигналов и их непрерывного двумерного вейвлет-спектра

Рассмотрим возможности двухмерного дискретного вейвлет-анализа с использованием программного обеспечения Wavelet Toolbox. Набор инструментов предоставляет эти функции для анализа изображений. В примерах используются 2-D массивы, соответствующие индексированным изображениям. Однако описанные функции также доступны при использовании изображений truecolor, которые представлены массивами `m-by-n-by-3 uint8`. 2-D анализ вейвлета с использованием приложения Wavelet Analyzer. Здесь мы рассмотрим тот же образ, что и в предыдущем разделе, но для анализа изображения мы воспользуемся приложением Wavelet Analyzer.

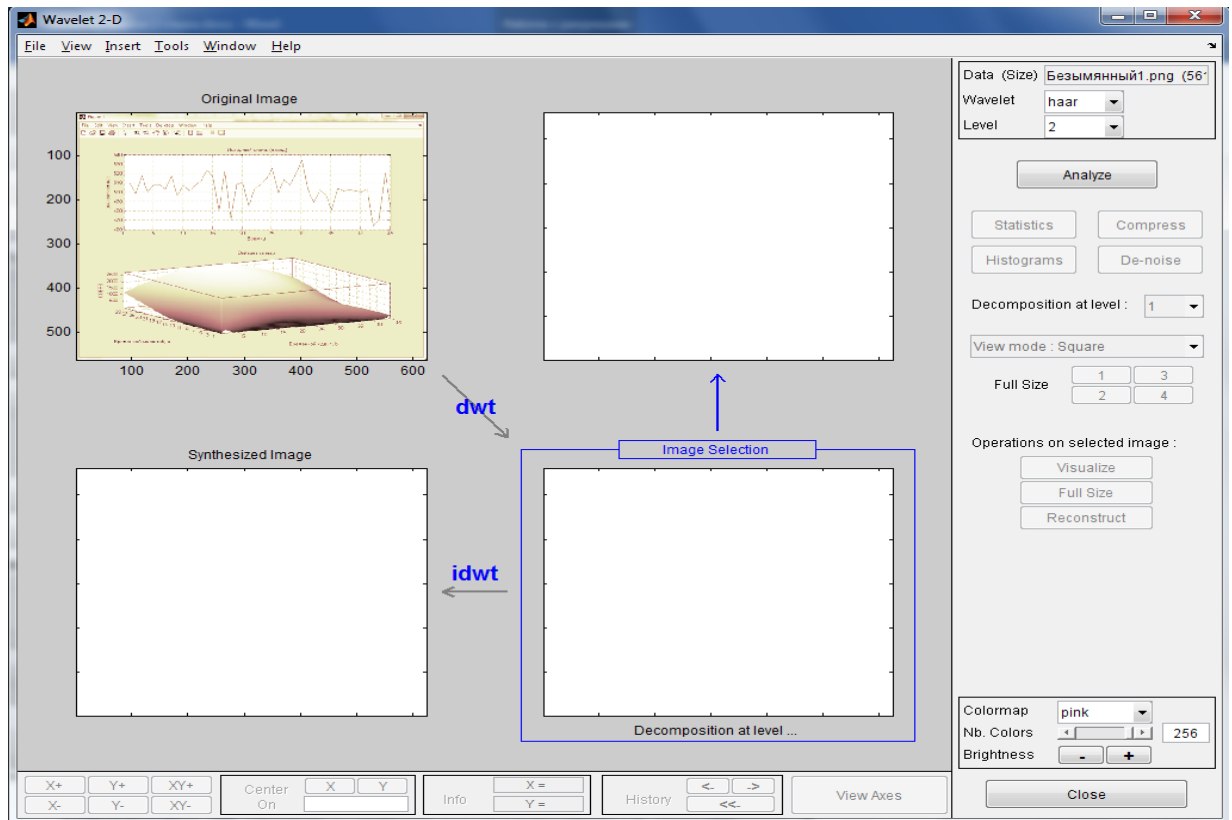


Рисунок 2.14. - Пример анализируемого сигнала поршнево-гильзовой части и его непрерывного двумерного вейвлет-спектра

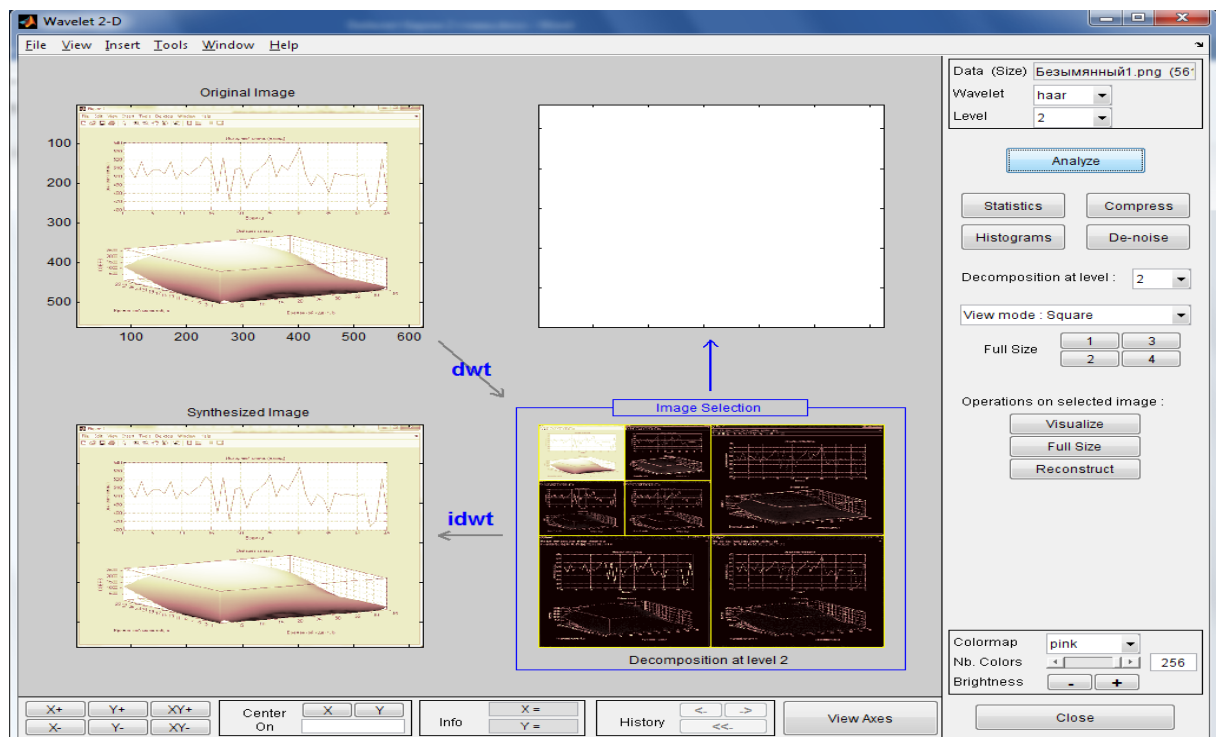


Рисунок 2.15. - Технологическая схема вычисления коэффициентов вейвлет разложения в среде Wavelet Toolbox программной среды MATLAB/Simulink

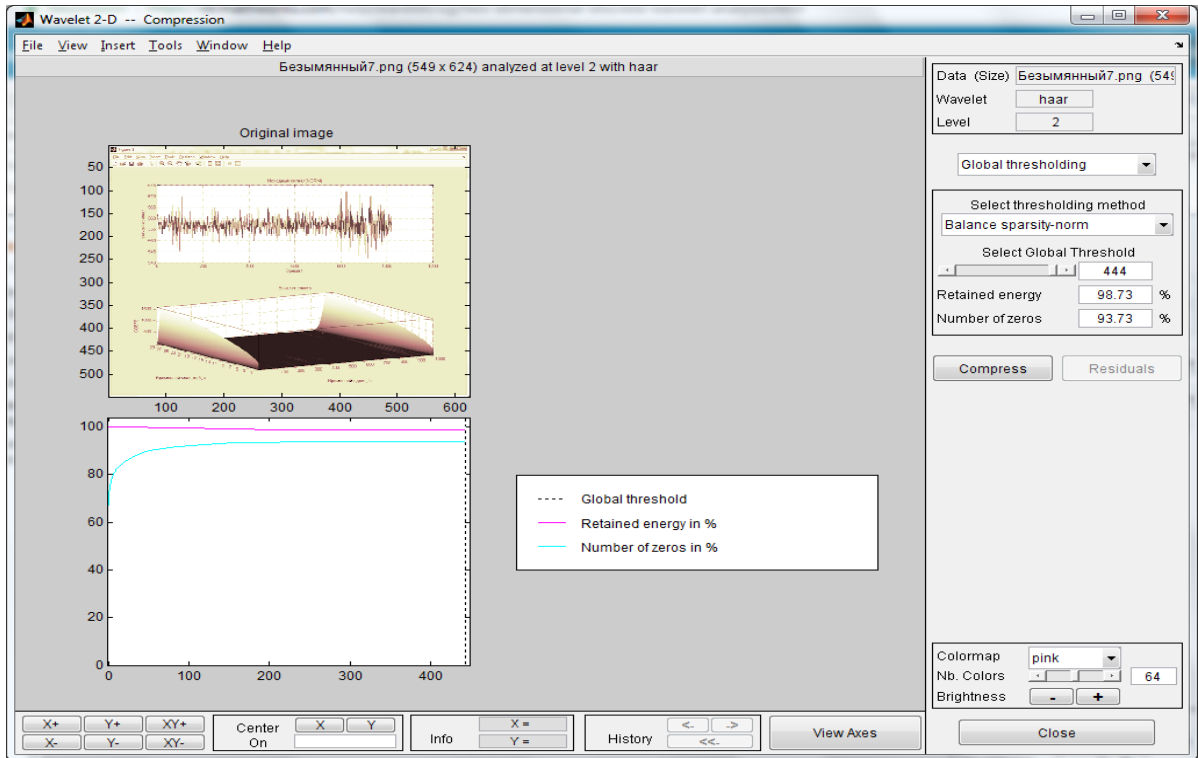


Рисунок 2.16. - Сжатие вейвлет изображения в среде Wavelet Toolbox программной среды MATLAB/Simulink

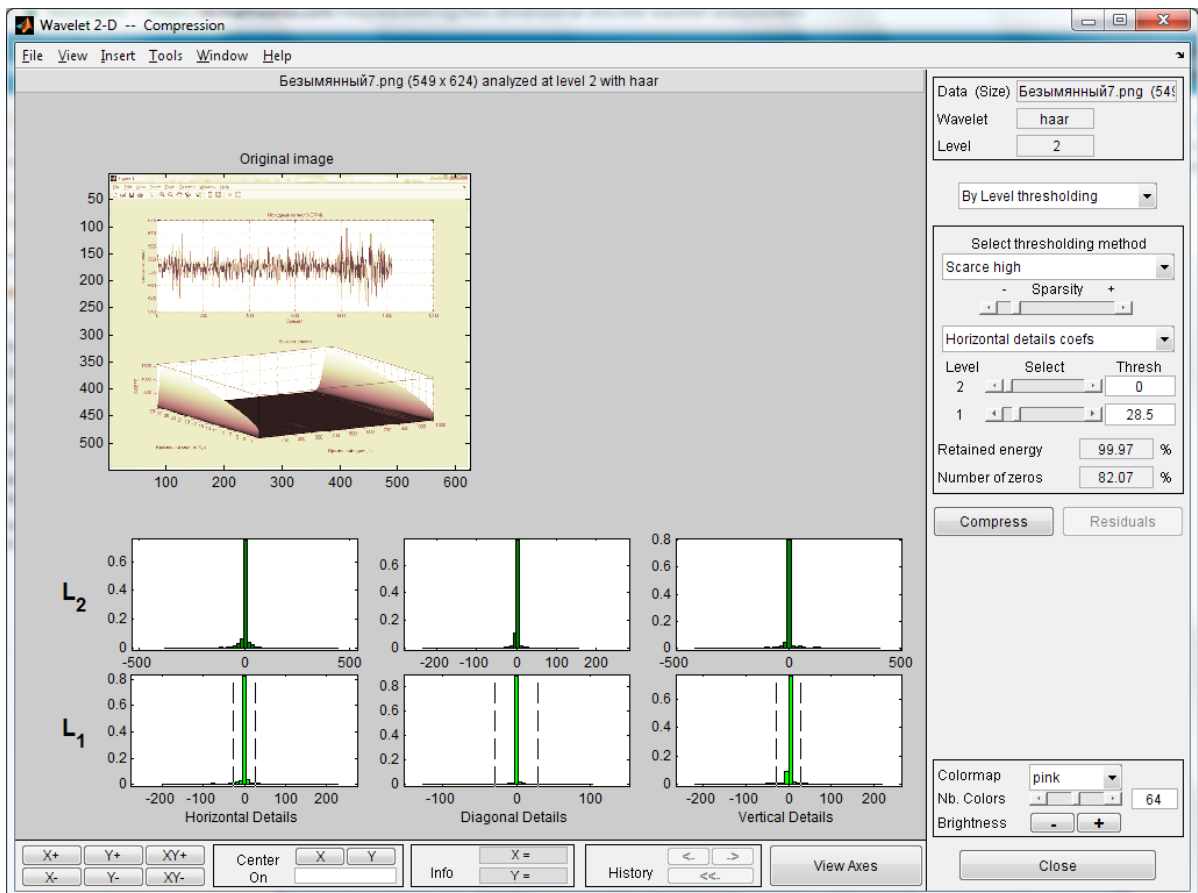


Рисунок 2.17. - Пример декомпозиции вейвлет спектра

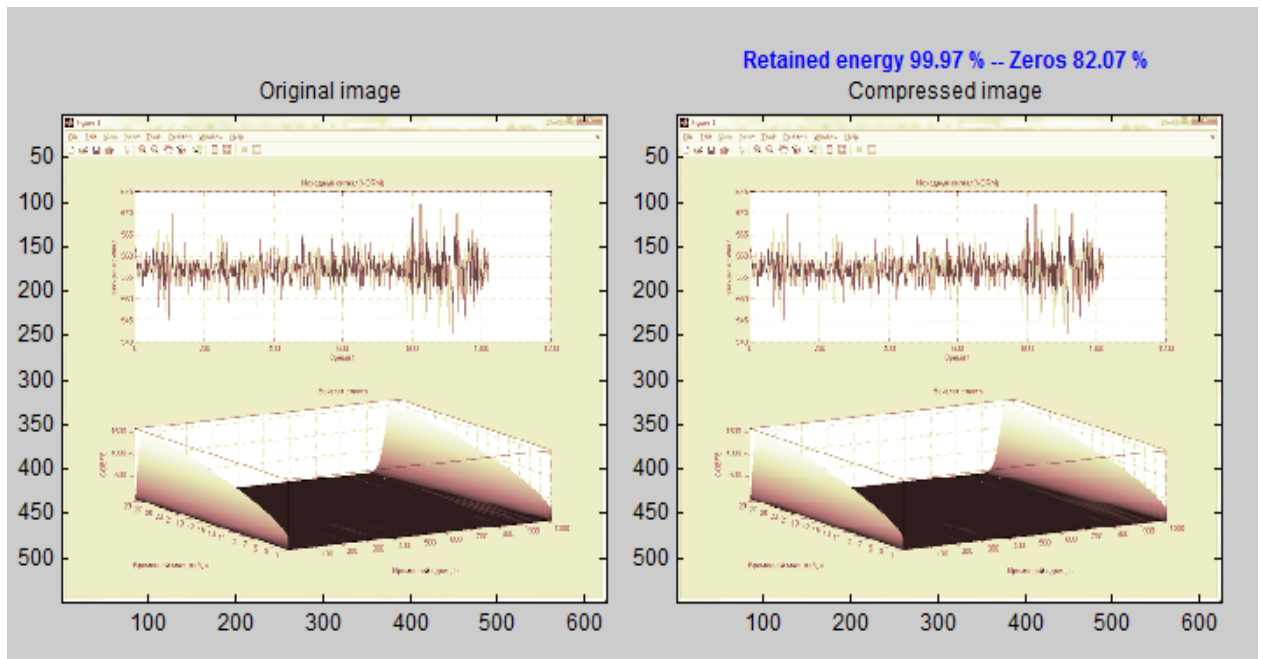


Рисунок 2.18. - Пример сжатия и восстановления вейвлет изображения

При обработке изображений и локализации особенностей двумерных изображений, каковыми являются вейвлет-изображения, используются как одномерные ДВП отдельно взятой строки, интенсивность пикселей которой рассматривается как отчеты некоторой решётчатой функции, как двумерное ДВП для изображения в целом или некоторой ее отдельной области [5, 43,59,60].

ГЛАВА 3. ПРИМЕНЕНИЕ СВЕРТОЧНЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ТЕХНИЧЕСКОЙ ДИАГНОСТИКИ ДВС

Направление науки, связанное с теорией распознавания образов, является междисциплинарным и существует как область, изучающая методы классификации и идентификации объектов различной природы, которые характеризуются конечным числом определенных признаков.

Проблема распознавания образов также оказывается в поле исследований, касающегося применения искусственного интеллекта для решения практических задач. Например, в конкретном случае идентификации характера дефектов ДВС на основе вейвлет-изображения виброакустического сигнала[5,54].

Классическая задача распознавания образов базируется на применении строгого математического аппарата, основанного на использовании логических рассуждений и строгих математических доказательств.

В настоящее время современным направлением являются методы распознавания, использующие искусственные нейронные сети, и машинное обучение, показывающее более лучшие результаты, чем классические методы.

3.1. Методы предварительной обработки изображений в задачах распознавания образов

Здесь и далее обработка изображений будет рассматриваться в смысле распознавания графиков и изображений, полученных на основе Фурье и вейвлет преобразования, направленная для решения задачи технической диагностики ДВС[5,6].

Существующие методы распознавания образов, компьютерного зрения и видов машинного обучения условно делят на группы:

- методы фильтрации;
- методы анализа;
- методы обучения.

Необходимость применения первой группы связана с тем, что очень часто в обрабатываемых сигналах и их изображениях присутствует шум различного уровня, что понижает уровень достоверности распознавания и классификации исследуемого процесса и его внутренних морфологических признаков[43,54].

То есть «фильтрацию» в более конкретном смысле представляют, как помеховую фильтрацию, или как фильтрацию изображений от некоторого «шума», что означает построение изображения, наиболее близко подходящего по своим качествам к истинному «незашумленному» изображению.

При анализе изображений часто применяется процедура так называемой «пороговой бинаризации» - разделение изображения на две части, одна содержит все пиксели, имеющие значения ниже установленного порога, а другая - объединяет все пиксели, имеющие значения выше такого порога[54,68].

3.2. Применение свёрточных нейронных сетей для анализа особенностей вейвлет изображений

Повышение эффективности систем переработки графической информации осуществляется методом локализации текстурных характеристик изображения, положенного в основу, которые должны принять особенности данных, а именно - конкретную двухмерность структуры текстур представленных образов, где существует определенная пространственная взаимосвязь относительно значений соседних пикселей.

Нейронные сети являются мощной и популярной технологией решения задач распознавания образов различной сложности. В последнее время довольно часто для решения задач распознавания образов и идентификации в области обработки изображений используются нейросетевые архитектуры[88]. Практика показывает, что классические структуры нейросетей для решения задачи локализации текстурных особенностей изображений неэффективны по таким причинам [70-73]:

- изображения, как правило, имеют большую размерность и, как следствие, возрастает размер сети;
- большое число параметров расширяет вместительность системы и, естественно, требуется большой объем обучающей выборки, вследствие чего растет время и сложность вычислительного процесса;
- неинвариантность к изменениям масштаба изображения, съёмочных ракурсов и различных искажений геометрического характера входного сигнала [5].

Эффективность работы системы можно повысить за счет применения каскада нейронных сетей, обучения сети с различными начальными значениями весов синоптических связей и порядком предъявления образов, это, как правило, увеличивает вычислительную сложность задачи и время ее выполнения [69].

Ян Лекун предложил использовать так называемые свёрточные нейронные сети (СНС) в качестве аналога зрительной области коры головного мозга для распознавания [65,74]. Свёрточные нейронные сети - один из подвидов нейронных сетей, который учитывает особенности представления данных на изображениях [64-67]. Обучение СНС осуществляется с учителем.

В основе построения СНС лежат следующие основные идеи:

- на каждый отдельный нейрон подается входной сигнал от некоторого рецептивного чувствительного поля в предыдущем слое, это определяет двумерную локальную связность нейронов;
- отдельные скрытые слои нейронных сетей состоят из ряда плоскостей так называемых карт признаков, где всем нейронам дают общий вес, это позволяет обеспечить инвариантность к смещению и уменьшению общего количества взвешенных коэффициентов сети;
- в ходе обучения карты признаков выявляются различные признаки объекта. После каждого слоя свёртки идет слой, производящий вычисления, который

выполняет местное усреднение подвыборки, что позволяет уменьшить разрешения карт признаков.

Набор плоскостей - это карты характеристик, где каждая плоскость определяет «свои» выделенные участки изображения в каком-либо участке предшествующего слоя. Размер локального рецептивного поля задается самостоятельно при разработке структуры нейронной сети [54].

В свёрточных плоскостях во время сканирования часть рецептивных полей наслаивается друг на друга. Это напоминает принцип черепицы, в подвыборочных слоях часть областей соседних нейронов перекрывает друг друга, истинными являются значения наложенных слоев. Подвыборочный слой изменяет масштаб плоскостей в сторону уменьшения путём локального усреднения значений нейронов на выходе слоя, так строится иерархическая организация. Очередные слои выделяют более обобщенные свойства, в меньшей степени зависящие от возможных искажений изображения. Пройдя несколько этапов (слоев), карта признаков превращается в вектор [68].

Благодаря своей архитектуре СНС обладает устойчивостью к шумам, сдвигам, поворотам, масштабу входных образов и демонстрирует самую высокую достоверность в задачах распознавания лиц [69] и рукописных символов [63].

К. Гарсиата М. Делакис предложили метод обнаружения объектов [70] (в оригинале человеческих лиц) и ТО на основе СНС [63]. Обнаружение объектов на основе СНС происходит в две стадии: "грубое" (coarse) и "точное" (fine) обнаружения. Предварительная обработка входного изображения не происходит, но при этом в обучающую выборку СНС включаются примеры с разной степенью контрастности.

Особенностью метода является очень быстрая обработка изображения на первой стадии, когда входное изображение обрабатывается сетью за один этап, а не с помощью сканирования фиксированным окном, как в других методах на основе моделирования изображения лица или текстурных

особенностей изображений. В результате "грубого" выявления определяются координаты объектов-кандидатов.

На следующем этапе происходит верификация кандидатов, когда они группируются, и область изображения каждого из них проверяется с помощью СНС еще раз, но уже с использованием фиксированного окна, в соседних позициях и при нескольких уровнях масштабирования. При этом кандидат принимается при достижении порогового значения многократных обнаружений [67].

Данный метод верификации требует значительных временных затрат [72], так как для каждого кандидата необходимо осуществить около 27 симуляций СНС, если, например, проверяется только по одному соседнему окну при двух соседних уровнях масштабирования.

Рассмотренный метод в сочетании с предложенной архитектурой СНС, применяемый для распознавания рукописных символов [73], может рассматриваться как наиболее перспективный аналог при разработке методов обнаружения текстурных особенностей изображений.

На сегодняшний день разработано достаточно большое количество различных архитектур СНС для решения задач локализации и распознавания объектов на изображениях. Их ключевыми особенностями являются:

фиксированный размер входных данных (обычно используются размеры 16x16, 28x28, 29x29, 32x32 и 36x64 пикселя);

- методика передачи данных от слоя к слою (используется неполносвязный слой и предложена схема связей между картами слоев);
- метод уменьшения размеров карты нейронов (использован шаг свертки, равный 2, за счет чего результирующая карта уменьшается в два раза;
- уменьшение размеров достигается за счет введения слоев подвыборки);
- тип выходного слоя (выходной слой обычно представляет собой простой полносвязный слой на основе персептронов).

Разнообразные решения при построении СНС можно рассматривать, как попытки человека повлиять на признаки, которые извлекает сеть. В

настоящий момент отсутствуют четкие рекомендации о выборе структуры сети, количества карт в слое, количества карт предыдущего слоя, участвующих в формировании карты текущего слоя, количестве нейронов в полносвязном слое и т.д. Решения по структуре СНС, представленные в общедоступных источниках, являются вариациями архитектуры Я.Лекуна [70,71,73] с эмпирически подобранными параметрами для решения конкретных задач. Изменение условий задачи требует переобучения сети.

В настоящее время большое распространение получили топологии нейронных сетей глубокого обучения на основе неокогнитрона, называемыми свёрточными нейронными сетями, которые имеют достаточно высокие практические результаты.

Наиболее эффективной в области распознавания и классификации показала Сеть- Convolutional Neural Network или сверточная нейронная сеть, которая представлена в 1998 году французским исследователем Яном Лекуном (Yann LeCun), и является развитием идей таких архитектур НС как когнитрона и неокогнитрона.

Локальные рецепторные поля сверточных нейронных сетей обеспечивают локальную двумерную связанность нейронов, а сама архитектура СНС инвариантна к изменению масштаба, повороту сдвига и пространственным искажениям, что обусловлено наличием в ней общих синоптических коэффициентов, которые детектируют общие характерные черты изображения и уменьшают общее число весовых коэффициентов[78].

3.2.1. Выбор структуры нейронной сети

Сверточная нейронная сеть состоит из нескольких слоев разного вида:

- сверточные (convolutional),
- слои подвыборки (subsampling),
- «обычная» нейронная сеть – персептрона.

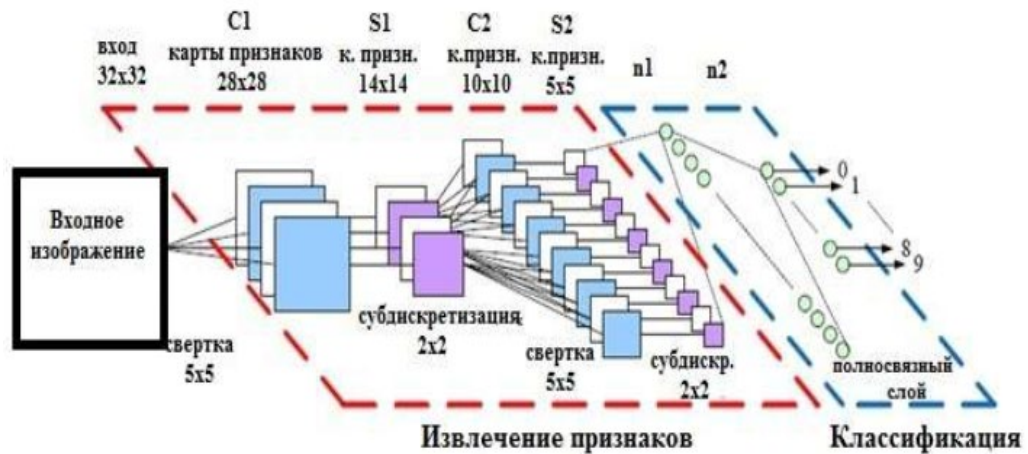


Рисунок 3.1. – Технология распознавания изображения сверточной нейросетью
[<https://habr.com/ru/post/348000/>]

Слои convolutional (свертка,) и subsampling (субдискретизация), чередуясь относительно друг друга, образуют входной вектор признаков для полносвязанного слоя нейронов. СНС является ключевым для технологии «глубокого обучения» (Deep Learning) и превосходит по точности распознавания обычные ИНС на 15-20%.

Имея большой размер, СНС имеют небольшое число настраиваемых параметров. В СНС типа (Tiled Convolutional Neural Network), похожие на старый неоконитрон, где частично отказываются от связанных весовых коэффициентов, но обучение остается также на обратном распространении ошибки. СНС работают быстро и на обычной машине быстро обучаются за счет распараллеливания свертки по каждой карте и выполнения обратной свертки при вычислении ошибки[79].

3.2.2. Топология нейронной сети сверточного типа

Следующие этапы могут быть выделены как влияющие на выбор топологии:

- классификация;
- прогнозирование, модификация;
- ограничения в решаемой задаче (скорость, точность ответа);

- определение входных показателей (тип: изображение, звук, размер: RGB, в градациях серого);
- определение выходных показателей, количество слоев, соединенных в определенном порядке, общая топология которого приведена на рисунке 3.1

Слой изображения (входной слой) - данный слой представляет собой изображение типа JPEG, состоящее из определенного количества двухмерного размера пикселей. Следует отметить, что, если размер изображения, представленного в пикселях, слишком велик, то для выполнения процедуры распознавания потребуется достаточно много времени, поэтому определение размера массива пикселей без ущерба потери информации решается методом подбора[72-76].

Входной слой обрабатывает исходный массив данных с помощью нескольких карт (матриц) с учетом его двухмерности и каналов цветности (красный, зеленый, синий).

Если изображение представлено в виде черно-белого цвета, количество карт равно одному, иначе их 3.

Для входного слоя значения конкретного пикселя нормируются в интервале от 0; до 1, на основе формулы 1

$$F(p, \min, \max) = \frac{p - \min}{\max - \min} \quad (3.1)$$

где f – функция нормы;

p – значение конкретного цвета пикселя от 0 до 255;

\min – минимальное значение пикс;

\max - максимальное значение пикселя – 255.

Сверточный слой - в сверточном слое используется набор карт признаков, количество которых зависит от требования к задаче, например, при увеличении числа карт повышается качество распознавания изображения, но одновременно увеличивается время вычислительного процесса. Эти карты имеют сканирующее ядро(фильтр), размер которого постепенно уменьшается по мере приближения к выходному слою СНС.

При этом входной слой одновременно с двумя картами признаками второго сверточного слоя.

Размер карт сверточного слоя одинаковый и определяется по формуле 3.2:

$$(w, h) = (mW - kW + 1, mH - kH + 1) \quad (3.2)$$

где (w, h) – вычисляемый размер сверточной карты;

mW – ширина предыдущей карты;

mH – высота предыдущей карты;

kW – ширина ядра;

kH – высота ядра.

В СНС ядро представляет собой систему разделяемых весов, что является главной особенностью данной сети. Так как в многослойной сети синапсов между нейронами имеется очень много, что замедляет процесс детектирования. В отличие от них в СНС этих связей в разы меньше и несмотря на это ядро (фильтр) позволяет эффективно находить нужный признак по всей области изображения.

В начале процесса детектирования изображения значения карты признаков, сверточного слоя равны нулю. При присвоении случайным образом к весам ядер числовых значений в области от -0.5 до 0.5 и путем скользящего сканирования этим ядром (матрицей) входного изображения производится операция свертки, после чего карты признаков сверточного слоя приобретают определенные значения. Процедура данного процесса приведена на рисунке 3.2[74-76].

$$(f * g)[m, n] = \sum_{k, l} f[m - k, n - l] * g[k, l] \quad (3.3)$$

где f – исходная матрица изображения;

g – ядро свертки.

	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12						
1	0,067	0,02	0,02	0,02	0,02	0,11	0,11	0,02	0,02	0,089	0,067	0,067						
2	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067						
3	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067						
4	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,068	0,068	0,067	0,067	0,02	0,02	0,067						
5	0,067	0,067	0,067	0,067	0,067	0,068	0,068	0,067	0,067	0,02	0,02	0,067	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2
6	0,02	0,067	0,067	0,458	0,458	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2
7	0,02	0,067	0,067	0,458	0,458	0,458	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2
8	0,02	0,067	0,067	0,651	0,651	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2
9	0,02	0,067	0,067	0,651	0,651	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,1	0,2	0,2	0,2	0,2	0,2
10	0,02	0,067	0,067	0,463	0,463	0,067	0,067	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,458					
11	0,02	0,067	0,067	0,463	0,463	0,067	0,067	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,458					
12	0,02	0,02	0,02	0,02	0,02	0,033	0,033	0,033	0,033	0,02	0,02	0,02						

	1	2	3	4	5	6	7	8
1	0,262	0,276	0,295	0,295	0,295	0,281	0,253	0,253
2	0,452	0,276	0,664	0,39	0,302	0,24	0,22	0,22
3	0,603	0,682	0,664	0,567	0,392	0,241	0,136	0,178
4	1,061	0,906	0,879	0,714	0,412	0,199	0,136	0,145
5	1,061	1,13	1,093	0,86	0,433	0,165	0,112	0,131
6	1,215	1,288	1,251	0,965	0,453	0,143	0,093	0,195
7	1,217	1,3	1,272	0,99	0,472	0,16	0,098	0,282
8	1,023	1,026	1,01	0,778	0,351	0,126	0,104	0,286

Рисунок 3.2. - Формирование новой карты подвыборочного слоя на основе предыдущей карты сверточного слоя. Операция подвыборки (Max Pooling)

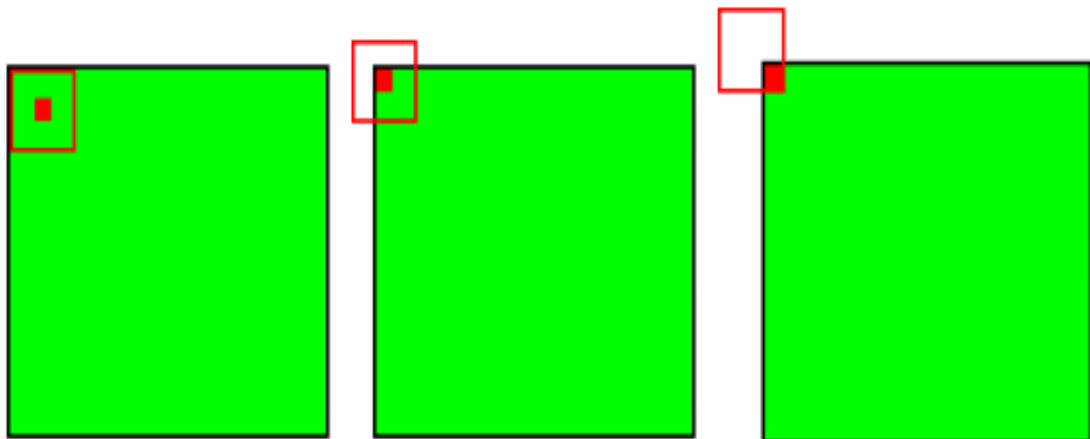


Рисунок 3.3. - Особенности свертки исходной матрицы

В общем виде этот слой можно описать формулой:

$$x^l = f(x^{l-1} * k^l + b) \quad (3.4)$$

где x^l -выходной слой l

$f()$ - функция активации; b^l - коэффициент сдвига слоя;

* - операция свертки входа x с ядром k .

При этом за счет краевых эффектов размер исходных матриц уменьшается, формула:

$$x_j^l = f(\sum_i x_i^{l-1} * k_j^l + b_j^l) \quad (3.5)$$

где x_j^l -карта признаков j (выходной слоя l); $f()$ -функция активации;

b^l -коэффициент сдвига слоя l для карты признаков j ;

k_j^l –ядро свертки j карты, слоя l ;

* - операция свертки входа x с ядром k .

Подвыборочный слой - количество карт в подвыборочном слое совпадает с количеством сверточного слоя и для черно-белого изображения равна 2. Задачей данного слоя является уменьшение размерности предыдущего слоя. В данном слое происходит компрессия данных и поэтому четкость изображения в этом слое уменьшается и осуществляется фильтрация ненужных деталей изображения. При этом карта признаков разделяется на части, имеющие по 2x2 элемента, среди которых отбираются ячейки, имеющие максимальное значение. Очень часто для отбора ячеек с максимальным значением используется функция активации типа ReLU, эту операцию называют Max Pooling – (выбор максимального).

Процедура Max Pooling определяется формулой:

$$x^l = f(a^l * \text{subsample}(x^{l-1}) + b^l) \quad (3.6)$$

где x^l -выход слоя l ;

$f()$ -функция активации;

a^l, b^l -коэффициенты сдвига слоя l ;

subsample() – операция выборки локальных максимальных значений.

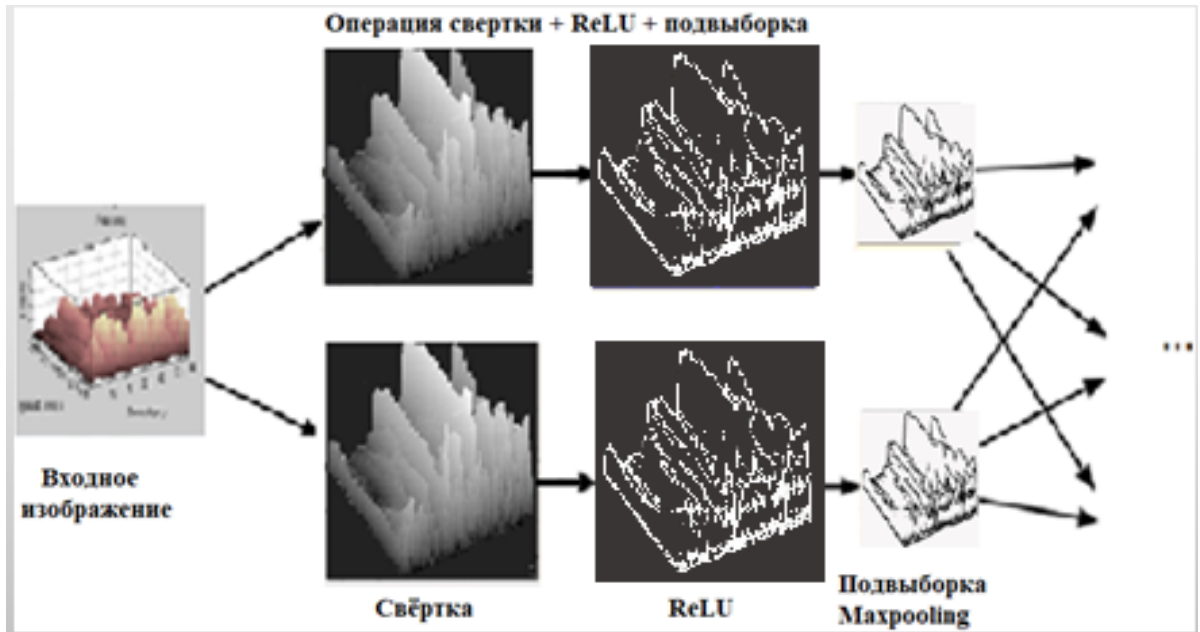


Рисунок.3.4. - Схема трансформации входного изображения с помощью операции свертки и подвыборки

Полносвязный слой (Слой MLP) - полносвязный слой фактически представляет собой обычный многослойный перцептрон (MLP), который можно описать следующей формулой[5, 42]

$$x_j^l = f(\sum_i x_i^{l-1} * \omega_{ij}^{l-1} + b_j^{l-1}) \quad (3.7)$$

где x^l - выход слоя l , $f()$ - функция активации, b - коэффициент сдвига, w - матрица весовых коэффициентов.

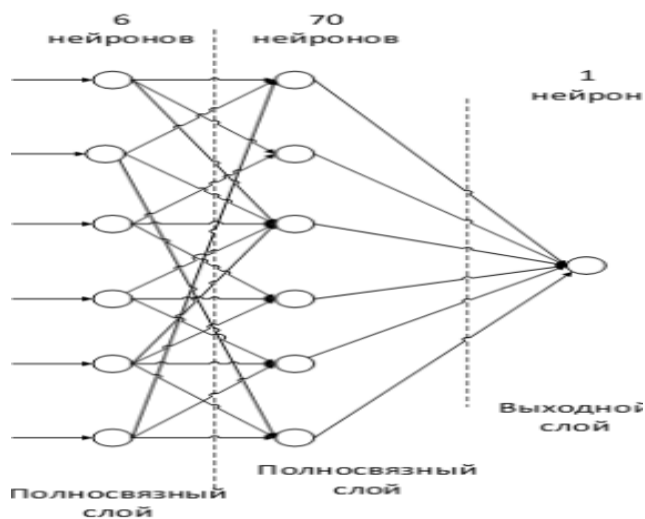


Рисунок 3.5. - Графическое изображение полносвязанного слоя СНС

Выходной слой - выходной слой имеет связь со всеми нейронами предыдущего слоя. При использовании в качестве функции активации гиперболический тангенс количества связей можно уменьшить, и при этом 1 означает принадлежность изображения к данному классу, а значение -1 указывает непринадлежность изображения к данному классу.

3.2.3. Выбор функции активации

Следует отметить, что выбор функции активации во многом зависит от топологии нейронной сети и определяет функциональные возможности сети и метод обучения его [77,78]. Метод обратного распространения ошибки достаточно эффективно работает в тех случаях, когда сеть представлена в виде двух или трехслойной нейронной сети, так как с увеличением слоев происходит угасание градиента ошибки. Это обусловлено тем, что при прохождении ошибки через слои нейронной сети происходит умножение текущего результата на производную функции активации и, если при этом в качестве функции активации используется сигмоидная функция, то производная ее относительно нормированной ошибки всегда меньше единицы на всей области определения, поэтому при увеличении количества слоев нейронной сети ошибка близка к нулю, что сильно затрудняет процесс настройки весовых коэффициентов сети. Если выбрать в качестве функции активации гиперболический тангенс, то при этом может произойти резкое увеличение ошибки по мере прохождения ее от слоя к слою нейронной сети[68,70,78-79].

Исходя из вышеуказанных особенностей различных функций активации(ФА), в работе для обеспечения эффективного функционирования СНС в качестве ФА для скрытого выходного слоя применен гиперболический тангенс, а для сверточного слоя функция ReLU(rectified linear unit), которая выражается формулой:

$$f(s) = \max(0, s) \quad (3.8)$$

График функции ReLU показан на рисунке ниже:

$$f'(s) = \begin{cases} 1, & s > 0 \\ \text{rand}(0.01, 0.05), & s \leq 0 \end{cases}$$

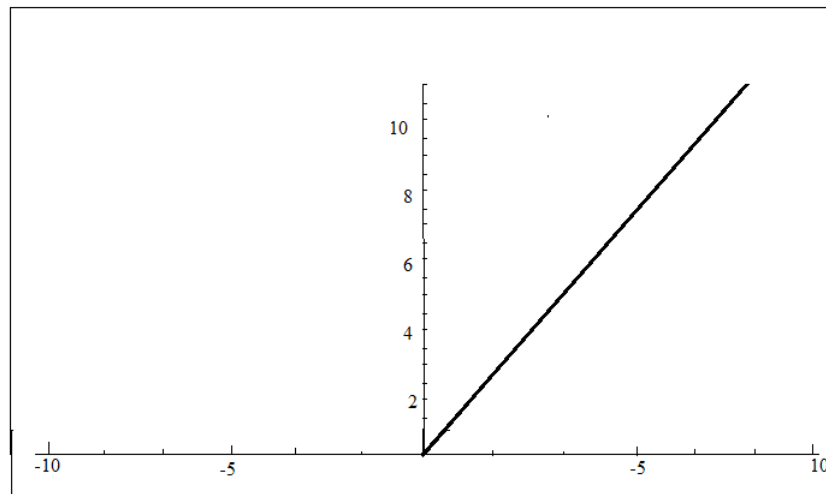


Рисунок 3.6. - График функции ReLU

Так как производная этой функции может принимать два значения либо единицу, либо ноль, следовательно, при умножении на приращение ошибки получим то же значение или нулевое значение градиента, то есть возрастание или затухание градиента ошибки [76-79]. В случае использования в качестве функции активации гиперболический тангенс производная градиента ошибки может изменять свое направление и приводить к возрастанию и затуханию градиента, что может привести сеть к прореживанию весовых коэффициентов нейронной сети.

Также следует отметить, что при использовании в качестве функций активации: сигмоидного и гиперболического тангенса - требуется выполнение ресурсоемких операций, в то время как ReLU может быть реализован с помощью простого порогового преобразования матрицы активаций в нуле; имеет свойства отсечения ненужных деталей в канале настройки при отрицательном выходе.

К недостаткам данной функции можно отнести то, что в процессе обучения конкретный нейрон может быть отключен от системы СНС за счет большого значения градиента, проходящего через эту функции активации.

Эта проблема решается посредством выбора надлежащей скорости обучения [74-77].

3.2.4. Особенности обучения свёрточной нейронной сети для диагностики технического состояния ДВС

Обучение нейронных сетей является одной из важных проблем при использовании их для решения различных задач переработки ГИ. Наличие качественного алгоритма обучения позволяет улучшить получаемые результаты, снизить ошибку построенной сети[78,79].

В самом начале обучения сеть не настроена, поэтому после предъявления очередного входного образа она формирует неточное выходное значение. Сравнение с желаемой реакцией дает возможность корректировать вес связей таким образом, чтобы сеть на следующем шаге могла выдавать более точный результат[79]. Обучающее правило обеспечивает настройку весов межнейронных связей. Информация о предыдущих выходах сети является исходной для нейронов последующих слоев. Эти нейроны могут настраивать вес своих связей для уменьшения погрешности на следующем шаге[78].

Для обучения СНС могут быть использованы несколько различных методов, среди которых широкое применение получил метод обучения с учителем (на основе обучающего набора данных), метод обратного распространения ошибки и его различные формы. Эту процедуру обучения сети также можно осуществить и без учителя. Например, путем подачи на фильтры кусков изображений обучающей выборки, применяя для сети, например, метод К-средних. При этом следующий слой будет обучен на основе информации полученного с предыдущего слоя. Этот подход известен под названием *patch-based training*. В принципе, обучение СНС можно проводить с применением других технологий глубокого обучения. Для настройки свёрточной сети обычно применяются градиентные методы [76].

Процесс обучения сети сводится к процедуре сравнения выхода сети с желаемым и реализацией алгоритма минимизации этой разницы, т.е. к

последовательному уменьшению величины функции ошибки. Реализация данного процесса обучения означает, что градиент вектора изменения веса нейронов направлен на уменьшение величины функции ошибки[77].

Алгоритм обратного распространения ошибки использует методику, позволяющую быстро вычислять вектор частных производных (градиент) сложной функции многих переменных, если структура этой функции известна. В качестве такой функции в алгоритме рассматривается функция ошибки сети и учитывается тот факт, что структура функции ошибки сети полностью определяется архитектурой нейронной сети, которая считается известной.

Вычисление ошибки для выходного многослойного(MLP) перцептрона производится на основе следующей формулы

$$\delta = (Y_{\text{ж}} - Y_p) * f'(a) \quad (3.9)$$

где Y_o – желаемый выход, Y_p - реальный выход, $f'(a)$ - производная функции активации по её аргументу.

Ошибка для скрытых слоев MLP определяется с помощью следующей формулы,

$$\delta^{l-1} = (w^l)^{Y_o} * \delta^l * f'(a^{l-1}) \quad (3.10)$$

Здесь δ^l - ошибка слоя l , $f'(a^l)$ - производная функции активации, a^l - состояние (неактивированное) нейронов слоя l , W^l - матрица весовых коэффициентов слоя l .

Ошибки на выходе сверточного слоя определяются формулой

$$\delta^{l-1} = \text{upsample}(\delta^l) * f'(a^{l-1}) \quad (3.11)$$

путем увеличения размера матрицы слоя субдискретизации.

Здесь δ^l - ошибка слоя l , $f'(a^l)$ - производная функции активации, a^l - неактивированное состояние нейронов первого слоя, $\text{upsample}()$ – функция, позволяющая расширение размера матриц.

$$\delta^{(l-1)} = f'(a^{l-1}) * \sum \delta^l * \text{rot}180^0(k)$$

Определение значения ошибки осуществляется путем переворачивания ядер карт признаков на 180 градусов последующего слоя, то есть вычисляется обратная свертка, но одновременно происходит увеличение размера исходных матриц за счет захвата сканирующего ядра крайних точек исходного изображения. В результате образуются несколько частичных сумм в зависимости от количеств ядер свертки, определяемых матрицами смежности субдискретизирующего и сверточного слоев[75-77].

Здесь δ^l - ошибка слоя l , $f'(a^l)$ - производная функции активации, a^l - состояние нейронов слоя l , k - ядро свёртки.

3.2.5. Вычисление градиента ошибки

Вычисление градиента ошибки определяется путем нахождения максимального роста функционала от ошибки, а процедура обучения сети сводится к минимизации последнего в пространстве коэффициентов настраиваемой сети. В свою очередь, расчет градиента ошибки для ядра свертки сводится к определению перевернутой матрицы, которая формируется путем умножения матрицы входа сверточного слоя на матрицу ошибки, перевернутую на 180 градусов, для используемого ядра.

$$\Delta k_j^l = \text{rot}180(x^{l-1} * \text{rot}180(\delta_j^l))$$

Здесь δ^l - ошибка слоя l , x^l - вход слоя l , k - ядра свёртки.

При этом градиент для изменения коэффициентов сверточного слоя определяется на основе следующей формулы.

$$\Delta S_j^l = \sum \delta_j^l \quad (3.12)$$

Здесь δ^l - ошибка слоя l

Для коэффициентов субдискретизирующего слоя градиент вычисляется по формуле

$$\Delta a_j^l = \delta_j^l * \text{subsample}(y^{l-1}) \quad (3.13)$$

Здесь y^l - выход слоя l , δ^l - ошибка слоя l , $subsample()$ - операция выборки локальных максимальных значений.

Для субдискретизирующего слоя значение градиента для коэффициентов сдвига в работе определено на основе следующего соотношения

$$\Delta b_j^l = \sum \delta_j^l$$

Здесь δ^l - ошибка слоя l

Градиент для весов полносвязанного (MLP) слоя вычислен по следующей формуле

$$\Delta w^l = (h^l)^{Y_o} * x^{l-1} \quad (3.14)$$

Здесь δ^l - ошибка слоя l , x^l - вход слоя l , W^l - матрица весовых коэффициентов слоя l .

3.3. Формирование системы оценок технического состояния ДВС на основе сверточных нейронных сетей

В настоящее время в целях обучения СНС и для других видов классификаторов, используемых для локализации характерных особенностей, существуют специализированные базы изображений большого объема, к примеру, такая база используется для проведения конкурсов алгоритмов искусственного интеллекта, ICDAR 2011 Robust Reading Competition [68,69].

Но при этом использование ресурсов вышеуказанных баз не всегда является оправданным шагом в связи со следующими факторами:

- имеющийся в этих базах большой объем выборки позволяет СНС учесть характерные особенности изображений, то есть, с одной стороны, улучшает качества классификации, но одновременно значительно увеличивается время обучения;
- субъективное формирование обучающей выборки из баз данных вследствие имеющегося в некоторых случаях недостаточного опыта специалиста;
- отсутствие выборки изображений, относящейся к области исследования.

Поэтому в работе сделан подход для формирования фактурных особенностей вейвлет изображений и использование его для автоматического формирования обучающей выборки с целью исключения субъективного влияния человека при ее обучении.

В обычных многослойных нейронных сетях (МНС) изображение формируется в виде одномерного вектора, несмотря на то, что оно является двумерным. Для устранения этого недостатка используются сверточные нейронные сети, в которых эта особенность учитывается.

Следует отметить, что в сверточных сетях имеются зоны восприимчивости, которые являются рецептурными полями, обеспечивающими локальную двумерную связанность нейронов, общие веса (позволяющие детектировать основные контуры изображения), а также иерархическая структура с пространственными подвыборками (spatial subsampling) [74,76].

СНС является относительно устойчивым к изменению масштаба, поворота, смещению исходного изображения. Обучение проводилось как с использованием вейвлет изображений, отображающих реальное состояние ДВС, так и изображений, не относящихся к реальному процессу.

В процессе обучения СНС для уменьшения объема данных и поиска фрактальных особенностей изображения вместо исходного непрерывного образа вейвлет изображения в работе в качестве входной информации использовалось двумерное дискретное вейвлет- преобразование(ДВП), а именно пиксельные значения последнего, которые можно рассматривать как отсчеты некоторой сложной решетчатой функции для изображения в целом или некоторой его области [76].

В дискретном варианте для анализа на разных масштабах двумерного изображения, представленного в виде двумерной матрицы значений пикселей, используются фильтры с различными частотами среза для каждой строки столбца для исходной матрицы, то есть значения пикселей строк и столбца данной матрицы пропускаются через древовидно соединенные

высокочастотные (ВЧ) и низкочастотные фильтры(НЧ). Данная структура преобразования для одномерного случая представлена на рисунке 3.1.

Применение преобразования Хаара для двумерного массива означает, что каждая строка и столбец исходной матрицы отдельно подвергается одномерному вейвлет преобразованию и в результате образуются две матрицы, строки которых содержат аппроксимированную и детализующую составляющие строк заданной матрицы. Аналогично применим теперь к столбцам полученных матриц одномерное преобразование Хаара. В результате образуется четыре матрицы. Первая отражает грубую, а другие три содержат детализующую характеристику исходного массива данных- вертикальную, горизонтальную и диагональную.

Декомпозиция входного массива для j -го уровня фактически означает, что в результате получим:

аппроксимирующие коэффициенты a_j (компрессия в два раза относительно исходного массива) и детализующие коэффициенты по следующим координатам:

горизонтальные- cDg_j ;

вертикальные $-cDV_j$;

диагональные $cDdj$).

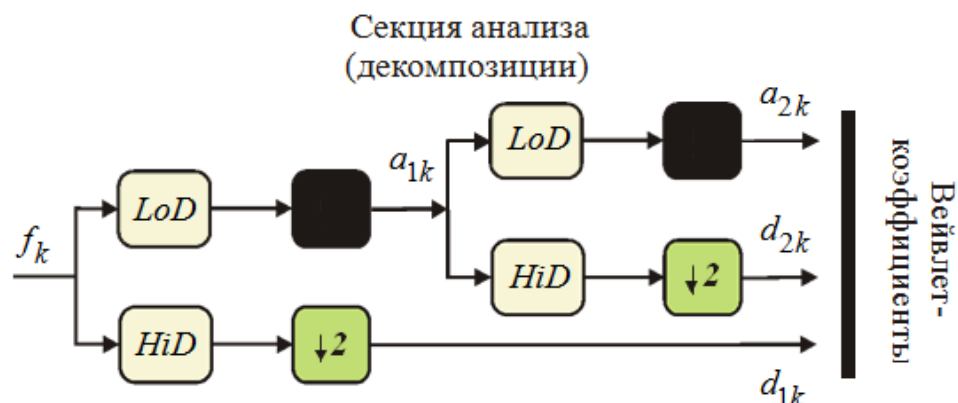


Рисунок 3.7. - Декомпозиция двумерного сигнала на один уровень

Процесс обучения и классификация дефектов ДВС с помощью СНС состоит из следующих этапов:

- исходное вейвлет изображение с помощью фильтров низкой и высокой частоты разлагается на четыре компоненты с соответствующими коэффициентами, которые представляют собой различные конструкции решетчатой функции, отображающие фрактальные особенности исходного изображения;

- данная решетчатая функция, представленная в виде двумерной матрицы значений пикселей, используется в качестве исходной информации для входного слоя СНС и представляет собой детализирующие коэффициенты ДВП.

Анализ вейвлет изображения, то есть определения аппроксимирующих и детализирующих коэффициентов, проводился с использованием программного продукта Matlab, а именно 2- D- анализ вейвлета на основе приложения **Wavelet Analyzer** и инструмента **Wavelet Tool, Wavelet 2-D Compression** и функции **Square Mode**. На рисунке 3.9. соответствующие графики прямого и обратного отображения вейвлет преобразования в среде Matlab.

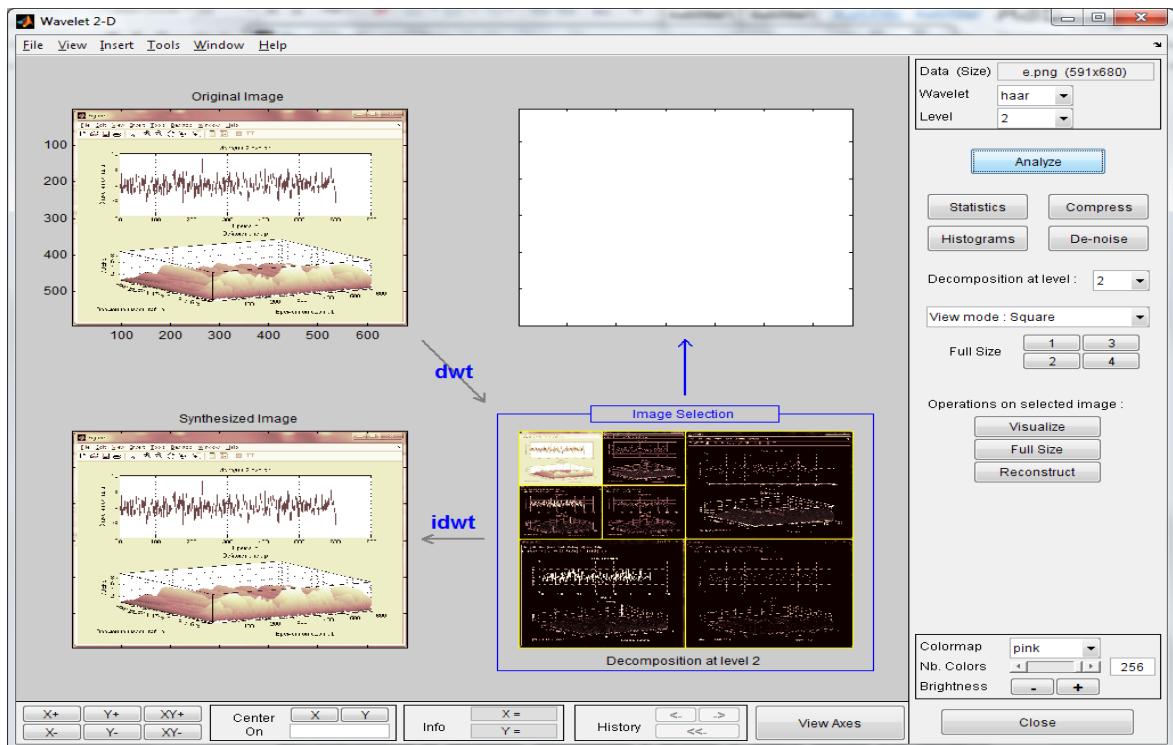


Рисунок 3.8. - Отображения прямого и обратного вейвлет- преобразования в среде Matlab

Также в приложении **Wavelet Analyzer** имеется инструмент **Wavelet 2-D Compression**, позволяющий осуществлять компрессию вейвлет изображения, результат применения которого к конкретному вейвлет изображению виброакустического сигнала ДВС приведен на рисунке 3.10.

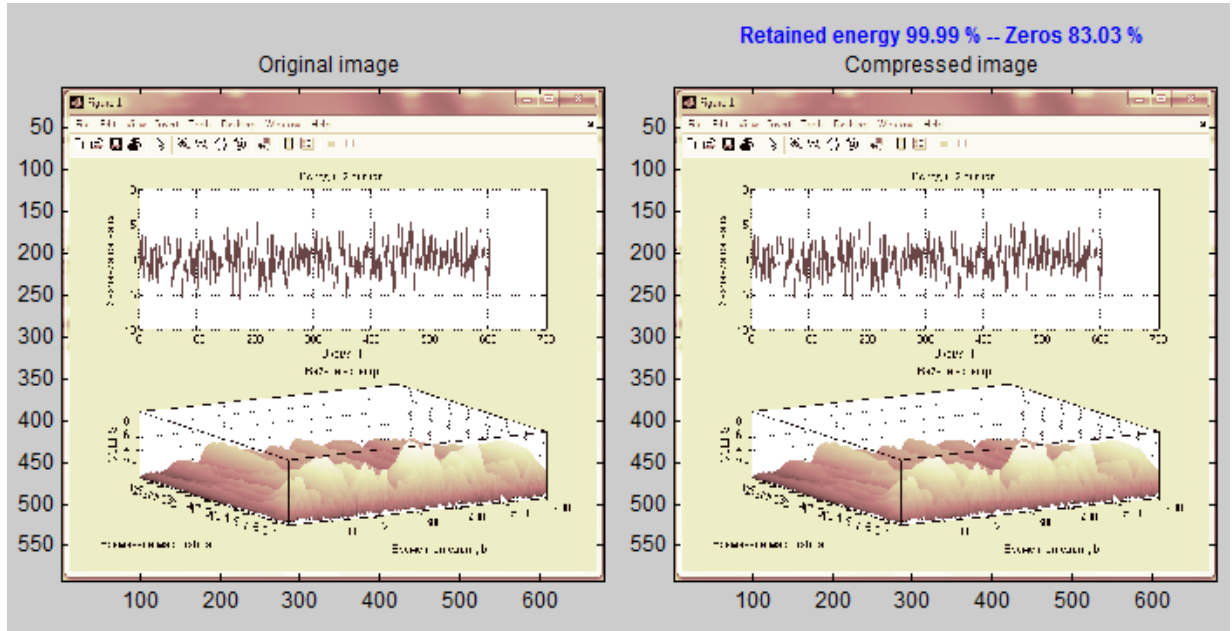


Рисунок 3.9. - Процедура сжатия вейвлет изображения

Кроме того, существует инструмент **Wavelet 2-D Denoising**, который предоставляет диаграммы распределения частот (гистограммы и накопленные гистограммы). На рисунке.3.11. приведена схема формирования и графики гистограмм вейвлет изображения виброакустического сигнала ДВС

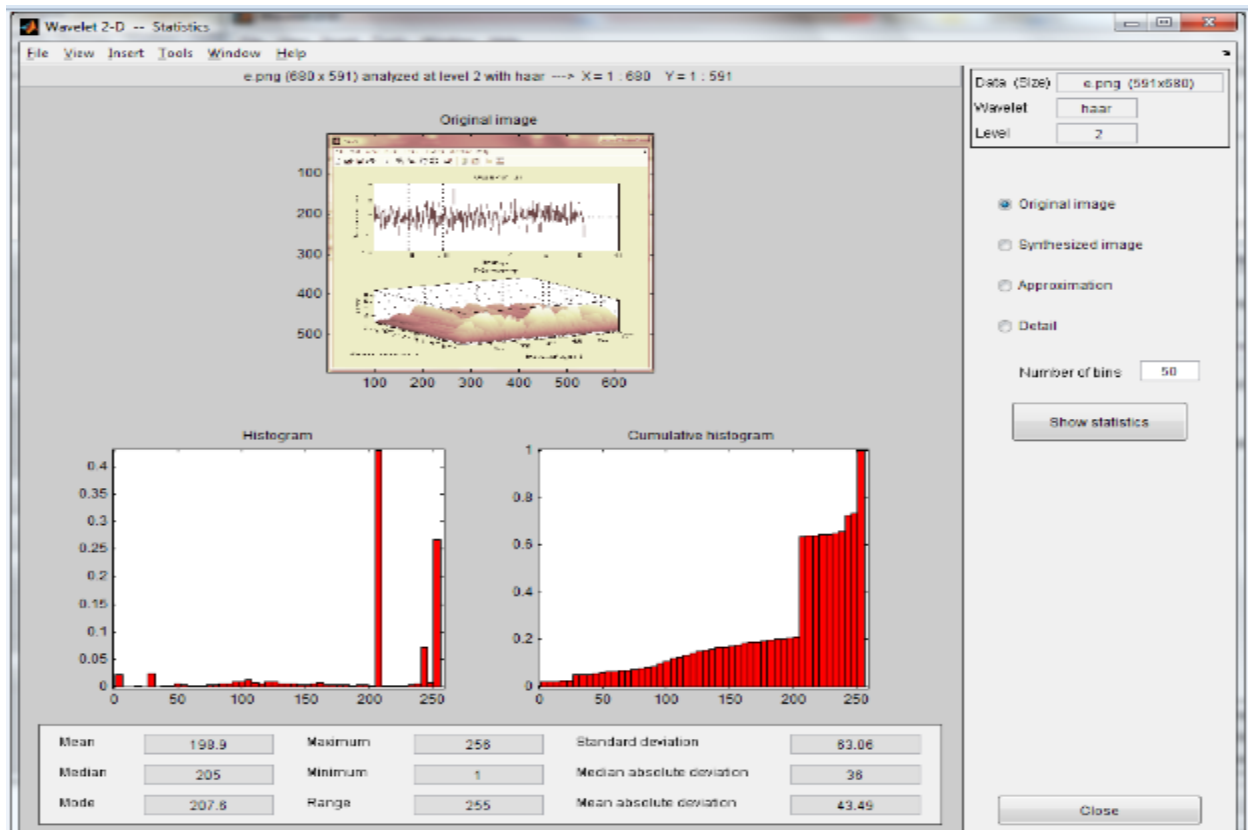


Рисунок.3.10. - Схема формирования и графики гистограмм вейвлет изображения вибракустического сигнала ДВС

3.3.1. Обучающая выборка, использованная в экспериментах

Накопленный опыт показывает, что одной из сложностей, с которой встречаются при обучении СНС для обнаружения и локализации особенностей изображения со сложной структурой и фоном, является то обстоятельство, что качество классификационного решения существенно зависит от объема обучающего набора данных.

Маркированная выборка исходных данных состоит из двух групп. В первую группу относятся те изображения, которые имеют непосредственное отношение к области распознавания (например, классификация технического состояния ДВС по вейвлет изображению), ко второй группе входят те выборки данных, которые не имеют отношения к исследуемой области. Целью настоящей работы является классификация технического состояния ДВС на основе распознавания с помощью СНС характерных особенностей

вейвлет изображений. Поэтому для уменьшения объема маркированной входной информации, предъявляемой к СНС, исходное вейвлет изображение подвергалось дискретному многоуровневому разложению на основе ниже приведенной известной методики [64-68].

Известно, что для заданной дискретной функции $f(\Delta t_k)$ с определенными значениями в равностоящих точках с шагом Δt .

$$f_k = f(t_k), t_k = k\Delta t, k = 0, 1, 2 \dots N-1,$$

можно определить вейвлет преобразование на основе следующей формулы

$$W(a, b) = \frac{1}{n(a, b)} \sum_{k=0}^{N-1} t_k \psi^* \left(\frac{t-b}{a} \right) \quad (3.15)$$

Здесь символ * обозначает операцию комплексного умножения a , $n(a, b)$ – масштабирующий параметр, определяемый формулой:

$$n(a, b) = \sum_{k=0}^{N-1} e^{\frac{1}{2} \left(\frac{t_k - b}{a} \right)^2} \quad (3.16)$$

При этом локальный уровень энергии, концентрированный на данном спектре дискретного сигнала относительно параметров a_i, b_j , называемого скалаграммой сигнала, которая определяется по формуле:

$$S(a_i, b_j) = |W_A(a_i, b_j)|^2 \quad (3.17)$$

Также можно оценить глобальный спектр энергии сигнала.

$$G(a_i, b_j) = \frac{1}{N'} \sum_j S(a_i, b_j)$$

где N' – количество точек, относительно которых производится осреднение, $i = 0, 1 \dots N_a - 1$; $j = 0, 1 \dots N_b$ - число используемых сдвигов и масштабов в процессе вычисления локального и глобального спектра энергии сигнала. Повышения информативности и выделения характерных особенностей анализируемых сигналов, таких как отображения фрактальных свойств [78] (геометрическое самоподобие структур объектов), получаемые с помощью метода вейвлет-преобразования (ВП), но не достигаемые при анализе

традиционными методами, показывает эффективность применения его в задачах диагностики объектов различной природы.

Например, определение: дрейфа параметров измерительных приборов, влияние различного рода сбоев на регистрируемый сигнал или царапины и дефекты в исследуемом объекте (ДВС).

Для заданного временного ряда уровень мультифрактальности можно определить путем подсчета количества максимумов коэффициентов ВП в зоне, имеющей ветвистую структуры скелетона с учетом сдвига материнской функции для принятого масштабирующего коэффициента. При этом тангенс угла наклона прямой линии, являющейся аппроксимацией $\ln N(a)/\ln a$ определяемой методом наименьших коэффициентов, характеризует степень самоподобия.

Отображения скалограммы. Для отображения параметров скалограммы

$S(a_i, b_j)$ можно использовать ниже перечисленные способы:

- а) отображение поверхности в трехмерном измерении (a, b, S) ;
- б) представление поверхности $S(a, b)$ в двухмерном измерении (a, b) в виде топографической карты.

При этом значения скалограммы $S(a_i, b_j)$ в форме оцифрованных изолиний или в цветном виде зон, расположенных между изолиниями.

Вычисление скелетона. В отдельных случаях контуры линий, характеризующие частоты гармоник, не позволяют проследить за изменением частот сигнала во времени. В таких случаях поступают следующим образом, то есть выделяются особые точки скалограммы, где она достигает наибольшего значения по параметрам a и b .

$$S_c(a_i, b_j) = \begin{cases} S_{ij}, & \text{если } S_{i-1,j} < S_{ij} > S_{i+1,j} \\ \text{или} & S_{i,j-1} < S_{ij} > S_{i,j+1} \\ 0, & \text{в остальных случаях.} \end{cases} \quad (3.18)$$

Полученную таким образом функцию называют скелетоном.

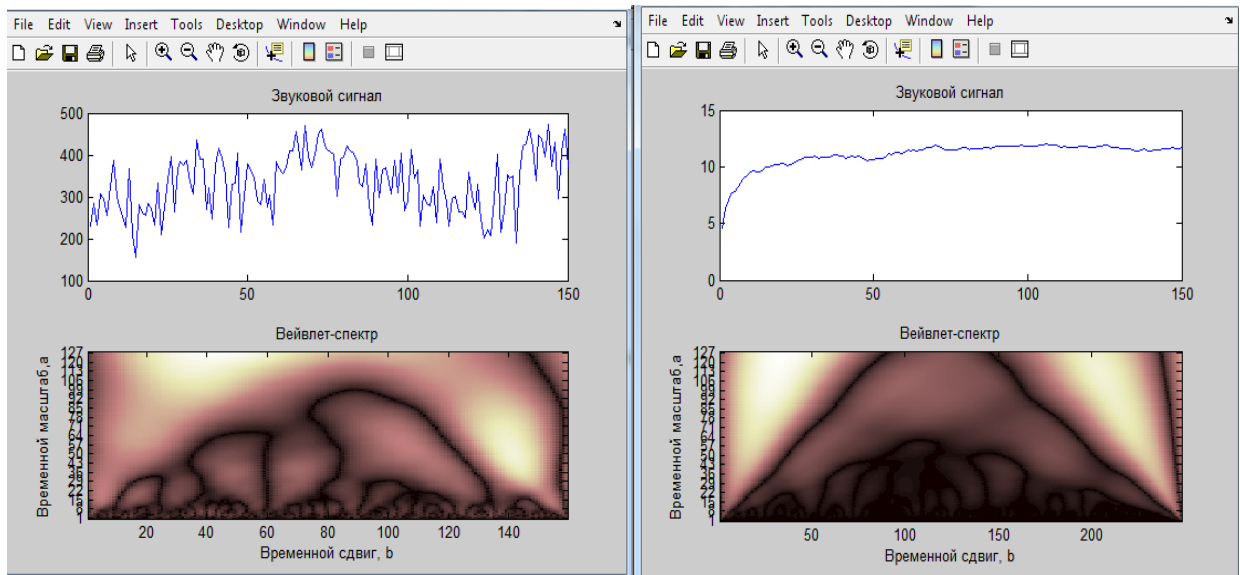
Для сигналов, имеющих гармонические или квазигармонические составляющие, изображение скелетона представляет собой линии, расположенные вдоль оси b . Если в сигнале присутствуют шумовые компоненты, в этом случае линии скелетона ориентируются вдоль оси a .

Такая ориентация скелетона позволяет распознать в отдельности шумовые компоненты, а также гармонические и квазигармонические составляющие, если они содержатся в исследуемом сигнале.

Вычисление скейлограммы. Скейлограмма вычисляется по формуле:

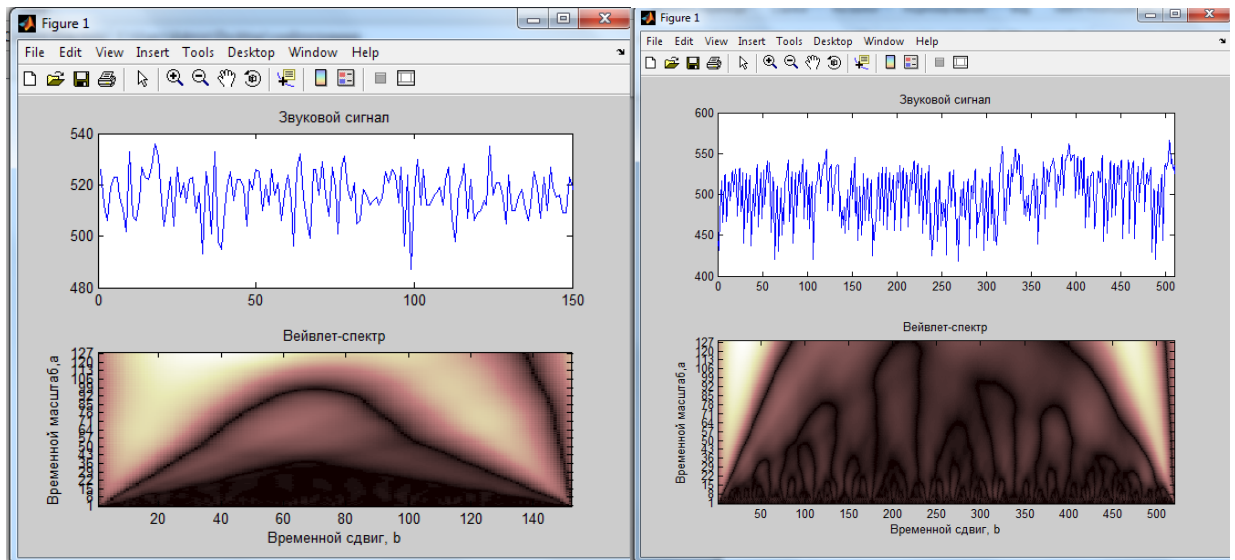
$$G_i = \frac{1}{N_b - 2J_a^*} \sum_{j=J_a^*}^{N_b - J_a^* - 1} S(a_i, b_j), \quad i = 0, \dots, N_a - 1 \quad (3.19)$$

Ниже приведены изображения скейлограмм для конкретных дефектов ДВС автомобиля марки Opel Vectra с применением функции Морле.



а)

б)



в)

г)

Рисунок 3.11 а, б, в, г. - Изображения скейлограмм для конкретных дефектов ДВС автомобиля марки Opel Vectra с применением функции Морле

Результаты исследования рассматриваемого подхода показали, что анализ технического состояния ДВС на основе полученных изображений скаллограмм и скейлограмм путем их архивирования и анализа позволяет корректно идентифицировать различные дефекты рассматриваемого объекта[54].

ГЛАВА 4. СТРУКТУРА И АЛГОРИТМЫ ФУНКЦИОНИРОВАНИЯ АВТОМАТИЗИРОВАННОГО ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОГО КОМПЛЕКСА ТЕХНИЧЕСКОГО СОСТОЯНИЯ ДВИГАТЕЛЕЙ

4.1. Архитектура технических средств автоматизированного исследовательского комплекса диагностирования ДВС

АИК – это совокупность информационно – программно - технических ресурсов обеспечивающих конечному пользователю обработку данных и автоматизацию управленческих функций в конкретной предметной области.

Основными задачами автоматизированного комплекса диагноста – исследователя технического состояния двигателей по виброакустическому шуму являются[1,5,43,54,72]:

- сбор и регистрация виброакустических данных;
- преобразование данных и сохранение их образов;
- цифровая обработка сигналов и анализ изображений;
- разработка интерфейса программ;
- отображение результатов принятия решения[43].

Очевидно, что поскольку обработка полученных данных требует сложных алгоритмов и современных инструментальных средств обработки данных, наиболее целесообразным является представление диагностического комплекса на базе микропроцессорных и компьютерных средств. В этом случае мы получаем систему, в которой большинство из перечисленных задач решаются программными средствами. Тогда остаётся лишь выбор средств ввода виброакустических данных и разработка программного обеспечения системы диагностики.

Под сбором данных подразумевается преобразование виброакустических сигналов в электрические и передача их в персональный компьютер с помощью микроконтроллера Arduino Mega 2500 в реальном масштабе времени. Для снятия данных с объекта исследования в качестве преобразователя воспользуемся получившим широкое распространение в

технике виброакустических измерений конденсаторными или акустическими датчиками. Для приема сигнала от ДВС виброакустический датчик закреплен к корпусу двигателя автомобиля марки Opel Vectra выпуска 1997г[5,54] .



Рисунок 4.1. - Экспериментальная система измерения виброакустических сигналов ДВС автомобиля марки Opel Vectra

Для обслуживания удаленных объектов наиболее удобным средством регистрации данных является мобильный телефон. Под регистрацией понимается процесс записи виброакустических данных для последующего ввода в персональный компьютер (при помощи микроконтроллера Arduino Mega с USB портов) и их анализа. Таким образом, программное обеспечение системы должно поддерживать возможность обработки как при сборе, так и при регистрации (с вибродатчика)[9,22,45].

Рассмотрим данные варианты более подробно. Для передачи данных в персонального компьютера в реальном масштабе времени возможно применение двух подходов в цифровом и аналоговом виде. Прием данных должен обеспечиваться при помощи стандартных коммуникационных портов персонального компьютера. Поэтому надо создать условия для

совместимости вибродатчика с интерфейсом порта при передаче данных. Прием данных от вибродатчика должен осуществляться при помощи микроконтроллера персонального компьютера. Хранение данных осуществляется на жестком диске персонального компьютера в формате eхе файлов. Поскольку полученные данные из микроконтроллера с помощью вибродатчиков пересылаются в аналоговом представлении, то нужно принять меры по снижению уровня оказываемых помех[45]. Трудность заключается в том, что еще и сам работающий двигатель является источником помех (помехи, вызванные искровыми разрядами в прерывателе-распределителе и цилиндрах).

При таком способе сбора данных предоставлена возможность удобного настроя уровня чувствительности входного канала звуковой карты, которая может выполняться для достаточно широкого диапазона значений.

Существующее правило при выполнении оцифровки сигнала, представленного в аналоговом виде, чувствительность входного канала должна быть по возможности высокой для обеспечения максимального уровня записи, но не приводящей к срезу сигнала.



Рисунок 4.2. - Структура аппаратных средств АИК диагностирования ДВС

ДВС – объект диагностики. Датчик 1... Датчик 12 – датчики измерения сигналов аналоговых величин. Мультиплексор - электронный коммутатор.

ФА - аппаратный фильтр высоких частот (RLC схема). АЦП – аналого цифровой преобразователь, МК – микроконтроллер с программой обработки сигналов.

Модуль датчиков, устанавливаемых на испытуемом двигателе: датчики виброакустических сигналов, датчик регистрации электрических импульсов,

поступающих в свечи ДВС[9,45,75].

Датчики предназначены для преобразования ВА сигналов в электрические. Мультиплексор - это электронная схема, поочередно подающая контролируемые сигналы из 1-12 каналов на вход АЦП. Применение мультиплексора позволяет использовать один АЦП (как правило, дорогостоящий) для нескольких каналов. В АЦП осуществляется преобразование мгновенного значения входного сигнала в пропорциональную ему цифровую величину. Преобразования выполняются с заданной периодичностью во времени. Поскольку при обработке полученных данных применяются сложные алгоритмы, наиболее целесообразным представляется построение диагностического комплекса с применением интеллектуальных технологий на базе персонального компьютера. В этом случае мы получаем систему, в которой большинство из перечисленных задач решаются автоматизированной системой диагностики. В работе сбор и обработка данных реализована на базе микроконтроллера Arduino Mega 2500. В качестве преобразователя используются получившие широкое распространение в технике виброакустических измерений конденсаторные и электретные микрофоны[9,10,45,75].

В процессе цикла разгон–выбег двигателя датчик регистрации электрического импульса синхронизирует систему на регистрации с установленных датчиков, затем сигналы поступают в микроконтроллер (программно-логической контроллер), которая производит фильтрацию полученных сигналов. Следует отметить, что в данном модуле находится также узел сопряжения и нормирования регистрируемых сигналов. Затем полученные данные обрабатываются программным модулем, расположенным в персональном компьютере с целью принятия решения о техническом состоянии ДВС[45]. Периодичность снятия информации устанавливается пользователем, по умолчанию это время равно 15 мин.

АИК диагностики ДВС, схема которого приведена на рисунке 4.1, состоит из системы сбора и предварительной обработки ВА сигналов,

программы создания вейвлет портретов этих сигналов, программы создания и управления базой данных, программы распознавания и классификации вейвлет изображений на основе сверточных нейронных сетей. В базе данных имеются вейвлет изображения исправной машины в виде эталона[9,54]. Программа ручного просмотра определяет отклонения от эталонного образца вейвлет изображения, представленного для проверки. Если этот экспресс контроль будет пройден успешно, то поиск должен быть продолжен в соответствии с установленными правилами.

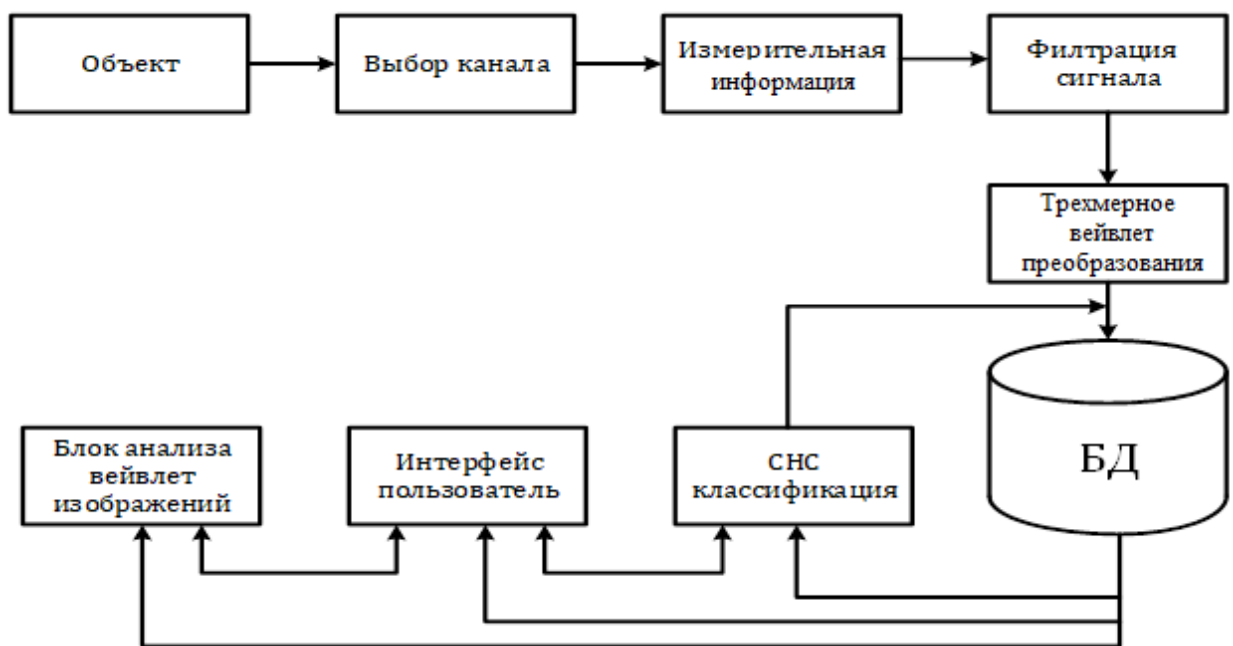


Рисунок 4.3. - Обобщенная структурная схема АИК системы диагностики ДВС

4.2. Алгоритмы и структура программных средств, разрабатываемого автоматизированного комплекса диагностирования состояния ДВС

Обработка и анализ данных в современном понимании - это создание программной реализации алгоритмов, представленных в предыдущих главах диссертации. К этому можно отнести предварительную обработку виброакустических сигналов, определение необходимого состава признаков и комплекса продукционных правил, определение состава обучающей выборки образов исследуемых сигналов, характеризующих состояние

объекта, диагностирование его технического состояния на основе обученного на имеющихся данных классификатора.

Требование к адаптивности, разрабатываемого автоматизированного рабочего места диагноста, является одним из важнейших требований, предъявляемых к диагностическим системам автоматизированного типа. В работе нашли отражения основные принципы работы диагностической системы при фиксированном числе определенных классов.

Универсальность является еще одним важным требованием к системе, которая предполагает возможность ее применения для разных типов автомашин и разных моделей двигателей внутреннего сгорания. Необходимо отметить, что разные виды двигателей, естественно, имеют различные звуковые и вибрационные характеристики, поэтому для придания универсальности системе необходимо собрать большой объем обучающей выборки для отдельно взятого двигателя. Структура этой системы включает в себе целый ряд отдельных подсистем, хранящихся в единой базе данных и управляемых одним интерфейсом. Звук работы двигателя зависит не только от его модели, но и от пробега, вида топлива и системы ее подачи, а также некоторыми отличиями в конструкции, нестандартной комплектацией, отличающейся от заводских.

Следовательно, данные о характеристике двигателя нужны для разделения записи всех звуков работы двигателей на классы таким образом, чтобы внутри каждого класса различия в образе сигнала являлись бы отражением отклонений в состоянии этого двигателя.

Качество диагностики при применении интеллектуальных систем всецело зависит от объема и разнообразия обучающей выборки, полезно систематически пополнять базу данных диагностируемыми состояниями двигателя. Это реализуется, как правило, после подтверждения диагностом выявленной неисправности.

Как следует из изложенного, база данных, используемая для задачи

диагностики, является глубоко модернизируемой, что позволяет создание гибкой системы, которая имеет возможность добавления новых видов, неисправностей, и таким образом постоянного повышения качества диагностики.

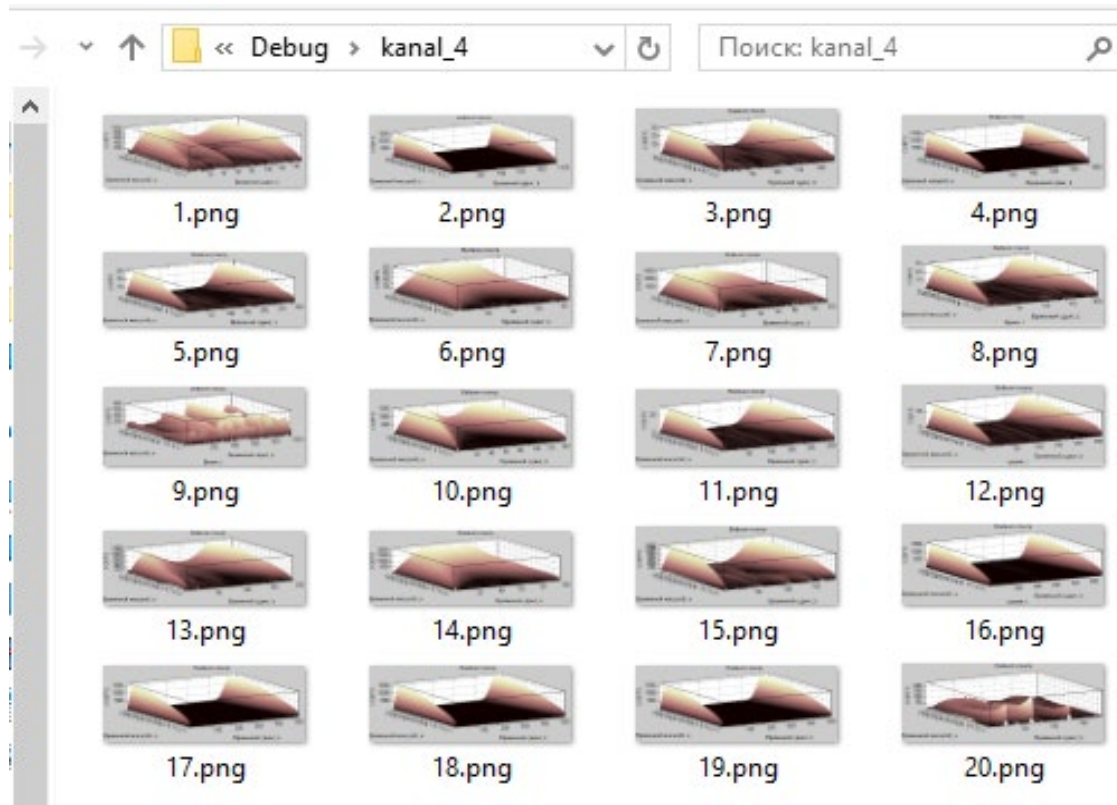


Рисунок 4.4. - Файлы базы данных вейвлет изображений ВА сигналов для 4 – ого канала измерения

Для повышения достоверности и эффективности возникает задача создания специализированного программного обеспечения (СПО) с применением языков высокого уровня. Для реализации вышесказанного нами был выбран язык C#, который совместил в себе использование возможностей современных программных средств. Представленные алгоритмы обработки вейвлет - изображений сигналов программно реализованы, их математические алгоритмы обоснованы и формализованы.

Выходными данными программ является ранжированная информативность, то есть совокупность информативных признаков и

спектров сигналов в виде вейвлет образов характерных сигналов. Эти же данные являются входными для нейронной сети.

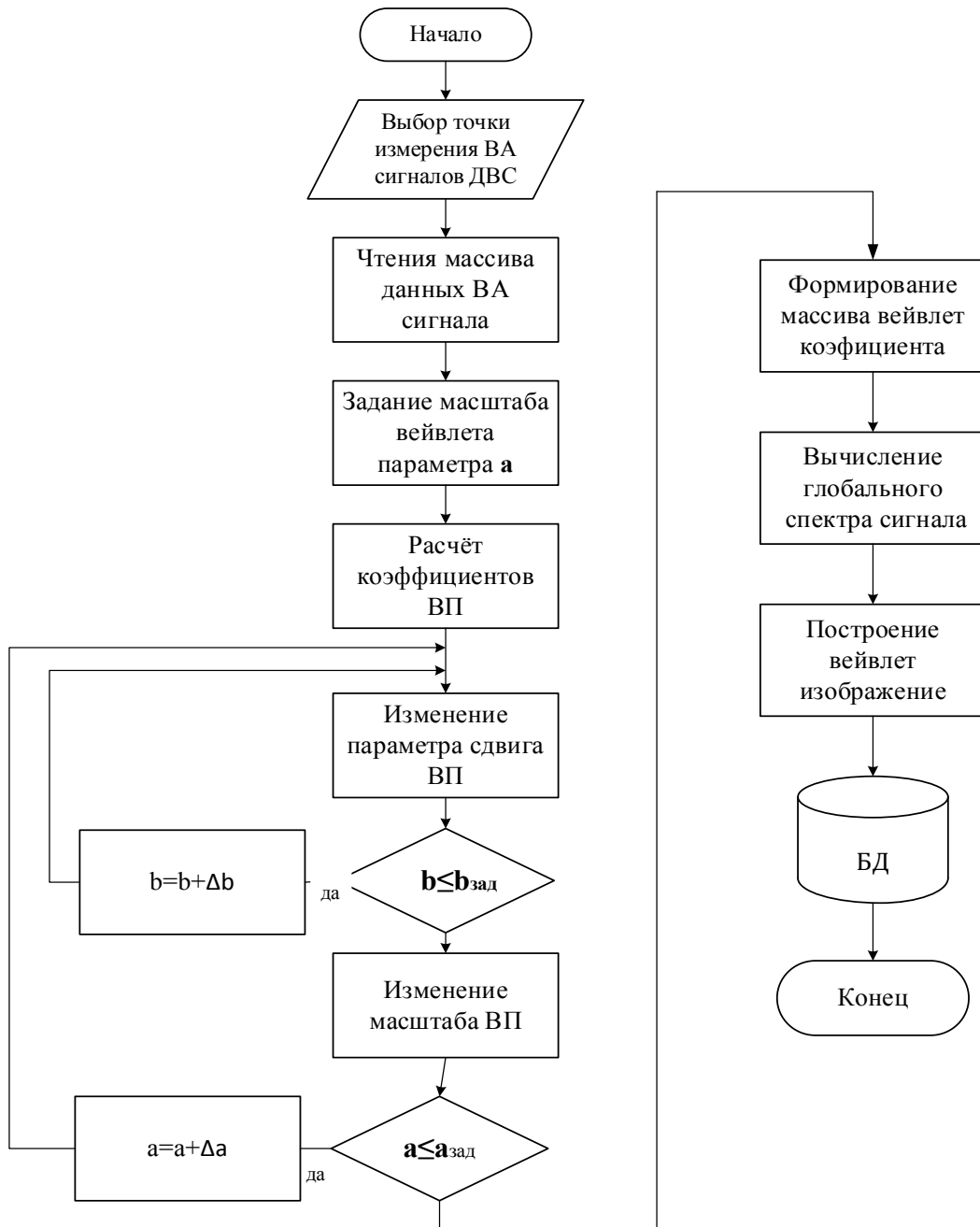


Рисунок 4.5. - Блок схема идентификации дефекта ДВС на основе ВП

Для каждого типа двигателя необходимо создать базу данных на основе вейвлет-образов виброакустических сигналов с учетом:

- использования модуля датчиков, устанавливаемых на испытуемом двигателе: датчик измерения уровня CO_2 , датчик частоты вращения, датчики виброакустических сигналов, датчик измерения давления масла, датчик измерения давления в цилиндре, датчик регистрации электрических

импульсов, поступающих в свечи ДВС, а также устанавливается датчик виброакустических сигналов данных измерения, которые далее обрабатываются алгоритмом фильтрации по Кальману[5, 9, 54];

- применение программируемых логических элементов, на базе которых производится первичная обработка виброакустических сигналов, а именно сбор, фильтрация и хранение данных. Модуль фильтрации сигналов и нечеткой логики реализован на базе микроконтроллера Arduino Mega[5, 9];

- использование программного обеспечения, расположенного на персональном компьютере, обеспечивающем работу автоматизированного рабочего места, а также в данном программном модуле располагается база данных вейвлет изображений виброакустических сигналов двигателей внутреннего сгорания их параметров, система кластеризации вейвлет изображений на базе сверточной нейронной сети, база знаний и процедуры принятия решений на основе продукционных правил системы диагностики ДВС.

На следующих этапах база данных будет систематически обновляться за счет новых сигналов, прошедших этап диагностики, и принятый как информативный портрет диагностируемого дефекта.

Принципы принятия решений о техническом состоянии ДВС заключаются в следующем.

В процессе цикла разгон–выбег двигателя датчик регистрации электрического импульса синхронизирует систему на регистрации с установленных датчиков, затем сигналы поступают в микроконтроллер (программно-логический контроллер), который производит фильтрацию полученных сигналов. Следует отметить, что в данном модуле находится также узел сопряжения и нормирования регистрируемых сигналов. Затем полученные данные обрабатываются программным модулем, расположенным в персональном контроллере с целью получения вейвлет портретов сигналов. Принятие решения о техническом состоянии ДВС производится на основании изучения вейвлет портретов, существующих в

базе данных, и на основании базы правил (база знаний) принимается то или иное решение о наличии дефекта. В базе знаний имеются фазовые портреты и параметры об исправном двигателе, а также данные о тех или иных отклонениях в параметре двигателя.

Разработка интерфейса пользователя. Для удобства эксплуатации разработанной системы диагностики разработан интерфейс пользователя (рисунок 4.5), который позволяет проводить исследования характеристик ВА сигналов, снятых с диагностируемого двигателя.

На верхней части интерфейса приведено основное меню программы. На следующей строчке ниже изображена линейка индикации процесса загрузки очередной программы меню. В поле рисунка слева изображается исследуемое вейвлет изображение. В чистом поле рисунка справа будет отражено найденное соответствие исследуемого изображения из базы данных, найденное с помощью СНС, так как в данном случае активизирована программа “Ташхис бо СНС” (Диагностика с помощью СНС). После загрузки и выполнения программы СНС можно увидеть результат его работы на приведенном рисунке 4.5, где в информационном поле наряду с характеристикой сигнала можно увидеть причину дефекта. Перед исследованием сигнала необходимо выбрать номер канала, соответствующий зоне снятия сигнала. На рисунке 4.5 выбран канал №1. Перед тем как добавить в базу данных новое изображение оно проходит проверку с помощью программы “Тахлил”(Анализ). Процесс записи в базу данных нового изображения, отображаемого в графическом поле слева, включает в себя заполнение соответствующих текстовых полей паспорта изображения. В интерфейсе предусмотрена программа удаления ненужного изображения из базы данных. Пункт меню “Иловаи тасвир ба база” (Добавление изображения в базу) предусматривает добавление сигнала, полученного извне и преобразованного при помощи программы в вейвлет. Для визуального просмотра базы данных предусмотрена программа “Кушодани тасвир” (Открытие изображения).

В нижней половине интерфейса приведена зона поиска изображения в базе данных по паспортным данным, например по имени файла, дате записи файла, типу двигателя или автомобиля, по виду и характеру дефекта, а также при необходимости можно найти и отобразить в графическом окне эталонный вейвлет нужной зоны прослушивания, заполнив соответствующее текстовое поле “Чустучу аз руи” (Поиск по) в режиме “Тахрир” (Редактирование).

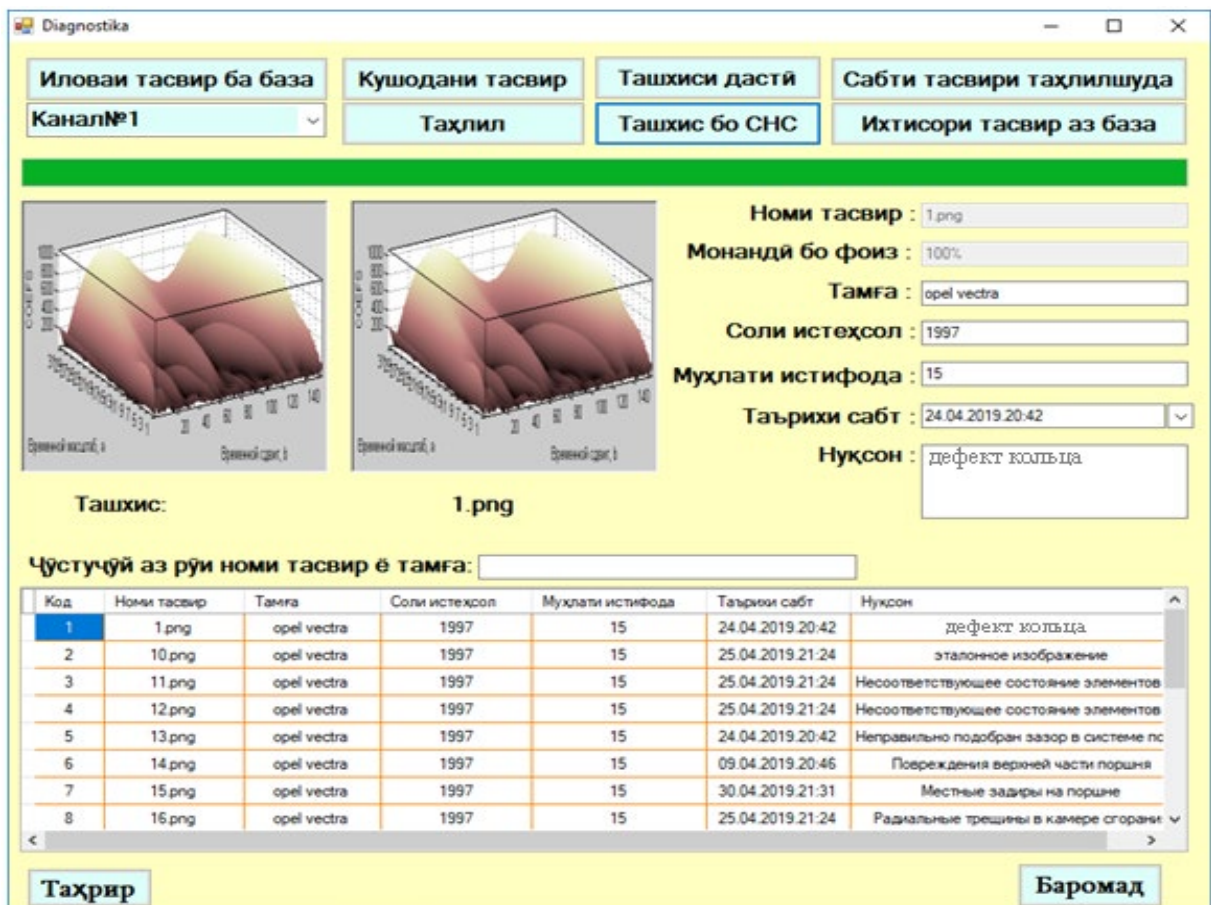


Рисунок 4.6. - Результат выполнения программы “Ташхис бо СНС” (Диагностика с помощью СНС)

На рисунке 4.7 изображен фрагмент базы данных при ручном поиске дефектов (выделена кнопка «Ташхиси дастӣ»), на котором приведены вейвлет портреты как эталонных сигналов, так и сигналов, отражающих дефекты различных элементов и узлов ДВС. В приведенном рисунке вейвлет изображениям соответствуют файлы их паспортов, где указываются основные характеристики этих изображений (№ канала, дата и время снятия сигнала, данные о двигателе, данные о дефекте и т.д.). При автоматическом

поиске неисправности с применением СНС, нейро-система обучается на вейвлет изображениях, находящихся в базе данных, и при предоставлении ей исследуемого вейвлет изображения она принимает решение, классифицирующее это изображение в соответствии с установленными правилами, например, если искомое изображение отсутствует в базе данных, то система принятия решения на основе продукционных правил выдает информацию, согласованную с эталонным изображением (например, процент схожести рисунок 4.5) и только после проведения сверки база дополняется исследуемым изображением с помощью программы «Иловаи тасвир ба база» (дополнение в базу данных).

Рисунок 4.7. - Иллюстрация к программе ручного поиска заданного вейвлет изображения в базе данных

The screenshot shows the 'Diagnostics' software interface. At the top, there are several buttons: 'Иловаи тасвир ба база', 'Кушодани тасвир', 'Ташхиси дастӣ', 'Сабти тасвири таҳлилшуда', 'Канал№1', 'Таҳлил', 'Ташхис бо СНС', and 'Ихтисори тасвир аз база'. Below these are two 3D surface plots labeled 'Вейвлет-спектр' with axes 'COEFFS' and 'Временной сдвиг, б'. To the right, there is a text area with labels like 'Номи тасвир', 'Монандӣ бо фо', 'Там', 'Соли истеҳсол', 'Мухлати истифода', 'Таърихи сабт', and 'Нуқсон'. A small dialog box titled 'Хабар' is open, displaying 'Суратҳо 56% - монанд мебошанд.' and an 'OK' button. Below the plots, there is a 'Ташхис:' label and a search field 'Ҷустуҷӯй аз рӯи номи тасвир ё тамға:'. At the bottom, there is a table with 8 rows and 7 columns, and two buttons: 'Таҳрир' and 'Баромад'.

Код	Номи тасвир	Тамға	Соли истеҳсол	Мухлати истифода	Таърихи сабт	Нуқсон
1	1.png	opel vectra	1997	15	24.04.2019.20:42	Неправильно подобран зазор в системе п...
2	2.png	opel vectra	1997	15	09.04.2019.20:46	Повреждения верхней части поршня
3	3.png	opel vectra	1997	15	30.04.2019.21:31	Местные задиры на поршне
4	4.png	opel vectra	1997	15	25.04.2019.21:24	Радиальные трещины в камере сгорания
5	5.png	opel vectra	1997	15	25.04.2019.21:24	Эрозия и выжженные места на днище пор...
6	6.png	opel vectra	1997	15	25.04.2019.21:24	Эрозия "юбки" поршня в области отверсти...
7	7.png	opel vectra	1997	15	25.04.2019.21:24	Задиры поршня с серьезными повреждени...
8	8.png	opel vectra	1997	15	25.04.2019.21:24	Разрушение перемычек между канавками

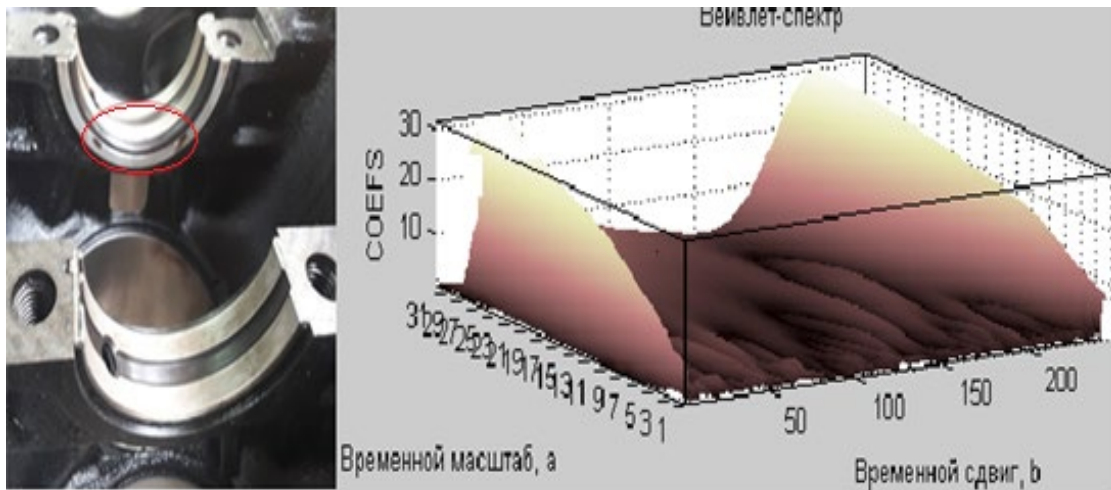


Рисунок 4.8. - Оценка дефекта коренного подшипника ДВС на основе анализа вейвлет преобразования

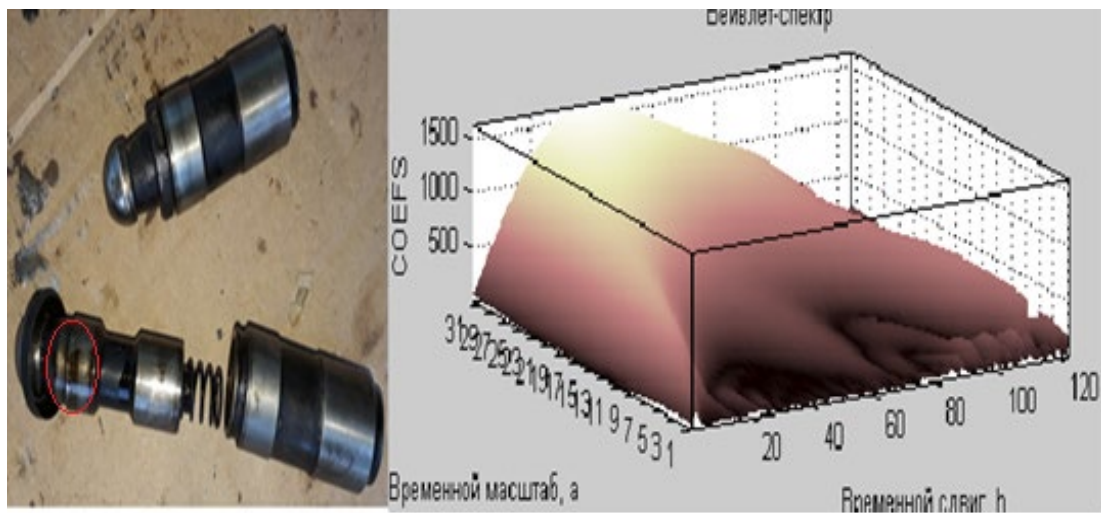


Рисунок 4.9. - Оценка дефекта гидрокомпенсаторной части ДВС на основе анализа вейвлет преобразования

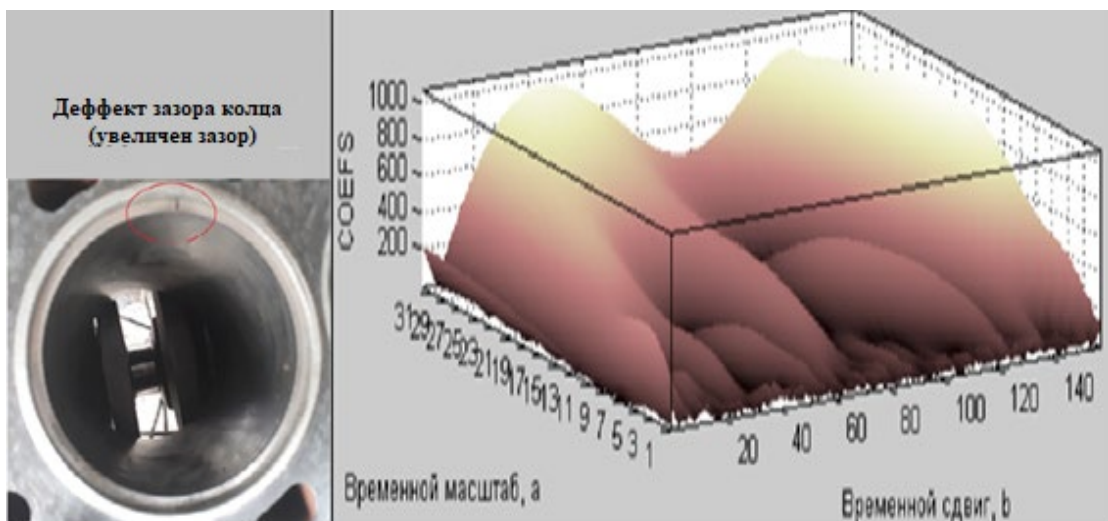


Рисунок 4.10. - Фото дефекта поршневой части ДВС, выявленного на основе анализа вейвлет изображения с применением СНС

В результате работы программы система выдала паспорт дефекта и его вейвлет изображение. После разбора двигателя был обнаружен дефект в кольце поршня 4-ого цилиндра, его зазор был увеличен, как видно на фото, снятого после разбора двигателя[5].

Для полного анализа всех возможных дефектов объем базы данных (154 вейвлет портрета с техническими описаниями), имеющийся в распоряжении данной системы диагностики недостаточен. Автор постоянно дополняет базу данных новыми вейвлет портретами дефектов механической части двигателя внутреннего сгорания[5].

Разработанный программный продукт может эксплуатироваться в двух основных режимах: режим обработки информации, занесенной в компьютер при помощи микроконтроллера с виброакустических датчиков (режим 1) и режим диагностирования состояний автомобильных двигателей на основе интеллектуальных систем обработки данных (режим 2). Программное обеспечение включает в себя два блока: специальное программное обеспечение (СПО) и стандартный программный комплекс Neural Networks Toolbox в составе Matlab. СПО также состоит из двух частей. Первая часть «Тахлил» (Анализ) определяет особенности виброакустических сигналов, его основных характеристик, формирует базу данных, вейвлет спектров этих сигналов, экспозиции спектра изучаемого сигнала на выделенном множестве характерных спектральных полос, представляющие собой начальное множество информативных признаков.

Модуль программного обеспечения, расположенного на персональном компьютере, обеспечивающем работу автоматизированного рабочего места, а также в данном программном модуле располагается база данных, база знаний и процедуры системы диагностики ДВС на базе сверточных нейронных сетей.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Дрейзин, В. Э. Акустическая диагностика автомобильных двигателей. Анализ возможностей и теоретические и практические предпосылки [Текст] / В. Э. Дрейзин, М. М. Касем, Д. С. Сабельников // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2009, № 4. - С.48-56.
2. Суворов, В.Н. Многоканальный виброизмерительный комплект К-510 [Текст] / В.Н. Суворов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2006. - № 1. - С. 36-37. - ISSN 0032-8154.
3. Суворов, В.Н. Виртуальные приборы. Применение карманных ПК [Текст] / В. Н. Суворов // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. - 2006. № 2. - С. 34-36. - ISSN 0032-8154.
4. Рыжов, С.Н. Средства вибродиагностики технологического оборудования [Текст] / С.Н. Рыжов // Датчики и Системы. 2006, № 10. - С. 43-46
5. Турсунбадалов, У.А. Задачи диагностики и прогнозирования состояния ДВС на основе принципов нечеткой логики и нейросетевых технологий [Текст] / У.А. Турсунбадалов, Юнусов Н.И., У.Х. Джалолов., Зиёев Ш.Ш. // Вестник Таджикского технического университета имени ак. М.С. Осими. -2015. -№ 4(32). - С. 66-70.
6. Турсунбадалов, У.А. Диагностика технического состояния ДВС с применением адаптивных фильтров и ячеечно-нейросетевой модели. [Текст] / У.А. Турсунбадалов, Н.И. Юнусов, У.Х. Джалолов // Политехнический вестник. Серия Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2018. -№1 (41). - С. 74-82.
7. Жернаков, С. В. Идентификация параметров авиационного двигателя на основе нейронных сетей [Текст] / С. В. Жернаков // Информационные технологии. 2003, № 12. - С. 50-60.
8. Жернаков, С. В. Идентификация характеристик газотурбинного двигателя на основе нейронных сетей [Текст] / С. В. Жернаков // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2006, №11. - С. 51-57.

9. Турсунбадалов, У.А. Система обработки виброакустических сигналов ДВС на основе вейвлет анализа с использованием микроконтроллера [Текст] / У.А. Турсунбадалов. // Политехнический вестник. Серия Интеллект. Инновации. Инвестиции. - 2019. №3 (43). - С. 16-21.
10. Турсунбадалов, У.А. Об одном алгоритме коррекции параметров квадратурного канала преобразования сигналов [Текст] / У.А. Турсунбадалов, У.Х. Джалолов, Н.И. Юнусов и др. // Материалы V-й международной научно-практической конференции «Перспективы применения инновационных технологий и усовершенствования технического образования в ВУЗах СНГ». Душанбе, 2011. -С.115-118.
11. Барков, А.В. Возможности нового поколения систем мониторинга и диагностики [Текст]/ А.В. Барков // Металлург. 1998, №11. -С.47-53
12. Дмитриев, Е. В. Методы аппроксимации и определения естественного спектра коротких процессов, сигналов, функций / Е. В. Дмитриев // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2007-А, № 5. - С.882-901
13. Барков, А.В. Мониторинг и диагностика роторных машин по вибрации. [Текст]/ А.В. Барков, Н.А. Баркова, А.Ю. Азовцев // – СПб.: Изд. центр СПб ГМТУ, 2000. - С.169.
14. Дмитриев, Е. В. Расчет естественного спектра и тренда процессов, сигналов, функций[Текст] / Е. В. Дмитриев // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2007-А, № 10. - С.169-172.
15. Прохоренков, А.М. Информационная система анализа случайных процессов в нестационарных объектах [Текст] / А. М. Прохоренков, Н.М. Качала//Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика.2006, № 6.
16. Меркушева, А.В. Время-масштабные преобразования для анализа динамики спектра нестационарного сигнала в информационно-измерительных системах[Текст] / А.В. Меркушева // Информационные технологии. 2005,№ 2. - С. 29-33.
17. Рогозов, Ю. И. Разработка адаптивной системы статистической диагностики по фактическому состоянию неравновесных объектов

- управления [Текст] / Ю. И. Рогозов, А. П. Самойленко, О. А. Усенко // Приборы и системы. Управление, контроль, диагностика. 2003, №4. - С.55-64
18. Балицкий, Ф.Я. Современные методы вибрационной диагностики машин и конструкций [Текст] / Ф.Я. Балицкий, М.Д. Генкин, М.А. Иванова, А.Г. Соколов, Е.И. Хомяков – М.: МЦНТИ, 1990. – С.114 с.
19. Беляев, П.В. Повышение достоверности вибродиагностики магистральных насосных агрегатов нефтеперекачивающих станций в условиях нечеткой исходной информации: Автореф. дис. канд. техн. наук. -Москва, 2011 - С.22.
20. Качоровский, А. Б. Вибродиагностическая система контроля роторного энергетического оборудования [Текст] / А.Б. Качоровский, Н.М. Седов // Известия Волгоградского государственного технического университета (Сер. Процессы преобразования энергии и энергетические установки. Вып.1). – 2008. – №6 (44) – С. 97-99.
21. Куприянов, М.С. Техническое обеспечение цифровой обработки сигналов [Текст] / М.С. Куприянов, Б.Д. Матющкин // СПб. «Форт», 2000. С.752.
22. Турсунбадалов, У.А Регуляризация задачи идентификации объекта в условиях зашумленности полезного сигнала[Текст] / У.А. Турсунбадалов, Джалолов У.Х.,Бандишоева Р.М // Вестник Таджикского технического университета имени ак. М.С. Осими. -2016. -№ 2(34). - С. 20-26.
23. Дьяконов, В.П. Современные цифровые анализаторы спектра[Текст] / В.П. Дьяконов // Компоненты и технологии. 2010. № 5. –С.185
24. Жернаков, С. В. Экспертная система контроля и диагностики авиационных двигателей [Текст]/С.В. Жернаков // Часть II Информационные технологии. 2007-А, № 2. – С.67-71.
25. Дьяконов, В. П. MATLAB R2006/2007/2008 + Simulink 5/6.7. Основы применения. 2-е изд., дополн. и перераб. М.: СОЛОН-Пресс, 2008.
26. Дьяконов, В. П. Компьютерная математика в измерительной технике // Контрольно -измерительные приборы и системы [Текст] / В. П. Дьяконов // 2009. № 5. С.34-37.

27. Дьяконов, В. П. Современные методы Фурье и вейвлет-анализа и синтеза сигналов [Текст] / В. П. Дьяконов // Контрольно-измерительные приборы и системы. 2009. № 2. - С.25-29.
28. Дьяконов В.П. Вейвлеты. От теории к практике. 2-е изд., перераб. и дополн [Текст] / В.П. Дьяконов // М.: СОЛОН-Р, 2004.
29. Жернаков, С. В. Нейросетевые технологии для диагностики технического состояния авиационных двигателей [Текст] / С. В. Жернаков // Информационные технологии. 2007-А, № 8. С. 22-29.
30. Хайруллин, И.Х. Анализ современных методов диагностики электромеханических преобразователей [Текст] / И. Х. Хайруллин, Д. Ю. Пашали // Электромеханика, электротехнические комплексы и системы: Сб. науч. тр. – Уфа: УГАТУ, 2002. - С. 22 -25.
31. Варфоломеев, А.Ю. Портативная компьютерная система для акустических измерений и диагностики машин [Текст] / А. Ю. Варфоломеев, А.В. Микулович, В.И. Микулович, В.Т. Шнитко // Датчики и преобразователи информации систем измерения, контроля и управления: Сб. материалов XVI науч.-техн. конф. – М.: МГИЭМ, 2004. – С. 240–242.
32. Вахромеев, О.С. Современные методы диагностики электромеханических систем [Текст] / О. С. Вахромеев, Р. Т. Каримов, А. И. Надеев // машинастроение. Вестник АГТУ. 2006. № 2 (31). –С45-49
33. Айфичер, Э.С. Цифровая обработка сигналов: практический подход: пер. с англ. [Текст] / Э. С. Айфичер, Б. У. Джервис // 2-е изд. М.: Издат. дом «Вильямс», 2004.
34. Гетманов, В.Г. Применение технологии обобщенного Фурье-анализа для цифровой обработки структурно-сложных нестационарных колебательных сигналов [Текст] / В.Г.Гетманов, В.Н.Гридин, Е.Б.Царева // Информационные технологии. 2005, № 9. –С55-59
35. Козлов, П.В. Вейвлет-преобразование и анализ временных рядов [Текст] / П.В. Козлов, Б.Б. Чен // Вестник КРСУ. № 2. 2002. С.141-150

36. Шоберг, А.Г. Анализ одномерного сигнала на основе нечетного и четного базисов вейвлетов с компактными носителями [Текст] / А.Г. Шоберг // Интеллектуальные системы. 2012. № 3 (33). С.150-157.
37. Джалолов, У.Х. Применением вейвлет функции в задачах идентификации интегральной модуляции [Текст] / У.Х.Джалолов // Вестник Таджикского технического университета имени ак. М.С. Осими. -2016. -№ 1(33). - С. 31-33
38. Амосова, Л.Н.Оценивание случайных последовательностей с использованием регрессии и вейвлетов[Текст] / Л. Н. Амосова, Д.С. Магола // Интеллектуальные системы. 2009. № 3 (21). С. 101-109.
39. Дьяконов, В. MATLAB. Обработка сигналов и изображений[Текст] / В. Дьяконов, И. Абраменкова // Специальный справочник. – Спб.: Изд-во Питер, 2002, С.608.
- [40] Бондарев, В. Н. Цифровая обработка сигналов: методы и средства[Текст] / В. Н. Бондарев, Г. Трестер, В.С. Чернега // Учебн. пособие для вузов. 2-е изд. – Х.: Изд-во Конус, 2001, С.398.
41. Короленко, П.В. Основы статистических методов в оптике[Текст] / П.В. Короленко, М.С. Маганова // Учебное пособие. – М.: Изд. Университетская книга, 2010-А, С.164.
42. Турсунбадалов, У.А. Интеллектуальная система контроля параметров системы охлаждения ддвс[Текст]/У.А. Турсунбадалов, Зиёев Ш.Ш., Юнусов Н.И., Джалолов У.Х//Вестник Таджикского технического университета имени ак. М.С. Осими. -2016. -№ 4(36). - С. 26-33.
43. Турсунбадалов, У.А. Диагностика с применением принципов нейронечёткой логики на примере топливной системы ДДВС [Текст] / У.А. Турсунбадалов, Н.И.Юнусов, У.Х.Джалолов, Ш.Ш. Зиёев // Вестник Таджикского технического университета имени ак. М.С. Осими. -2016. -№ 3(35). - С. 32-36.
44. Обидин, М.В. Вейвлеты и адаптивный трешолдинг [Текст] / М.В. Обидин, А.П. Серебровский // Информационные процессы -2013. -Т. 13. -№ 2. -С.91-99.

45. Турсунбадалов, У.А. Применение фильтра Калмана в задачах технической диагностики двигателей внутреннего сгорания (ДВС) [Текст] / У.А. Турсунбадалов, О.О. Евсютин и др. // Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия: Компьютерные технологии, управление и радиоэлектроник. - 2019. - Т. 19. - № 1. - С. 152–159
46. Турсунбадалов, У.А. Идентификация процесса износа вкладышей шатунных подшипников ДВС на основе анализа виброакустических сигналов [Текст] / У.А. Турсунбадалов, У.Х. Джалолов, Н.И. Юнусов, М.А. Абдуллоев и др. // Политехнический вестник. Серия Интеллект. Инновации. Инвестиции. – 2018. - №3 (43). - С. 16-21.
47. Обидин, М.В. Очистка сигнала от шумов с использованием вейвлет преобразования и фильтра Калмана [Текст] / М.В. Обидин, А.П. Серебровский // Информационные процессы, Том 13, № 3, 2013, стр. 198–205 Обидин, Серебровский 2013.
48. Петров, С.П. Сверточная нейронная сеть для распознавания символов номерного знака автомобиля [Текст] / С. П. Петров // Международного университета Выпуск № 3 «Дубна» 2013.
49. Bengio, Y. Learning deep architectures for AI [Текст] / Y. Bengio // Foundations and trends in Machine Learning. - 2009. - no. 1. - P. 1–127.
50. Bengio, Y. Learning deep architectures for AI [Текст] / Y. Bengio // Foundations and trends in Machine Learning. - 2009. - no. 1. - P. 1–127.
51. Хуршудов, А.А. Представление трехмерных объектов с помощью ансамбля трансформирующих автоэнкодеров [Текст] / А.А. Хуршудов // Научнотехнические ведомости СПбГУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. - 2015. - № 3(222).
52. Хуршудов, А.А. Построение трехмерных карт признаков на основе видеофрагментов методом оптического потока [Текст] / А.А. Хуршудов // Научнотехнические ведомости СПбГУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. - 2015. - № 2(217).

53. Пат. 6185995 США, МПК 7 G 01 M 15/00. Method and system for determining proper assembly of engine components = Метод диагностики качества сборки двигателя [Текст] / F. Stephen, J. Robert Rucha. 2001.
54. Турсунбадалов, У.А. Идентификация коэффициентов вейвлет анализа, сформированного на основе ядра интегральной модуляции [Текст] / У.А. Турсунбадалов, М.А. Абдуллоев, У.Х. Джалолов, Н.И. Юнусов. // Материалы конференции «Информационные технологии и проблемы моделирования экономических процессов». Душанбе, 2018. - С.147-152.
55. Almeida, L. B. Neural computers. Proceedings of NATO ARW on Neural Computers [Текст] / L. B. Almeida // Dusseldorf Heidelberg: Springer-Verlag, 1987. P.135.
56. Schmillen, K. Cycle-To-Cycle Variations of Combustion Noise in Diesel Engines [Текст] / K. Schmillen // Mechanical Engineering. 1993. - № 5. - P. 40-50.
57. Zheng, G. T. Internal combustion engine noise analysis with frequency distribution = Метод анализа шумовых характеристик двигателей [Текст] / G. T. Zheng, A. Y. Leung // Trans. ASME. J. Eng. Gas Turbines and Power. 2002. - Vol. 124, № 3. - P. 645-649.
58. Дуда, Р. Распознавание образов и анализ сцен [Текст] / Р. Дуда, П. Харт // М.: Мир, 1976. С.511
59. Морозов, А.Д. Введение в теорию фракталов [Текст] / А.Д. Морозов - Нижний Новгород: Нижегородский университет, 1999. С.140.
60. Пересада, В.П. Автоматическое распознавание образов [Текст] / В.П. Пересада. Л.: Энергия, 1970. С.90.
61. Дрейзин, В.Э. Возможности диагностики автомобильных двигателей путём анализа шума работающего двигателя [Текст] / В.Э. Дрейзин, М. М. Касем // Известия Курского государственного технического университета №2(27), 2009. С. 32-35.
62. Кинтцель, Т. Руководство программиста по работе со звуком [Текст] / Т. Кинтцель // М.: ДМК Пресс, 2000. С.430 - 432.

63. Куприянов, М.С. Техническое обеспечение цифровой обработки сигналов[Текст] / М.С Куприянов, Матюшкин Б.Д. // СПб. «Форт», 2000. С.752.
64. Матюшкова, О. Ю. Современные методы виброакустического диагностирования[Текст] / О.Ю. Матюшкова, В.Ю. Тэттэр // Омский научный вестник. - 2013. - №3-123. - С. 294-299.
65. Слепнев, Е.С. Применение искусственных нейронных сетей для анализа предаварийных ситуаций турбоагрегатов электростанций [Текст] / Е.С.Слепнев // интернет-журнал «Науковедение». - 2014. - №3 - С. 1-8.
66. Короновский, А.А. Непрерывный вейвлет-анализ и его приложения [Текст] / А.А. Короновский, А.Е.Храмов // - М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – С.176.
67. Патент РФ 2007113529/28, 11.04.2007. Способ вибродиагностики технического состояния поршневых машин по спектральным инвариантам [Текст] / Костюков В.Н., Науменко А.П., Бойченко С.Н.// Патент России №2337341. 2008. Бюл. №30.
68. Лютин, К.И. Вибродиагностика систем ДВС с использованием нейронных сетей [Текст] / К.И. Лютин, В.Е. Федянов // Изв. ВолгГТУ. Серия "Наземные транспортные системы": межвуз. сб. науч. ст. / ВолгГТУ. Волгоград, 2007. - Вып.2, № 8. - С. 89-90.
69. Добролюбов, И.П. Расширение возможностей измерительного технологического комплекса экспертизы технического состояния ДВС[Текст] / И. П. Добролюбов, О. Ф. Савченко // Двигателестроение. 2004. - № 2. - С. 25-27.
70. Добролюбов, И. П. Использование параметров неравномерности вращения в качестве признаков состояния ДВС в измерительной экспертной системе[Текст]/ И. П. Добролюбов //Двигателестроение.2001.- №1. -С. 18-20.
71. Корчуганова, М.А. Контроль технического состояния мобильных машин по вибрационным параметрам[Текст] / М. А. Корчуганова, А. П. Сырбаков // Современные проблемы науки и образования. - 2013. - № 3.

72. Пылькин, А.Н. Вейвлет-преобразование для распознавания искаженных фонем[Текст] / А.Н. Пылькин, О.С. Вавилова // Современные проблемы науки и образования. – 2013. - № 6.
73. Червяков, Н.И. Применение вейвлет-анализа в задачах распознавания и классификации изображений[Текст] / Н.И. Червяков, И.В. Дьяченко // Инфокоммуникационные технологии, г. Самара, № 4,2005. С. 6-12.
74. Червяков, Н.И. Модулярные технологии в устройствах цифровой фильтрации [Текст] / Н.И. Червяков, И.В. Дьяченко // Вестник Ставропольского государственного университета, 2006. С. 100-103.
75. Турсунбадалов, У.А. Компьютерная диагностика многокомпонентных вибрационных машин [Текст] / У.А. Турсунбадалов, У.Х. Джалолов, Н.И. Юнусов и др. // 10 - ая международная конференция по «Компьютерному анализу проблем науки и технологии». Душанбе 2012. С.124-127
76. Турсунбадалов, У.А. Самонастраивающаяся система управления двигателем робота- манипулятора в условиях нестационарности момента инерции [Текст] / У.А. Турсунбадалов, У.Х. Джалолов, Н.И. Юнусов и др. // Материалы VI-й международной научно-практической конференции «Перспективы развития науки и образования». Душанбе 2012. - С.90-91.
77. Турсунбадалов, У.А. Применение метода интегральной модуляции в задаче идентификации технического состояния двигателя внутреннего сгорания[Текст] / У.А. Турсунбадалов, Тиллоев К.З и др. // «Всероссийская научно-техническая конференция» «НАУКА И АСУ – 2018» Москва 2018. - Т. 1. - № 1. - С. 16–21
78. Сушко, А.Е. Комплексный подход к вопросам повышения надежности работы оборудования [Текст] / А.Е. Сушко // Вибрация машин: измерение снижение защита. 2006. - № 3. С. 42-47
79. Тараканов, В.М. Системы непрерывного контроля по вибрационным параметрам[Текст] / В.М. Тараканов, О.Б. Скворцов, А.Е. Сушко // Вибрация машин: измерение снижение защита. 2006. №3 С. 48- 54.