

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Санкт-Петербургский горный университет императрицы Екатерины II»

На правах рукописи

Николаев Михаил Юрьевич



АВТОМАТИЗИРОВАННАЯ СИСТЕМА КОМПЛЕКСНОГО
НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ СТАЛЬНЫХ
ГРУЗОПОДЪЁМНЫХ КАНАТОВ

Специальность 2.3.3. Автоматизация и управление технологическими процессами
и производствами

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, доцент
Кульчицкий А.А.

Санкт-Петербург – 2026

ОГЛАВЛЕНИЕ

| | |
|---|-----------|
| ВВЕДЕНИЕ..... | 4 |
| ГЛАВА 1 АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ ДИАГНОСТИКИ ДЕФЕКТОВ СТАЛЬНЫХ КАНАТОВ | 10 |
| 1.1 Виды дефектов стальных канатов | 10 |
| 1.2 Регламентация контроля состояния канатов..... | 14 |
| 1.2.1 Визуальный контроль канатов | 16 |
| 1.3 Методы неразрушающего контроля дефектов стальных канатов | 18 |
| 1.3.1 Электромагнитные методы..... | 18 |
| 1.3.2 Оптические методы..... | 23 |
| 1.3.3 Акустико-ультразвуковые методы | 24 |
| 1.3.4 Акустико-эмиссионные методы..... | 25 |
| 1.4 Достоинства и недостатки существующих методов неразрушающего контроля стальных канатов..... | 26 |
| 1.4.1 Перспективные пути развития контроля стальных канатов | 28 |
| 1.4.2 Методы интеллектуального и количественного контроля стальных канатов | 30 |
| 1.4.3 Системы оперативного контроля состояния грузоподъемных канатов | 31 |
| 1.5 Выводы к главе 1 | 36 |
| ГЛАВА 2 ПОДСИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НА ОСНОВЕ КЛАССИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ..... | 39 |
| 2.1 Обоснование компоновочной подсистемы оптического контроля | 40 |
| 2.2 Обоснование методики обработки изображений..... | 44 |
| 2.3 Выявление дефектов с помощью дискретного преобразование Фурье | 49 |
| 2.4 Формирование набора данных из размеченных изображений | 54 |
| 2.6 Регистрация изображений и оценка визуальной различимости дефектов | 59 |
| 2.7 Предварительная обработка изображений..... | 60 |
| 2.8 Подсистема технического зрения на основе сверточной нейронной сети | 63 |
| 2.9 Выводы по главе 2 | 75 |
| ГЛАВА 3 ПОДСИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ПРОФИЛЯ ТОЛЩИНЫ СТАЛЬНОГО КАНАТА..... | 78 |

| | |
|---|------------|
| 3.1 Предварительная обработка изображений для анализа поперечного сечения . | 79 |
| 3.2 Метод оптического определения степени истончения каната..... | 84 |
| 3.3 Метод оптического контроля состояния стальных канатов на основе анализа изменений линейных размеров поперечного сечения | 88 |
| 3.3.1 Разработка подхода на синтетических изображениях | 88 |
| 3.3.2 Выбор модели классификации..... | 91 |
| 3.3.3 Обучение и тестирование модели градиентного бустинга | 94 |
| 3.4 Выводы по главе 3 | 98 |
| ГЛАВА 4 СИСТЕМА КОМПЛЕКСНОГО НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ СТАЛЬНЫХ ГРУЗОПОДЪЁМНЫХ КАНАТОВ | 100 |
| 4.1 Принципы работы оптического канала..... | 100 |
| 4.2 Принципы работы магнитометрического канала..... | 103 |
| 4.3 Интеграция каналов и алгоритм принятия решений | 104 |
| 4.4 Результаты работы системы комплексного неразрушающего контроля состояния стальных грузоподъёмных канатов | 109 |
| 4.5 Теоретический технико-экономический эффект внедрения системы комплексного неразрушающего контроля | 112 |
| 4.6 Выводы по главе 4 | 115 |
| ЗАКЛЮЧЕНИЕ | 118 |
| СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ | 121 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ А Свидетельство о государственной регистрации базы данных | 136 |
| ПРИЛОЖЕНИЕ Б Акт внедрения..... | 137 |

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования

В горнодобывающей отрасли стальные грузоподъёмные канаты являются жизненно важным элементом: они используются в шахтных подъёмниках, клетевых системах и канатных дорогах для транспортировки горной породы и персонала. Интенсивные циклические нагрузки, агрессивные среды приводят к высоким рискам скрытых повреждений и усталостных разрушений. Если дефекты не будут своевременно выявлены, они могут представлять серьёзную угрозу безопасности, приводить к значительным финансовым потерям.

Согласно отчёту NDT Technology, в период с 1999 по 2013 годы из-за разрушения стальных канатов погибли свыше 60 человек и более 65 получили травмы в различных отраслях — включая шахтные подъемники, подъёмные устройства и канатные дороги. Несвоевременное обнаружение повреждений канатов приносит материальные убытки к примеру: отказ крупногабаритных стальных канатов обернулся многомиллионными убытками: 116 млн USD при обрыве на платформе Petronius (1998), 55 млн USD при аварии в Roncador Field (2014).

Это подчёркивает необходимость перехода от периодических осмотров к автоматизированным системам непрерывного контроля технического состояния канатов.

Традиционный метод контроля стальных канатов основан преимущественно на ручной визуальной инспекции, которая имеет ряд ограничений: высокую субъективность, низкую скорость диагностики и сильную зависимость от опыта инспектора. Магнитные методы контроля позволяют выявлять внутренние и внешние дефекты каната по изменению магнитного поля, однако также не являются универсальным решением и имеют ограничения по чувствительности, интерпретации сигналов и условиям применения.

Степень разработанности темы исследования

Вопросами разработки методов бесконтактной дефектоскопии грузоподъёмных канатов (ГК) занимались отечественные НИИ, такие как:

Всероссийский научно-исследовательский институт железнодорожного транспорта (ВНИИЖТ), Институт проблем управления имени В.А. Трапезникова РАН (ИПУ РАН), Научно-исследовательский институт горной механики имени Н.А. Чинакала СО РАН, Научноисследовательский институт машиностроения (НИИМаш).

Весомый вклад в изучение видов дефектов и механизмов их образования внесли следующие ученые: Борисов Ю.Н., Костенко В.А., Сидоров А.И., Петренко И.М., Иванов С.В., Лебедев Н.А., Захаров М.П., Федоров Д.А.

Иностранные авторы, исследовавшие вопросы повышения эффективности идентификации дефектов ГК: Doe J., Müller H., Dupont M., Tanaka H., Smith A., Rodriguez C., Wei L., Rossi P.

Объект исследования – системы автоматизированного контроля состояния стальных грузоподъемных канатов.

Предмет исследования – методы и алгоритмы повышения достоверности автоматизированных систем контроля состояния стальных грузоподъемных канатов.

Цель работы – повышение достоверности автоматизированных систем контроля состояния стальных грузоподъемных канатов.

Идея заключается в объединении оптического (реализуемого системой технического зрения) и магнитометрического каналов в единую синхронизированную систему контроля состояния грузоподъемных канатов, в которой реализованы интеллектуальные алгоритмы обработки изображений и сигналов (выделение информативных признаков, нейросетевое детектирование и классификация поверхностных дефектов, классификация по геометрическому профилю толщины, а также корреляционная временнопространственная синхронизация и согласование результатов), обеспечивающие унифицированное представление результатов контроля и снижение числа ложных срабатываний.

Задачи исследования

1. Проанализировать дефекты грузоподъемных канатов как объект автоматизированного технического контроля, исследовать условия их

возникновения и информативность существующих средств неразрушающего контроля, а также обосновать применение комплексной системы диагностики на основе разнородных по физической природе каналов измерения.

2. Научно обосновать применения технического зрения для реализации автоматизированной системы контроля состояния грузоподъемных канатов и предложить компоновочных решений, обеспечивающие получение информации о поверхности каната в реальном времени.

3. Исследовать эффективность применения сверточных нейросетевых моделей для детектирования и классификации поверхностных повреждений канатов и разработать алгоритмы предобработки видеоданных, повышающие устойчивость автоматизированного распознавания дефектов к изменениям внешних условий съёмки.

4. Разработать алгоритм оценки степени истончения грузоподъемного каната по данным оптического канала, позволяющий в автоматическом режиме выявлять и количественно оценивать изменения линейных размеров поперечного сечения каната.

5. Научно обосновать метод автоматизированного контроля состояния грузоподъемных канатов на основе анализа профиля толщины по длине каната, обеспечивающий формирование информативных признаков и классификацию дефектов с использованием алгоритмов машинного обучения.

6. Разработать метод и алгоритмическое обеспечение комплексной автоматизированной диагностики грузоподъемных канатов, включающие синхронизацию и согласование данных оптического и магнитометрического каналов в единой координатновременной системе и формирование интегрального диагностического решения в контуре автоматизированного контроля.

Научная новизна

1. Научно обосновано применение системы технического зрения для реализации автоматизированного контроля с распознаванием дефектов и повреждений грузоподъемных канатов сверточной нейронной сетью и

предобработкой видеоданных, повышающей устойчивость автоматизированного распознавания к изменениям внешних условий съёмки.

2. Установлена зависимость изменений размеров наблюдаемого профиля сечений стального грузоподъемного каната в зависимости от типа повреждений.

3. Разработаны методологические основы комплексного контроля дефектов грузоподъёмных канатов, сочетающий оптический и магнитный методы и позволяющий выявлять как поверхностные дефекты, так и внутренние повреждения.

Соответствие паспорту специальности

Полученные научные результаты соответствуют паспорту специальности 2.3.3. Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами по пунктам:

2. «Автоматизация контроля и испытаний».

11. «Методы создания, эффективной организации и ведения специализированного информационного и программного обеспечения АСУТП, АСУП, АСТПП и др., включая базы данных и методы их оптимизации, промышленный интернет вещей, облачные сервисы, удаленную диагностику и мониторинг технологического оборудования».

Теоретическая и практическая значимость работы

1. Предложены компоновочные решения автоматизированной системы контроля состояния стальных грузоподъемных канатов.

2. Разработан алгоритм определения степени истончения каната.

3. Разработана база данных типовых повреждений тросов для обучения нейронных сетей в рамках угольных шахт Китая (свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022621454).

4. Результаты диссертационной работы рекомендованы к внедрению в ООО «Лаборатория инжиниринга» (акт внедрения от 19.12.2025 г., Приложение Б).

Методология и методы исследований

Методологической основой исследования является системный подход, который включает в себя анализ и научное обобщение работ в области оптического

и магнитного контроля геометрических параметров. Теоретические исследования опираются на физические принципы геометрической оптики, магнитометрических методов неразрушающего контроля, теории цифровой обработки сигналов и методов машинного обучения. Экспериментальные исследования выполнены на специально созданном стенде.

Положения, выносимые на защиту

1. Алгоритм обработки изображений автоматизированной системы контроля состояния стальных грузоподъемных канатов на основе сверточной нейронной сети позволяет осуществлять автоматическое обнаружение и классификацию поверхностных дефектов стальных грузоподъемных канатов с достоверностью от 80 до 89 % в зависимости от типа повреждения.

2. Метод обработки изображений на основе анализа профиля толщин каната по длине с применением метода градиентного бустинга позволяет осуществлять автоматическое обнаружение и классификацию поверхностных дефектов стальных грузоподъемных канатов с достоверностью от 88 до 93 % в зависимости от типа повреждения.

3. Алгоритм комплексного контроля дефектов и повреждений грузоподъемных канатов, осуществляющий синхронную обработку данных, получаемых с помощью магнитометрической подсистемы и подсистемы технического зрения, позволяет осуществлять оперативный контроль внутренних и поверхностных дефектов с достоверностью от 86 до 98 % в зависимости от типа повреждения.

Степень достоверности результатов исследования обусловлена использованием стандартных методов математического моделирования, сходимостью моделируемых и экспериментальных зависимостей, результатами экспериментальных исследований.

Апробация результатов диссертации проведена на 4 научно-практических мероприятиях с докладами, в том числе на 3 международных. За последние 3 года принято участие в 4 научно-практических мероприятиях с докладами, в том числе на 3 международных:

1. XIX Международный форум-конкурс студентов и молодых ученых «Актуальные проблемы недропользования» (22-26 мая 2023 года, г. Санкт-Петербург).

2. Международная научная конференция «Вопросы фундаментальных и прикладных научных исследований» (7 февраля 2024 года, г. Мурманск).

3. XX Всероссийская конференция-конкурс студентов выпускного курса и аспирантов «Актуальные проблемы недропользования» (01-07 декабря 2024 года, г. Санкт-Петербург).

4. XLV Международная научная конференция современные методы и инновации в науке (10 декабря 2025 года, г. Санкт-Петербург).

Личный вклад автора заключается в постановке цели и задач диссертационного исследования; анализе зарубежной и отечественной научной литературы по теме исследования, проведении экспериментов, разработки алгоритмов, методики и апробации результатов.

Публикации

Результаты диссертационного исследования в достаточной степени освещены в 6 печатных работах (пункты списка литературы № 4-8, 35), в том числе в 2 статьях - в изданиях из перечня рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук, в 2 статьях - в изданиях, входящих в международные базы данных и системы цитирования Scopus. Получен 1 свидетельство о государственной регистрации базы данных (пункт списка литературы № 9, Приложение А).

Структура работы. Диссертация состоит из оглавления, введения, 4 глав с выводами по каждой из них, списка литературы, включающего 113 наименований, и 2 приложений. Диссертация изложена на 137 страницах машинописного текста, содержит 23 рисунка и 17 таблиц.

ГЛАВА 1 АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ АВТОМАТИЗИРОВАННЫХ СИСТЕМ ДИАГНОСТИКИ ДЕФЕКТОВ СТАЛЬНЫХ КАНАТОВ

1.1 Виды дефектов стальных канатов

В процессе эксплуатации стальные канаты подвергаются различным повреждениям, что приводит к снижению надежности их использования и чревато ущербом физического здоровья рабочего персонала, а также финансовыми потерями вследствие простоев оборудования. При этом снижение надежности канатов зависит от типа и расположения дефектов. ГОСТом выделяются 12 видов дефектов и повреждений, но наиболее выделяют следующие основные категории повреждений стальных канатов (СК): обрыв проволок, износ, деформация, ржавчина и усталость их проявления представлены на рисунке 1.1.

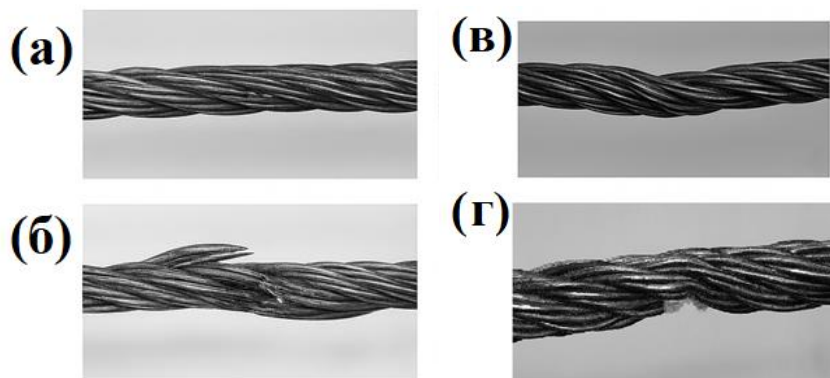


Рисунок 1.1 – Виды повреждений: а) без дефектов, б) изгиб, в) разрыв, г) абразивный износ (составлено автором)

На практике перечисленные выше виды дефектов и повреждений редко встречаются в чистом виде, а чаще всего представлены синергетическим эффектом взаимодействия нескольких видов между собой (таблица 1.1).

Вследствие различных условий работы и окружающей среды скорость развития и степень повреждений также различны. В действующих стандартах остаточная прочность обычно определяется путем выявления дефектов СК в процессе эксплуатации, что позволяет сделать вывод о потере прочности, после чего вопрос о том, подлежит ли СК утилизации, решается в соответствии с коэффициентом безопасности СК и правилами эксплуатации.

Таблица 1.1 — Взаимное влияние дефектов СК (по данным автора)

| Комбинация видов дефектов и повреждений | Синергетический эффект |
|--|--|
| Коррозия Износ | Ускорение процесса изнашивания |
| Обрыв проволок | Ускорение разрушения проволок каната |
| Усталость Износ Обрыв проволок | Появление или усиленному развитию разрушения и износа проволок |
| Износ Обрыв проволок Усталость Коррозия | Ускорение разрушения проволок и усугублению обрыва каната |

С точки зрения практики обнаружения дефектов СК, их можно разделить на 2 категории:

- локальные дефекты характеризуются внезапным уменьшением площади металлического сечения СК и заключаются преимущественно в таких повреждениях, как внутренний и внешний обрывы, коррозионная яма и глубокий износ стальной проволоки.

- потери площади поперечного сечения металла характеризуются медленным уменьшением площади металлического сечения на большом расстоянии вдоль осевого направления каната, что в основном включает износ, ржавление на большом расстоянии и уменьшение диаметра каната.

Потеря площади поперечного сечения металлической части каната, на практике проявляющаяся в том числе равномерным уменьшением его диаметра, относится к дефектам, характеризующим не единичное повреждение, а протяжённую деградацию несущей структуры. В отличие от наружного обрыва отдельной проволоки, который обычно имеет локальный характер и может быть выявлен при осмотре, истончение отражает вовлечение в процесс износа значительного числа проволок и прядей. Поэтому снижение прочности формируется не в одной точке, а на участке рабочей длины каната, испытывающем многократные изгибы на блоках и барабанах, абразивное воздействие, влияние недостаточной смазки и коррозионной среды.

Диагностическая сложность такого дефекта состоит в том, что уменьшение диаметра не всегда сопровождается заметным нарушением наружной поверхности. Канат может сохранять внешнюю целостность, тогда как внутри продолжаются

межпроволочное трение, усталостный износ и коррозионное повреждение. В этом случае диаметр выступает интегральным измеряемым признаком, поскольку в нём одновременно отражаются потеря металла, уплотнение структуры, выработка проволок и изменение общей геометрии каната. По этой причине оценка истончения должна рассматриваться как количественное дополнение к визуальному выявлению наружных повреждений.

С инженерной точки зрения уменьшение металлического сечения приводит к росту фактических напряжений в оставшейся несущей части каната при неизменной внешней нагрузке. Нагрузка перераспределяется между сохранившимися проволоками, что ускоряет усталостное накопление повреждений и повышает вероятность скрытых обрывов внутренних элементов. Одновременно снижение диаметра изменяет условия контакта каната с ручьями блоков и барабанов: возрастает удельное контактное давление, ухудшается распределение нагрузки между наружными прядями, усиливаются смятие и местная пластическая деформация. В результате истончение становится не только следствием износа, но и фактором, ускоряющим дальнейшее разрушение.

Практический контроль потери площади поперечного сечения поэтому не должен ограничиваться визуальной оценкой. Наиболее доступным измеряемым параметром является фактический наружный диаметр каната, который сопоставляется с исходным или номинальным значением и используется для количественной оценки степени истончения. Такие измерения выполняют штангенциркулем, специализированным канатным калибром или скобой на прямом участке каната, предварительно очищенном от загрязнений и излишков смазки в зоне контакта измерительных поверхностей.

Для повышения достоверности результата диаметр целесообразно определять не в одной точке, а в нескольких сечениях по длине контролируемого участка. В каждом сечении измерение выполняют в двух взаимно перпендикулярных направлениях, что снижает влияние овальности, локального уплотнения прядей и деформации наружной поверхности. Такая процедура

связывает качественное описание дефекта с последующей нормативной оценкой степени равномерного уменьшения диаметра, представленной в таблице 1.2.

Для целей технической диагностики принципиально важно, что именно равномерное уменьшение диаметра рассматривается как самостоятельный критерий оценки состояния каната. В приложенном файле приведена классификация степени повреждения по проценту равномерного уменьшения диаметра для различных типов канатов: однослойных с органическим сердечником, однослойных со стальным сердечником или односторонней свивки, а также некрутящихся канатов. Из данной классификации следует, что допустимые пределы истончения существенно различаются в зависимости от конструкции каната: чем конструкция чувствительнее к потере геометрической стабильности и перераспределению внутренних усилий, тем более жёсткими являются критерии выбраковки.

Количественные критерии оценки равномерного уменьшения диаметра каната в зависимости от его конструкции представлены в таблице 1.2, составленной на основе ПБ 10-382-00, ГОСТ 3241-91, ГОСТ 33718-2015 и РД 10-112-6-03 [2, 3]. Соответствующие количественные значения приведены в таблице 1.2.

Таблица 1.2 — Классификация степени повреждения каната по величине равномерного уменьшения диаметра [3]

| Тип каната | Равномерное уменьшение каната в диаметре (% от номинального диаметра) | Степень повреждения | % |
|--|---|---------------------|-----|
| Однослойный канат с органическим сердечником | Менее 6 % | — | 0 |
| | От 6 % до 7 % | Малая | 20 |
| | От 7 % до 8 % | Средняя | 40 |
| | От 8 % до 9 % | Высокая | 60 |
| | От 9 % до 10 % | Очень высокая | 80 |
| | 10 % и более | Выбраковка | 100 |
| Однослойный канат со стальным сердечником или канат односторонней свивки | Менее 3,5 % | — | 0 |
| | От 3,5 % до 4,5 % | Малая | 20 |
| | От 4,5 % до 5,5 % | Средняя | 40 |
| | От 5,5 % до 6,5 % | Высокая | 60 |
| | От 6,5 % до 7,5 % | Очень высокая | 80 |
| | 7,5 % и более | Выбраковка | 100 |

Продолжение таблицы 1.2

| Тип каната | Равномерное уменьшение каната в диаметре (% от номинального диаметра) | Степень повреждения | % |
|--------------------|---|---------------------|-----|
| Некрутящийся канат | Менее 1 % | — | 0 |
| | От 1 % до 2 % | Малая | 20 |
| | От 2 % до 3 % | Средняя | 40 |
| | От 3 % до 4 % | Высокая | 60 |
| | От 4 % до 5 % | Очень высокая | 80 |
| | 5 % и более | Выбраковка | 100 |

Таким образом, истончение каната следует рассматривать как один из наиболее информативных и одновременно наиболее опасных признаков деградации. Его опасность определяется тем, что оно, во-первых, отражает системную потерю металла по длине каната; во-вторых, может развиваться скрыто, без выраженных наружных обрывов; в-третьих, приводит к росту рабочих напряжений в оставшемся сечении; в-четвёртых, ухудшает взаимодействие каната с элементами полиспаста и тем самым ускоряет дальнейшее разрушение. По этой причине в системе промышленной безопасности измерение диаметра должно рассматриваться как обязательная часть периодического контроля, а не как вспомогательная операция.

1.2 Регламентация контроля состояния канатов

Регламентация контроля состояния канатов должна рассматриваться не только как область технической эксплуатации, но и как совокупность требований к построению автоматизированной системы контроля, диагностирования и поддержки принятия решений. В контексте автоматизации технологических процессов контроль каната выступает как задача получения, обработки и интерпретации диагностической информации о техническом состоянии объекта, работающего в условиях циклического нагружения, трения, изгиба, коррозионного воздействия и локальных механических повреждений.

Нормативная база контроля стальных канатов имеет двухуровневый характер. На уровне требований к самому изделию применим ГОСТ 3241-91 «Канаты стальные. Технические условия», распространяющийся на стальные канаты общего назначения; стандарт является действующим и задает исходную техническую основу для идентификации каната как объекта контроля. Однако

ГОСТ 3241-91 не следует трактовать как полный регламент эксплуатационного мониторинга состояния каната: его назначение связано прежде всего с техническими условиями, приемкой и испытаниями продукции.

Для эксплуатационного контроля стальных проволочных канатов грузоподъемных кранов, включая плавучие и офшорные краны, в качестве базового нормативного документа используется ГОСТ 33718-2015. Его положения задают общие принципы ухода, технического обслуживания, проверки и отбраковки канатов. При этом область применения стандарта должна учитываться уже на этапе постановки задачи автоматизации: результаты, полученные для крановых канатов, не следует без дополнительного нормативного и технического обоснования распространять на канаты иных объектов или режимов эксплуатации.

Для разрабатываемой автоматизированной системы важно, что нормативная логика контроля опирается не только на факт визуального обнаружения повреждения, но и на измеряемые признаки состояния каната. В перечень таких признаков входят видимые обрывы проволок, уменьшение диаметра, разрыв пряди, коррозия, деформация, механические и тепловые повреждения. Это позволяет представить автоматизированный контроль как задачу многопараметрической диагностики: входными данными служат результаты наблюдений и измерений, а результатом обработки являются выявленные диагностические признаки, оценка степени повреждения и рекомендация для последующей нормативной интерпретации.

При эксплуатации канатов на опасных производственных объектах требования ГОСТ должны рассматриваться совместно с обязательными требованиями промышленной безопасности. Для подъемных сооружений применяются Федеральные нормы и правила в области промышленной безопасности «Правила безопасности опасных производственных объектов, на которых используются подъемные сооружения», утверждённые приказом Ростехнадзора от 26.11.2020 № 461. Эти нормы формируют обязательный контур эксплуатации подъемных сооружений, тогда как ГОСТ 33718-2015 может

использоваться как техническая база для детализации процедур проверки и критериев отбраковки канатов [3].

Следовательно, автоматизированная система контроля состояния канатов должна проектироваться как инструментальная надстройка над действующими регламентами, а не как их замена. Её функции целесообразно связать со сбором измерительной информации, выявлением диагностических признаков, расчётом интегральной оценки повреждённости, ведением истории состояния каната и подготовкой рекомендаций для компетентного специалиста. Окончательное решение о продолжении эксплуатации, ограничении срока службы или отбраковке каната должно оставаться в рамках установленной процедуры технического контроля. Такая постановка напрямую связывает нормативный анализ с последующим рассмотрением визуального контроля как базового и наиболее формализованного источника диагностических признаков.

1.2.1 Визуальный контроль канатов

Визуальный контроль канатов является базовой процедурой эксплуатационной проверки, поскольку непосредственно связан с выявлением признаков, по которым принимается решение о возможности дальнейшей работы грузоподъёмного механизма. В отличие от инструментальных методов, требующих выбора измерительной схемы, обработки сигналов и последующей интерпретации результатов, визуальный осмотр опирается на наблюдаемые повреждения поверхности каната. Именно поэтому он закреплён в эксплуатационной документации и нормативных требованиях, включая положения ГОСТ 33718-2015.

К признакам, выявляемым при визуальном контроле, относятся обрывы наружных проволок, разрыв пряди, местные деформации, волнистость, сплющивание, перегибы, корзинообразная деформация, следы коррозии, износ, механические повреждения и признаки термического воздействия. При осмотре особое внимание уделяется не всей длине каната одинаково, а участкам с повышенной вероятностью накопления повреждений: зонам перегиба на блоках и барабанах, местам входа и выхода из ручьёв, участкам у креплений, а также зонам, где повреждения уже фиксировались ранее. Для этих областей характерны более

интенсивные усталостные процессы, локальное разрушение проволок и ускоренное развитие деформаций.

Регламентированность визуального контроля состоит не в произвольном осмотре каната, а в последовательной проверке рабочей длины с фиксацией обнаруженных дефектов и оценкой их влияния на дальнейшую эксплуатацию. Для грузоподъемных кранов такая логика соответствует ГОСТ 33718-2015, где визуальный осмотр выступает одной из основных процедур контроля состояния проволочного каната. Результаты проверки используются при выборе эксплуатационного решения: продолжать работу, ограничить срок дальнейшей эксплуатации или вывести канат из работы до замены.

Для задач настоящей диссертации визуальный контроль важен ещё и как источник формализуемых диагностических признаков. С одной стороны, ручной осмотр зависит от квалификации специалиста, освещённости, доступности участка каната и полноты обследования. С другой стороны, именно визуальные повреждения наиболее естественно переводятся в признаки, пригодные для обработки средствами технического зрения. При видеорегистрации, цифровой фотосъёмке или линейном сканировании каната могут быть автоматизированы выделение дефектных зон, оценка геометрических отклонений, подсчёт видимых обрывов проволок и накопление архива изображений для последующего анализа динамики повреждений.

При этом автоматизация визуального контроля не отменяет нормативной интерпретации результатов. Алгоритм может локализовать участок с признаками дефекта, отнести повреждение к заданному классу и сформировать предварительное диагностическое заключение, однако решение о пригодности каната к дальнейшей эксплуатации должно соотноситься с установленными критериями контроля и отбраковки. Поэтому автоматизированный визуальный контроль в данной работе рассматривается как средство повышения повторяемости, документируемости и объективности осмотра, а не как замена регламентированной процедуры технического контроля.

Таким образом, визуальный контроль образует исходную основу для построения оптического канала автоматизированной системы. Его сильная сторона заключается в прямой связи с наблюдаемыми признаками опасных повреждений, а ограничение — в субъективности оценки, труднодоступности отдельных участков и невозможности достоверного выявления внутренних дефектов без их поверхностного проявления. Эти ограничения определяют необходимость перехода к инструментальным методам неразрушающего контроля и последующему комплексированию визуальных данных с результатами других измерительных каналов.

1.3 Методы неразрушающего контроля дефектов стальных канатов

В данной главе приведены неразрушающие методы контроля в соответствии с ГОСТ 18353-79, применяемые для выявления дефектов СК. В зависимости от характера взаимодействия с физическим объектом методы неразрушающего контроля подразделяются на: метод магнитного обнаружения, оптический, метод акустической эмиссии и др. Магнитное обнаружение в основном использует утечку магнитного потока для определения локального повреждения, например, точечного разрушения СК. Акустическая эмиссия позволяет обнаружить трещины и упругую деформацию, вызванную структурными изменениями. Техническое зрение с помощью камеры позволяет получить оптическое изображение поверхности каната и определить повреждение по признакам трещины [1].

1.3.1 Электромагнитные методы

Электромагнитный метод обнаружения является первым автоматическим методом обнаружения дефектов СК. Метод основан на двух режимах возбуждения: электрическое возбуждение катушки и возбуждение постоянного магнита. Для определения степени возбуждения чаще всего применяются индукционная катушка и датчик Холла.

Электромагнитные методы обнаружения дефектов действуют в соответствии со следующим образом: после возбуждения э/м поля катушкой или постоянным магнитом поверхностные и внутренние повреждения изменяют магнитный поток в

СК. Сигнал регистрируется индукционной катушкой или встроенным датчиком (например, датчиком Холла и датчиком магнитосопротивления), и в результате дальнейшей обработки и анализа сигнала можно в определенной степени определить тип или степень повреждения.

По способу возбуждения и обнаружения дефектов э/м методы делятся на 4 группы:

1. Обнаружения основного магнитного потока на основе возбуждения катушки (метод коаксиального намагничивания, а именно: измеряемый канат принимается за сердечник, а участок каната между двумя катушками намагничивается катушкой с током).

2. Обнаружения основного магнитного потока на основе возбуждения постоянного магнита (метод межполюсного намагничивания, в качестве элемента магнитной цепи используется канат, а индукционная катушка используется для обнаружения изменения магнитного потока внутри каната, вызванного повреждением).

3. Обнаружения возвратного магнитного потока на основе возбуждения постоянным магнитом (режим возбуждения аналогичен 2-му, но для определения плотности потока в магнитной цепи, образованной возбуждающим устройством, используется датчик Холла, воздушным зазором и тросом).

4. Обнаружения магнитного потока утечки на основе возбуждения постоянным магнитом (режим возбуждения которого аналогичен 2 и 3, однако отличие заключается в том, что датчик Холла используется для сбора информации об утечке магнитного поля, вызванной повреждением).

Что касается исследований и открытий в данной области неразрушающей дефектоскопии, оно проводилось по трем основным направлениям: механизм обнаружения дефектов, теоретические модели взаимосвязи электромагнитного сигнала и параметров дефекта, методы и устройства намагничивания СК.

Так, в исследование механизма обнаружения дефектов, значимый вклад внесли работы Ноурзи, Чжао, Ленард и др. В работе [51] Норузи и др. использовали метод анализа конечных элементов для оптимизации длины полюсного

наконечника. Результаты оптимизации позволили сделать распределение магнитного потока в измеряемых участках максимально равномерным, что в большей степени способствовало обнаружению магнитной утечки. В работе [95] Чжао и др. провели конечно-элементный анализ распределения утечки магнитного потока при обнаружении типичных дефектов СК на основе метода сильного магнитного обнаружения и получили зависимость сигнала утечки от расстояния обнаружения, глубины повреждения, ширины оси повреждения и внутреннего обрыва проволоки. В работе [36] Ленард и др. уделили внимание нефте- и газопроводам и проанализировали влияние давления в линии, изгиба и остаточных напряжений на сигнал утечки в процессе ее обнаружения с помощью эксперимента и конечно-элементного моделирования.

В изучении взаимосвязи электромагнитного сигнала и параметров дефекта большую роль сыграла работа Дутта и др., впервые представив трехмерную (3D) модель утечки магнитного поля поверхностного разрушения ферромагнитных материалов на основе теории магнитного заряда. На основе работы [19] Тревини и др. [72] предложили усовершенствованную трехмерную модель для численного анализа, которая может быть использована для обнаружения поверхностного разрушения ферромагнитных материалов при насыщенном намагничивании. Для дальнейшего объяснения принципа формирования магнитной утечки в работе Sun et al. [67] объясняется ее механизм с точки зрения магнитной рефракции, и обнаруживается, что компонент сигнала при обнаружении дефектов отличается от традиционного анализа утечки, который возникает из-за выступающих дефектов. Рассматривая влияние растягивающего напряжения на прочность утечки магнитного поля дефекта СК, Гао и др. [22] прикладывали переменное усилие к изготовленным образцам типичных дефектных СК, опираясь на инспекционную платформу. Экспериментальные результаты показали, что пиковые значения сигнала утечки от всех дефектных СК увеличиваются с ростом растягивающего напряжения, причем зависимость примерно линейная.

Намагничивающее устройство является важным компонентом системы неразрушающего контроля СК. Его структура и режим возбуждения приводят к

различным эффектам намагничивания. К широко используемым методам намагничивания относятся, в основном, метод электромагнитного намагничивания катушки и метод постоянного намагничивания. До настоящего времени Канг и др. [43] анализировали эффект намагничивания СК при различных методах намагничивания методом конечных элементов и получили оптимальный размер проходного намагничивающего устройства. В работе [82] оборудование работало по принципу сильного магнитного обнаружения, которое реализовывало насыщение намагниченности путем намагничивания проволоки предварительной магнитной головкой. Джомдеча и др. [32] усовершенствовали традиционное устройство возбуждения током так, что интенсивность возбуждения устройства можно регулировать путем настройки источника питания возбуждения и катушки. Ванг и др. [83] разработали устройство возбуждения, которое может сдерживать колебания расстояния до взлета и улучшать структуру устройства обнаружения.

В работе Song et al. [62] изучалось, может ли намагничивание переменным током в U-образной трещине вызвать вихретоковое поле возмущений. Результаты показали, что осевая составляющая утечки магнитного поля трещины не зависит от частоты и интенсивности возбуждения. В практическом применении для тонких СК в условиях сильных электромагнитных помех Ян и др. В этом методе была предложена упрощенная магнитная схема для возбуждения СК, и было реализовано обнаружение дефектов тонких СК в условиях электромагнитных помех. В работе [33] на основе принципа утечки магнитного поля был создан новый тестер СК, в котором каждый сегмент дуги имеет угол 22,5 градуса в центре путем разрезания двух колец из NdFeB в осевом направлении на 32 равных сегмента дуги, которые затем параллельно намагничивались в намагничивающем устройстве. Для обнаружения повреждений СК в угольной шахте Sun et al. [66] предложили открывающийся электрический намагничивающий прибор с магнитным управлением для C-образной электрической петли-катушки, которая имеет открывающуюся структуру, способную непосредственно охватывать и центрировать бесконечный объект в ней. Намагничивающее устройство позволяет решить проблемы, такие как неудобство монтажа и сложность обнаружения в

режиме реального времени при неразрушающем контроле каната, закрепленного с обоих концов в угольной шахте.

К наиболее перспективным дефектоскопам, основанным на действии электромагнитного поля, являются следующие:

Катушечный датчик

Катушечный датчик широко используется благодаря своей низкой стоимости и простоте применения. Например, Лю и др. [47] оценили поверхностные и внутренние дефекты с помощью нового типа датчика для измерения магнитного отклика импульса смещения в стальном несущем тросе большого диаметра. В качестве электромагнита для намагничивания кабеля датчик использовал две параллельно соединенные гибкие плоские катушки, питаемые импульсным током смещения.

Ян и др. [92] на основе теоретического анализа и трехмерного моделирования переходного магнитного поля предложили использовать железный сердечник в качестве каркаса обмотки катушки для неразрушающего контроля троса. Результаты экспериментов показали, что отношение сигнал/шум катушки с железным сердечником, предложенной в данной работе, увеличилось почти в шесть раз, что облегчает анализ дефектов.

Для обнаружения изменения магнитного поля поверхностной утечки Федорко и др. [21] разработали пару катушек индуктивности разных размеров и проанализировали распределение статического магнитного поля на основе конечно-элементного моделирования.

Сан и др. [65] разработали новый датчик утечки магнитного поля, основанный на методе открытого намагничивания. Были проведены экспериментальные сравнения между открытым и ярмовым датчиками для автоматизированного онлайн мониторинга, которые подтвердили, что характерные особенности этого метода - меньшая сила магнитного взаимодействия, меньший износ и повреждения - отличаются от традиционной технологии автоматизированного онлайн мониторинга состояния конструкций.

Встроенный датчик

В работах [34, 71, 81, 88, 111] использовались датчики Холла, которые позволяют определить окружное и осевое расположение дефектов, проанализировать, относятся ли дефекты к централизованному или централизованному обрыву проволок, и сделать дальнейшее точное заключение о повреждении СК [70].

Сюй и др. [88] разработали сенсорный модуль на основе датчика Холла для тестирования магнитного поля утечки в остающихся кабелях в режиме онлайн и сравнили три различных алгоритма фильтрации для получения магнитного поля утечки искусственного повреждения внутри кабеля.

Ванг и др. [81] предложили новый метод обнаружения магнитного возбуждения в СК путем объединения структурных моделей динамической балансировки магнитного поля и магнитной фокусировки. Для уменьшения помех, возникающих при взаимодействии магнитных полей окружающей среды и пряди троса, использовалась матрица элементов Холла и метод магнитной фокусировки.

В работе Кима и др. [34] для обнаружения локальных повреждений при обследовании СК использован метод утечки магнитного поля, при этом была изготовлена многоканальная головка датчика, адаптированная к канату с помощью массива датчиков Холла и магнитных вилок, а точность и надежность оценивались на основе сравнения многократно оцененного размера повреждений и фактического размера повреждений.

1.3.2 Оптические методы

Одной из наиболее эффективных неразрушающих методик обнаружения дефектов СК являются оптические методы, осуществляющие 2 основных функции: получение изображения и диагностику повреждений (обработка изображения, распознавание образов).

Программно-аппаратное решение зависит от особенностей производства. Среди методов предварительной обработки изображений чаще всего применяются фильтрующие алгоритмы. Для выделения признаков применяются бинарный

паттерн и матрица кокуррентности на уровне серого, после чего применяются нейронные сети для автоматического распознавания дефектов.

В работе [112] проведен сравнительный анализ применимости текстурных признаков для идентификации дефектов СК. Наиболее эффективными признаками по результатам исследования признаны локальные бинарные паттерны и гистограмма ориентированного градиента. В работе [76] описана автоматизированная система измерения длины каната в зависимости от его кручения, позволяющая определить повреждения. На автокорреляционном анализе обработанных изображений основан способ контроля повреждений лифтового каната [91].

В работах [49, 86] использованы методы обработки изображений и кластеризации, а также модель скрытого марковского поля, при этом применение модели скрытого марковского поля эффективнее. В работах [78, 79] представлена вероятностная модель внешнего вида как представление нормальных изменений поверхности в сочетании со структурой и внешним видом СК. В работе [58] представлена методика, основанная на изменении интенсивности рассеянного конуса, возникающего при освещении провода.

1.3.3 Акустико-ультразвуковые методы

Ультразвуковые методы позволяют распознавать неоднородности внутренней структуры СК. Структура ультразвуковой автоматической системы идентификации дефектов СК представлена ультразвуковой измерительной системой, предусилителя, передатчика и приемника. При прохождении звуковой волны через повреждение происходит акустическое отражение. После сбора и анализа отраженного сигнала приемником можно получить данные о повреждениях внутри и снаружи СК.

В работе [48] представлена конфигурация магнестрикционных преобразователей для передатчика и приемника ультразвуковых продольных управляемых волн с разделением постоянных магнитов и многослойным соединением катушек. Так, схема с продольным захватом позволяет эффективно определять дефекты стальных волокон.

В работе [75] исследовалась эффективность использования магнитострикции ферромагнитных материалов на основе ультразвукового метода. Локализация и степень повреждений были приблизительно определены и охарактеризованы с помощью кратковременного преобразования Фурье и вейвлет-анализа. В работе [74] с помощью метода конечных элементов исследовали передаточные характеристики упругой направляемой волны в многожильном СК, в работе [73] проведен анализ влияния ультразвуковых частот на скорость обнаружения дефектов. В работе [77] представлены результаты совместного использования ультразвуковых, акустических и оптических методов.

1.3.4 Акустико-эмиссионные методы

Акустические методы основаны на эмиссии звуковых волн и преобразовании их в электрические сигналы за счет пьезоэлектрического эффекта, что позволяет идентифицировать повреждения СК. Как и другие типы устройств неразрушающего контроля, конкретная структура измерительной системы зависит от характеристик объекта исследования.

В работе приведена структура системы для испытаний СК акустическим методом состоит из следующих элементов:

- испытательный стенд на растяжение, на котором закрепляются 2 конца СК;
- 2 датчика акустической эмиссии;
- регулятор нагрузки для контроля параметров стенда.

Акустико-эмиссионное оборудование используется для сбора и анализа данных, полученных в процессе нагружения, с целью выявления появления и расположения дефектов СК. Приведенная методика позволяет достаточно точно верифицировать дефекты стальной проволоки, которые характеризуются высокой амплитудой и энергией. Несмотря на имеющиеся достоинства, представленная система контроля дефектов СК имеет сомнительную эффективность и не применяется на практике по причине высокой стоимости, возможности применения только для статической нагрузки и затруднениях в части динамических измерений.

В работах [12, 13] изложены результаты исследований по обнаружению обрыва проволоки СК методом анализа амплитудного распределения сигнала акустической эмиссии. Проведен подробный анализ зависимости результатов измерений от структуры СК, размера и количества оборванных проволок. Получены перспективные результаты, доказывающие потенциал методики, а исследования продолжены в работе [18] с целью изучения количественных характеристик обрыва проволок СК. Обрыв проволоки характеризуется единичным сигналом, а временные параметры определяются формой сигнала, что позволяет количественно выразить обрыв.

Работа [17] посвящена решению проблемы слишком низких амплитудных шумов межпроволочного трения с помощью передовых технологий обработки сигналов. Авторы работы [64] исследовали признаки усталости канатов с помощью акустической эмиссии, в результате чего была установлена связь характеристик акустических сигналов и обрыва проволок. В исследовании [39] представлен перспективный метод контроля на основе волноводов для протягивания стальных проволок на конце троса. Метод позволяет достаточно точно определять наличие дефектов проволок и их поперечное положение. В работе [38] алгоритм анализа акустического сигнала основан на теории фракталов. Описаны результаты испытаний композитного каната и определен индекс повреждения в соответствии с фрактальной размерностью.

1.4 Достоинства и недостатки существующих методов неразрушающего контроля стальных канатов

В данном разделе представлен сравнительный анализ описанных выше методик.

Рассматривая проблемы представленных выше методов, можно выделить следующие:

1. Проблемы электромагнитных методов неразрушающего контроля дефектов СК заключаются преимущественно во влиянии различных структур СК на измеряемый сигнал, трудности количественного определения дефектов, отсутствие стандартов испытаний. Также огромное значение имеет отсутствие

четкой взаимосвязи между дефектами и прочностью СК, что не позволяет достоверно прогнозировать надежность СК.

2. Трудности в развитии методик оптического контроля дефектов СК заключаются в недостаточном объеме экспериментальных данных и поверхностной структуре алгоритма. Помимо этого, к недостаткам метода относятся низкая надежность и скорость вычислений, что делает метод непригодным для контроля в режиме реального времени. Для надежной идентификации повреждений и их локализации необходимо развитие алгоритмов глубокого обучения [24, 108, 109, 113].

3. Остальные методики до сих пор не нашли практического применения и находятся на стадии теоретических и лабораторных исследований. Так, методы управляемых ультразвуковых волн и акустической эмиссии имеют ограничения в применении для динамического обнаружения дефектов, а также высокую зашумленность сигналов. Метод вихревых токов менее изучен, подвержен скин-эффекту и имеет сомнительную надежность. Потенциальная применимость лучевых методов ограничена стоимостью приборов и опасностью воздействия излучения на организм человека.

Отсутствие методов, обладающих достаточной эффективностью и надежностью в области обнаружения дефектов СК делает необходимым дальнейшее углубление теоретических и экспериментальных исследований и решение ряда сложных проблем для развития уже существующих методик и поиска новых решений. Достоинства и недостатки каждого метода описаны в таблице 1.3.

Таблица 1.3 - Анализ методик влияние дефектов СК (по данным автора)

| Название метода | Суть метода | Достоинства | Недостатки |
|------------------|---------------------------------------|---|---|
| Электромагнитный | Измерение утечки магнитного потока | Определение наличия большинства дефектов, таких как обрыв проволок, коррозия, износ и др. | Трудности количественного определения и распознавания совокупности дефектов |
| | Измерение основного магнитного потока | Контроль площади поперечного сечения СК | Не позволяет определить обрыв |

Продолжение таблицы 1.3

| Название метода | Суть метода | Достоинства | Недостатки |
|----------------------|--|--|---|
| Оптический | Определение дефектов с помощью камеры | Высокая точность определения дефектов | Зависимость от окружающей среды и алгоритма обработки и распознавания изображений |
| Ультразвуковой | Измерение распространения ультразвука в СК | Обнаружение одиночных обрывов на больших расстояниях | Зависимость от зашумленности, невозможность детального отражения состояния СК |
| Акустической эмиссии | Измерение акустического сигнала, излучаемого дефектами СК изменение стали канат | Обнаружение обрывов и деформаций | Может использоваться только для анализа статической нагрузки, имеет низкое отношение сигнал/шум, высокую стоимость и трудность динамических измерений |
| Вихретоковый | Измерение вихревых токов | Обнаружение обрывов и коррозии | Низкое отношение сигнал/шум, влияние скин-эффекта на точность обнаружения обрывов |
| Излучение | Облучение СК сильными рентгеновскими или гамма-лучами | Обнаружение обрывов | Дороговизна из-за средств радиационной защиты |

1.4.1 Перспективные пути развития контроля стальных канатов

Одним из направлений развития методов контроля СК является повышение устойчивости обработки измерительных сигналов к шумам и помехам. Для магнитных, акустических и других сигналовых методов это имеет принципиальное значение: информативные признаки дефекта часто имеют локальный характер и могут маскироваться вибрациями, нестабильностью перемещения каната, неоднородностью контакта или внешними электромагнитными воздействиями.

В работах [14, 102] рассмотрены подходы к цифровой обработке сигналов на основе вейвлет-разложения. Показано, что классическая вейвлет-фильтрация может снижать уровень шумовой составляющей, однако не всегда обеспечивает достаточное разделение признаков, необходимых для идентификации типа дефекта. Более устойчивый результат достигается при использовании вейвлет-фильтрации в сочетании с ансамблевой эмпирической модовой декомпозицией:

такой подход лучше подавляет посторонние составляющие сигнала и делает его пригодным для дальнейшей классификации и количественной оценки дефектов.

В работе [106] предложен комбинированный алгоритм, основанный на ядерной машине экстремального обучения и вейвлет-сжатом зондировании. Его применение направлено на ускорение распознавания дефектов и сокращение времени тестирования алгоритма. Вместе с тем диагностическая область такого решения остаётся ограниченной: основной эффект показан для классификации разрывов проволок, тогда как усталостный износ и повреждения, связанные с формированием коррозионных полостей, распознаются менее надёжно. Для задач данной диссертации это ограничение существенно, поскольку комплексная оценка состояния каната должна учитывать не только локальные обрывы, но и постепенные изменения структуры материала при длительной эксплуатации.

Более широкий сравнительный анализ методов шумоподавления выполнен в работе [45], где рассмотрены низкочастотная фильтрация, фильтр Баттерворта, медианная и усредняющая фильтрация, гауссова и полиномиальная аппроксимация, вейвлет-преобразование и эмпирическая модовая декомпозиция. Полученные результаты показывают, что универсального фильтра для всех типов сигналов контроля СК не существует. Разные алгоритмы по-разному подавляют шумы и по-разному сохраняют форму информативного отклика, поэтому практический интерес представляет их комбинированное применение с последующей проверкой на сигналах, соответствующих различным видам дефектов каната.

В работе [99] для устройства регистрации остаточного магнитного поля предложен алгоритм, объединяющий вейвлет-фильтрацию, преобразование Гильберта — Хуанга и сжатое зондирование. Описанный прототип ориентирован на обнаружение обрывов проволок СК и, при компактном исполнении, демонстрирует точность более 90 %. Однако основной диагностический акцент в данном случае также связан с локальными обрывами. Кроме того, в алгоритме недостаточно учитывается распределение повреждений по периметру каната, хотя для эксплуатационной оценки важно различать равномерно распределённые

повреждения и повреждения, сосредоточенные в одном направлении. Последние создают более выраженную локальную неравномерность нагружения и требуют отдельной диагностической интерпретации.

Следовательно, анализ известных решений показывает, что методы фильтрации существенно повышают пригодность сигналов НК к последующей обработке, но сами по себе не решают задачу комплексной диагностики СК. Для разрабатываемой системы важен не только очищенный сигнал, но и возможность сопоставить его с признаками, полученными по другим каналам контроля. Именно поэтому дальнейшее развитие обработки данных должно быть связано с выделением устойчивых диагностических признаков, пригодных для объединения с результатами оптического анализа и последующего формирования единого решения о состоянии каната.

Работа [87] посвящена разработке 3D метода визуализации, преобразующего суммарные аномалии поверхности наблюдения в сумму аномалий вектора поля, после чего минимизирует отклонения между измеренными и предсказанными магнитными аномалиями. Метод основан на алгоритмах Гаусса-Ньютона и сопряженного градиента и принципе эквивалентности магнитного диполя. Способ опробован на стальных трубах, однако предполагаемая точность определения дефектов СК должна быть выше.

1.4.2 Методы интеллектуального и количественного контроля стальных канатов

В отличие от рассмотренных ранее ручных методов анализа дефектов внешней поверхности СК, визуальный метод, представленный в работе [97], основанный на автокодировке с конволюционной денуацией и алгоритме изолированного леса, позволяет автоматизировать процесс. Эффективность алгоритма сильно зависит от условий окружающей среды, таких как интенсивность освещения, пыль, вибрации и т.д., а также с качеством выборки, применяемой для обучения системы.

Работа [98] посвящена решению проблемы сегментации дефектов поверхности СК и, в отличие от работы [97], не требует образцов дефектов для

обучения. Результаты экспериментов показали высокую адаптивность алгоритма к различным видам канатов.

Качественный анализ разрывов проволок каната с помощью магнитного концентратора представлен в работе [98]. Метод имеет преимущества по сравнению с использованием датчиков Холла, позволяя в результате обеспечить комплексный сбор данных.

Для идентификации области повреждения СК перспективные методы представлены в работах [46] (глубокого обучения), [15] (объединения информации) и [8] (мультисенсорных сигналов массивов). В работе [90] представлены результаты экспериментальных исследований растягивающих и изгибающих напряжений в канате методом конечных элементов, отражая процесс разрушения в стропах СК.

1.4.3 Системы оперативного контроля состояния грузоподъёмных канатов

Проведённый анализ методов неразрушающего контроля показывает, что развитие диагностики стальных грузоподъёмных канатов связано не только с совершенствованием отдельных физических методов выявления дефектов, но и с переходом от разовых регламентных проверок к оперативному контролю технического состояния. Под оперативным контролем в настоящей работе понимается получение диагностической информации о состоянии каната в процессе эксплуатации либо в интервалы между плановыми осмотрами с возможностью последующей автоматизированной обработки, архивирования и формирования диагностического заключения.

Необходимость такого перехода обусловлена особенностями эксплуатации грузоподъёмных канатов. Повреждения каната, как правило, развиваются неравномерно: часть дефектов имеет локальный характер и проявляется в виде обрывов отдельных проволок, деформаций, надрывов, коррозионных очагов и механических повреждений; другая часть связана с постепенной потерей металлического сечения, износом, уменьшением диаметра и изменением геометрии каната по длине. При этом наружные признаки повреждения не всегда позволяют судить о состоянии внутренних проволок, сердечника и степени

фактического снижения несущей способности. Следовательно, только визуальный контроль и ручные измерения не обеспечивают достаточной полноты диагностической информации, особенно для канатов, работающих в условиях интенсивных циклических нагрузок, загрязнения, ограниченной доступности и повышенных требований к промышленной безопасности.

Существующие системы оперативного контроля состояния грузоподъёмных канатов можно разделить на несколько групп: магнитные и электромагнитные дефектоскопы, оптические системы контроля, акустико-эмиссионные и ультразвуковые средства диагностики, а также комбинированные системы, объединяющие несколько измерительных каналов. Наибольшее промышленное распространение получили магнитные методы контроля, поскольку стальные канаты являются ферромагнитными объектами, а изменение магнитного потока позволяет выявлять как локальные дефекты, так и потерю металлического сечения. На практике такие системы реализуются в виде переносных дефектоскопов, стационарных диагностических узлов или сервисных комплексов обследования.

К числу реально применяемых промышленных решений относятся магнитные дефектоскопы семейства ИНТРОС, автоматизированные комплексы ИНТРОС-АВТО, сервисная система инспекции крановых канатов Konecranes RopeQ, решения Rope Watcher by AMC, системы ROPESYS, приборы серии LMA компании NDT Technology, а также диагностические системы LRM XXI. Указанные решения различаются по конструктивному исполнению, диапазону контролируемых диаметров, способу установки, степени автоматизации, наличию функций архивирования и удалённого доступа. При этом большинство из них опирается на общий принцип магнитного неразрушающего контроля: регистрацию локальных дефектов и оценку потери металлического сечения каната.

Преимущество магнитных и электромагнитных систем состоит в возможности выявлять не только наружные, но и внутренние повреждения, недоступные прямому визуальному осмотру. Кроме того, такие системы дают количественную или условно-количественную оценку потери металлического сечения, что важно при диагностике износа и коррозионного повреждения.

Поэтому их применение оправдано прежде всего в тех случаях, когда требуется обнаруживать скрытые дефекты и оценивать изменение несущей части каната.

Вместе с тем интерпретация магнитного отклика не сводится только к параметрам самого дефекта. На результат контроля влияют конструкция каната, его диаметр, тип сердечника, степень загрязнения поверхности, наличие смазки, скорость перемещения, зазор между канатом и датчиками, а также корректность калибровки. Особенно сложной с точки зрения классификации повреждений является диагностика участков с совмещёнными повреждениями: близкий по уровню магнитный сигнал может соответствовать различным сочетаниям износа. Это требует привлечения дополнительных диагностических признаков.

В отличие от магнитных методов, оптические системы контроля, работают с видимой поверхностью каната. Их практическая ценность связана с относительно простой аппаратной реализацией и возможностью применения технического зрения для распознавания видимых повреждений.

Ограничение оптического контроля определяется физической природой метода: он не даёт непосредственной информации о внутренних обрывах проволок и состоянии сердечника, если эти повреждения не проявляются на поверхности или в видимой геометрии каната. Достоверность такого контроля зависит от условий среды, а при использовании машинного обучения от полноты и репрезентативности обучающей выборки.

Акустико-эмиссионные и ультразвуковые методы представляют интерес для выявления процессов разрушения и внутренних неоднородностей. Однако их применение в составе промышленных систем оперативного контроля грузоподъёмных канатов осложняется условиями возбуждения и приёма сигналов, необходимостью устойчивого акустического контакта или корректного размещения преобразователей, высокой чувствительностью к шумам, влиянием конструктивной неоднородности каната и сложностью динамических измерений. Поэтому данные методы чаще рассматриваются как специализированные средства диагностики, чем как универсальная основа автоматизированного контроля канатов в реальных эксплуатационных условиях.

Сравнение рассмотренных решений показывает, что ни одно из них не обеспечивает полной диагностической картины самостоятельно. Магнитный контроль информативен для скрытых дефектов и потери металлического сечения, оптический для анализа поверхности и видимой геометрии, акустические и ультразвуковые подходы потенциально информативны, однако существенно зависят от условий измерения и пока имеют ограниченное практическое применение для динамического контроля. Это обосновывает необходимость комплексного подхода, при котором результаты разных физических каналов согласуются и используются для формирования единого диагностического решения о состоянии стального грузоподъемного каната.

В связи с этим наиболее перспективным направлением является создание комплексных автоматизированных систем, объединяющих разнородные по физической природе каналы измерения. В такой системе магнитометрический канал может использоваться для выявления внутренних повреждений и оценки потери металлического сечения, а оптический канал — для контроля наружных дефектов, геометрических параметров, изменения диаметра и визуально различимых признаков разрушения. При этом ключевым условием эффективности является не простое параллельное использование двух методов, а их синхронизация в единой координатно-временной системе, позволяющая сопоставлять результаты контроля по длине каната.

Типовая структура системы оперативного контроля состояния грузоподъемного каната должна включать измерительные модули, узел координатной привязки, устройство сбора данных, алгоритмы предварительной обработки сигналов и изображений, модуль выделения информативных признаков, блок принятия диагностического решения и интерфейс оператора. Координатная привязка имеет принципиальное значение, поскольку без определения положения дефектного участка невозможно отследить развитие повреждения, сопоставить результаты повторных измерений и сформировать объективную историю состояния каната.

Таким образом, анализ существующих систем оперативного контроля показывает, что современное развитие дефектоскопии стальных грузоподъёмных канатов направлено на повышение степени автоматизации, расширение состава контролируемых признаков, снижение влияния человеческого фактора и переход к накоплению диагностической истории. Вместе с тем существующие промышленные решения сохраняют ограничения, связанные с одноканальностью контроля, сложностью интерпретации совокупных дефектов, зависимостью от условий измерения и недостаточной формализацией связи между зарегистрированными признаками и итоговым техническим состоянием каната.

Сопоставление рассмотренных методов показывает, что каждый из них имеет собственную область наибольшей информативности и одновременно — ограничения, существенные для контроля канатов в эксплуатационных условиях. Рассмотренные ограничения показывают, что применение только одного метода контроля не обеспечивает достаточной полноты диагностической информации о состоянии стального грузоподъёмного каната. Для поверхностных дефектов информативен оптический канал, позволяющий анализировать изображение наружных проволок, геометрию прядей и изменение видимого диаметра. В то же время признаки, связанные со скрытыми обрывами, внутренними повреждениями и изменением металлического сечения, требуют привлечения магнитометрического канала.

В связи с этим дальнейшая разработка должна быть ориентирована не на простое параллельное использование двух методов, а на построение комплексной автоматизированной системы неразрушающего контроля. В такой системе оптические и магнитометрические данные должны быть согласованы по положению контролируемого участка каната, обработаны с учётом особенностей каждого измерительного канала и приведены к единому диагностическому решению.

Тем самым результаты анализа, выполненного в главе 1, задают структуру последующих этапов исследования: разработку оптической подсистемы контроля, построение методов анализа геометрических признаков и профиля толщины

каната, а также формирование комплексной системы, объединяющей разнородные диагностические данные и позволяющей экспериментально оценить эффективность предложенного подхода. На основании данного вывода в следующей главе рассматривается оптическая подсистема контроля как один из базовых элементов разрабатываемой автоматизированной системы.

Таким образом, результаты анализа дефектов стальных грузоподъёмных канатов, существующих методов неразрушающего контроля и промышленных систем оперативной диагностики показывают, что дальнейшее повышение достоверности контроля возможно только при переходе к комплексной автоматизированной системе. Такая система должна объединять преимущества оптического и магнитометрического методов, обеспечивать координатную синхронизацию данных, автоматизированную обработку диагностических признаков и формирование единого заключения о состоянии каната. Сформулированные положения являются основанием для постановки задач дальнейшего исследования и перехода к выводам по главе 1.

1.5 Выводы к главе 1

1. Существующая практика контроля стальных грузоподъёмных канатов во многом сохраняет зависимость от ручных операций: визуального осмотра, измерения диаметра, фиксации внешних повреждений и последующего сопоставления результатов с нормативными критериями. Такой подход применим при выборочной проверке отдельных участков, однако при обследовании протяжённых канатов возрастает влияние человеческого фактора и увеличивается время контроля. Поэтому дальнейшее развитие контроля СК должно быть с его автоматизацией.

2. Сравнительный анализ методов неразрушающего контроля показал, что наиболее подготовленными к практическому применению при диагностике стальных канатов являются электромагнитные методы. Их преимущество связано со сложившейся приборной базой и возможностью выявления локальных дефектов и потери металлического сечения. Вместе с тем при наличии совокупности повреждений интерпретация магнитного отклика остаётся неоднозначной с точки

зрения классификации. Для однозначного трактования дефектов требуется привлечения дополнительных каналов информации.

3. Ультразвуковые методы, акустическая эмиссия, вихретоковый контроль и лучевые подходы обладают потенциалом, однако их применение к стальным канатам в условиях промышленной эксплуатации связано с существенными ограничениями. К ним относятся чувствительность к шумам, трудности динамических измерений, необходимость устойчивого контакта, высокая стоимость аппаратной реализации, а для лучевых методов — дополнительные требования безопасности. В связи с этим указанные методы целесообразно рассматривать как специализированные средства контроля, но не как универсальную основу автоматизированной системы контроля СК.

4. Оптические методы, основанные на техническом зрении, представляют интерес как средство регистрации внешнего состояния каната при его перемещении. Они позволяют получать пространственно детализированную информацию о наружных проволоках, геометрии прядей, видимых признаках износа, коррозии, разрыва и деформации. Однако эффективность такого контроля определяется устойчивостью к изменению освещённости, загрязнению поверхности, вибрациям, изменению положения каната в кадре и вычислительной сложности алгоритмов обработки изображений. При отсутствии репрезентативных обучающих выборок, корректной разметки и адаптированных моделей машинного обучения оптический канал не обеспечивает требуемой надёжности при работе в реальном времени.

5. Проведённый анализ показывает, что отдельное применение одного метода контроля не обеспечивает полной диагностической картины состояния стального грузоподъёмного каната. Электромагнитный канал целесообразен для выявления скрытых повреждений и признаков потери металлического сечения, тогда как оптический канал информативен при анализе поверхности, геометрии прядей и видимых дефектов. Следовательно, дальнейшее исследование должно быть направлено на разработку комплексной автоматизированной системы, объединяющей магнитометрический и оптический каналы, алгоритмы

интеллектуальной интерпретации данных, координатное согласование результатов и экспериментальную проверку на контрольных образцах и реальных данных. Данный вывод определяет переход к главе 2, где рассматривается построение оптической подсистемы технического зрения как одного из базовых элементов комплексного контроля.

Дальнейшее исследование должно быть направлено на разработку комплексной автоматизированной системы контроля, в которой магнитометрический канал используется для регистрации скрытых дефектов и признаков потери металлического сечения, а оптический канал технического зрения — для анализа поверхности, геометрии пряжей и видимых повреждений. Объединение этих данных требует алгоритмов интеллектуальной интерпретации, устойчивых к шумам, изменению условий съёмки и эксплуатационным факторам, а также экспериментальной и метрологической проверки на контрольных образцах и реальных данных. В такой постановке автоматизированный комплекс рассматривается не как замена нормативного контроля, а как инструмент непрерывного мониторинга, снижающий зависимость диагностики от ручных операций и предоставляющий специалисту формализованные данные для принятия решения о дальнейшем состоянии каната.

ГЛАВА 2 ПОДСИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НА ОСНОВЕ КЛАССИЧЕСКИХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Переход от анализа существующих методов контроля к разработке оптической подсистемы требует уточнения того, какие задачи может решать техническое зрение при диагностике стального грузоподъемного каната. Оптические методы отличаются сравнительно простой аппаратной реализацией, невысокой стоимостью оборудования и возможностью бесконтактной регистрации поверхности. Их диагностическая область, однако, ограничена видимыми проявлениями повреждений: состоянием наружных проволок, следами износа, трещинами, коррозионными повреждениями, нарушениями геометрии прядей и изменением видимого диаметра.

Современным развитием оптического контроля являются системы технического зрения, в которых получение изображения совмещается с программной обработкой и автоматизированным распознаванием признаков повреждения. Для стальных канатов такая система не может рассматриваться только как камера с алгоритмом классификации. Это программно-аппаратный комплекс, где параметры регистрации изображения, схема освещения, механическая компоновка и методы обработки должны быть согласованы с формой объекта, режимом его перемещения и требуемой точностью диагностики. Увеличение разрешения камеры или усложнение модели распознавания само по себе не обеспечивает достоверного результата, если изображение нестабильно, дефектная зона имеет низкий контраст или признаки повреждения искажаются условиями съёмки.

Основными требованиями к оптической подсистеме являются точность распознавания дефектов и допустимое время обработки данных. Требуемая точность определяет выбор аппаратной части: разрешение камеры, параметры объектива, схему освещения, поле зрения и масштаб изображения. При этом повышение точности часто связано с более ресурсоёмкими операциями — субпиксельной обработкой, уточнением границ дефектных зон, выделением геометрических признаков и классификацией изображений. Поэтому при

проектировании необходимо оптимизировать не один отдельный этап, а всю последовательность обработки: захват изображения, предварительную фильтрацию, выделение информативных признаков, распознавание дефектов и передачу результатов в диагностический модуль.

Для контроля движущегося каната особое значение имеют временные ограничения. К ним относятся момент запуска съёмки, допустимая длительность обработки кадра, частота поступления изображений и интервал, в течение которого результат сохраняет привязку к конкретному участку каната. Если обработка не завершается до появления следующего диагностически значимого участка, система должна предусматривать буферизацию данных и последующее восстановление координатной привязки. В противном случае накапливаются задержки, а результат анализа изображения может быть отнесён не к тому участку каната, где фактически расположен дефект.

Следовательно, эффективность подсистемы технического зрения определяется не только качеством камеры, освещения и алгоритмов, но и их согласованием с кинематикой объекта контроля и архитектурой всей автоматизированной системы. В рамках настоящей работы это особенно важно, поскольку данные оптического канала должны использоваться не изолированно, а совместно с результатами магнитометрического контроля. Поэтому следующим этапом является обоснование компоновки оптической подсистемы, обеспечивающей устойчивое получение изображений поверхности каната при его перемещении через зону контроля.

2.1 Обоснование компоновочной подсистемы оптического контроля

При разработке подсистемы оптического контроля состояния стального грузоподъёмного каната необходимо учитывать не только параметры камеры, разрешение сенсора и алгоритмы обработки изображений, но и пространственную компоновку элементов системы. Это связано с тем, что канат является объектом сложной цилиндрической формы, поверхность которого имеет выраженную пространственную структуру, образованную наружными прядями и проволоками.

Вследствие этого один и тот же дефект может быть хорошо различим с одного направления наблюдения и практически не фиксироваться с другого.

Наиболее существенное ограничение фронтальной съёмки стального каната связано с неполной видимостью его наружной поверхности. При расположении камеры напротив объекта в поле зрения попадает только та часть каната, которая обращена к объективу. Повреждения, находящиеся на боковых или обратной относительно камеры сторонах, могут не фиксироваться либо проявляться частично. К таким дефектам относятся локальные обрывы наружных проволок, задиры, участки коррозии, смятие прядей, локальное истирание и другие повреждения, различимость которых зависит от угла наблюдения, направления освещения и положения каната в кадре.

Поэтому применение одной камеры без дополнительных оптических элементов делает результат контроля зависимым от углового положения дефекта относительно оптической оси. Если повреждение расположено на видимой стороне, его признаки могут быть выделены и переданы на последующую обработку. При смещении дефекта к боковой или обратной стороне визуальная информация становится неполной, что повышает вероятность пропуска повреждения и снижает достоверность оптического контроля.

Для расширения зоны наблюдения поверхности каната могут быть использованы два компоновочных решения. Первое решение состоит в применении нескольких камер, расположенных вокруг каната, как показано на рисунке 2.1, а. Например, схема с тремя камерами позволяет регистрировать поверхность с разных направлений и разделять изображения по независимым каналам наблюдения: каждая камера фиксирует свой сектор наружной поверхности.

Несмотря на очевидное расширение области обзора, многокамерная схема усложняет аппаратную реализацию подсистемы. Она требует установки нескольких камер, объективов, защитных корпусов, источников освещения, кабельных линий и каналов передачи данных. Кроме того, необходимо синхронизировать видеопотоки, поскольку изображения разных камер должны

соответствовать одному и тому же участку каната в один момент времени. Для движущегося объекта даже небольшое рассогласование по времени может привести к сопоставлению разных участков поверхности. Дополнительно возрастает вычислительная нагрузка, усложняются монтаж, калибровка, обслуживание и защита оборудования в промышленных условиях.

Второе компоновочное решение основано на применении одной камеры и двух зеркальных преобразователей, расположенных так, чтобы в одном кадре формировались три проекции поверхности каната: центральная прямая проекция и две отражённые боковые проекции. В этом случае камера регистрирует не только участок, находящийся непосредственно перед объективом, но и боковые зоны, изображение которых направляется в объектив за счёт отражения от зеркальных элементов. Такая схема расширяет угловую область наблюдения без введения дополнительных видеоканалов, что соответствует компоновке, представленной на рисунке 2.1, б.

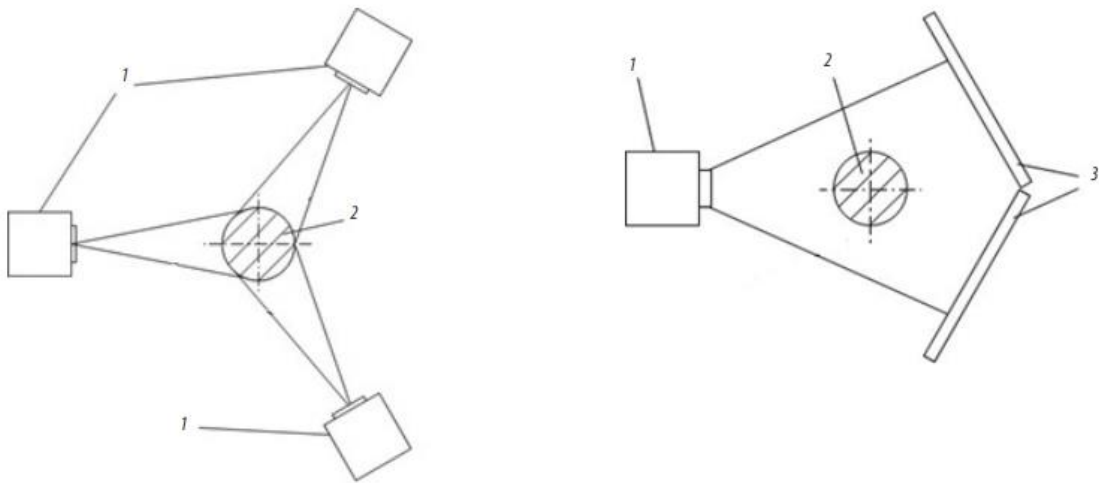


Рисунок 2.1 – Компоновочные решения: а) с 3 камерами, б) с 1 камерой и зеркальными преобразователями, где 1 – камеры, 2 – исследуемый канат, 3 – зеркальный преобразователь (составлено автором)

Для разрабатываемой подсистемы оптического контроля схема с одной камерой и двумя зеркальными преобразователями является более рациональной. Все проекции формируются в пределах одного кадра, имеют единую временную метку, одинаковую частоту регистрации и общие параметры экспозиции. Это устраняет необходимость синхронизации нескольких независимых видеопотоков,

уменьшает объём передаваемых данных и снижает требования к вычислительным ресурсам. Зеркальные преобразователи при этом являются пассивными оптическими элементами: они не требуют отдельного питания, настройки экспозиции или программного управления.

С точки зрения последующей обработки данная компоновка также удобна. На изображении выделяются три информативные области: центральная зона прямого вида каната и две боковые зоны отражённых изображений. Каждая из них может быть выделена как отдельная область интереса с заранее известными координатами и обработана единым алгоритмом предварительной фильтрации, сегментации и классификации дефектов.

Использование зеркальных преобразователей требует точной регулировки их углов относительно камеры и ее фокуса. Угол установки зеркальных элементов выбирается с учётом диаметра каната, расстояния до камеры, поля зрения объектива и требуемого размера изображения в пикселях. Это определяет масштаб проекций и влияют на возможность последующего выделения признаков дефектов.

Для корректной работы системы необходимо обеспечить освещение всех проекций. Световой поток должен формировать достаточный контраст как на центральном изображении, так и на боковых отражённых зонах. Недостаточная и избыточная освещённость боковых проекций ухудшает распознавание дефектов.

Таким образом, выбор компоновки с одной камерой и двумя зеркальными преобразователями обусловлен необходимостью увеличить полноту визуального контроля поверхности каната без перехода к трём независимым видеоканалам. Такая схема позволяет регистрировать один и тот же участок каната с нескольких ракурсов, уменьшает вероятность пропуска дефектов, расположенных вне зоны фронтального наблюдения. В результате создаются условия для реализации компактной, синхронизированной и пригодной для автоматизированной обработки подсистемы оптического контроля состояния стальных грузоподъёмных канатов.

Для дальнейшего построения алгоритмов обработки изображений данная компоновка определяет структуру входных данных: каждый кадр содержит несколько проекций контролируемого участка каната, которые должны быть

выделены как отдельные области интереса, нормализованы по геометрии и яркости, а затем переданы на этапы фильтрации, сегментации, выделения признаков и классификации дефектов. Это обеспечивает переход от аппаратного обоснования подсистемы к разработке методики обработки изображений, рассматриваемой в следующем разделе.

2.2 Обоснование методики обработки изображений

Предварительная обработка изображений является одним из основных этапов программной реализации системы технического зрения, на котором формируются данные для последующего анализа и распознавания. На этом этапе выполняются операции, направленные на улучшение качества изображения, подавление помех и выделение информативных элементов. К таким операциям относятся считывание изображений, бинаризация, сегментация, фильтрация, выделение объектов и другие процедуры, реализуемые средствами программного обеспечения.

После выбора компоновки оптической подсистемы необходимо определить порядок программной обработки изображений, поскольку исходные кадры, получаемые при перемещении СК через зону контроля, содержат не только полезную информацию о поверхности, но и помеховые составляющие. К ним относятся шумы матрицы камеры, локальные засветки, тени, следы загрязнения и смазки, а также изменения яркости, связанные с криволинейной формой каната и отражающими свойствами металлических проволок.

Первым этапом обработки является подавление шумов. Для этого используются сглаживающие фильтры, в том числе фильтр Гаусса, параметры которого выбираются с учётом пространственно-частотных свойств регистрируемых изображений. Чрезмерное сглаживание в данном случае недопустимо, так как оно может привести к потере мелких признаков: обрывов наружных проволок, локальных нарушений геометрии прядей и слабоконтрастных контуров повреждений. Поэтому фильтрация должна снижать уровень шумовой компоненты, но сохранять информативные границы и текстурные участки поверхности каната.

Для компенсации неравномерного освещения и бликов применяются алгоритмы коррекции яркости и контрастности. Их использование необходимо перед выделением признаков, поскольку один и тот же дефект может иметь различную визуальную выраженность на центральной и боковых проекциях, а также на участках с разным уровнем загрязнения или смазки. Пороговые параметры таких процедур задаются программно, что позволяет адаптировать обработку к условиям съёмки, типу контролируемого каната и качеству исходных кадров.

Дополнительно используется спектральная обработка, основанная на быстром преобразовании Фурье. На этом этапе изображение, представленное в виде RGB-матрицы, переводится в частотную область, после чего подавляются высокочастотные составляющие, вносящие основной вклад в шумовую компоненту и затрудняющие выделение контуров проволок. Обратное преобразование формирует изображение с более стабильными характеристиками, пригодное для последующей сегментации и выделения областей интереса.

Сегментация и выделение областей интереса (ROI) применяются для сокращения объёма данных, передаваемых на следующие этапы анализа. Из изображения выделяются участки, потенциально содержащие дефекты, а фоновые и малозначимые фрагменты исключаются из обработки. В алгоритмах сегментации используются признаки текстуры, формы и контуров, что позволяет отделить информативные области поверхности каната от бликов, фона и случайных локальных неоднородностей.

После локализации информативных областей изображение преобразуется в форму, пригодную для автоматического анализа. Выделенные фрагменты могут описываться в виде числовых структур: массивов, графов или последовательностей признаков. Дополнительно выполняется нормализация данных, необходимая для приведения изображений и рассчитанных характеристик к сопоставимому виду при изменении освещённости, масштаба, положения каната в кадре и скорости его перемещения.

Распознавание и классификация дефектов выполняются средствами машинного зрения, включая сверточные нейронные сети, обучаемые на выборках с примерами характерных повреждений стальных канатов. На этом этапе задача обработки меняется: изображение не только очищается от помех, но и интерпретируется с точки зрения принадлежности обнаруженного участка к определённому типу визуального признака. Поэтому достоверность классификации определяется не отдельной операцией фильтрации, а согласованностью всей цепочки: предобработка, выделение ROI, формирование признаков, нормализация и обучение модели.

Для получения измерительной информации могут применяться как классические алгоритмы цифровой обработки изображений, так и методы машинного обучения [20, 37]. Классические методы целесообразны при наличии устойчивых визуальных признаков и ограниченных вычислительных ресурсов. Обучаемые модели, напротив, позволяют учитывать более сложные сочетания признаков, характерные для неоднородных поверхностных дефектов стальных канатов.

При диагностике состояния СК наиболее информативными являются цветовые, яркостные и геометрические признаки. Цветовые и яркостные характеристики отражают изменение состояния поверхности, загрязнение, наличие смазки или коррозионные проявления. Геометрические признаки связаны с нарушением формы проволок, трещинами, изломами, локальными отклонениями контура и изменением взаимного положения элементов пряди. Их систематизация и связь с типами повреждений приведены в таблице 2.1.

К традиционным алгоритмам анализа изображений поверхности стального каната относится выделение краевых линий с использованием оператора Собеля с последующим автокорреляционным анализом. В этом случае автокорреляционная функция используется как диагностический сигнал, отражающий изменения регулярной структуры изображения. Другой подход основан на определении ориентации текстуры с применением нечеткого преобразования Хафа, позволяющего установить преимущественное направление элементов поверхности

каната. Для описания регулярности также применяются текстурные признаки, включая гистограмму распределения направлений краёв (EDDH), а сегментация изображений может выполняться алгоритмом нечеткой кластеризации FCM. Указанные методы формируют набор устойчивых структурных признаков поверхности и используются как база для последующего распознавания дефектов [53, 63].

Таблица 2.1 – Основные традиционные алгоритмы анализа изображений дефектов (по данным автора)

| Группа | Признак | Описание |
|-------------------------|-------------------------------------|---|
| Цветовые признаки | Гистограммы цветового распределения | Анализируют распределение цветов по изображению каната. Аномалии в цвете (коррозия) могут быть выявлены путем сравнения с эталонными значениями |
| | Цветовые моменты | Включают среднее значение цвета, дисперсию и асимметрию. Эти статистические показатели помогают обнаруживать изменения в цвете, которые могут указывать на дефекты, например, обесцвечивание или наличие посторонних веществ. |
| Яркостные признаки | Гистограмма яркости | Представляет собой распределение уровней яркости на изображении. Аномалии в яркости, такие как затемнения или высветления, могут свидетельствовать о повреждениях каната. |
| | Средняя яркость и контраст | Высокий контраст и отклонения от средней яркости могут указывать на износ, трещины или другие повреждения. |
| Геометрические признаки | Выделение краев | Используются алгоритмы Собеля, Канни и FoGDbED для обнаружения краев прядей каната. Изменения в краевых структурах, такие как разрывы или изломы, можно выявить путем анализа полученных краев. |
| | Гистограмма направлений градиентов | Анализирует направления градиентов на изображении, что помогает выявлять структурные изменения и деформации. |
| | Форма и размеры прядей | Геометрические параметры, такие как длина, ширина и форма прядей, используются для выявления разрывов, утолщений. |

После выделения цветовых, яркостных, текстурных и геометрических признаков требуется перейти от описания отдельных фрагментов изображения к их диагностической интерпретации. Одним из вариантов такой обработки является контурный анализ. После предварительной подготовки изображения, включающей повышение резкости, выравнивание яркости и подавление локальных неоднородностей, для выделения границ объектов может применяться оператор

Канни. В результате формируется контурное представление исследуемого участка поверхности каната.

Дальнейший анализ контуров выполняется с использованием показателей гладкости и энтропии, характеризующих регулярность изображения. Для участков без повреждений, как правило, характерна более устойчивая структура контуров, соответствующая повторяющейся геометрии проволок и прядей. В зонах дефектов наблюдаются нарушения формы, разрывы линий, локальные изменения направления границ и перераспределение яркостных переходов. Поэтому контурные признаки могут использоваться как промежуточное описание между исходным изображением и последующим классификационным решением.

Однако анализ одного кадра не всегда достаточен для уверенного выявления дефекта. Повреждение может проявляться постепенно, занимать несколько последовательных участков поверхности или изменять выраженность по мере перемещения каната относительно оптической системы. В этом случае диагностическую ценность приобретает не только набор признаков в отдельном изображении, но и их изменение вдоль контролируемого участка.

Для учёта такой последовательной структуры данных могут применяться скрытые марковские модели (НММ). В задачах контроля стальных канатов наблюдаемая последовательность рассматривается как набор признаков, извлечённых из последовательно расположенных участков поверхности каната. Скрытые состояния модели при этом связываются с предполагаемыми классами состояния контролируемого участка. При задании вероятностного порога можно менять чувствительность к одному из указанных классов, что позволяет выявлять участки с признаками повреждений более точно [54].

Применение НММ обусловлено тем, что признаки дефекта вдоль каната редко изменяются независимо от соседних участков. А данная модель описывает вероятностные зависимости между наблюдениями и учитывает постепенное изменение информативных признаков при перемещении каната через зону контроля. За счет этого такой подход может быть чувствителен к малым дефектам,

поскольку в расчёт принимается не только отдельный фрагмент изображения, но и характер изменения признаков в последовательности.

Дополнительная информативность достигается при совместном использовании НММ с методами описания изображений, например, с гистограммами ориентированных градиентов (HOG) и оценкой энтропии. HOG характеризует локальную структуру границ и направлений, энтропия отражает степень неоднородности изображения, связанную с изменением текстуры поверхности, загрязнением или локальными нарушениями структуры, а выполняет функцию вероятностной интерпретации последовательности признаков и используется для принятия решения о дефекта [7, 56].

Ограничением данного подхода является необходимость выбора длины тестовой последовательности. При уменьшении анализируемого окна повышается пространственная локализация повреждения, поскольку решение принимается по меньшему фрагменту каната. Однако чрезмерное сокращение последовательности приводит к потере части пространственного контекста, необходимого для устойчивого сопоставления наблюдений с параметрами модели. Поэтому размер окна должен обеспечивать достаточную локализацию дефекта и одновременно сохранять статистическую связность последовательности [52]. Однако данный метод затрудняет локализацию повреждения, за счет работы с протяженным участком.

2.3 Выявление дефектов с помощью дискретного преобразование Фурье

С учётом рассмотренных ограничений классических алгоритмов дальнейший выбор методов обработки изображений должен быть связан с теми подходами, которые обеспечивают устойчивое выделение информативных признаков. Для оптической подсистемы контроля такими направлениями являются двумерное дискретное преобразование Фурье (ДПФ) и применение нейронных сетей.

Двумерное ДПФ целесообразно использовать для анализа пространственно-частотной структуры изображений каната, подавления помех и выделения регулярных или нарушенных элементов текстуры поверхности. Нейронные сети, в свою очередь, позволяют перейти от ручного задания признаков к обучаемому

распознаванию сложных сочетаний визуальных характеристик, связанных с износом, обрывами наружных проволок, коррозионными проявлениями и нарушением геометрии прядей. Такое сочетание методов формирует основу для последующего построения алгоритма обработки изображений в составе автоматизированной системы технического зрения. ДПФ позволяет анализировать пространственно-частотную структуру изображения и выявлять нарушения регулярного рисунка поверхности каната, тогда как нейросетевые модели обеспечивают автоматическое выделение сложных признаков и классификацию дефектных участков.

ДПФ позволяет преобразовывать пространственные данные изображения в частотные, что существенно упрощает выявление и классификацию дефектов. Метод считается достаточно быстрым по сравнению с остальными реализациями. Также присутствует огромное число библиотек, реализующих преобразование Фурье, что делает реализацию алгоритмов сравнения изображений не очень сложной задачей для программирования [16].

Применение нейронных сетей для обработки изображений в дефектоскопии стальных канатов представляет собой инновационный подход, отличающийся прежде всего тем, что система обучается самостоятельно, а не программируется напрямую для выполнения конкретных задач. При этом программированию подлежат лишь гиперпараметры, которые контролируют процесс обучения модели [30, 68].

Для подтверждения преимуществ метода, основанного на применении нейронных сетей, было проведено сравнительное исследование трудоемкости и результативности данной методики относительно дискретного преобразования Фурье (ДПФ) [105].

Для сравнительного анализа эффективности двух основных методов обработки кадров были получены изображения двух типов стальных канатов, обладающих геометрическим сходством с реальными объектами. В качестве регистрационного устройства использовалась цифровая камера с разрешением 5 Мп (сенсор CMOS 1/2.5", разрешение 2592×1944) и объективом Lens Ricoh FL-

СС1214А-2МФ1.4 с фокусным расстоянием 12 мм. Для оценки визуальной идентификации трех типов дефектов (разрыв, абразивный износ и изгиб) грузоподъемных канатов были сделаны снимки под разными углами, с шагом в 45 градусов при вращении образцов. Предварительная обработка изображений включает удаление фона методом бинаризации (2.1):

$$I_b(x, y) = \begin{cases} 1, & \text{если } I(x, y) > T \\ 0, & \text{если } I(x, y) \leq T \end{cases} \quad (2.1)$$

где $I_b(x, y)$ – интенсивность пикселя в координатах (x, y) ; T – порог.

Пример изображений различных видов дефектов представлен на рисунке 2.2.

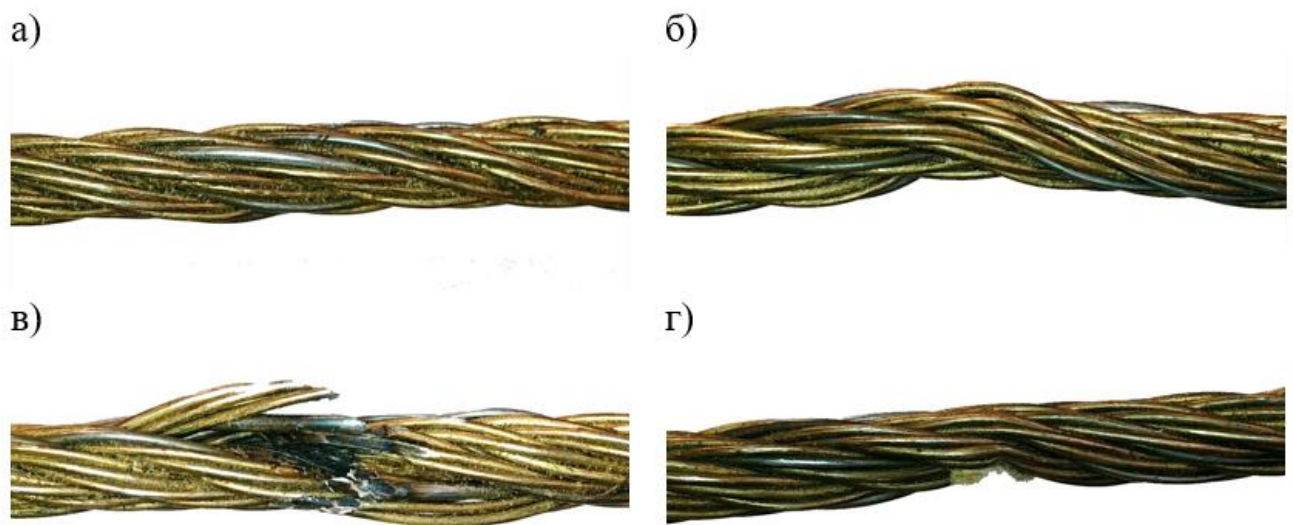


Рисунок 2.2 – Изображения дефектов стальных канатов с удаленным фоном

а) без дефектов, б) изгиб, в) разрыв, г) абразивный износ (составлено автором)

В частотной области дефекты стальных канатов проявляются в виде изменений амплитудно-частотных характеристик сигнала, что позволяет упростить их выявление и анализ. Применение преобразования Фурье позволяет представить изображение поверхности стального каната в виде совокупности пространственно-частотных компонент. Высокочастотные составляющие, как правило, связаны с резкими локальными изменениями яркости и контура, которые могут соответствовать трещинам, обрывам проволок и другим малым дефектам. Низкочастотные компоненты отражают более протяженные и плавные изменения структуры изображения, характерные для зон износа, коррозионного повреждения или неравномерного изменения состояния поверхности [23, 25, 60, 100].

При обработке изображений дефектов стальных канатов целесообразно использовать двумерное дискретное преобразование Фурье, поскольку оно учитывает распределение признаков по двум пространственным координатам кадра. Практическая реализация ДПФ в форме быстрого преобразования Фурье снижает вычислительные затраты и делает возможной обработку последовательностей изображений с высокой скоростью. Это существенно для систем технического зрения, работающих в составе автоматизированного контроля, где результат анализа должен быть получен в пределах заданного диагностического цикла и сохранен с привязкой к конкретному участку каната.

Для сигнала, представленного как функция времени, t , преобразование Фурье задается следующим уравнениями (2.2, 2.3):

$$f(t) = \int_{-\infty}^{+\infty} F(x) e^{-j2\pi fx}, \quad (2.2)$$

$$F(x) = \int_{-\infty}^{+\infty} f(t) e^{-j2\pi ft} dt, \quad (2.3)$$

где $F(x)$ – преобразование Фурье сигнала $f(t)$; f – частота в Герцах (Гц).

Таким образом преобразование Фурье можно рассматривать как представление сигнала в частотной области, а не во временной.

Применение предложенной методики требует проведения процедуры калибровки для каждого отдельного изображения, что является ее ключевой особенностью. Исходя из двух важных предположений — что дифракционная картина может быть рассчитана аналитически и что дифракционные картины, смоделированные по изображениям образцов материалов, тождественны дифракционным картинам, полученным при освещении этих образцов монохроматическим светом, — можно разработать алгоритм поиска дефектов стальных канатов [107, 110].

Обработка изображений для получения необходимых измерений выполняется следующим образом: сначала записывается изображение исследуемого участка каната, затем оно сегментируется на три части. На сегментированных изображениях осуществляется поиск характерных дефектов с использованием методики, основанной на БПФ. Далее на выделенные изображения

накладываются калибровочные данные, что позволяет определить размеры канатов. Для реализации поиска дефектов в программной среде используется функция IMAQ FFT, реализующая БПФ для заданного изображения. Поскольку БПФ работает с комплексными числами, исходное изображение предварительно преобразуется в комплексную форму с помощью виртуального прибора IMAQ ImageToComplexPlane, при этом исходное изображение помещается в действительную часть комплексного изображения.

В работе [4] метод быстрого преобразования Фурье для анализа цифровых изображений с целью определения геометрических параметров материалов с периодической структурой использованию. В работе исследование параметров текстильных материалов на основе анализа дифракционных картин, получаемых с помощью БПФ проводились на незагрязненных образцах, что позволило получить достаточно точные результаты и избежать дополнительных сложностей с обработкой. Однако исследование загрязненных образцов, приближенных к реальным условиям металлургического производства (рисунок 2.3), показали недостаточную точность идентификации, что делает метод непригодным для работы в реальных условиях без применения дополнительных алгоритмов фильтрации [4].

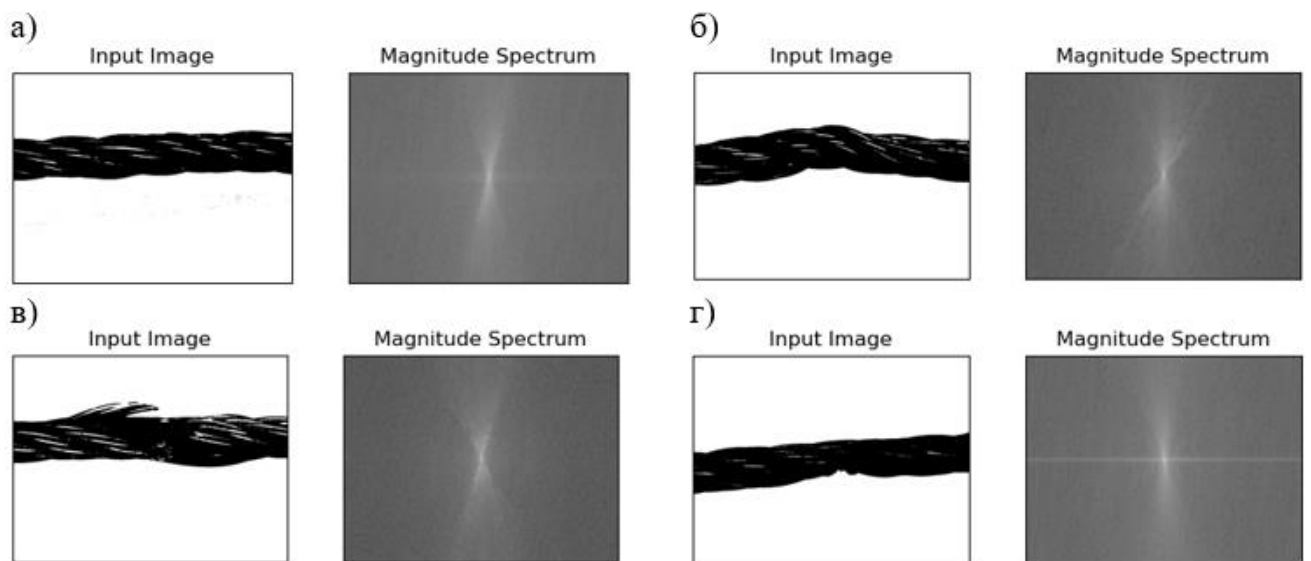


Рисунок 2.3 – Анализ изображений дефектов стальных канатов с помощью БПФ

а) без дефектов, б) изгиб, в) разрыв, г) абразивный износ

(составлено автором)

2.4 Формирование набора данных из размеченных изображений

Для обучения нейросетевой модели, предназначенной для автоматизированного распознавания дефектов, был сформирован специализированный набор данных, включающий 983 размеченных изображения поверхности исследуемых объектов. В состав датасета были включены изображения, содержащие следующие классы дефектов: изгиб, разрыв и абразивный износ. Исходные данные были получены на объектах угольных шахт Китая, что позволило обеспечить практическую значимость выборки и приблизить условия формирования набора данных к реальным условиям эксплуатации.

Разметка изображений осуществлялась в соответствии с выделенными классами дефектов, при этом каждому изображению или области интереса сопоставлялась соответствующая метка класса. Разметка изображений выполнялась с использованием специализированного программного обеспечения LabelImg, предназначенного для аннотирования объектов на изображениях (рисунок 2.4).



Рисунок 2.4 – Разметка дефектов в ПО LabelImg (составлено автором)

В качестве способа аннотирования применялось прямоугольное выделение областей интереса (bounding box), охватывающих зоны проявления дефектов. Выбор данного подхода обусловлен необходимостью повышения

производительности процесса разметки и унификации структуры аннотаций, используемых при последующем обучении нейросетевой модели. Применение прямоугольного выделения позволило сократить трудоемкость подготовки набора данных по сравнению с более детальной попиксельной сегментацией, при этом сохранив достаточную информативность данных для решения задачи классификации и обнаружения дефектов. С целью систематизации, хранения и последующего использования размеченных данных была разработана и оформлена патентуемая NoSQL-база данных, ориентированная на хранение изображений, аннотаций и сопутствующих атрибутов, необходимых для обучения и тестирования моделей машинного зрения. Использование специализированной структуры хранения обеспечило целостность набора данных, удобство его пополнения и возможность повторного использования в вычислительных экспериментах.

При формировании датасета учитывалось, что нейросетевая модель должна различать не только выраженные повреждения, но и нормальное состояние поверхности стального каната. Поэтому в обучающую выборку были включены изображения без видимых дефектов, которым присваивалась отдельная метка. Такие изображения необходимы для того, чтобы модель учитывала изменение освещённости, различия текстуры, следы смазки, загрязнение и разное положение прядей относительно камеры. Это устойчивость классификации к ложным срабатываниям.

При формировании набора данных соблюдалось соотношение классов 1:1:1:3. Три равные доли приходились на изображения с дефектами типов «изгиб», «разрыв» и «абразивный износ», а увеличенная доля была отведена изображениям без дефектов. Такое распределение связано с тем что исправные участки каната встречаются чаще, чем локальные повреждения, а недостаточное число примеров без дефектов может смещать модель в сторону избыточной чувствительности к дефектам [27].

Сформированный датасет был разделён на обучающую и тестовую выборки, в соотношении 80 % на 20 %. Такое разделение позволило оценить не только

соответствие модели исходным данным, но и её способность обрабатывать новые фрагменты поверхности каната.

В результате был получен структурированный набор размеченных изображений, используемый для обучения нейросетевой модели. Его особенностями являются практическая направленность исходных данных, наличие дефектных и бездефектных изображений, контролируемое соотношение классов. Такая организация данных обеспечивает воспроизводимость подготовки выборки и упрощает последующее расширение объема изображений.

Для расширения обучающей выборки и дополнительной проверки модели был сформирован отдельный массив из 1220 синтетических изображений, созданных в программной среде Blender. Эти изображения моделировали воспроизводимые повреждения стальных канатов и использовались как вспомогательная часть датасета. В отличие от настоящих фотографий, синтетические изображения имеют заранее заданные параметры сцены и дефектов, что делает их пригодными для контролируемого сопоставления результатов распознавания с известными исходными характеристиками.

При генерации синтетических данных в Blender задавались параметры, влияющие на качество визуального распознавания дефектов. В качестве базовых условий использовались расстояние от объектива камеры до объекта, равное 30 см, и стандартная освещённость 150 лк, которая затем варьировалась для моделирования различных режимов съёмки. Дополнительно изменялся характер повреждений каната, что позволяло получать изображения с заранее определёнными признаками дефектов. Управляемое варьирование расстояния, уровня освещённости и типа повреждения сформировало контролируемую выборку, необходимую для проверки устойчивости нейросетевой модели перед переходом к анализу изображений, полученных в условиях реального оптического контроля.

Принципиальным достоинством синтетической выборки являлось то, что каждый сгенерированный образец имел формально заданные и воспроизводимые параметры, тогда как для натуральных изображений подобная параметризация

существенно затруднена вследствие влияния внешней среды, особенностей съемки и неоднородности реальных повреждений. В результате синтетические изображения использовались не только для расширения набора данных, но и как средство контролируемой проверки корректности обучения модели.

Для иллюстрации процесса синтетического моделирования в диссертации целесообразно привести три изображения: на рисунке 2.5 — лабораторного стенда, реализованного в Blender с 3 камерами, на рисунке 2.6 — второй вариант стенда в Blender с 2 зеркальными преобразователями, на рисунке 2.7 — сопоставление лабораторных и синтетических фотографий, демонстрирующее степень соответствия между реальными и сгенерированными изображениями.

Таким образом, расширение исходного набора данных за счет 1220 синтетических изображений, созданных в Blender, позволило решить одновременно две задачи: увеличить объем выборки для обучения нейросетевой модели и обеспечить наличие контролируемых эталонных данных с заранее заданными характеристиками сцены и дефектов. Это, в свою очередь, повысило достоверность экспериментальной проверки и обеспечило более обоснованную интерпретацию полученных результатов в рамках разработки автоматизированной системы диагностики дефектов стальных канатов.

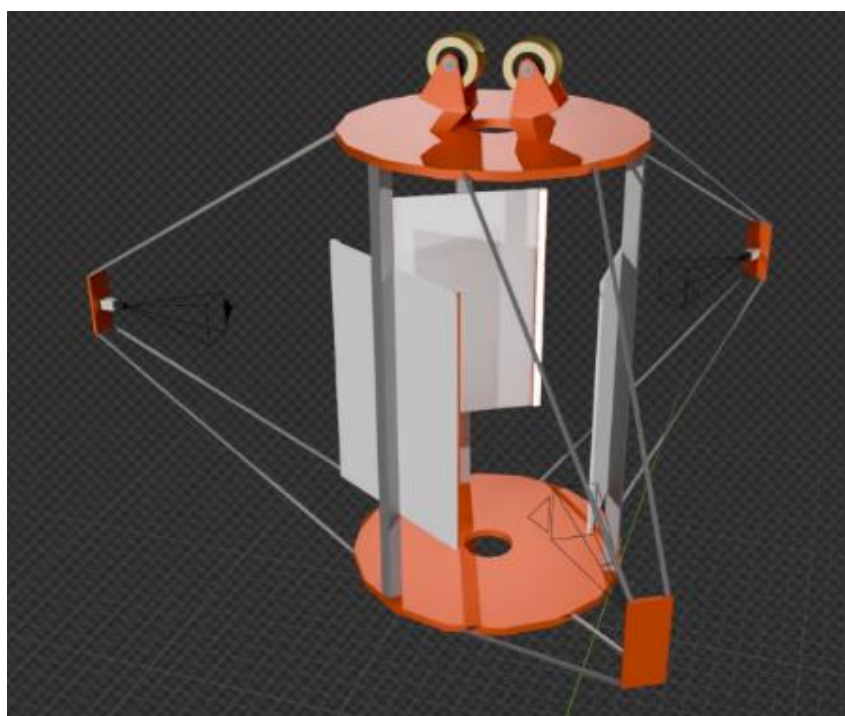


Рисунок 2.5 – Модель стенда с 3 камерами (составлено автором)

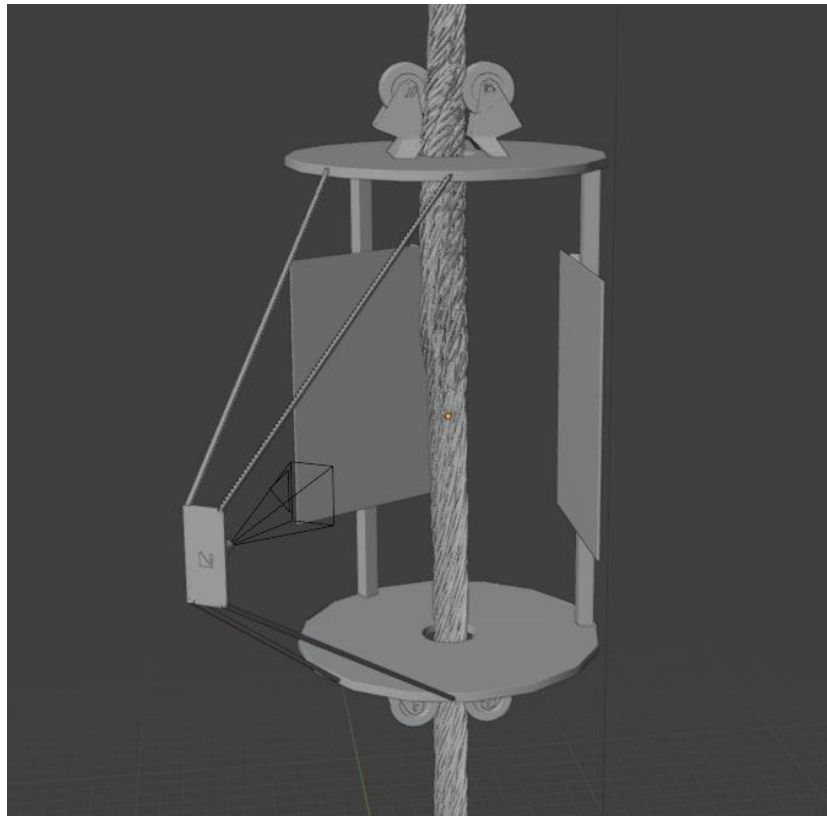


Рисунок 2.6 – Модель стенда с 2 зеркальными преобразователями
(составлено автором)

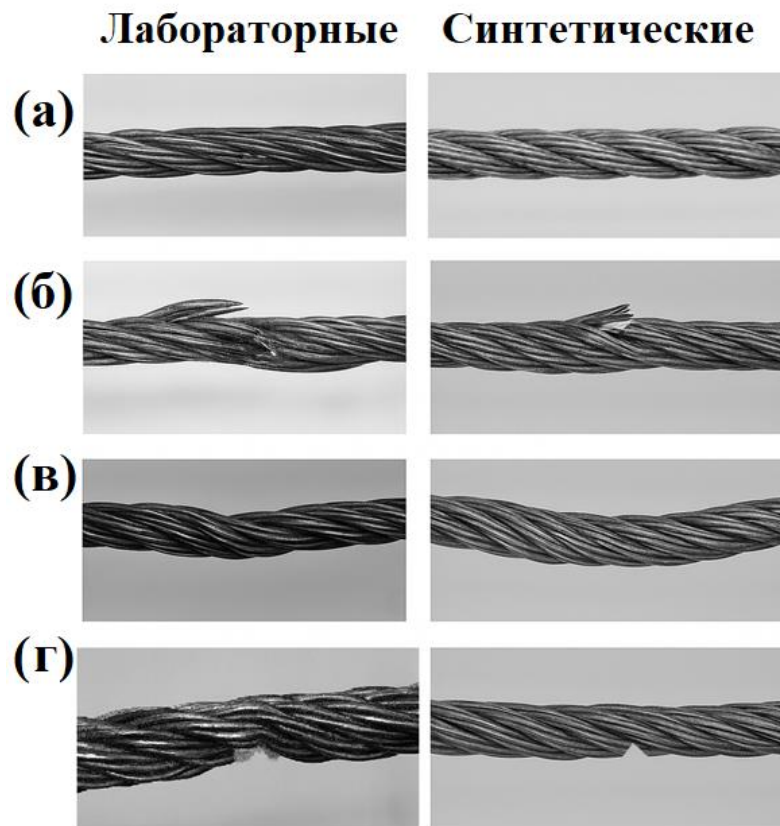


Рисунок 2.7 – Сопоставление синтетических повреждений с лабораторными: а) без дефектов, б) разрыв, в) изгиб, г) абразивный износ (составлено автором)

2.6 Регистрация изображений и оценка визуальной различимости дефектов

В качестве регистрационного устройства для получения изображений использовалась цифровая камера с разрешением 5 Мп (сенсор CMOS 1/2.5", разрешение 2592×1944) и объективом Lens Ricoh FL-CC1214A-2MF1.4 с фокусным расстоянием 12 мм. Для оценки визуальной идентификации трех типов дефектов (разрыв, залом и изгиб) грузоподъемных канатов были сделаны снимки под разными углами, с шагом в 45 градусов при вращении образцов.

Примеры серий изображений дефектов представлены на рисунках 2.8-2.10.



Рисунок 2.8 – Изображения дефект разрыв (составлено автором)

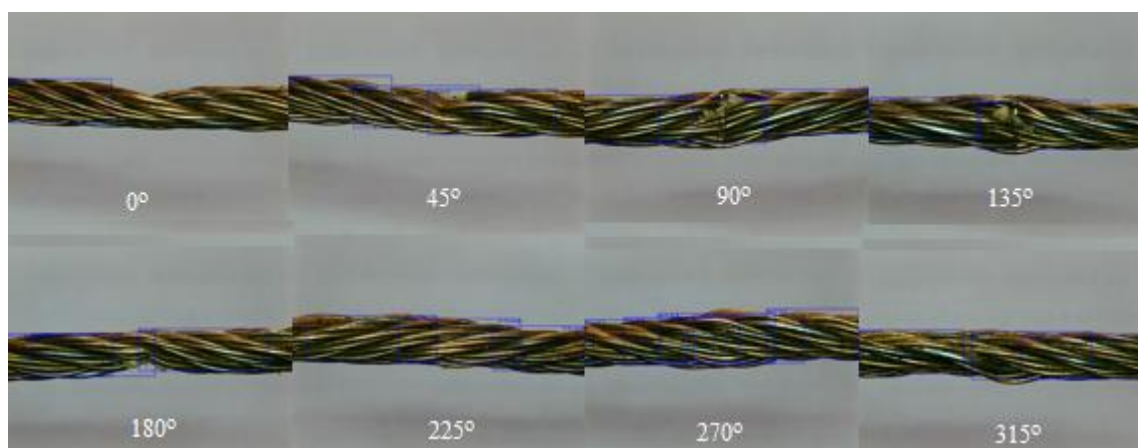


Рисунок 2.9 – Абразивный износ (составлено автором)

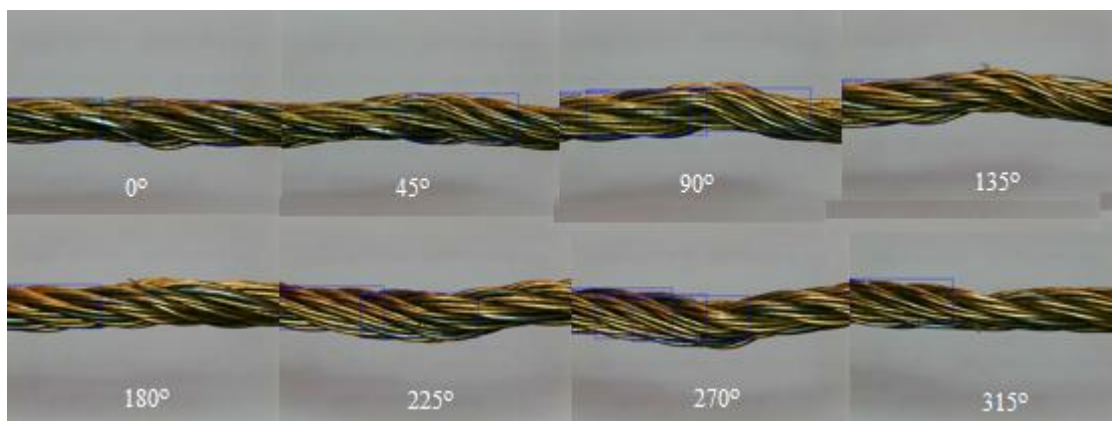


Рисунок 2.10 – Изображения дефекта изгиб (составлено автором)

Проведенная экспертным методом оценка с использованием опросных листов полученных серий изображений пока зала, что рассмотренные типы дефектов визуально идентифицированы на 62–75 % изображений. Для принятых за основу компоновочных решений фиксируемые изображения поверхности каната расположены через 120 град. и обеспечивают перекрытие полей зрения в 60 град. с учетом использования зеркал помимо объектива, поэтому можно утверждать, что не менее чем в 86 % случаях исследованные дефекты хорошо различимы на двух изображениях из трех. Этот факт можно положить в основу методики повышения надежности системы контроля дефектов и уменьшения ложных срабатываний.

2.7 Предварительная обработка изображений

Входной поток изображений перед подачей на нейросетевую модель должен быть приведён к сопоставимому виду. Для изображений стального каната это особенно важно, поскольку исходные кадры зависят от положения объекта в поле зрения, неравномерности освещения, загрязнения поверхности, локальных бликов и шумов матрицы камеры. Поэтому этап предобработки включает локализацию каната, геометрическую нормализацию, коррекцию освещённости, подавление шумов, масштабирование и нормализацию интенсивности пикселей.

На первом этапе выполняется локализация области интереса, соответствующей изображению каната. Исходное изображение $I(x,y)$, переводится в оттенки серого, после чего применяется пороговая бинаризация и морфологическая очистка. Это позволяет исключить фоновые участки и посторонние объекты, не несущие диагностической информации. Полученная

бинарная маска $M(x,y)$ аппроксимируется минимальной ограничивающей рамкой, по которой формируется регион интереса (ROI) для дальнейшей обработки.

Далее выполняется геометрическая нормализация ROI. Для бинарной маски вычисляется центр масс объекта по формуле (2.4):

$$(x_c, y_c) = \left(\frac{1}{A} \sum_{(x,y) \in M} x, \frac{1}{A} \sum_{(x,y) \in M} y \right), \quad (2.4)$$

где A – площадь области M .

После определения центра масс изображение сдвигается таким образом, чтобы точка (x_c, y_c) совпадала с центром кадра. Затем главная ось объекта, определённая методом PCA, выравнивается по вертикали. Такая операция уменьшает вариативность положения и ориентации каната в изображении, вследствие чего классификатор получает данные с более стабильной геометрической структурой.

Для компенсации неравномерного освещения применяется метод CLAHE (Contrast-Limited Adaptive Histogram Equalization). Изображение разбивается на сетку 8×8 ячеек, для каждой из которых строится локальная гистограмма яркости. Чтобы не усиливать шумы и мелкие случайные неоднородности поверхности, контраст ограничивается максимальной нормированной частотой, задаваемой коэффициентом отсечения $Clip=4.0$. После этого выполняется обработка уровней интенсивности с билинейной интерполяцией между соседними ячейками, в результате повышается различимость локальных текстурных признаков поверхности каната, а влияние градиентных искажений освещённости уменьшается. После коррекции освещённости выполняется подавление локальных помех, для этого используется медианная фильтрация с ядром в виде матрицы 3×3 , которая заменяет значение пикселя медианным значением в его ближайшей окрестности. Такая операция эффективна при обработке изображений загрязнённых образцов каната, поскольку подавляет одиночные выбросы яркости и импульсный шум без выраженного размытия границ, это позволяет выделить признаки наружных проволок, необходимые для последующего обнаружения поверхностных дефектов. Формализованная запись (2.5):

$$I'_{x,y} = \text{median}\{I_{i,j} \mid (i,j) \in N_{3 \times 3}(x,y)\}, \quad (2.5)$$

где $N_{3 \times 3}(x,y)$ – окрестность пикселя, $I'_{x,y}$ – пиксель фильтрованного изображения, $I_{i,j}$ – значение исходный пиксель.

После фильтрации изображение масштабируется к размеру 224×224 пикселя, соответствующему входной размерности сверточной нейронной сети MobileNetV2, при масштабировании выполняется сохранение исходных пропорций объекта контроля. Области, возникающие при приведении изображения к заданному размеру, заполняются путём зеркального отражения краевых пикселей. Такой способ дополнения не создаёт резких искусственных границ на периферии кадра и сохраняет локальную непрерывность текстуры вблизи краёв изображения.

Заключительным этапом является нормализация интенсивности. Она снижает влияние различий в освещённости, контрасте и общем уровне яркости между изображениями обучающей выборки. Нормализация выполняется по формуле (2.6):

$$I''_{x,y} = \frac{I'_{x,y} - \mu}{\sigma}, \quad (2.6)$$

где μ и σ – среднее и стандартное отклонение яркости по всей обучающей выборке, $I''_{x,y}$ – пиксель нормализованного изображения.

Для изображений, приведенных к диапазону $[0, 255]$, типичные значения составляют $\mu = 127.5$ и $\sigma = 58,8$, что соответствует усреднённым визуальным характеристикам на производстве. После такой обработки входные данные имеют единый масштаб, сопоставимую яркость и нормализованное положение объекта в кадре. Данная предобработка снижает влияние внешних условий съёмки на результат классификации и подготавливает изображения поверхности каната к дальнейшему распознаванию дефектов нейросетевой моделью. А все этапы предобработки представлены в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – Предобработка изображений (по данным автора)

| Этап предобработки | Метод / алгоритм | Параметры |
|-----------------------------|-----------------------------------|--|
| Локализация каната (ROI) | Пороговая сегментация, морфология | Порог от 60 до 120, бинаризация, операции dilation/erosion |
| Геометрическая нормализация | Центр масс, PCA-выравнивание | Центрирование объекта, ориентация вдоль оси Y |

Продолжение таблицы 2.2

| Этап предобработки | Метод / алгоритм | Параметры |
|-----------------------------|--|--|
| CLAHE | Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization | clipLimit = 4.0, tileGridSize = 8×8 |
| Медианная фильтрация | Медианный фильтр | Ядро 3×3 |
| Масштабирование изображения | Бикубическая интерполяция | Размер 224×224 пикс., отражение краёв при несовпадении пропорций |
| Нормализация интенсивности | Z-нормализация | Среднее $\mu = 127.5$, стандартное отклонение $\sigma = 58.8$ |

2.8 Подсистема технического зрения на основе сверточной нейронной сети

После формирования обучающей выборки и приведения изображений к единому формату была выполнена оценка нейросетевых архитектур, пригодных для обнаружения дефектов стальных грузоподъёмных канатов в условиях промышленной съёмки. При выборе модели учитывались не только показатели точности, но и способность алгоритма сохранять устойчивость при работе с неоднородной поверхностью объекта контроля.

В качестве возможных решений рассматривались детекторы объектов за счет локализации области дефекта в кадре, что принципиально важно при контроле протяжённого каната: диагностическая система должна не только установить наличие дефекта, но и определить его точное расположение на изображении для последующей привязки к участку каната.

Реализация и тестирование моделей выполнялись с использованием библиотеки TensorFlow 2 и набора архитектур Detection Model Zoo. Применение типовых реализаций позволило снизить влияние различий в программной реализации и сопоставить архитектуры по единым критериям. В рамках настоящего исследования оценивалась пригодность моделей для задачи оптического контроля поверхности СК.

Выбор архитектур определялся ограничениями, характерными для промышленных систем технического зрения: с одной стороны, модель должна обеспечивать приемлемую скорость обработки и не предъявлять чрезмерных требований к вычислительным ресурсам; с другой стороны, необходимо сохранять достаточную точность обнаружения дефектов, которые могут иметь малую площадь, слабый контраст или частично маскироваться регулярной текстурой.

Поэтому для анализа были выбраны архитектуры, представляющие разные соотношения точности к вычислительной сложности и пригодности к применению в автоматизированной системе контроля.

Модель SSD MobileNet V2 FPNLite 640×640 рассматривалась как компактное решение, ориентированное на высокую скорость инференса. Данная архитектура использует глубинно-разделённые свёртки и инвертированные остаточные блоки, что уменьшает число параметров и снижает вычислительную нагрузку. FPNLite, являющаяся упрощённым вариантом Feature Pyramid Network, позволяет учитывать признаки объектов разных масштабов без существенного усложнения модели. Для контроля канатов это важно, поскольку поверхностные дефекты могут варьироваться от локальных нарушений формы проволоки до протяжённых зон абразивного износа.

Модель SSD ResNet50 V1 FPN 640×640 (RetinaNet) представляет более ресурсоёмкий вариант. В её основе используется ResNet50, где число 50 указывает на количество слоёв сети. Более глубокая архитектура обеспечивает развернутое извлечение признаков, что имеет значение при анализе изображений со сложной текстурой поверхности, фоновыми помехами и локальными изменениями яркости. Полноценная Feature Pyramid Network объединяет признаки разных уровней и повышает способность модели обнаруживать объекты различного размера. Включение данной архитектуры в сравнение необходимо для оценки того, насколько увеличение глубины сети и развитие пирамиды признаков улучшают распознавание дефектов поверхности каната по сравнению с более лёгкими моделями.

EfficientDet-D2 768×768 рассматривалась как более точная, но менее компактная архитектура. Она относится к семейству моделей, основанных на принципе compound scaling, то есть согласованном масштабировании глубины сети, её ширины и разрешения входного изображения. В качестве экстрактора признаков используется EfficientNet, а для объединения многоуровневых признаков применяется ViFPN — усовершенствованная пирамида признаков. Такое сочетание повышает чувствительность модели к мелким и

слабовыраженным дефектам при контролируемом росте вычислительной сложности.

Использование входного разрешения 768×768 в EfficientDet-D2 связано с особенностями масштабирования данной архитектуры. В отличие от SSD-моделей, для которых в рассматриваемой конфигурации применялось разрешение 640×640 , EfficientDet-D2 использует более детальное представление изображения. Увеличение пространственной дискретизации позволяет сохранить больше информации о локальном визуальном контексте. Для диагностики стальных канатов это существенно при выявлении тонких трещин, локальных сужений, микродеформаций проволоки и других дефектов, занимающих малую площадь кадра. При этом рост точности должен сопоставляться с увеличением времени обработки, поэтому EfficientDet-D2 оценивалась по совокупности критериев качества обнаружения и вычислительной эффективности.

Для обучения моделей детектирования была выполнена разметка изображений поверхности канатов с дефектами, включая разрывы проволок, заломы и локальные изгибы. Аннотирование проводилось в программном инструменте LabelImg, реализованном на языке Python и поддерживающем сохранение аннотаций в форматах XML и YOLO. Дефектные зоны выделялись ограничивающими прямоугольниками, поэтому для каждого объекта интереса в обучающем корпусе задавались координаты области повреждения и соответствующий класс дефекта. Такая разметка позволила обучать модели именно в режиме детектирования, а не только классификации всего изображения.

Обучающий набор включал порядка 1000 изображений для каждого класса дефектов. Такой объём позволил представить различные условия съёмки, степень выраженности повреждений и вариативность фона. Для изображений стальных канатов это имеет принципиальное значение, поскольку в реальных условиях кадры могут отличаться по освещённости, загрязнённости поверхности, положению каната относительно камеры и контрастности дефектных признаков. При недостаточной вариативности обучающих данных модель хуже переносит результаты обучения на новые эксплуатационные условия.

Дополнительно в выборку были включены изображения с различным уровнем загрязнений и фоновыми аномалиями, характерными для эксплуатации канатов в составе металлургического оборудования. Эти данные необходимы для того, чтобы модель не отождествляла следы смазки, локальные затемнения, загрязнения или неоднородности фона с дефектами поверхности каната. В результате обучающий корпус был приближен к условиям реального оптического контроля и содержал не только типовые признаки повреждений, но и сопутствующие эксплуатационные искажения.

После подготовки и разметки обучающего корпуса было проведено тестирование выбранных нейросетевых архитектур. Обобщённые характеристики моделей, полученные по результатам сравнительной оценки, приведены в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Результаты тестирования исследуемых моделей CNN (по данным автора)

| Модель | Скорость, мс | COCO, mAP | K |
|--|--------------|-----------|-------|
| SSD MobileNet V2 FPNLite 640×640 | 39,00 | 28,02 | 20,13 |
| SSD ResNet50 V1 FPN 640×640 (RetinaNet50) | 46,00 | 34,30 | 25,57 |
| EfficientDet D2 768×768 | 67,00 | 41,80 | 26,00 |

После завершения обучения качество работы выбранных нейросетевых архитектур проверялось на независимом тестовом наборе изображений, не участвовавших в оптимизации параметров сети. Такое разделение позволило оценить не запоминание обучающих примеров, а способность моделей переносить выделенные признаки на новые изображения поверхности стального каната, включая ранее не использовавшиеся варианты структурных дефектов.

Сравнение архитектур выполнялось по совокупности диагностических и вычислительных показателей. В качестве основных метрик использовались точность, полнота, F1-мера и время инференса. Такой набор показателей необходим для прикладной системы технического зрения: модель должна корректно выявлять области дефектов, выполнять обработку с задержкой, которая допустима для контроля движущегося каната.

Для обобщённой оценки качества функционирования нейросетевых моделей дополнительно использовался коэффициент эффективности K , учитывающий точность детектирования и вычислительные затраты рассчитанный по формуле (2.7):

$$K = \frac{Q^2}{T}, \quad (2.7)$$

где Q — интегральный показатель качества, сформированный на основе метрик детектирования (mAP), T — среднее время обработки одного изображения.

Квадратичная зависимость от интегрального показателя качества введена для того, чтобы при сравнении моделей приоритет отдавался качеству обнаружения дефектов, а не скорости обработки. Это важно для диагностики стальных канатов, поскольку пропуск повреждения имеет более существенные последствия, чем умеренное увеличение времени обработки в пределах допустимого интервала. В то же время включение среднего времени обработки одного изображения в знаменатель позволяет учитывать пригодность модели для работы в составе автоматизированной системы визуального контроля, где обработка изображений должна быть согласована с режимом перемещения каната.

Таким образом, коэффициент K использовался как дополнительный критерий выбора итоговой архитектуры наряду с исходными метриками детектирования. Его применение позволило сопоставить модели не только по точности распознавания, но и по балансу между качеством обнаружения дефектов и производительностью, что необходимо при внедрении нейросетевого модуля в систему контроля технического состояния стальных грузоподъёмных канатов.

Для решения задачи автоматизированного выявления дефектов поверхности канатов на основе визуальных изображений была выбрана нейросетевая архитектура EfficientDet D2 с размером входного изображения 768×768 пикселей. Эта модель была признана наиболее подходящей в силу высокого значения обобщённого показателя качества K , отражающего сбалансированность между точностью классификации и вычислительной эффективностью. Примеры обнаружения дефектов модели представлены на рисунке 2.11.

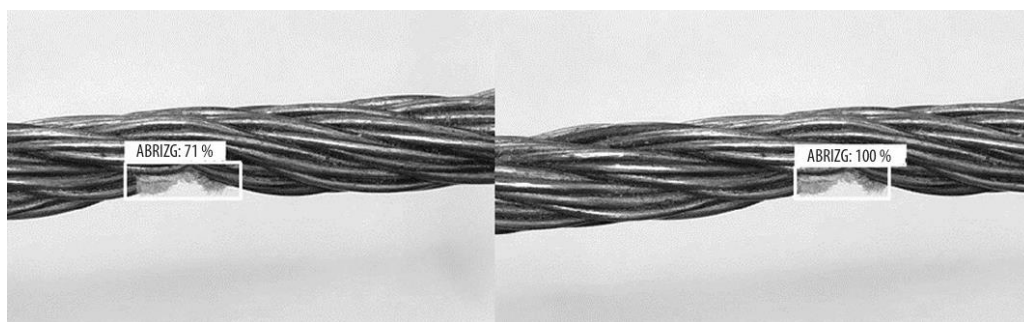


Рисунок 2.11 – Обнаружение дефектов каната с помощью нейронной сети
(составлено автором)

На рисунках 2.12–2.14 также приведены графики уменьшения потерь в процессе обучения, где по оси абсцисс представлен номер итерации обучения, а по оси ординат доля потерь по локализации и общего качества работы нейросети, куда входят классификация, локализация и регуляризация.

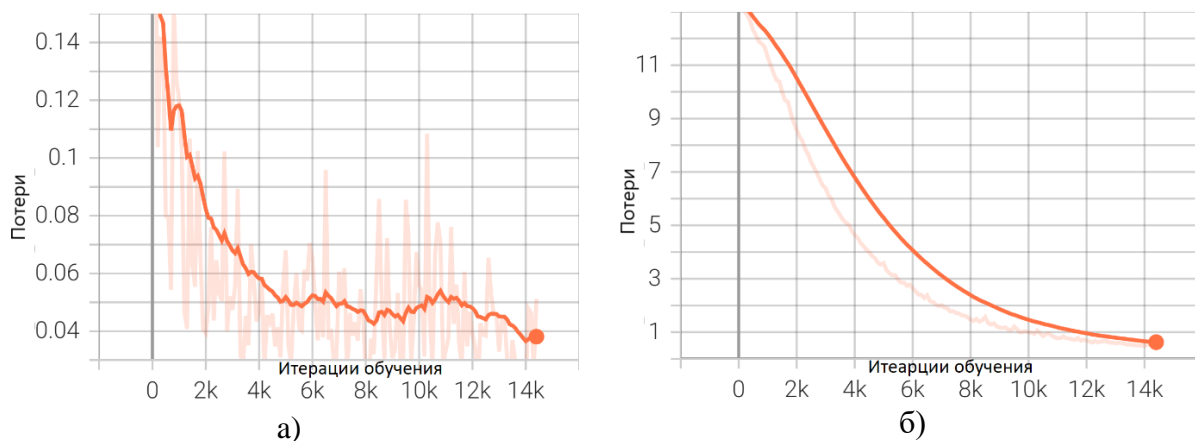


Рисунок 2.12 – Показатели обучения модели SSD MobileNet V2 FPN Lite 640×640
а) потери по локализации б) общие потери (составлено автором)

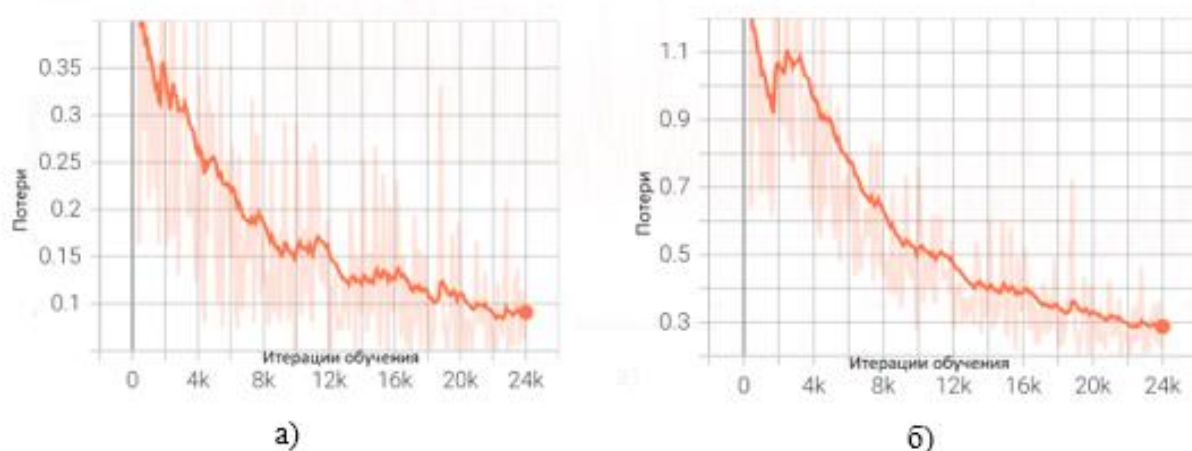


Рисунок 2.13 – Показатели обучения модели SSD ResNet50 V1 FPN 640×640
(RetinaNet50): а) потери по локализации б) общие потери (составлено автором)

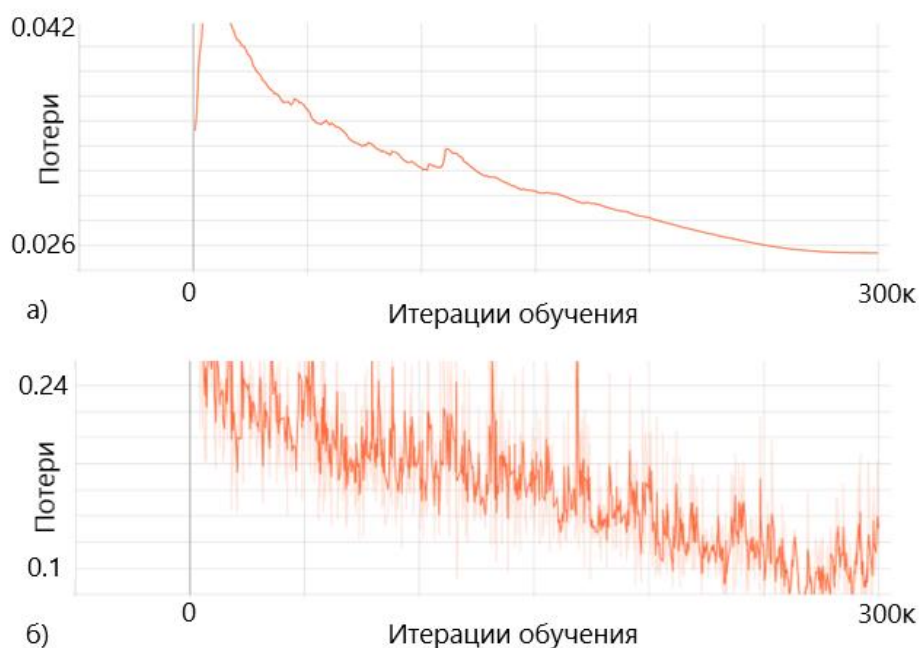


Рисунок 2.14 – Показатели обучения модели EfficientDet D2 768×768

а) потери по локализации б) общие потери (составлено автором)

На рисунке 2.12 представлены показатели обучения модели SSD MobileNet V2 FPNLite. Обучение выполнялось в течение 14 000 итераций; данное значение использовалось как верхняя граница обучающего процесса с учётом ограниченного объёма обучающей выборки и компактной структуры выбранной архитектуры. Предварительные эксперименты показали, что дальнейшее увеличение числа итераций не приводит к улучшению метрик качества, но сопровождается усилением флуктуаций функции потерь. Поэтому анализ результатов обучения целесообразно проводить не только по конечному значению ошибки, но и по характеру изменения отдельных её компонент.

Локализационные потери (localization loss), отражающие ошибку предсказания координат ограничивающих рамок дефектных областей, наиболее интенсивно уменьшаются на начальном этапе обучения, приблизительно до 2–3 тыс. итераций. Затем кривая переходит в область стабилизации: значения функции потерь колеблются в диапазоне 0,04–0,05 без выраженного дальнейшего снижения. Это показывает, что параметры модели, отвечающие за локализацию дефектов в кадре, к этому моменту в основном сформированы, однако дальнейшее уточнение координат ограничивающих рамок становится затруднительным.

Плавный характер кривой может быть связан с действием регуляризационных механизмов, уменьшающих влияние стохастических колебаний градиентного спуска при обучении на выборке ограниченного объёма. Вместе с тем достигнутый уровень локализационной ошибки остаётся существенным для задачи точного позиционирования дефекта на поверхности каната. Даже небольшое смещение рамки может затруднить последующую привязку повреждения к конкретному участку контролируемого объекта.

Суммарная функция потерь, включающая локализационную, классификационную и регуляризационную составляющие, демонстрирует выраженное убывание от начального значения порядка 11 до уровня около 0.4. Однако конечные значения остаются выше, чем у более производительных архитектур. Это указывает на ограниченную выразительную способность MobileNet V2 применительно к рассматриваемой задаче, прежде всего при обработке изображений со сложным фоном, загрязнениями, слабым контрастом и слабо выраженными признаками повреждений наружных проволок.

Для сопоставления с более глубокой архитектурой далее рассматривалась модель SSD ResNet50 V1 FPN. На рисунке 2.13 приведены результаты её обучения, выполненного в течение 24 000 итераций, что близко к предельному значению 25 000 итераций, заданному для данной архитектуры в используемой конфигурации.

В сравнении с SSD MobileNet V2 FPNLite архитектура ResNet50 показывает менее устойчивые результаты в части точной локализации объектов: минимальные значения локализационных потерь стабилизируются примерно на уровне 0.10. Это свидетельствует о том, что увеличение глубины сети само по себе не гарантирует более точного определения координат дефектных областей в кадре [9].

При этом общая функция потерь у SSD ResNet50 V1 FPN оказывается ниже: около 0.3 по сравнению с примерно 1.0 у модели MobileNet. Такое соотношение показывает более устойчивую сходимость ResNet50 по совокупности классификационной, локализационной и регуляризационной составляющих. Данный результат может быть связан с глубокой остаточной структурой сети и более развитым извлечением признаков сложных визуальных паттернов,

характерных для поверхности стального каната. В связи с этим ResNet50 целесообразно рассматривать как архитектуру с лучшей общей сходимостью, но не как однозначно более точное решение для локализации дефектов.

Наилучшие результаты среди рассмотренных архитектур были получены при обучении модели EfficientDet D2 768×768. Процесс обучения выполнялся на протяжении 300 000 итераций с мониторингом функции потерь на валидационной выборке. На финальном этапе зафиксированы следующие значения компонент целевой функции: потери классификации составили 0,11, потери локализации 0,00148, потери регуляризации 0,0275. Итоговое значение суммарной ошибки, вычисляемое как сумма указанных составляющих, составило 0,13898.

Такая структура целевой функции позволяет одновременно учитывать корректность отнесения объектов к заданным классам, точность определения координат ограничивающих рамок и устойчивость параметров модели при оптимизации. Для контроля стальных грузоподъёмных канатов это особенно важно, поскольку модель должна не только отличать участки с дефектами от исправных, но и локализовывать повреждения.

Динамика обучения EfficientDet D2 768×768 характеризуется снижением функции потерь с последующей стабилизацией без выраженного роста ошибки на завершающем этапе, это указывает на достижение устойчивого режима сходимости и подтверждает целесообразность дальнейшей проверки данной архитектуры в составе оптической подсистемы. При этом вывод об отсутствии переобучения должен основываться на результатах проверки модели на валидационной или независимой тестовой выборке.

После анализа кривых обучения была выполнена количественная оценка эффективности модели в условиях, приближённых к реальной эксплуатации. Для этого использовался интегральный коэффициент выявления дефектов K_B , определяемый как отношение числа корректно обнаруженных дефектов к общему числу дефектов с учётом количества проведённых экспериментов. Данный показатель позволяет перейти от оценки процесса обучения к оценке практической пригодности модели. Формально коэффициент K_B задается выражением (2.8):

$$K_B = \frac{1}{k \cdot N} \sum_{i=1}^k m_i, \quad (2.8)$$

где m_i — количество корректно обнаруженных дефектов в i -м эксперименте, k — общее число проведённых экспериментов, N — количество дефектов в выборке.

Значения коэффициента выявления дефектов K_B приведены в таблице 2.4. В качестве эталонного режима принимались расстояние от камеры до объекта контроля 360 мм и уровень освещенности в зоне съёмки около 580 лк. Эти параметры использовались как базовые для сопоставления результатов, полученных при изменении условий регистрации изображений.

Таблица 2.4 – Коэффициенты выделения дефектов нейронной сетью (по данным автора)

| Дефект | Условия распознавания | | | | |
|------------------|-----------------------|----------------------|------|------------------------|------|
| | стандартные | Изменение расстояния | | Изменения освещенности | |
| | | -20% | +20% | -50% | +50% |
| Разрыв | 0,88 | 0,82 | 0,84 | 0,85 | 0,86 |
| Абразивный износ | 0,84 | 0,77 | 0,78 | 0,82 | 0,76 |
| Изгиб | 0,79 | 0,73 | 0,73 | 0,77 | 0,78 |

При расчете коэффициента учитывались только дефекты, визуально различимые в поле зрения установленной камеры. Скрытые повреждения, а также дефекты, частично перекрытые элементами поверхности каната или недоступные для оптической регистрации, в оценку не включались. Такое ограничение уточняет область применимости показателя K_B : он характеризует эффективность обнаружения дефектов средствами технического зрения при заданной геометрии съёмки и не распространяется на повреждения, не имеющие визуального проявления в кадре.

Результаты проверки показывают, что обученная нейросетевая модель сохраняет работоспособность при изменении условий съёмки в пределах рассмотренных экспериментальных режимов, так как для контроля стальных канатов в реальной эксплуатации положение объекта относительно камеры, состояние поверхности и световая обстановка не являются постоянными. Поэтому устойчивость модели оценивалась не только при стандартных условиях регистрации, но и при варьировании расстояния до объекта и уровня освещённости.

При смещении расстояния до объекта контроля на ± 20 % коэффициент выделения дефектов снижался в пределах 4–6 %, при изменении освещённости на ± 50 % снижение составляло 5–10 %, это снижение показывает, что внешние факторы влияют на качество детектирования, но не приводят к полной потере способности модели выявлять визуально различимые повреждения. Наиболее чувствительными к таким изменениям остаются дефекты со слабой контрастностью или малой площадью проявления.

Для уменьшения влияния указанных факторов была реализована предобработка изображений. Она включает фоновую коррекцию, фильтрацию изолированных шумов и масштабирование полезной области кадра. Программная реализация алгоритма разработана на языке Python с применением библиотеки OpenCV и предназначена для приведения входных изображений к более стабильному виду перед подачей в нейросетевую модель. Схема алгоритма представлена на рисунке 2.15, а пример результата обработки изображений — на рисунке 2.16.

Введение предобработки позволяет частично компенсировать изменения расстояния и освещённости, сохраняя диагностически значимые признаки поверхности каната. Тем самым результаты данного этапа связывают обучение нейросетевой модели с условиями её практического применения: модель оценивается не только по метрикам на тестовой выборке, но и по устойчивости к факторам, характерным для реальной промышленной съёмки.

Применение предварительной обработки изображений позволило уменьшить влияние внешних возмущений на результат нейросетевого распознавания. После введения описанной предобработки разброс значений коэффициента выделения дефектов при изменении условий съёмки сократился, а статистическая погрешность распознавания в проведённых экспериментах не превышала 1 %. Это показывает, что предварительная обработка выполняет не только функцию улучшения визуального качества кадра, но и стабилизирует входные данные перед подачей в модель.

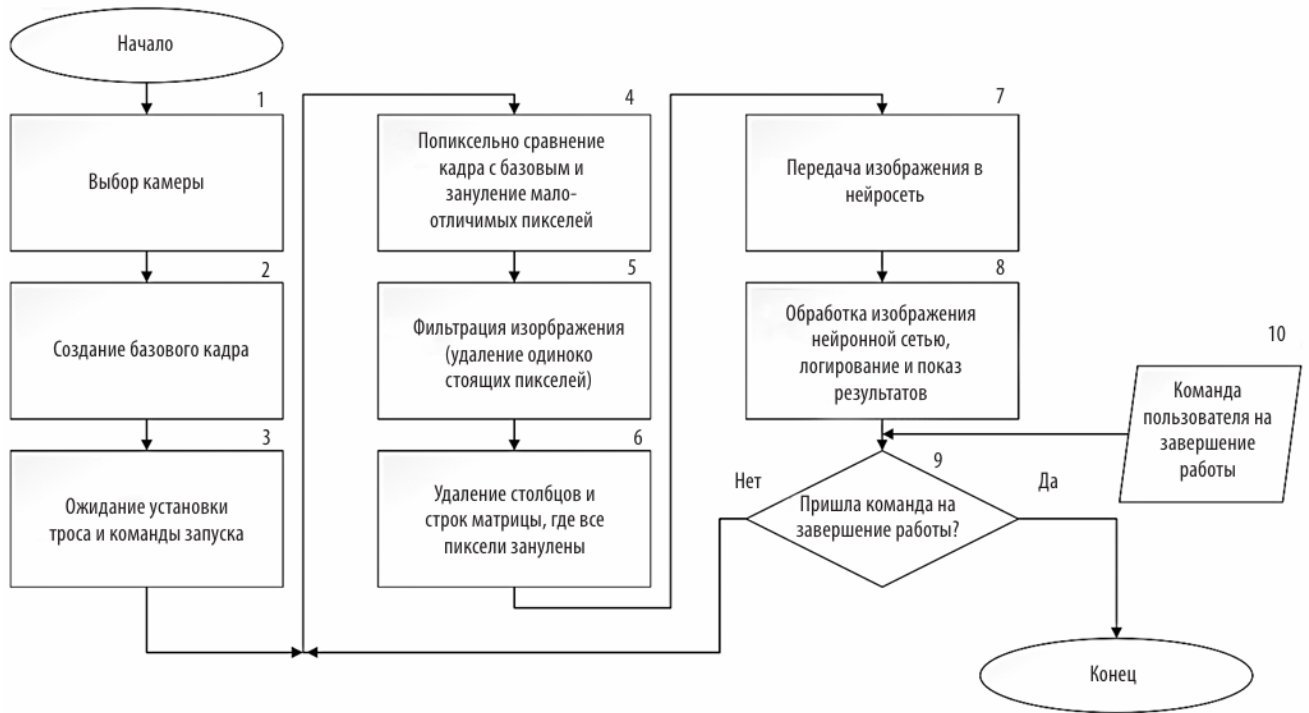


Рисунок 2.15 – Алгоритм работы канала обработки изображения с помощью нейронной сети (составлено автором)



Рисунок 2.16 – Пример обработки изображений дефектов:

а — вычитание фона; б — фильтрация изображения; в — распознавание (составлено автором)

По результатам экспериментов прирост коэффициента выделения дефектов в зависимости от класса составил от 0,01 до 0,05, а итоговые значения коэффициента в стандартных и варьируемых условиях находились в диапазоне 0,79–0,89. Такой результат указывает, что реализованные процедуры фоновой коррекции, фильтрации и нормализации частично компенсируют влияние изменения

расстояния до объекта и освещённости, сохраняя достаточную различимость визуально проявленных дефектов поверхности каната. Коэффициенты выделения дефектов нейронной сетью после предварительной обработки приведены в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Коэффициент выделения дефектов нейронной сетью при предварительной обработке изображения дефекта (по данным автора)

| Дефект | Условия распознавания | | | | |
|------------------|-----------------------|----------------------|-------|------------------------|-------|
| | Стандартные | изменение расстояния | | изменения освещенности | |
| | | -20 % | +20 % | -50 % | +50 % |
| Разрыв | 0,89 | 0,87 | 0,88 | 0,86 | 0,87 |
| Абразивный износ | 0,84 | 0,83 | 0,85 | 0,84 | 0,82 |
| Изгиб | 0,80 | 0,80 | 0,79 | 0,79 | 0,8 |

Вычислительные характеристики алгоритма также соответствуют требованиям экспериментальной реализации оптической подсистемы. Общее время обработки одного изображения, включая фильтрацию, масштабирование и нейросетевой вывод, не превышает 500 мс при использовании одноплатного вычислительного модуля NVIDIA Jetson Nano. При таких параметрах достигнута скорость оценки состояния каната до 0,25 м/с. Это позволяет рассматривать предложенную схему обработки как пригодную для непрерывного визуального контроля в пределах исследованных режимов движения и условий съёмки.

2.9 Выводы по главе 2

Во второй главе разработаны и экспериментально исследованы основные элементы подсистемы технического зрения, предназначенной для автоматизированного выявления поверхностных дефектов стального грузоподъёмного каната. Обоснована компоновка оптического канала, рассмотрены этапы получения и предварительной обработки изображений, а также выполнена сравнительная оценка сверточных нейросетевых архитектур, ориентированных на обнаружение и локализацию визуально наблюдаемых повреждений в условиях промышленной съёмки.

Для обучения и проверки моделей сформирован специализированный набор данных, включающий натурные и синтетические изображения дефектов каната.

Разметка выполнялась в программной среде LabelImg; дефектные области выделялись прямоугольными ограничивающими рамками, что позволило подготовить данные для обучения детекторов объектов, определяющих не только класс повреждения, но и его положение в кадре. Включение синтетических изображений, созданных в ПО Blender, расширило обучающую выборку и обеспечило возможность проверки алгоритмов в контролируемых условиях с заранее заданными параметрами съёмки и характеристиками повреждений.

Сравнение архитектур показало, что наиболее сбалансированные результаты по совокупности качества обнаружения и вычислительной эффективности обеспечивает модель EfficientDet D2 с входным разрешением 768×768 пикселей, по коэффициенту выявления дефектов.

Введение предварительной обработки изображений позволило уменьшить влияние внешних факторов и стабилизировать коэффициент выделения дефектов в диапазоне от 80 до 89 в зависимости от класса, это подтверждает, что нейросетевой модуль должен применяться не изолированно, а совместно с алгоритмами подготовки изображения, обеспечивающими сопоставимость входных данных.

Полученные результаты позволяют использовать EfficientDet D2 как основной нейросетевой модуль для контроля состояния каната. Его применение обеспечивает переход от предварительной цифровой обработки изображений к автоматическому обнаружению и локализации повреждённых участков, что необходимо для последующего включения результатов технического зрения в комплексную систему диагностики.

Вместе с тем результаты главы 2 показывают, что анализ внешних визуальных признаков решает только часть задачи оценки технического состояния каната. Для практической диагностики необходимо учитывать не только локальные поверхностные повреждения, но и параметры, характеризующие снижение несущей способности. К таким параметрам относится потеря площади поперечного сечения металлической части каната, проявляющаяся в равномерном или локальном уменьшении диаметра. Этот показатель отражает более общую деградацию каната по длине и непосредственно связан с уменьшением его

прочности. Поэтому в главе 3 рассматривается подсистема технического зрения, основанная на анализе профиля толщины стального каната и предназначенная для количественной оценки признаков истончения.

Следовательно, для построения полноценной автоматизированной системы контроля технического состояния стального грузоподъемного каната недостаточно ограничиваться только задачей распознавания поверхностных дефектов. Необходима разработка дополнительной подсистемы, способной количественно оценивать изменение геометрических параметров каната, прежде всего его толщины и связанной с ней потери площади поперечного сечения. В связи с этим в главе 3 рассматривается подсистема технического зрения на основе анализа профиля толщины стального грузоподъемного каната, предназначенная для выявления потери металла как одного из важнейших диагностических признаков снижения его работоспособности.

ГЛАВА 3 ПОДСИСТЕМА ТЕХНИЧЕСКОГО ЗРЕНИЯ НА ОСНОВЕ АНАЛИЗА ПРОФИЛЯ ТОЛЩИНЫ СТАЛЬНОГО КАНАТА

Контроль геометрических параметров поперечного сечения стального каната представляет собой одно из новых направлений в области оптической диагностики объектов гибкой протяжённой структуры. В отличие от традиционного анализа продольной поверхности, ориентированного преимущественно на выявление наружных повреждений и нарушений структуры плетения, данный подход направлен на обнаружение пространственных деформаций, возникающих внутри каната или затрагивающих его объёмную геометрию. Такие деформации часто формируются в результате неравномерных механических нагрузок, усталостного износа, остаточных напряжений или скрытых производственных дефектов. Типичными проявлениями являются локальные смятия, деформация отдельных прядей, утрата осевой симметрии, эксцентриситет и нарушение равномерности распределения материала относительно центра тяжести поперечного сечения.

С учётом ограничений традиционных методов контроля, целесообразно использовать оптические подходы, позволяющие формировать изображение поперечного сечения без остановки движения каната и без демонтажа системы. После рассмотрения подсистемы распознавания поверхностных дефектов возникает необходимость перейти к измерительному анализу геометрии каната. Для этого используется оптическое изображение, формируемое при регистрации отражённого излучения от поверхности каната с применением зеркальных элементов. Такая схема позволяет получать в одном кадре три взаимодополняющие проекции: прямую и две отражённые боковые. В отличие от анализа одной фронтальной проекции, данное представление даёт возможность оценивать не только локальные визуальные признаки повреждений, но и изменения формы поперечного профиля.

Полученное изображение используется как исходная информация для извлечения метрических характеристик. На последующих этапах из него извлекается профиль толщины, который отражает изменение линейных размеров каната по горизонтальной координате кадра. Такой подход работает на идентичной

оптической схеме, но меняет обработку: основное внимание переносится с классификации поверхностного дефекта на количественную оценку геометрического состояния каната.

Помимо локальных дефектов существенное значение имеет потеря площади поперечного сечения каната. Она проявляется в виде равномерного или локального уменьшения диаметра и обычно связана с износом, протяжённой коррозией и изменением геометрии прядей. В отличие от единичных наружных повреждений, такие изменения характеризуют системную деградацию структуры и непосредственно связаны со снижением прочности и эксплуатационной надёжности каната.

Поэтому метод оптического контроля на основе анализа изменений линейных размеров рассматривается прежде всего, как средство выявления и количественной оценки признаков потери металлического сечения. Одновременно он позволяет фиксировать сопутствующие геометрические аномалии поперечного профиля, которые могут быть связаны с локальными деформациями, нарушением симметрии или изменением формы прядей. Это расширяет диагностические возможности технического зрения и обеспечивает переход от распознавания отдельных внешних дефектов к оценке состояния каната по совокупности локальных и интегральных геометрических признаков.

Дальнейшая обработка такого изображения требует устойчивого выделения границ каната и получения метрически сопоставимого профиля толщины. Поэтому в следующем подразделе рассматривается процедура предварительной обработки изображений, направленная на сохранение геометрической структуры объекта и подготовку данных к количественному анализу поперечного сечения.

3.1 Предварительная обработка изображений для анализа поперечного сечения

Процедура предварительной обработки изображений в методе оптического анализа поперечного сечения каната реализуется в целях обеспечения высокой метрической точности при извлечении ключевого геометрического признака — толщины каната по вертикали в каждой горизонтальной координате изображения.

В отличие от нейросетевого подхода, ориентированного на формирование обобщённого признакового пространства, данный метод использует минимально необходимый набор линейных и морфологических операций, направленных на получение надёжного бинарного представления с сохранением геометрической структуры объекта. Применяемые методы обеспечивают интерпретируемость результата и устойчивость к нестационарным условиям освещения, шумам и артефактам визуализации.

Первым этапом предобработки выступает цветовая нормализация изображения, выполняемая с целью устранения спектральных и экспозиционных искажений, возникающих при съёмке. Применяется преобразование цветного изображения в оттенки серого, реализуемое через взвешенное суммирование цветовых каналов с учётом яркостной чувствительности человеческого зрения. После перевода изображения в монохромный формат производится линейное гистограммное выравнивание или контрастная нормализация, позволяющая сжать диапазон интенсивностей и устранить перепады яркости, обусловленные тенями и неравномерной подсветкой. В отличие от CLANE, применяемого в нейросетевом контуре, здесь не требуется усиления локальных текстур, поскольку текстурные признаки не участвуют в классификации.

Следующим шагом является бинаризация изображения, то есть преобразование градаций серого в двухуровневое представление, пригодное для морфологического анализа. В зависимости от характера освещения используется либо фиксированный глобальный порог, определяемый эмпирически, либо автоматическая пороговая сегментация методом Оцу, основанная на минимизации внутриклассовой дисперсии. Полученная бинарная маска позволяет выделить связную область, соответствующую проекции поперечного сечения каната, и отделить её от фона. Корректность сегментации имеет существенное значение, поскольку ошибки на данном этапе приводят к смещению границ объекта и, как следствие, к искажению результатов последующего измерения толщины каната.

После бинаризации выполняется морфологическая фильтрация полученной маски, необходимая для удаления мелких изолированных компонент, не

относящихся к изображению каната. Для этого применяется операция морфологического открытия, включающая последовательное выполнение эрозии и дилатации с дискретным структурным элементом малого размера. Такая обработка подавляет шумовые структуры, возникающие из-за бликов, загрязнений, дефектов матрицы камеры и артефактов сжатия, но при этом сохраняет основную форму выделенного объекта. При необходимости дополнительно используется фильтрация по связным компонентам: из бинарной маски исключаются фрагменты, площадь которых меньше заданного порогового значения.

Очищенная бинарная маска служит исходными данными для построения линейного профиля толщины каната. Для каждой горизонтальной координаты изображения определяется вертикальный размах объекта, то есть расстояние между верхней и нижней границей белой области маски. Полученная последовательность значений образует одномерный числовой вектор, описывающий изменение видимой толщины каната вдоль его продольной оси. В отличие от текстурных признаков, используемых при распознавании поверхностных дефектов, такой вектор является метрически интерпретируемым геометрическим признаком и отражает макроизменения формы: локальные утонения, изгибы, деформации и другие отклонения поперечного профиля.

Завершающим этапом предобработки является приведение профиля к стандартизированному признаковому массиву фиксированной длины. Для этого при необходимости применяется интерполяция по регулярной сетке, а также локальное сглаживание, уменьшающее флуктуации, вызванные остаточным шумом сегментации. Такой массив далее используется для количественного анализа степени истончения и формирования признаков, подаваемых на последующие алгоритмы классификации. Пример выделения профиля толщины каната представлен на рисунке 3.1.

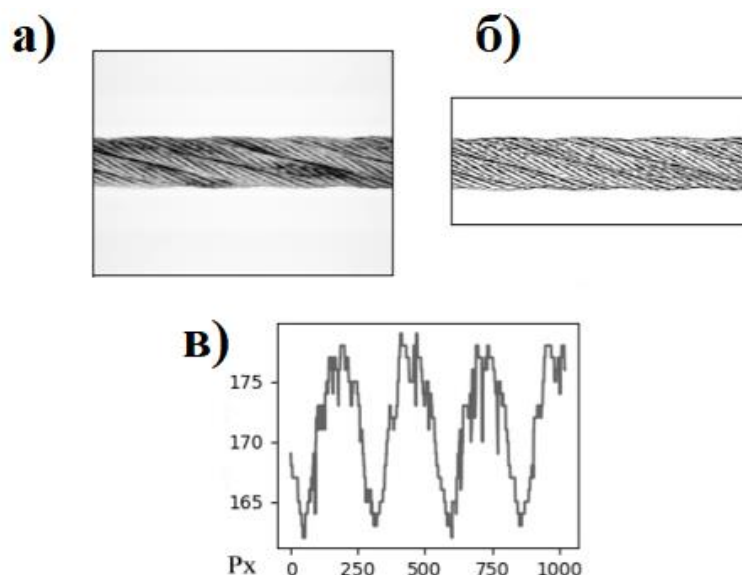


Рисунок 3.1 – Пример выделения профиля толщины каната:

- а) исходное изображение б) обрезанное изображение по области интересе в)
 профиль толщины (составлено автором)

Для определения степени истончения используется одномерный профиль толщины каната, сформированный на предыдущем этапе обработки изображения. На вход алгоритма подаётся массив числовых значений, каждое из которых соответствует измеренной относительной толщине каната в заданной точке профиля вдоль его длины. Такое представление позволяет перейти от изображения к метрически интерпретируемому сигналу, пригодному для последующего сравнения с эталонными характеристиками каната без повреждений.

Первым этапом выполняется предварительная обработка, направленная на исключение случайных выбросов при сохранении устойчивых геометрических признаков, для этого применяются локальное усреднение и медианная фильтрация: каждое значение выпадает заменяется характерным значением, рассчитанным по ближайшей окрестности. Такая операция подавляет одиночные отклонения, но не искажает крупные изменения, соответствующие форме витков и возможным дефектным зонам. Затем профиль толщины дополнительно сглаживается для получения более устойчивого представления о его общей форме. На этом этапе используется гауссовский фильтр, уменьшающий мелкие колебания и устраняющий избыточную дискретность, которая затрудняет поиск характерных

точек. После сглаживания профиль становится пригодным для определения локальных экстремумов.

На следующем этапе выполняется поиск локальных минимумов и максимумов. Минимумы соответствуют провалам профиля, а максимумы — выпуклым участкам. Анализ этих точек позволяет описать структуру изменения толщины вдоль каната и выявить зоны, где наблюдается резкое уменьшение измеряемого значения. Такие участки рассматриваются как потенциальные области истончения.

Для повышения устойчивости результата из дальнейшего анализа исключаются экстремумы, расположенные слишком близко друг к другу. Это позволяет удалить избыточные минимумы и максимумы, возникающие из-за остаточных шумов или незначительных локальных колебаний профиля, и оставить только те изменения, которые имеют диагностическую значимость.

После отбора устойчивых экстремумов рассчитываются средние значения максимумов и минимумов профиля, а также разность между ними. Полученные параметры сопоставляются с эталонными значениями, определёнными для каната без повреждений. На основании этого сравнения оценивается степень истончения на рассматриваемом участке и формируется вывод о пригодности каната к дальнейшей эксплуатации. Алгоритм определения степени истончения приведён на рисунке 3.2.

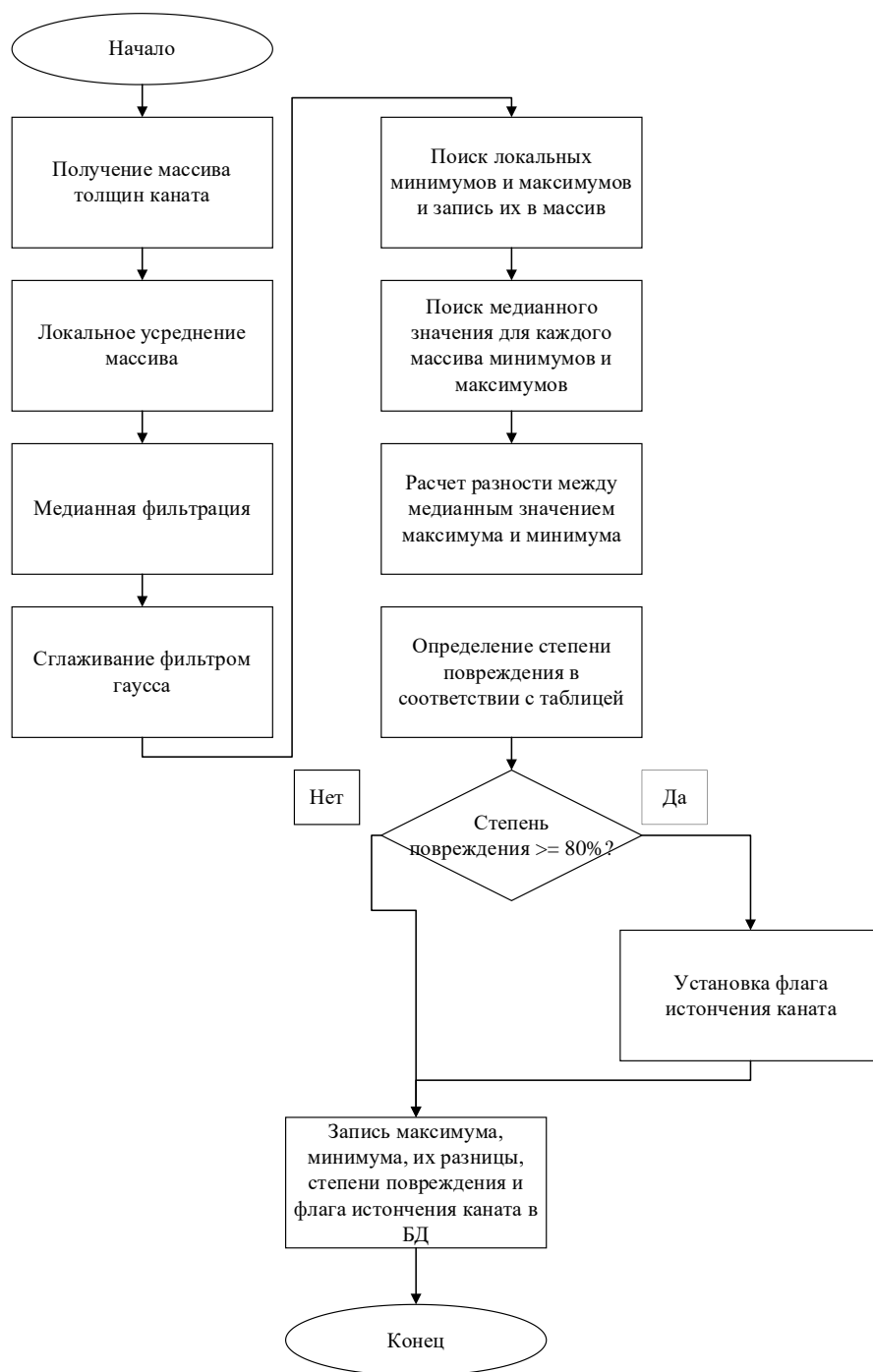


Рисунок 3.2 – Алгоритм определения степени истончения (составлено автором)

3.2 Метод оптического определения степени истончения каната

После разработки алгоритма определения степени истончения была выполнена его экспериментальная проверка на данных с заранее известными геометрическими параметрами. Такая проверка необходима для того, чтобы отделить ошибки, связанные с обработкой изображения, от неопределённости, возникающей при анализе реальных канатов с неизвестной фактической толщиной.

В качестве исходных данных использовались синтетически сформированные профили толщины, полученные на основе 3D-моделирования в среде Blender.

Моделирование позволило задать контролируемые варианты состояния каната и использовать их как эталон для проверки алгоритма. Были сформированы пять вариантов стального каната: без дефектов, с локальным истончением 2.5 %, с локальным истончением 5 %, с локальным истончением 7.5 % и с локальным истончением 10 %. Истончение задавалось как уменьшение масштаба каната по двум осям, образующим плоскость его поперечного сечения. За счёт этого формировалось заранее известное изменение видимой толщины, по которому можно было оценить чувствительность алгоритма к различным уровням геометрического отклонения.

Разработанный алгоритм определил наличие и уровень дефекта во всех рассмотренных тестовых случаях. Для каната диаметром 6 мм абсолютная погрешность определения толщины составила 0,19 мм согласно таблице 3.1, что соответствует 5 пикселям. Даже при минимальном уровне истончения порядка 2,5 % отклонение от фактического значения оставалось в пределах допустимого интервала, это подтверждает чувствительность алгоритма к малым изменениям видимой толщины каната и его устойчивость к шумовым составляющим в условиях проведённого эксперимента.

Таблица 3.1 – Погрешность измерения истончения в зависимости от действительного (по данным автора)

| Действительное истончение | Классификация дефекта | Абсолютная погрешность (в пикселях) | Абсолютная погрешность (мм) | Относительная погрешность (%) |
|---------------------------|--------------------------|-------------------------------------|-----------------------------|-------------------------------|
| 0 % | норма | 4 | 0,15 | 2.5 |
| 2.5 % | лёгкое истончение | 3 | 0,11 | 1.9 |
| 5 % | среднее истончение | 4 | 0,15 | 2.5 |
| 7.5 % | среднетяжёлое истончение | 5 | 0,19 | 2.5 |
| 10 % | тяжёлое истончение | 3 | 0,11 | 2 |

Полученная погрешность примерно в два раза ниже по сравнению с магнитными методами неразрушающего контроля MFL, для которых характерный

уровень ошибки составляет порядка 5 %. Такое соотношение показывает преимущество оптического анализа именно при оценке геометрического истончения по изображениям. Более высокая разрешающая способность по толщине позволяет фиксировать начальные изменения, когда уменьшение площади поперечного сечения ещё не достигает критических значений, а также уточнять локализацию зоны повреждения.

Получаемый профиль толщины может использоваться как дополнительный признак при оценке технического состояния каната. Он не заменяет другие методы контроля, но дополняет анализ поверхности количественной характеристикой, связанной с изменением поперечного сечения. В дальнейшем такой признак может быть согласован с результатами распознавания внешних дефектов и использован при формировании комплексной оценки состояния СК.

Наряду с численной оценкой профиля толщины при анализе синтетических и реальных изображений были выявлены визуальные закономерности, соответствующие наличию дефектов. Эти особенности структуры изображения помогают интерпретировать характер наблюдаемых отклонений и связывать численное изменение толщины с визуальным проявлением повреждения. Для синтетических изображений указанные закономерности представлены на рисунке 3.3, для реальных — на рисунке 3.4. Их сопоставление показывает, что предложенный подход сохраняет информативность как при контролируемом моделировании, так и при обработке реальных данных, что подтверждает его применимость для диагностики состояния стальных канатов средствами технического зрения.

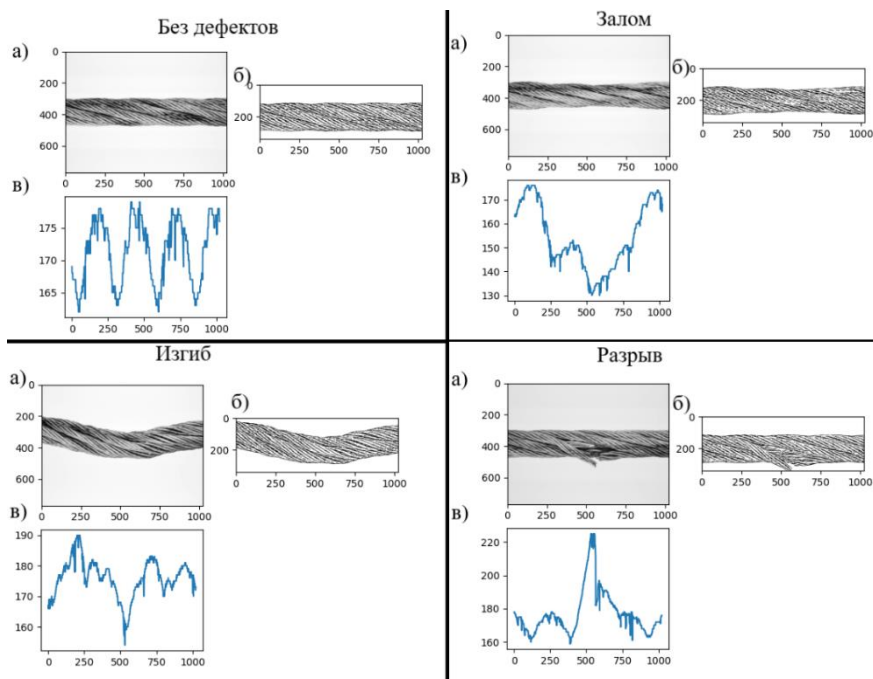


Рисунок 3.3 – Характерные паттерны дефектов на синтетических изображениях:
 а) исходное изображение каната; б) изображение каната после предобработки; в) профиль размеров поперечного сечения каната в пикселях (составлено автором)

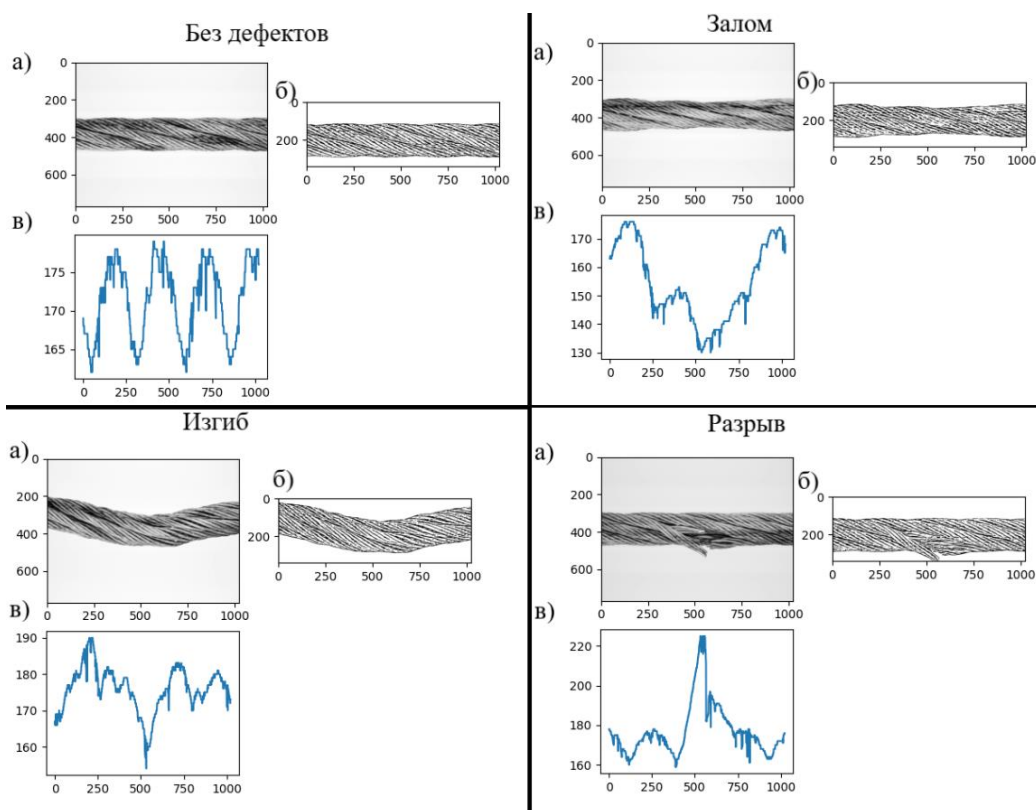


Рисунок 3.4 – Характерные паттерны дефектов на реальных изображениях:
 а) исходное изображение каната б) изображение каната после предобработки
 в) профиль размеров поперечного сечения каната в пикселях (составлено автором)

3.3 Метод оптического контроля состояния стальных канатов на основе анализа изменений линейных размеров поперечного сечения

3.3.1 Разработка подхода на синтетических изображениях

С целью предварительной оценки эффективности разработанного подхода к диагностике поперечного сечения каната был проведён этап тестирования на синтетически сгенерированных изображениях, созданных в открытом программном обеспечении Blender. Основной целью эксперимента на синтетических данных являлась проверка пригодности предлагаемого подхода для извлечения метрического профиля толщины каната и последующей визуальной оценки характерных паттернов, соответствующих дефектам типа изгиба, разрыва или абразивного износа (см. рисунок 2.7).

Сравнительный анализ реальных и сгенерированных изображений каната показывает, что цифровые модели достоверно передают геометрию структуры и основные формы дефектов, включая разрыв, изгиб и залом. Однако визуальное различие между двумя типами изображений обусловлено отсутствием на сгенерированных вариантах характерных для реальных условий загрязнений, случайных артефактов, следов износа и неоднородностей поверхности.

Из каждого изображения извлекался одномерный профиль, описывающий изменения толщины вдоль вертикальной оси. Этот профиль интерпретировался как функция, позволяющая выявлять участки с аномалиями формы, не требуя при этом полной реконструкции геометрии.

Синтетические изображения, лишённые фоновых шумов, бликов, паразитных теней и других искажений, выступали в роли эталонной визуальной среды, где характерные геометрические признаки повреждений проявлялись максимально отчётливо. Это обеспечивало возможность объективной оценки: насколько чётко выражены паттерны тех или иных дефектов в извлекаемом профиле, и можно ли на их основе предполагать тип нарушения.

Тестирование метода на синтетических изображениях позволило не только убедиться в работоспособности всего диагностического контура в условиях,

близких к идеальным, но и задать критерии визуальной различимости дефектов (см. рисунок 3.3).

На изображениях визуализированы профили поперечного сечения каната, полученные в результате обработки сгенерированных изображений различных типов состояния. В случае отсутствия дефектов наблюдается регулярная структура витков с равномерным и периодическим распределением толщины вдоль оси. При наличии повреждений профиль сечения претерпевает характерные и чётко выраженные искажения: при разрыве фиксируется резкий локальный пик, при заломе — симметричное сужение, при изгибе — асимметричный провал. Эти изменения отчётливо выделяются на фоне регулярного паттерна и свидетельствуют о высокой чувствительности метода к деформациям геометрии каната.

Для оценки работоспособности разработанного подхода в условиях, приближенных к реальной эксплуатации, была проведена серия испытаний на изображениях стальных канатов с выраженными загрязнениями, следами износа и неоднородным фоном. В отличие от синтетически сгенерированных данных, реальные изображения содержат шумы, локальные затемнения, потёртости и посторонние визуальные артефакты, которые существенно осложняют задачу извлечения стабильного профиля поперечного сечения. Тестирование в таких условиях позволяет проверить устойчивость алгоритма к внешним возмущениям, его способность корректно идентифицировать ключевые геометрические признаки дефектов и сохранить различимость паттернов повреждений при наличии визуального шума.

Результаты предобработки полученных изображений представлены на рисунке 3.4. Полученный в результате профиль размеров поперечного сечения (см. рисунок 3.4 в) представлен в виде графика, где по оси абсцисс отложена продольная координата вдоль изображения каната (в пикселях), соответствующая положению измерения, а по оси ординат — текущий размер поперечного сечения (также в пикселях), измеренный как расстояние между верхней и нижней границей каната в данной горизонтальной позиции.

В результате анализа полученных профилей можно говорить о существовании характерных паттернов для каждого вида рассматриваемого дефекта (таблица 3.2).

Таблица 3.2 – Паттерны дефектов стальных канатов (по данным автора)

| Тип дефекта | Характеристика на изображении | Паттерн профиля толщины |
|-------------|---|--|
| Без дефекта | Канат имеет равномерное сечение по всей длине. Проволоки расположены плотно, без смещений и разрывов. На изображении отсутствуют затемнения, контрастные искажения и видимые аномалии. | График толщины представляет собой стабильную линию с колебаниями в пределах 5–10% от средней толщины. Резких провалов или пиков не наблюдается. Амплитуда флуктуаций одинакова по всей длине. |
| Залом | Фиксируется резкий перегиб каната, смещение отдельных проволок, локальные утоньшения. Может быть виден просвет или перекрытие слоёв. Поверхность часто теряет симметрию и регулярность укладки. | Резкий локальный провал или пик (до 20–30% отклонения от нормы). Перед и после дефекта могут наблюдаться колебания. Переход к дефекту и его окончание — почти вертикальны. |
| Изгиб | Структура каната остаётся целой, но наблюдается плавное искривление. Отдельные проволоки могут менять угол наклона, создавая асимметрию освещённости или затемнения. | Плавные изменения толщины, часто симметричные, без резких скачков. Амплитуда колебаний — до 10–15%. Переходы занимают значительный участок, что свидетельствует о нерезком характере деформации. |
| Разрыв | Присутствует частичное или полное отсутствие проволок. Область разрыва визуально выделяется нарушением плотности, фрагментами проволок, хаотичными контурами. Могут быть видны торчащие концы и тени от перекрученных участков. | Резкое падение толщины — до нуля или близких к нулю значений. Форма профиля разрыва может быть асимметричной, с флуктуациями по соседним точкам. Иногда наблюдается кратковременное восстановление формы за счёт неполного разрушения. |

Для автоматической классификации с помощью алгоритмов машинного обучения каждый массив преобразовывался в набор агрегированных статистических признаков: сумма значений, произведение, среднее, стандартное отклонение, минимальное и максимальное значения. Эти признаки отражают как глобальные, так и локальные изменения структуры каната и позволяют выявить наличие и характер дефекта [55].

3.3.2 Выбор модели классификации

На этапе выбора модели классификации дефектов стальных канатов был проведен анализ алгоритмов, которые могут быть эффективно применены к данным, представленным в виде одномерных профилей толщины поперечного сечения. Формат входных данных, получаемых после предварительной обработки изображений, представляет собой последовательность числовых значений, характеризующих изменение геометрических параметров каната вдоль анализируемого участка. В такую последовательность могут входить локальные значения толщины, показатели отклонения от базового профиля, а также агрегированные признаки, отражающие степень выраженности деформации. Такое представление снижает размерность исходных изображений и позволяет перейти от обработки двумерных данных к анализу одномерных сигналов и признаковых описаний. В результате упрощаются вычислительные процедуры, а результаты классификации становятся более наглядными и интерпретируемыми.

Для анализа сформированных последовательностей рассматривались как нейросетевые архитектуры, так и традиционные алгоритмы машинного обучения. В рамках нейросетевого подхода были проанализированы одномерные сверточные сети (1D CNN), рекуррентные архитектуры LSTM и BiLSTM, трансформерные модели, а также классические полносвязные нейронные сети MLP.

Одномерные сверточные сети (1D CNN) ориентированы на выявление локальных изменений входного сигнала. Это делает их применимыми при обнаружении дефектов, сопровождающихся резкими изменениями профиля толщины, в том числе заломов, разрывов и локальных деформаций. За счет сверточных фильтров такие модели автоматически выделяют информативные участки последовательности и формируют признаки, используемые при последующей классификации. При наличии достаточного объема размеченных данных 1D CNN способны обеспечивать устойчивое распознавание дефектных состояний. Более сложные архитектуры, такие как ResNet и InceptionTime, расширяют возможности анализа за счет остаточных связей и многомасштабной обработки сигналов, однако требуют больших вычислительных ресурсов,

увеличенного объема обучающих данных и более тщательной настройки гиперпараметров [9, 55].

Ограничение рекуррентных моделей состоит в том, что при работе с короткими агрегированными признаковыми описаниями их преимущества используются не полностью. По сравнению с более простыми алгоритмами они требуют большего времени обучения и обработки, а при ограниченном объёме данных могут быть менее устойчивыми. Архитектуры на основе трансформеров также применимы к одномерным данным и позволяют учитывать сложные взаимосвязи в последовательности за счёт механизма внимания, однако их использование требует значительного объёма обучающих данных и сопровождается высокими вычислительными затратами на этапе обучения [5, 59].

Полносвязные нейронные сети (MLP), обучаемые на агрегированных статистических признаках, таких как среднее значение, стандартное отклонение, минимум и максимум, сохраняют практический интерес при небольших выборках. Их преимущество заключается в простой структуре и высокой скорости обработки. Вместе с тем переход к агрегированным признакам приводит к потере пространственной структуры исходного профиля толщины, поэтому качество MLP в значительной степени определяется тем, насколько удачно выбран набор входных характеристик [11, 103].

Классические алгоритмы машинного обучения — логистическая регрессия, метод опорных векторов (SVM) и случайный лес также могут применяться при работе с табличными признаками профиля. Логистическая регрессия удобна для интерпретации, но ограничена при разделении сложных нелинейных классов, SVM обеспечивает хорошую разделимость при корректном выборе ядра и параметров регуляризации, однако чувствителен к их настройке, а случайный лес устойчив к выбросам и даёт встроенную оценку важности признаков, но при пересекающихся классах не всегда обеспечивает достаточную точность классификации дефектных состояний каната [80, 89, 101].

С учётом структуры входных данных более обоснованным решением является градиентный бустинг, в частности CatBoost. В данном методе модель

работает с набором числовых признаков, извлечённых из профиля толщины. Такой формат хорошо соответствует деревьям решений: отдельные признаки отражают локальные и интегральные изменения геометрии, а ансамбль деревьев позволяет учитывать их нелинейные сочетания, механизм Ordered Boosting снижает риск переобучения на ограниченной выборке, а встроенная оценка важности признаков позволяет интерпретировать вклад каждого параметра в итоговое классификационное решение [42].

Таким образом, CatBoost выбран как компромисс между точностью, скоростью обработки, устойчивостью к шумовым и интерпретируемостью результата. В отличие от глубоких нейросетевых архитектур, он не требует сложной настройки структуры модели и может быть использован на стандартных вычислительных ресурсах, что важно для последующей интеграции алгоритма в программную часть оптического канала. Результаты сравнительного анализа рассмотренных моделей представлены в таблице 3.3.

Таблица 3.3 – Сравнительная таблица моделей классификации (по данным автора)

| Модель | Устойчивость к выбросам входных данных | Время обработки | Требовательность к оборудованию |
|---------------------|--|-----------------------------|---------------------------------|
| 1D CNN | Средняя | Быстрое (на CPU/GPU) | Умеренная |
| 1D ResNet | Высокая | Медленное (особенно на CPU) | Высокая |
| LSTM / BiLSTM | Средняя | Медленное | Высокая |
| Transformer 1D | Высокая | Очень медленное | Очень высокая |
| MLP | Низкая | Очень быстрое | Низкая |
| Logistic Regression | Низкая | Очень быстрое | Низкая |
| SVM | Средняя | Среднее | Средняя |
| Random Forest | Высокая | Быстрое | Низкая |
| CatBoost | Высокая | Быстрое | Низкая |

Предложенный метод анализа дефектов стальных канатов основан на построении и интерпретации одномерного профиля толщины, полученного из изображений их поперечного сечения. Такой подход обладает высокой чувствительностью к дефектам, вызывающим значимые геометрические искажения, и позволяет успешно выявлять заломы, разрывы и выраженные изгибы. Эти типы повреждений проявляются как резкие или устойчивые изменения толщины вдоль длины сечения, что делает их легко различимыми при

использовании моделей градиентного бустинга, работающих с агрегированными числовыми признаками [10, 40].

Алгоритм классификации представлен на рисунке 3.5.

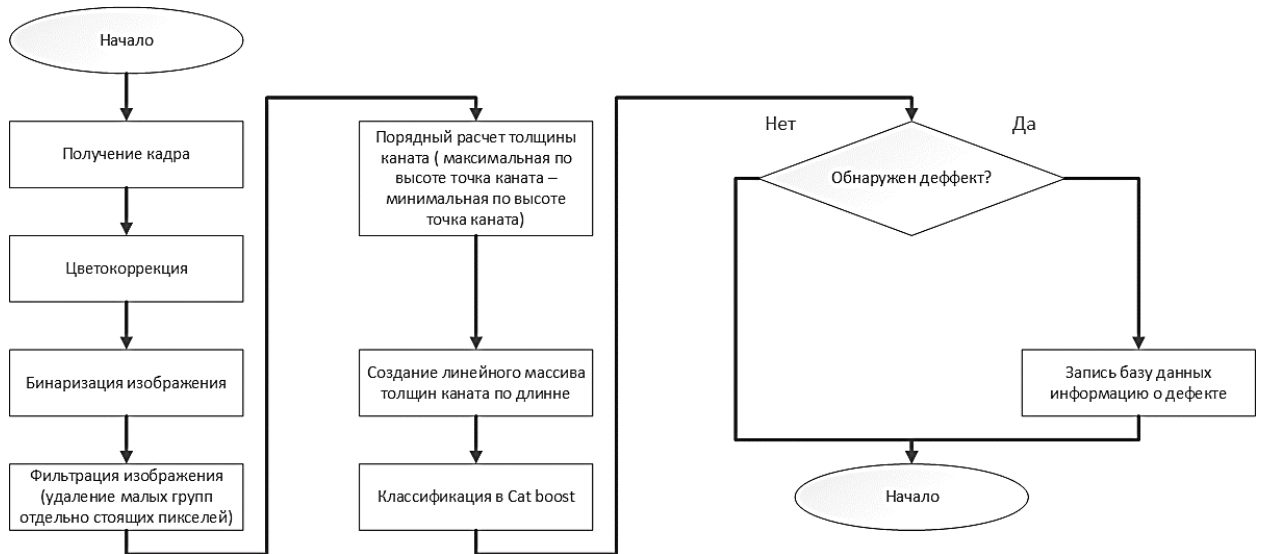


Рисунок 3.5 – Алгоритм работы оптического канала классификации дефектов стальных канатов на основе контроля толщины поперечного сечения (составлено автором)

3.3.3 Обучение и тестирование модели градиентного бустинга

Переход от анализа профиля толщины к автоматической классификации состояния каната был реализован через формализацию задачи в терминах машинного обучения. Входными данными служили одномерные профили толщины, извлечённые из изображений поперечного сечения каната. Для каждой горизонтальной координаты изображения рассчитывалась толщина в пикселях, что позволяло представить геометрию сечения в виде последовательности чисел. Такой профиль отражает как общую форму каната, так и локальные отклонения, связанные с дефектами [28, 41].

Для последующей классификации исходные профили преобразовывались в векторы признаков. В их состав входили стандартное отклонение, среднее значение, минимум, максимум, сумма и произведение значений толщины. Эти агрегированные характеристики дают компактное описание формы сечения и сохраняют инженерную интерпретируемость: экстремальные значения связаны с локальными изменениями толщины, стандартное отклонение характеризует

выраженность колебаний профиля, а суммарные показатели отражают интегральное изменение геометрии анализируемого участка.

Обучающая выборка включала 1000 изображений, распределённых по четырём классам: «без дефекта», «изгиб», «залом» и «разрыв». На каждый класс приходилось по 250 изображений. Перед обучением данные были нормализованы и стратифицированы, после чего разделены на обучающую и тестовую части в соотношении 80:20. Такое разделение позволило сохранить представительство всех классов при проверке модели и оценить её работу на данных, не участвовавших в настройке параметров.

Для классификации использовался алгоритм градиентного бустинга на решающих деревьях — CatBoostClassifier. Выбор данной модели связан с особенностями признаков, извлекаемых из профиля толщины: при плавных деформациях каната классы могут частично перекрываться, а различия между ними проявляются в сочетании нескольких статистических характеристик. Механизм упорядоченного бустинга снижает риск переобучения при ограниченном объёме данных и обеспечивает устойчивую работу при близких признаковых распределениях, что важно для задач технической диагностики [69, 94].

Процедура обучения включала валидацию по отложенной подвыборке и использование ранней остановки. Это позволило определить число итераций, при котором дальнейшее усложнение ансамбля уже не улучшает качество на проверочных данных. Предсказание класса выполнялось по максимальному значению вероятности, вычисляемой на выходе ансамбля решающих деревьев [104]. Для количественной оценки достоверности классификации использовались метрики, приведённые в таблице 3.4.

Результаты, приведённые в таблице 3.4, показывают, что классификатор устойчиво различает все рассмотренные состояния каната. Наиболее высокие значения метрик получены для класса «разрыв», поскольку такой дефект формирует в профиле толщины резкое и хорошо выраженное изменение. Заломы также имеют достаточно информативное представление: они сопровождаются

заметным нарушением геометрии сечения и дают устойчивый сигнал в наборе статистических признаков.

Таблица 3.4 – Точность классификации на основе метода градиентного бустинга (по данным автора)

| Класс | Площадь под ROC-кривой (ROC AUC) | Площадь под ROC-кривой (ROC AUC) | Площадь под ROC-кривой (ROC AUC) | Площадь под ROC-кривой (ROC AUC) | Сбалансированная точность |
|------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|----------------------------------|---------------------------|
| Разрыв | 0.99 | 0.97 | 0.97 | 0.96 | 0.97 |
| Абразивный износ | 0.98 | 0.96 | 0.95 | 0.96 | 0.96 |
| Изгиб | 0.96 | 0.94 | 0.92 | 0.95 | 0.94 |
| Без дефекта | 0.95 | 0.93 | 0.92 | 0.94 | 0.93 |

Класс «изгиб» распознаётся менее однозначно. В отличие от разрыва и залома, изгиб чаще проявляется как плавное изменение формы каната, поэтому часть его признаков пересекается с классом «без дефекта». Этим объясняется снижение значения precision для данного класса по сравнению с повреждениями, связанными с резкими локальными изменениями толщины. Вместе с тем значения метрик в диапазоне 93–99 % подтверждают применимость предложенного признакового описания и модели CatBoostClassifier для классификации дефектных состояний в условиях проведённых экспериментов [29, 57].

Дополнительное преимущество CatBoostClassifier состоит в возможности оценить вклад отдельных признаков в итоговое решение. Наибольшее влияние на классификацию оказывает стандартное отклонение толщины, поскольку оно отражает амплитуду локальных колебаний профиля, характерных для заломов, разрывов и других выраженных нарушений формы сечения, существенную роль играют также экстремальные характеристики — максимальные и минимальные значения толщины, связанные с локальными деформациями структуры каната, суммарные значения толщины имеет меньший вес, однако его включение в модель оправдано, так как этот признак фиксируют более плавные изменения формы вдоль анализируемого участка и дополняют параметры, чувствительные к резким локальным отклонениям. Однако был признак который не влиял на итоговый результат и который можно было бы исключить в ручную — это произведение

значений толщины по профилю, но исходя из его важности он и так был исключен из работы. Сравнительная значимость признаков приведена в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Вклад статистических признаков профиля толщины в классификационное решение модели CatBoost (по данным автора)

| Признак | Важность (%) |
|--|--------------|
| Максимальная толщина | 27.96 |
| Стандартное отклонение толщины | 27.95 |
| Суммарная толщина по профилю | 26.23 |
| Средняя толщина | 13.89 |
| Минимальная толщина | 4.0 |
| Произведение значений толщины по профилю | 0 |

Анализ значимости признаков подтверждает, что выбранный набор характеристик описывает как отдельные локальные отклонения, так и интегральные изменения геометрического профиля каната. Даже при ограниченном объеме входных данных такая структура признакового описания сохраняет чувствительность модели к выраженным деформациям, связанным с эксплуатационными повреждениями стальных канатов [31, 44].

Практическая применимость выбранного алгоритма определяется не только качеством классификации, но и временем обработки. Обучение CatBoostClassifier на выборке из 1000 примеров выполняется менее чем за одну минуту, а формирование одного прогноза занимает миллисекунды при использовании стандартных вычислительных ресурсов. Это позволяет применять модель в составе системы технического зрения при условии, что профиль толщины уже сформирован на предыдущем этапе обработки изображения.

Полученная модель может быть сохранена в формате .cbm и встроена в программный комплекс оптического контроля без обязательного использования графических ускорителей GPU. Такое свойство снижает требования к аппаратной части диагностической системы и упрощает размещение алгоритма во встроенных решениях для автоматизированного контроля состояния стальных канатов [35]. В результате профиль толщины может рассматриваться не только как самостоятельный измерительный признак, но и как один из элементов последующей комплексной оценки технического состояния СК.

3.4 Выводы по главе 3

1. В главе 3 выполнен переход от распознавания внешних дефектов стальных канатов к измерительному оптическому контролю, в котором диагностическое значение имеет не только факт наличия повреждения, но и количественное описание геометрии объекта. В качестве основных параметров рассмотрены профиль толщины и геометрия поперечного сечения каната. Эти характеристики связаны с изменением видимого металлического сечения и позволяют перейти от качественного обнаружения дефектов к метрически интерпретируемой оценке состояния контролируемого участка.

2. Экспериментальная часть показала, что разработанный алгоритм чувствителен к начальному этапу истончения и обеспечивает оценку толщины в пределах рассмотренных условий испытаний. Практическая значимость такого результата состоит в возможности более раннего выявления геометрических изменений, которые ещё не всегда проявляются как явно выраженные поверхностные повреждения. Получаемые параметры могут использоваться при принятии решений о ремонте, замене или дальнейшем наблюдении за канатом. Тем самым результаты главы 3 развивают задачи автоматизации контроля, сформулированные в разделе 2.3.3, и дополняют их измерительной составляющей.

3. Использование синтетических изображений в качестве эталонной среды проверки повысило воспроизводимость экспериментов. Геометрические параметры каната в такой модели задаются заранее и могут быть непосредственно сопоставлены с результатами работы алгоритма. Это позволило проверить корректность обработки профиля толщины при контролируемых входных данных. Вместе с тем перенос полученных результатов на промышленную практику требует дополнительной проверки на реальных изображениях, поскольку натурная съёмка может сопровождаться доменным смещением, изменением освещённости, загрязнением поверхности, шумами и вариативностью положения каната в кадре.

4. Условия регистрации изображения существенно влияют на качество оптического неразрушающего контроля. К числу наиболее значимых факторов относятся освещённость, расстояние до объекта контроля, фокусировка, уровень

шумов и стабильность положения каната относительно камеры. Поэтому предварительную обработку и требования к качеству кадра следует рассматривать как обязательные элементы методики измерительного контроля, их применение необходимо для устойчивого выделения границ объекта, сопоставимости результатов измерений и последующего масштабирования системы на различные объекты контроля СК.

5. Оптические методы не обеспечивают достоверного выявления внутренних дефектов, если такие повреждения не сопровождаются выраженным поверхностным проявлением или изменением видимой геометрии каната. Это ограничение обусловлено физической природой визуального контроля и должно учитываться при интерпретации результатов диагностики. Поэтому данные оптического канала следует рассматривать как значимый, но недостаточный источник информации для комплексной оценки технического состояния стального грузоподъемного каната.

6. Результаты главы 3 обосновывают необходимость перехода к комплексному подходу к неразрушающему контролю стальных канатов. Оптический канал эффективен при анализе поверхности, выявлении внешних дефектов и оценке геометрических параметров, включая признаки потери сечения. Однако для повышения полноты диагностической информации его результаты должны быть согласованы с данными канала, ориентированного на выявление скрытых и внутренних повреждений. Такой переход требует межканальной валидации, координатного согласования результатов и единого представления диагностических событий по длине каната. Данный вывод определяет содержание главы 4, в которой рассматривается построение комплексной автоматизированной системы, объединяющей оптический и магнитометрический каналы контроля.

ГЛАВА 4 СИСТЕМА КОМПЛЕКСНОГО НЕРАЗРУШАЮЩЕГО КОНТРОЛЯ СОСТОЯНИЯ СТАЛЬНЫХ ГРУЗОПОДЪЁМНЫХ КАНАТОВ

В существующих разработках систем контроля, как правило, применяется только один канал контроля — либо оптический, либо магнитный. Это ограничивает надёжность классификации и снижает эффективность в условиях промышленной эксплуатации. Проблема объединения оптического анализа и магнитометрического контроля остаётся актуальной задачей в области интеллектуальной диагностики и технического зрения [50, 61, 96].

Предлагаемая система автоматизированного контроля состояния стальных канатов построена на принципе параллельной обработки данных из двух независимых каналов — оптического и магнитометрического. Каждый канал работает с сигналами своей физической природы, отражающими разные аспекты технического состояния объекта. Интеграция каналов осуществляется с использованием механизмов временной и пространственной синхронизации, что обеспечивает высокую точность локализации дефектов и снижает вероятность ложных классификаций.

4.1 Принципы работы оптического канала

Оптический канал предназначен для выявления геометрических отклонений и обнаружения поверхностных дефектов стального каната. В рамках предлагаемой архитектуры оптический канал решает две взаимодополняющие задачи: оценку изменений толщины поперечного сечения и классификацию изображений поверхности. В его основе лежит использование технического зрения и алгоритмов машинного обучения, обеспечивающих автоматизированную интерпретацию визуальных данных [26, 93].

Получение изображения осуществляется с помощью камеры высокого разрешения, совмещённой с зеркальным преобразователем, обеспечивающим получение изображения внешней поверхности каната с трёх сторон. Такая конструкция позволяет получать развернутую картину сечения и учитывать сложную геометрию укладки проволок [84]. Первичная обработка изображения включает коррекцию перспективных искажений, нормализацию яркости и

выделение границ объекта. В составе комплексной системы данные оптического канала могут обрабатываться по двум взаимодополняющим направлениям. Первое направление связано с измерительным анализом геометрии каната и опирается на результаты, полученные при исследовании профиля толщины. В этом случае изображение преобразуется в одномерную последовательность значений толщины, выраженных в пикселях и определяемых для каждой горизонтальной координаты кадра. Такая последовательность отражает локальные изменения видимой геометрии каната и может использоваться для выявления деформаций, характерных для изгиба, залома, разрыва и других нарушений формы.

Из полученного массива толщины рассчитывается набор агрегированных признаков: среднее значение, минимум, максимум, стандартное отклонение, сумма и произведение элементов профиля. Эти характеристики описывают как общий уровень толщины на анализируемом участке, так и локальные отклонения, связанные с изменением формы поперечного сечения. Далее сформированный признаковый вектор подаётся на вход модели градиентного бустинга CatBoost, которая выполняет классификацию сечения по типу дефектного состояния. Преимущество такого подхода состоит в устойчивости к отдельным шумовым выбросам, высокой интерпретируемости используемых признаков и возможности дообучения модели на новых примерах без изменения её архитектуры [6, 85].

Второе направление обработки связано с прямым анализом изображений поверхности каната. Оно применяется в тех случаях, когда диагностическое значение имеют не только интегральные геометрические параметры, но и локальные визуальные признаки: нарушение структуры наружных проволок, поверхностные трещины, смятия, следы истончения, загрязнения и другие отклонения, фиксируемые в кадре. На данном этапе используется сверточная нейросетевая модель, включающая несколько сверточных уровней, функции активации и итоговый классификационный слой.

Обучение такой модели выполняется на размеченном наборе данных, содержащем примеры характерных визуальных состояний стального каната. Для повышения устойчивости распознавания к изменению освещённости, масштаба,

ориентации объекта и положения каната в кадре применяются методы аугментации и нормализации входных изображений. За счёт этого модель обучается не только на идеализированных изображениях дефектов, но и на вариантах, приближённых к условиям промышленной съёмки.

В качестве дальнейшего развития данного направления рассматриваются архитектуры типа EfficientDet, позволяющие совмещать извлечение многоуровневых признаков с локализацией дефектных областей на изображении [6, 85]. Это важно для комплексной системы контроля, поскольку результатом работы оптического канала должно быть не только указание на наличие повреждения, но и определение его положения на контролируемом участке каната. Полученные таким образом данные могут быть далее согласованы с результатами магнитометрического канала при формировании единого диагностического решения. Их применение может быть полезно в случаях, когда требуется не только отнести изображение к определенному классу, но и определить пространственное положение повреждения на поверхности каната.

Результаты двух ветвей оптической обработки — анализа геометрических параметров сечения и анализа текстурных признаков поверхности — объединяются на этапе принятия диагностического решения. Такое объединение позволяет учитывать как количественные изменения формы каната, так и визуальные признаки поверхностных дефектов. Это позволяет уточнить локализацию повреждения, классифицировать его характер и выделить участки, требующие дополнительной проверки со стороны магнитного канала (таблица 4.1).

Таблица 4.1 Сравнение направлений оптического анализа (по данным автора)

| Характеристика | Анализ поперечного сечения | Классификация изображений |
|---------------------------------------|----------------------------|----------------------------|
| Тип входных данных | Одномерный массив толщин | 2D изображение поверхности |
| Тип извлекаемых признаков | Агрегированные статистики | Визуальные паттерны |
| Алгоритм классификации | CatBoost | EfficientDet |
| Чувствительность к локальным дефектам | Средняя | Высокая |
| Объяснимость модели | Высокая | Низкая |
| Требования к вычислениям | Низкие | Средние–высокие |
| Скорость обработки (на CPU) | < 10 мс | 60–80 мс |
| Устойчивость к шумам | Высокая | Средняя–высокая |

4.2 Принципы работы магнитометрического канала

Магнитометрический канал позволяет контролировать состояние каната на основе анализа локальных искажений магнитного поля в стальном канате, возникающих вследствие дефектов, нарушающих непрерывность ферромагнитной среды. В основе метода лежит принцип утечки магнитного потока, позволяющий выявлять повреждения внутренней структуры, недоступные визуальному контролю. Такая форма диагностики эффективна для обнаружения обрывов внутренних проволок, усталостных трещин, локальных потерь металлического сечения и глубинной коррозии [67, 68].

Сигнал регистрируется с помощью массива магнитных сенсоров, равномерно распределённых по периметру диагностической головки. В качестве сенсорных элементов применяются датчики Холла, индукционные катушки и магниторезистивные элементы. Конфигурация сенсоров подбирается в соответствии с диаметром каната, необходимой чувствительностью и дискретностью сканирования. Частота оцифровки и пространственный шаг привязаны к скорости движения каната и обеспечивают синхронизацию с данными оптической подсистемы [5, 28].

Необработанная информация, поступающая с датчиков, проходит этап предварительной обработки, включающий подавление низкочастотных дрейфов, фильтрацию шумов, нормализацию амплитуды и устранение искажений, вызванных вибрацией и нестабильной подачей каната. Затем для каждого зарегистрированного сигнала извлекаются диагностически значимые признаки, отражающие форму, амплитуду и пространственные характеристики: максимальная индукция, ширина пика, симметрия сигнала, протяжённость аномалии, а также вовлечение соседних сенсоров. Все признаки формируют вектор фиксированной длины, подаваемый на вход модели машинного обучения [23].

Для классификации магнитных аномалий также используется алгоритм градиентного бустинга на решающих деревьях. Такой выбор обусловлен его устойчивостью к шуму, возможностью обработки слабо структурированных числовых признаков, интерпретируемостью и высокой точностью на малых

обучающих выборках. Для каждого события классификатор возвращает вероятность принадлежности к одному из типов дефектов. Алгоритмическая часть магнитометрического канала также включает блок постобработки, исключающий ложноположительные срабатывания путём анализа временной стабильности сигнала и его корреляции с соседними каналами. При необходимости задействуется модуль «неопределённой классификации», в котором событие сохраняется в отдельный буфер для последующего экспертного анализа и возможного дообучения модели [90].

4.3 Интеграция каналов и алгоритм принятия решений

Согласованная работа оптического и магнитометрического каналов реализована через механизм временной и пространственной синхронизации. Каждый канал формирует результаты анализа в виде набора событий с привязкой к координате вдоль каната и метке времени, что позволяет проводить сопоставление сигналов и их объединение в рамках унифицированной диагностической логики. При обнаружении аномалий данные классификации дополняются вероятностными оценками, отражающими степень уверенности моделей в принадлежности события к определённому типу дефекта [25, 37].

Пространственная привязка данных оптического и магнитометрического каналов осуществляется по сигналам инкрементального энкодера, измеряющего линейное перемещение каната. Каждому измерению/кадру обоих каналов присваивается единая координата вдоль каната x , вычисляемая по числу импульсов энкодера, что переводит разнородные потоки данных в общие координаты по длине от точки старта. При этом измерительные устройства каналов конструктивно размещены вдоль установки на 0,30 м, поэтому при объединении данных вводится постоянная поправка по координате $\Delta x=0,30$ м (сдвиг одного из рядов относительно другого). На практике исходные данные представляют собой два одномерных ряда с различной точкой старта (разные моменты начала регистрации), поэтому перед слиянием выполняется выравнивание начальных индексов по нулевой отметке энкодера и последующая коррекция фиксированного сдвига, после чего значения обоих каналов относятся к одному и тому же участку каната.

На рисунке 4.1 приведён алгоритм функционирования системы контроля, отражающий основные этапы работы: от регистрации сигнала до построения карты состояния каната.

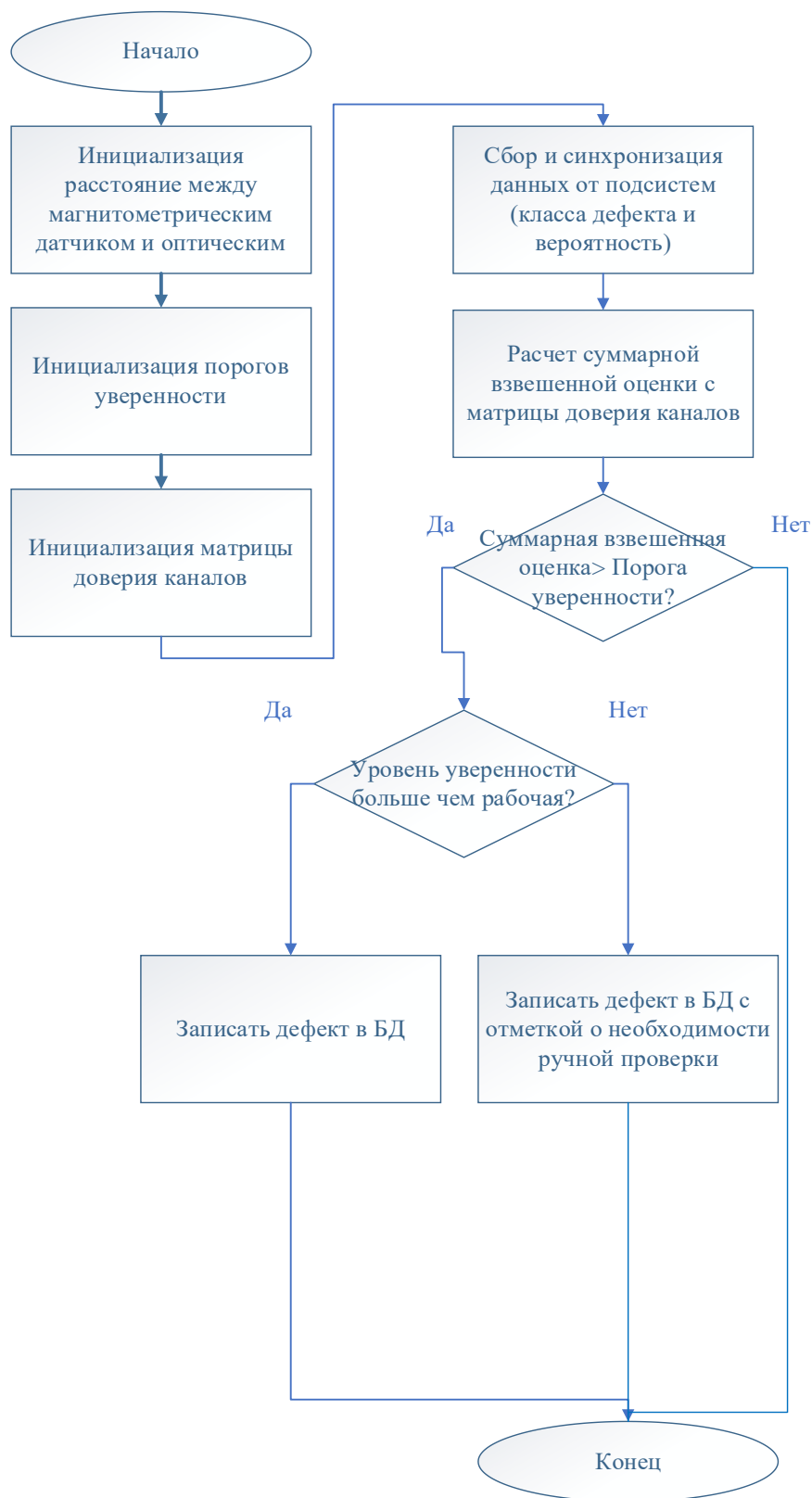


Рисунок 4.1 – Алгоритм работы комплексной системы автоматизированного контроля дефектов стальных грузоподъемных канатов (составлено автором)

Для оценки согласованности между каналами и повышения надёжности классификации используется сопоставление координат и дефектных меток. При совпадении типа и местоположения дефекта, событие получает статус подтверждённого. В случае расхождений — формируется событие с пониженной уверенностью, требующее последующего анализа или повторного контроля [6].

В задачах анализа сигналов, представленных в пространственной области (например, вдоль протяжённых объектов, таких как канаты, трубы или транспортные магистрали), возникает необходимость синхронизации двух одномерных дискретных последовательностей, заданных на различных пространственных сетках. В отличие от временных рядов, синхронизация в данном случае осуществляется не по шкале времени, а по координате расстояния. Ниже приводится обобщённый алгоритм синхронизации таких рядов [6].

1. Нормализация пространственной шкалы

Пусть заданы два ряда:

$$A = \{a_i\}_{i=1}^n, \text{ соответствующий координатам } X^A = \{X_i^A\}_{i=1}^n;$$

$$B = \{b_j\}_{j=1}^m, \text{ соответствующий координатам } X^B = \{X_j^B\}_{j=1}^m.$$

Поскольку ряды определены на различных неравномерных сетках, в первую очередь производится нормализация шкалы расстояний путём линейной или сплайн-интерполяции сигналов на единую пространственную сетку $X = \{X_k\}_{k=1}^K$, равномерно покрывающую объединённый диапазон исходных координат по формуле (4.1):

$$X = [\min(X_1^A, X_1^B) \max(X_n^A, X_m^B)], \quad (4.1)$$

где $\min(X_1^A, X_1^B)$ — минимальная координата; $\max(X_n^A, X_m^B)$ — максимальная координата; X_k — значение k -й точки новой координатной сетки, $k=1..K$; k — общее число узлов новой сетки.

По данной сетке выполняется интерполяция сигналов A и B , в результате чего формируются непрерывные аппроксимации $\hat{A}(x)$ и $\hat{B}(x)$, пригодные для последующего анализа. Для предварительной оценки сдвига между сигналами может применяться метод кросс-корреляции выраженный уравнение (4.2):

$$R_{AB}(\delta) = \sum_{k=1}^K \hat{A}(x_k) * \hat{B}(x_k + \delta) \quad (4.2)$$

где $R_{AB}(\delta)$ – значение корреляции при сдвиге δ ; $\hat{A}(x_k)$ – значение интерполированного сигнала A в узле x_k ; $\hat{B}(x_k + \delta)$ – значение сигнала B , смещенного по координате на величину δ ; $\delta \in R$ – параметр пространственного смещения; K – количество узлов интерполяционной сетки.

Максимум функции $R_{AB}(\delta)$ соответствует оптимальному сдвигу δ^* , при котором достигается наибольшее взаимное сходство. Полученное значение может использоваться как предварительная оценка смещения пространственных осей двух сигналов.

3. Выравнивание с использованием динамического преобразования времени.

Для более точного и нелинейного согласования двух сигналов применяется метод динамического преобразования времени, адаптированный для пространственной области. Рассматривается матрица локальных расстояний (4.3):

$$D(i, j) = |a_i - b_j| + \alpha * |x_i^A - x_j^B| \quad (4.3)$$

где $D(i, j)$ – локальное расстояние между i -й точкой сигнала A и j -й точкой сигнала B ; a_i – значение сигнала A в точке i ($i=1..n$); b_j – значение сигнала B в точке j ($j=1..m$); x_i^A , x_j^B координаты, соответствующие a_i , b_j ; α – весовой коэффициент, учитывающий пространственное расхождение координат.

Оптимальный путь выравнивания определяется путём минимизации накопленной стоимости перехода (4.4):

$$DTW(i, j) = D(i, j) + \min \begin{cases} DTW(i-1, j) \\ DTW(i, j-1) \\ DTW(i-1, j-1) \end{cases} \quad (4.4)$$

где $DTW(i, j)$ – минимальная суммарное расстояние выравнивания префиксов сигналов A и B до точек i и j соответственно.

Результатом работы алгоритма выравнивания является функция соответствия индексов $i \leftrightarrow j$, задающая наиболее вероятное сопоставление элементов сигналов A и B с учётом различий по пространственному положению отсчётов, такое представление используется для перехода от независимых измерений к единой координатной системе вдоль контролируемого участка каната.

Необходимость координатного согласования связана с тем, что оптический и магнитометрический каналы имеют различную дискретность регистрации, неодинаковую частоту обновления данных и собственные особенности пространственной привязки. Описанный алгоритм позволяет согласовать данные даже при несовпадении пространственной дискретизации для диагностики стальных канатов это принципиально важно, поскольку визуальные признаки, выявленные оптическим каналом, и отклики магнитометрического канала должны относиться к одному и тому же участку каната перед последующей классификацией и формированием итогового диагностического решения [76, 91].

После координатного согласования выявленные отклонения заносятся в диагностическую карту каната. Для каждого события фиксируются координата вдоль каната с точностью до 15 см, временная метка, тип выявленного дефекта и уровень достоверности решения. Такая форма представления результатов позволяет регистрировать повреждения и их распределение по длине каната, сопоставлять данные повторных обследований и использовать накопленную информацию при выборе дальнейшего режима эксплуатации.

Уровень достоверности определяется по степени согласования результатов двух каналов контроля, если оптический и магнитометрический каналы указывают на дефект в пределах согласованной координатной области, событие относится к подтвержденным дефектам, а при расхождении решений оно классифицируется как аномалия с пониженной уверенностью и требует дополнительного анализа. Данный подход снижает вероятность как пропуска повреждений, проявляющихся только в одном канале, так и ошибочной интерпретации одиночных помеховых откликов.

Для единообразной интерпретации результатов вводятся три уровня уверенности: высокая уверенность соответствует значениям рассчитанной достоверности более 0.8; рабочий диапазон соответствует значениям от 0.6 до 0.8 и используется для событий, требующих сопоставления с дополнительными признаками; при значениях ниже 0.6 результат относится к зоне минимальной уверенности и должен подтверждаться оператором или повторным контролем.

Такое разделение позволяет формализовать переход от разрозненных сигналов отдельных каналов к единому диагностическому решению, сохраняя возможность экспертной проверки спорных случаев.

Объединённая оценка вероятности принадлежности события к дефекту D_i рассчитывается по формуле (4.5):

$$P_{\text{fusion}}(D_i) = w_{\text{CNN}} \cdot P_{\text{CNN}}(D_i) + w_{\text{Catboats}} \cdot P_{\text{Catboats}}(D_i) + w_M \cdot P_M(D_i), \quad (4.5)$$

где: $P_{\text{CNN}}(D_i)$, $P_{\text{Catboats}}(D_i)$ и $P_M(D_i)$ — вероятности, полученные соответственно от подсистемы на основе сверточной нейронной сети, подсистемы на основе профиля толщины каната и магнитного классификаторов,

w_{CNN} , w_{Catboats} и w_M — весовые коэффициенты, определяемые эмпирически на основе чувствительности каждого канала к различным видам дефектов.

Для данного исследования их значения представлены в таблице 4.2.

Таблица 4.2 - Матрица доверия (по данным автора)

| Тип дефекта | Оптический канал | | Магнитометрический канал |
|-------------------|--|---|--------------------------|
| | Анализ 2D изображения сверточной нейронной сетью | Анализ размеров сечения градиентным бустингом | |
| Внутренний дефект | 0,1 | 0,1 | 0,8 |
| Изгиб | 0,45 | 0,45 | 0,1 |
| Абразивный износ | 0,45 | 0,45 | 0,1 |
| Разрыв | 0,4 | 0,4 | 0,2 |

4.4 Результаты работы системы комплексного неразрушающего контроля состояния стальных грузоподъёмных канатов

Разработанная система обеспечивает комплексный контроль технического состояния стального каната путём интеграции двух синхронизированных каналов диагностики — оптического и магнитометрического. Такая архитектура позволяет выявлять как внешние, так и внутренние повреждения, в том числе дефекты, недоступные для традиционных методов визуального осмотра [49, 78, 86].

Для оценки эффективности предложенной комплексной системы контроля технического состояния стальных канатов была проведена верификация на стандартной выборке участков с известными дефектами. Анализ подвергались

одни и те же фрагменты канатов, содержащие дефекты типа изгиб, залом, разрыв проволок, а также участки без повреждений. Диагностика выполнялась одновременно тремя каналами: нейросетевым оптическим, геометрическим по сечению и магнитометрическим. Это позволило сопоставить результаты, выявить зоны согласованности и установить границы применимости каждого из подходов.

В рамках комплексной системы диагностическая оценка формируется по результатам трёх взаимодополняющих каналов. Первый канал реализован на базе сверточной нейросетевой архитектуры и предназначен для анализа двумерных изображений поверхности каната. Его задача состоит в выявлении визуально различимых повреждений при изменении условий съёмки, включая расстояние до объекта и освещённость. Значения коэффициентов выделения дефектов усреднялись по пяти экспериментальным режимам. Средняя точность классификации составила 0,85 для разрывов, 0,79 для класса, сопоставленного с абразивным износом, и 0,76 для изгибов. Для участков без дефектов по совокупным данным валидации модель не демонстрировала выраженных ложных срабатываний, что соответствует оценке точности на уровне 0,91.

Второй канал основан на анализе формы поперечного сечения каната. Изображения обрабатывались с извлечением профиля толщины, после чего формировались агрегированные числовые признаки и подавались на вход классификационной модели CatBoost. По результатам верификации точность модели составила 0,97 для разрывов, 0,96 для заломов, 0,94 для изгибов и 0,93 для участков без дефектов, более высокие значения метрик данного канала связаны с устойчивостью геометрических признаков и меньшей чувствительностью профиля толщины к фоновым искажениям по сравнению с прямым анализом двумерного изображения.

Третий канал использует магнитометрическую информацию и предназначен для регистрации изменений магнитного поля вдоль каната. Первичная проверка чувствительности выполнялась вручную с использованием магнитометра ИСМ-20948. При дефектах наблюдалось увеличение напряжённости магнитного поля до от 18 до 31% относительно фонового уровня. Эти данные были использованы для

формирования обучающей выборки модели CatBoost, работающей с сигналами магнитного датчика. В качестве входных параметров применялись признаки формы сигнала, включая амплитуду, ширину, асимметрию и другие характеристики магнитного отклика при прохождении дефектного участка через зону контроля.

Классификатор магнитометрического канала показал значения F1-score 0,94 для разрывов, 0,91 для заломов, 0,87 для изгибов и 0,96 для фоновых участков. Более высокие значения метрики для разрывов и фоновых участков объясняются их более выраженным отличием в структуре магнитного сигнала. Для изгибов значение F1-score оказалось ниже, поскольку магнитный отклик при таком состоянии менее однозначен и может частично пересекаться с признаками других типов дефектов.

Для проверки пространственной согласованности дополнительно сопоставлялись координаты дефектов, определённые моделью, с данными ручного прибора. Совпадение координат составило 100 % для заломов и разрывов и 87 % для изгибов. Это показывает, что магнитометрический канал обеспечивает устойчивую локализацию наиболее выраженных дефектов, однако для состояний с менее резкой формой отклика требуется подтверждение по другим диагностическим признакам. Обобщённые результаты сопоставления каналов приведены в таблице 4.3.

Таблица 4.3 - Метрики точности классификации дефектов каната по каналам (по данным автора)

| Тип дефекта | Оптический канал | | Магнитометрический канал | Точность комбинированной системы |
|-------------------|--|---|--------------------------|----------------------------------|
| | Анализ 2D изображения сверточной нейронной сетью | Анализ размеров сечения градиентным бустингом | | |
| Внутренний дефект | 0,03 | 0,15 | 0,86 | 0,87 |
| Изгиб | 0,76 | 0,94 | - | 0,96 |
| Абразивный износ | 0,79 | 0,96 | 0,13 | 0,96 |
| Разрыв | 0,85 | 0,97 | 0,76 | 0,98 |
| Без дефекта | 0,93 | 0,95 | 0,96 | 0,96 |

С учётом полученных результатов в системе реализован механизм перекрёстного подтверждения. Диагностическое событие фиксируется как достоверное только в том случае, если оно обнаружено двумя или более независимыми методами в пределах одного координатного окна и имеет согласованный тип дефекта. Такой подход позволяет сопоставлять результаты нейросетевого анализа изображений, оценки геометрического профиля и магнитометрического отклика, снижая влияние ложных срабатываний, вызванных шумами, нестабильными условиями наблюдения или локальными артефактами сигнала [58, 78, 79]. В результате итоговое диагностическое заключение формируется не по одному источнику данных, а на основе согласованной оценки нескольких физических и алгоритмических признаков состояния каната.

По результатам совмещённого анализа, 97% всех дефектов были подтверждены мультиканальной идентификацией, а в 78 % случаев совпадение обнаружения и классификации наблюдалось по всем доступным каналам одновременно. Такая избыточность существенно повышает устойчивость системы к эксплуатационным помехам, включая нестабильное освещение, вибрации, загрязнение поверхности и электромагнитные воздействия. Это обеспечивает более надёжную интерпретацию сигналов и снижает риск пропуска критических повреждений при контроле канатов в реальном времени [48, 75].

4.5 Теоретический технико-экономический эффект внедрения системы комплексного неразрушающего контроля

Технико-экономическая оценка разработанной системы комплексного неразрушающего контроля состояния стальных грузоподъёмных канатов может рассматриваться в двух вариантах применения: в составе автоматизированной системы управления в режиме непрерывной диагностики и в режиме периодического обследования канатов как самостоятельной диагностической услуги.

Следует отметить, что при интеграции системы в контур АСУ и её эксплуатации в режиме непрерывного мониторинга прямой расчёт экономической

эффективности в традиционной форме существенно затруднён. Это обусловлено тем, что экономический эффект в данном случае формируется не только за счёт стоимости непосредственного контроля, но и за счёт предотвращения аварийных ситуаций, снижения внеплановых простоев оборудования, уменьшения затрат на аварийные ремонты, повышения остаточного ресурса канатов и сокращения риска вторичных повреждений сопряжённых узлов. Указанные составляющие зависят от конкретного технологического объекта, условий эксплуатации, интенсивности нагружения, режима обслуживания и принятой стратегии ремонта, поэтому их универсальная количественная оценка без привязки к конкретному предприятию не представляется возможной.

В связи с этим для получения расчётной и сопоставимой оценки в работе принят более консервативный подход, основанный на рассмотрении системы в режиме периодического применения. В данном случае комплекс рассматривается как с Для оценки окупаемости в режиме периодического применения определяется объём обследований, при котором суммарная выручка от оказания услуг контроля сравнивается со стоимостью изготовления системы и рассчитывается по формуле (4.6). При минимальной стоимости обследования **120 руб./м** наработка прибора для окупаемости составит:

$$L = \frac{C_{\text{сист}}}{C_{1\text{м}}} = \frac{2680000}{120} = 22333.3 \text{ м} \quad (4.6)$$

$$L = C_{\text{сист}} / C_{1\text{м}} = 2680000 / 120 = 22333.3 \text{ м}$$

или примерно

$$L \approx 22.4 \text{ км.}$$

редство проведения регламентных обследований стальных канатов, а экономический эффект определяется через сопоставление капитальных затрат на изготовление системы и рыночной стоимости обследования одного метра каната в промышленных условиях.

Согласно статистике тендеров на обследование стальных грузоподъемных канатов, стоимость обследования 1 метра стального каната в промышленных условиях на территории Российской Федерации составляет от 120 до 250 руб./м в зависимости от объёма работ, сложности контроля, условий доступа и требований

к оформлению результатов. Для расчётов в настоящей работе принята минимальная величина 120 руб./м, поскольку технико-экономическая оценка выполняется по наихудшему сценарию, обеспечивающему запас надёжности выводов.

Состав капитальных затрат на изготовление системы включает цифровую камеру с объективом (Basler), магнитный дефектоскоп, вычислительный модуль Nvidia Jetson Orin Nano, зеркальную систему с креплениями, изготовление защитного короба с рамой, а также монтажные комплектующие и проводку. Суммарная себестоимость аппаратной части составляет 1072000 руб.

С учётом принятой наценки 150 %, учитывающей затраты на сборку, интеграцию, наладку, программное обеспечение, отладку алгоритмов, амортизацию инженерных работ и коммерческую составляющую, итоговая стоимость системы составляет:

$$S_{\text{сист}} = 1072000 \cdot (1 + 1.5) = 2680000 \text{ руб.}$$

Данные по расчету стоимости представлены в таблице 4.4.

Таблица 4.4 - Стоимость системы (по данным автора)

| Наименование | Цена |
|-----------------------------------|----------------|
| Цифровая камера + объектив | 400 000.00 Р |
| Магнитный дефектоскоп | 500 000.00 Р |
| Изготовление короба с рамой | 110 000.00 Р |
| Зеркала с креплениями | 7 000.00 Р |
| Nvidia jetson Orin nano | 40 000.00 Р |
| Монтажные комплектующие и провода | 15 000.00 Р |
| Наценка | 150% |
| Итого | 2 680 000.00 Р |

Следовательно, для окупаемости комплекса в консервативном расчётном сценарии необходимо выполнить обследование порядка 22,4 км стального каната.

Выполненное технико-экономическое обоснование показывает, что внедрение системы комплексного неразрушающего контроля в режиме периодического применения может рассматриваться как экономически целесообразное. При консервативном сценарии, в котором стоимость обследования принята равной 120 руб./м, окупаемость комплекса достигается после контроля около 22,4 км стального каната. Данный результат характеризует минимальный

расчётный уровень эффективности, поскольку в практических условиях стоимость обследования одного метра каната во многих случаях выше и может достигать 250 руб./м. В этом случае фактический срок окупаемости будет меньше расчётного.

Следует учитывать, что приведённая оценка отражает преимущественно прямой экономический эффект, связанный с замещением внешнего или ручного обследования автоматизированной процедурой контроля. Она не включает косвенные эффекты, возникающие при повышении достоверности диагностических решений за счёт совместного использования оптического и магнитометрического каналов. К таким эффектам относятся снижение вероятности пропуска дефектов, уменьшение риска аварийных и предаварийных состояний, сокращение потерь от внеплановых остановок и повышение обоснованности решений о дальнейшем режиме эксплуатации каната.

При интеграции разработанной системы в состав АСУ и переходе к режиму непрерывной диагностики структура экономического эффекта изменяется. Основное значение в этом случае приобретает не только снижение затрат на отдельные обследования, но и раннее выявление опасных изменений состояния каната. Потенциальный эффект от предотвращения простоев, повреждения оборудования и аварий зависит от условий эксплуатации конкретного промышленного объекта, поэтому его количественная оценка должна выполняться отдельно для каждой площадки внедрения.

Таким образом, разработанная система комплексного неразрушающего контроля является технически реализуемым и экономически оправданным решением. В режиме периодического применения расчётная окупаемость достигается после обследования порядка 22,4 км каната, а при включении комплекса в АСУ дополнительная эффективность будет определяться вкладом непрерывной диагностики в повышение эксплуатационной безопасности и предупреждение критических состояний стальных грузоподъёмных канатов.

4.6 Выводы по главе 4

1. В главе 4 обоснован переход от отдельного применения методов контроля к комплексной мультисенсорной диагностике стальных грузоподъёмных канатов.

Показано, что одноканальные решения имеют ограниченную область достоверного применения: оптический канал наиболее информативен при анализе поверхности и геометрии каната, тогда как магнитометрический отклик отражает изменения, связанные с локальными дефектами и потерей металлического сечения. Совместная обработка этих данных позволяет снизить риск пропуска повреждений, проявляющихся только в одном измерительном канале.

2. Оптический канал в составе разработанной системы представлен двухветвевой структурой. Первая ветвь предназначена для анализа профиля толщины и формирования геометрических признаков, характеризующих изменение формы и видимого поперечного сечения каната. Вторая ветвь основана на анализе двумерных изображений поверхности и ориентирована на выявление локальных повреждений по текстурным и визуальным признакам. Такое построение позволяет использовать техническое зрение не только для распознавания наружных дефектов, но и для получения измерительных признаков, связанных с изменением геометрии каната.

3. Магнитометрический канал дополняет результаты оптического контроля за счёт регистрации повреждений, которые не имеют выраженного поверхностного проявления, а также признаков потери металлического сечения. Его включение в комплексную систему соответствует принятой постановке магнитной дефектоскопии стальных канатов, где анализ утечки магнитного потока используется для обнаружения локальных дефектов и оценки изменения площади поперечного сечения. Тем самым магнитометрические данные расширяют диагностическую область системы по сравнению с контролем, основанным только на изображениях поверхности.

4. Интеграция оптического и магнитометрического каналов выполнена в едином координатно-временном пространстве. Для этого используются данные энкодера, учитывается конструктивное смещение 0,30 м между измерительными зонами и применяются процедуры выравнивания рядов данных, данное согласование обеспечивает привязку диагностических событий к конкретным

участкам каната и создаёт основу для корректного перекрёстного подтверждения дефектов, зарегистрированных разными измерительными каналами.

5. Автоматизированная система не должна полностью исключать участие специалиста из процедуры контроля, так как ручная верификация и экспертный разбор сохраняются для событий с пониженной уверенностью, а также для случаев расхождения решений между каналами. Это согласуется с особенностями магнитного контроля, где количественная интерпретация локальных дефектов требует сопоставления с дополнительными признаками и условиями регистрации. В разработанной системе роль оператора смещается от первичного поиска дефектов к проверке неопределённых событий и принятию окончательного эксплуатационного решения.

6. Технико-экономическая оценка подтвердила практическую реализуемость разработанного комплекса в режиме периодического применения. При консервативном расчёте, основанном на минимальной стоимости обследования 120 руб./м, окупаемость достигается после контроля порядка 22,4 км стального каната. При интеграции системы в АСУ ТП экономический эффект будет определяться не только замещением ручного или внешнего обследования, но и вкладом непрерывной диагностики в предупреждение аварийных и предаварийных состояний. Количественная оценка такого эффекта должна выполняться применительно к конкретному промышленному объекту.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В диссертационной работе решена актуальная научно-техническая задача повышения достоверности автоматизированного контроля дефектов и повреждений грузоподъемных стальных канатов за счёт комплексирования оптического контроля (технического зрения) и магнитометрического неразрушающего контроля, а также разработки и внедрения алгоритмов интеллектуальной обработки данных.

В ходе исследования получены следующие основные результаты и выводы:

1. Выполнен анализ дефектов грузоподъемных канатов как объекта автоматизированного технического контроля и показано, что их повреждаемость носит комплексный характер и включает как наружные локальные нарушения, так и внутренние дефекты, а также интегральную потерю металлического сечения. Установлено, что существующие средства неразрушающего контроля обладают различной информативностью по отношению к разным типам дефектов, вследствие чего для повышения достоверности диагностики обосновано применение комплексной системы контроля, основанной на разнородных по физической природе каналах измерения.

2. Научно обоснована возможность применения технического зрения для построения автоматизированной системы контроля состояния грузоподъемных канатов. Показано, что оптический канал позволяет получать информацию о состоянии поверхности каната и геометрии его поперечного сечения в реальном времени без остановки движения и демонтажа контролируемого объекта. Предложенные компоновочные решения обеспечивают формирование информативного изображения, пригодного для последующего автоматизированного извлечения диагностических признаков.

3. Исследована эффективность применения моделей машинного обучения и алгоритмов обработки изображений для детектирования и классификации поверхностных повреждений канатов. Установлено, что разработанные процедуры предобработки видеоданных повышают устойчивость распознавания дефектов к изменениям освещённости, шумам и искажениям съёмки. Показано, что методы

компьютерного зрения и интеллектуального анализа изображений являются эффективным средством автоматизированной классификации внешних повреждений каната, прежде всего таких, как разрыв, залом и изгиб.

4. Разработан алгоритм автоматизированной оценки степени истончения грузоподъемного каната по данным оптического канала, основанный на анализе профиля толщины поперечного сечения. Установлено, что предложенный подход позволяет не только выявлять наличие утонения, но и выполнять его количественную оценку. По результатам апробации на синтетически сгенерированных данных подтверждена высокая чувствительность алгоритма к ранним стадиям деградации: при диаметре каната 6 мм абсолютная погрешность определения толщины составила до 0,19 мм, а минимальное моделируемое истончение 2,5 % уверенно фиксировалось в пределах допустимого отклонения.

5. Научно обоснован метод автоматизированного контроля состояния грузоподъемных канатов на основе анализа профиля толщины по длине каната и показано, что одномерный профиль толщины является информативным признаком для формирования диагностических признаков и последующей классификации дефектов с использованием алгоритмов машинного обучения. Установлено наличие характерных паттернов профиля для различных состояний каната, а применение модели градиентного бустинга CatBoost подтвердило возможность достоверной автоматической классификации по выделенным статистическим признакам. Вместе с тем показано, что данные методы, будучи эффективными при классификации внешних повреждений и геометрических отклонений, в значительной степени не позволяют обнаруживать внутренние дефекты, не имеющие выраженного внешнего проявления.

6. Разработаны методические основы комплексной автоматизированной диагностики грузоподъемных канатов, предусматривающие необходимость синхронизации и согласования данных оптического и магнитометрического каналов в единой координатно-временной системе с формированием интегрального диагностического решения. Показано, что оптический канал целесообразно использовать для выявления и количественной оценки наружных

дефектов, изменений геометрии и истончения каната, тогда как обнаружение внутренних повреждений требует привлечения дополнительных методов неразрушающего контроля. Тем самым результаты работы непосредственно подводят к решению задач главы 4 — созданию системы комплексного неразрушающего контроля состояния стальных грузоподъемных канатов.

Полученные результаты могут быть использованы при создании и модернизации автоматизированных систем диагностики стальных канатов на объектах горнодобывающей промышленности и иных отраслях.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. ГОСТ 18353–79. Контроль неразрушающий. Классификация видов и методов = Nondestructive check. Classification of types and methods : государственный стандарт Союза ССР : издание официальное : утвержден и введен в действие Постановлением Государственного комитета СССР по стандартам от 11 ноября 1979 г. № 4245 : взамен ГОСТ 18353–73 : дата введения 1980–07–01. – Москва : Издательство стандартов, 1980. – 17 с.
2. ГОСТ 3241–91. Канаты стальные. Технические условия = Steel ropes. Specifications : межгосударственный стандарт : издание официальное : утвержден и введен в действие Постановлением Комитета стандартизации и метрологии СССР от 21 ноября 1991 г. № 1775 : взамен ГОСТ 3241–80 : дата введения 1993–01–01 / разработан и внесен ТК 146 «Метизы». – Москва : Стандартиформ, 2008. – 16 с.
3. ГОСТ 33718–2015. Краны грузоподъемные. Проволочные канаты. Уход и техническое обслуживание, проверка и отбраковка = Cranes. Wire ropes. Care and maintenance, inspection and discard : межгосударственный стандарт : издание официальное : принят Межгосударственным советом по стандартизации, метрологии и сертификации, протокол от 28 декабря 2015 г. № 83-П : введен в действие Приказом Федерального агентства по техническому регулированию и метрологии от 2 июня 2016 г. № 503-ст : введен впервые : дата введения 2017–04–01 / разработан Акционерным обществом «РАТТЕ» (АО «РАТТЕ»). – Москва : Стандартиформ, 2016. – IV, 45 с.
4. Кульчицкий, А.А. Оптический контроль повреждений грузоподъемных канатов металлургического технологического оборудования / А.А. Кульчицкий, **М.Ю. Николаев**, И.А. Бригаднов, Л.А. Русинов // Инженерный вестник Дона. – 2025. – № 3 (123). – с. 133-153 – EDN: FWUMVW.
5. Кульчицкий, А.А. Распознавание дефектов грузоподъемных канатов металлургического оборудования оптическим методом с помощью нейронных сетей / А.А. Кульчицкий, О.К. Мансурова, **М.Ю. Николаев** // Черные металлы - 2023. - №3. - С. 81-88 — DOI: 10.17580/chm.2023.03.13.

6. Кульчицкий, А.А. Система комплексного контроля состояния грузоподъемных стальных канатов на основе машинного обучения и синхронизированной обработки сигналов оптического и магнитного каналов / А.А. Кульчицкий, **М.Ю. Николаев** // Инженерный вестник Дона. — 2026. — № 3 (135). — 21 с. — EDN: EWUPYI.

7. Кульчицкий, А.А. Сравнительный анализ методов распознавания повреждений грузоподъемных стальных канатов при контроле их состояния оптическими средствами / А.А. Кульчицкий, **М.Ю. Николаев** // Современные методы и инновации в науке: Сборник статей XLV международной научной конференции, Санкт-Петербург, 10 декабря 2025 года. – СПб: ГНИИ «Нацразвитие», 2025. – С. 84-87. — EDN: YIUDX.

8. **Николаев, М.Ю.** Комплексная система оптического контроля дефектов грузоподъемных канатов / **М.Ю. Николаев** // Вопросы фундаментальных и прикладных научных исследований: Сборник статей международной научной конференции, Мурманск, 07 февраля 2024 года. – СПб: ГНИИ «Нацразвитие», 2024. – С. 21-23 — EDN: CRFEAT.

9. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022621454 Российская Федерация. База данных типовых повреждений тросов для обучения нейронных сетей в рамках угольных шахт Китая. Заявка № 2022621310: заявл. 09.06.2022: опубл. 20.06.2022 / Ю. Ли, А.А. Кульчицкий, **М.Ю. Николаев**; заявитель/правообладатель федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Санкт-Петербургский горный университет». – 531 КБ.

10. Cao, Q. Non-destructive and quantitative detection method for broken wire rope / Q. Cao, D. Liu, J. Zhou, J. Zhou // Yi Qi Yi Biao Xue Bao/Chinese Journal of Scientific Instrument. — 2011. — Vol. 32, № 4 — P. 787–794. — DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2011.04.011.

11. Cao, Q. Nondestructive and quantitative evaluation of wire rope based on radial basis function neural network using eddy current inspection / Q. Cao, D. Liu, Y.

He [et al.] // NDT and E International. — 2012. — Vol. 46. — P. 7–13 — DOI: 10.1016/j.ndteint.2011.09.015.

12. Casey, N. F. A review of the acoustic-emission monitoring of wire rope. / N. F. Casey, P. A. A. Laura // Ocean Engineering. — 1997. — Vol. 24. № 10. — P. 935–947. — 10.1016/S0029-8018(96)00052-2.

13. Casey, N. F. Frequency analysis of the signals generated by the failure of constituent wires of wire rope / N. F. Casey, H. White, J. L. Taylor // NDT International. — 1985. — Vol. 18, № 6. — P. 339–344. — DOI: 10.1016/0308-9126(85)90164-6.

14. Chen, Q. Research on 3D MFL testing of wire rope based on empirical wavelet transform and SRCNN / Q. Chen, J. Zhang, B. Li // Journal of Vibroengineering. — 2022. — Vol. 24, № 4. — P. 779–792. — DOI: 10.21595/jve.2022.22267.

15. Chen, Q. Wire Rope Damage Detection Based on Magnetic Leakage and Visible Light / Q. Chen, J. Zhang, Q. Ye // Journal of Failure Analysis and Prevention. — 2023. — Vol. 23. — P. 1275–1287. — DOI: 10.1007/s11668-023-01682-z.

16. Chen, Z. Gearbox Fault Identification and Classification with Convolutional Neural Networks / Z. Chen, C. Li, R.V. Sanchez // Shock and Vibration. — 2015. — Vol. 2015, № 1. — Art. 390134 — DOI: 10.1155/2015/390134.

17. Ding, Y. A new method for waveform analysis for estimating AE wave arrival times using wavelet decomposition / Y. Ding, R. L. Reuben, J. A. Steel // NDT and E International. — 2004. — Vol. 37, № 4. — P. 279–290. — DOI: 10.1016/j.ndteint.2003.10.006.

18. Drummond, G. Acoustic emission from wire ropes during proof load and fatigue testing / G. Drummond, J. F. Watson, P. P. Acarnley // NDT and E International. — 2007. — Vol. 40, № 1. — P. 94–101 — DOI: 10.1016/j.ndteint.2006.07.005.

19. Dutta, S. M. Simulation and Analysis of 3-D Magnetic Flux Leakage / S. M. Dutta, F. H. Ghorbel, R. K. Stanley // IEEE Transactions on Magnetics. — 2009. — Vol. 45, № 4. — P. 1966–1972. — DOI: 10.1109/TMAG.2008.2011896.

20. Fang, X. Research progress in automated visual surface defect detection for industrial metal materials / X. Fang, Q. Luo, B. Zhou, C. Li, L. Tian // Sensors. — 2020. — Vol. 20, № 18. — Art. 5136. — DOI: 10.3390/s20185136.

21. Fedorko, G. Possibilities of failure analysis for steel cord conveyor belts using knowledge obtained from non-destructive testing of steel ropes / G. Fedorko, V. Molnár, Ž. Ferková [et al.] // *Engineering Failure Analysis*. — 2016. — Vol. 67. — P. 33–45. — DOI: 10.1016/j.engfailanal.2016.05.026.
22. Gao, G. The effect of variable tensile stress on the MFL signal response of defective wire ropes / G. Gao, M. Lian, Y. Xu [et al.] // *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. — 2016. — Vol. 58, № 3. — P. 135–141. — DOI: 10.1784/insi.2016.58.3.135.
23. Guo, X. Deep fault recognizer: An integrated model to denoise and extract features for fault diagnosis in rotating machinery / X. Guo, C. Shen, L. Chen // *Applied Sciences*. — 2017. — Vol. 7, № 1. — Art. 41. — DOI: 10.3390/app7010041.
24. Guo, X. Hierarchical adaptive deep convolution neural network and its application to bearing fault diagnosis / X. Guo, L. Chen, C. Shen // *Measurement*. — 2016. — Vol. 93. — P. 490–502. — DOI: 10.1016/j.measurement.2016.07.054.
25. Huang, D. Wavelet Packet Decomposition-Based Multiscale CNN for Fault Diagnosis of Wind Turbine Gearbox / D. Huang, W. A. Zhang, F. Guo [et al.] // *IEEE Transactions on Cybernetics*. — 2023. — Vol. 53, № 1. — P. 443–453. — DOI: 10.1109/TCYB.2021.3123667.
26. Huang, X. Surface damage detection for steel wire ropes using deep learning and computer vision techniques / X. Huang, Z. Liu, X. Zhang [et al.] // *Measurement*. — 2020. — Vol. 161. — Art. 107843. — DOI: 10.1016/j.measurement.2020.107843.
27. Jalonen, T. Real-Time Damage Detection in Fiber Lifting Ropes Using Lightweight Convolutional Neural Networks / T. Jalonen, M. Al-Sa'd, R. Mellanen [et al.] // *IEEE Sensors Journal*. — 2024. — Vol. 25, № 4. — P. 7496–7507. — DOI: 10.1109/JSEN.2024.3521118.
28. Jana, D. Computer vision-based real-time cable tension estimation algorithm using complexity pursuit from video and its application in Fred-Hartman cable-stayed bridge / D. Jana, S. Nagarajaiah, Y. Yang // *Structural Control and Health Monitoring*. — 2022. — Vol. 29, № 9. — Art. e2985. — DOI: 10.1002/stc.2985.

29. Jaskó, S. Development of manufacturing execution systems in accordance with Industry 4.0 requirements: A review of standard- and ontology-based methodologies and tools / S. Jaskó, A. Skorp, T. Holczinger, T. Chovan, J. Abonyi // *Computers in Industry*. — 2020. — Vol. 123. — Art. 103300. — DOI: 10.1016/j.compind.2020.103300.
30. Jing, L. A convolutional neural network based feature learning and fault diagnosis method for the condition monitoring of gearbox / L. Jing, M. Zhao, P. Li, X. Xu // *Measurement*. — 2017. — Vol. 111. — P. 1–10.— DOI: 10.1016/j.measurement.2017.07.017.
31. Jing, L. An adaptive multi-sensor data fusion method based on deep convolutional neural networks for fault diagnosis of planetary gearbox / L. Jing, T. Wang, M. Zhao, P. Wang // *Sensors*. — 2017. — Vol. 17, № 2. — Art. 414 — DOI: 10.3390/s17020414.
32. Jomdecha, C. Design of modified electromagnetic main-flux for steel wire rope inspection / C. Jomdecha, A. Prateepasen // *NDT and E International*. — 2009. — Vol. 42, № 1. — P. 77–83. — DOI: 10.1016/j.ndteint.2007.10.006.
33. Kaur, A. Non-destructive Evaluation and Development of a New Wire Rope Tester Using Parallely Magnetized NdFeB Magnet Segments / A. Kaur, A. Gupta, H. Aggarwal [et al.] // *Journal of Nondestructive Evaluation*. — 2018. — Vol. 37. — Art. 61. — DOI: 10.1007/s10921-018-0516-y.
34. Kim, J. W. Magnetic flux leakage sensing and artificial neural network pattern recognition-based automated damage detection and quantification for wire rope non-destructive evaluation / J. W. Kim, S. Park // *Sensors*. — 2018. — Vol. 18, № 1. — Art. 109. — DOI: 10.3390/s18010109.
35. Kulchitskiy, A. Method for Monitoring the Condition of Steel Wire Ropes Based on the Analysis of Changes in the Linear Dimensions of Their Cross-Sections / A. Kulchitskiy, **M. Nikolaev** // *Mining*. - 2025. — Vol. 5, Issue 4. — Art. 79. — 22 p. DOI: 10.3390/mining5040079.

36. Leonard, S. Calculations of the effects of anisotropy on magnetic flux leakage detector signals / S. Leonard, D. L. Atherton // *IEEE Transactions on Magnetics*. — 1996. — Vol. 32, № 3, pt. 2. — P. 1905–1909. — DOI: 10.1109/20.492885.

37. Li, F. Ensemble machine learning systems for the estimation of steel quality control / F. Li, J. Wu, F. Dong // *2018 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)* — 2018. — P. 2245–2252. — DOI: 10.1109/BigData.2018.8622583.

38. Li, H. Estimation and warning of fatigue damage of FRP stay cables based on acoustic emission techniques and fractal theory / H. Li, Y. Huang, W. L. Chen [et al.] // *Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering*. — 2011. — Vol. 26, № 7. — P. 500–512. — DOI: 10.1111/j.1467-8667.2010.00713.x.

39. Li, S. A novel acoustic emission monitoring method of cross-section precise localization of defects and wire breaking of parallel wire bundle / S. Li, Y. Wu, H. Shi // *Structural Control and Health Monitoring*. — 2019. — Vol. 26, № 4. — Art. e2334. — DOI: 10.1002/stc.2334.

40. Li, X. A new quantitative non-destructive testing approach of broken wires for steel wire rope / X. Li, J. Zhang, J. Shi // *International Journal of Applied Electromagnetics and Mechanics*. — 2020. — Vol. 62, № 2. — P. 415–431. — DOI: 10.3233/JAE-190024.

41. Li, X. Quantitative Nondestructive Testing of Broken Wires for Wire Rope Based on Magnetic and Infrared Information / X. Li, J. Zhang, J. Shi // *Journal of Sensors*. — 2020. — Vol. 2020, № 1. — Art. 6419371— DOI: 10.1155/2020/6419371.

42. Li, Z. Multi-dimensional variational mode decomposition for bearing-crack detection in wind turbines with large driving-speed variations / Z. Li, Y. Jiang, Q. Guo [et al.] // *Renewable Energy*. — 2018. — Vol. 116, Part B. — P. 53–73. — DOI: 10.1016/j.renene.2016.12.013.

43. Liu, M. The Research of 30 mm Detecting Distance of Testing Device for Wire Rope Based on Open Magnetizer / M. Liu, C. Zhang, X. Jiang [et al.] // *Applied Sciences*. — 2022. — Vol. 12, № 10. — Art. 4829. — DOI: 10.3390/app12104829

44. Liu, S. A Review of Wire Rope Detection Methods, Sensors and Signal Processing Techniques / S. Liu, Y. Sun, X. Jiang, Y. Kang // *Journal of Nondestructive Evaluation*. — 2020. — Vol. 39. — Art. 85 — DOI: 10.1007/s10921-020-00732-y.

45. Liu, S. Comparison and analysis of multiple signal processing methods in steel wire rope defect detection by hall sensor / S. Liu, Y. Sun, X. Jiang, Y. Kang // *Measurement*. — 2021. — Vol. 171. — Art. 108768. — DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108768.

46. Liu, S. Wire rope defect recognition method based on MFL signal analysis and 1D-CNN / S. Liu, M. Chen // *Sensors*. — 2023. — Vol. 23, № 7. — Art. 3366. — DOI: 10.3390/s23073366.

47. Liu, X. A novel sensor to measure the biased pulse magnetic response in steel stay cable for the detection of surface and internal flaws / X. Liu, J. Xiao, B. Wu, C. He // *Sensors and Actuators A: Physical*. — 2018. — Vol. 269. — P. 218–226. — DOI: 10.1016/j.sna.2017.11.005.

48. Liu, Z. Configuration optimization of magnetostrictive transducers for longitudinal guided wave inspection in seven-wire steel strands / Z. Liu, J. Zhao, B. Wu [et al.] // *NDT and E International*. — 2010. — Vol. 43, № 6. — P. 484–492. — DOI: 10.1016/j.ndteint.2010.05.003.

49. Luo, K. Computer vision-based bridge inspection and monitoring: A review / K. Luo, X. Kong, J. Zhang, J. Hu, J. Li, H. Tang // *Sensors*. — 2023. — Vol. 23, № 18 — Art. 7863 — DOI: 10.3390/s23187863.

50. Negri, E. MES-integrated digital twin frameworks / E. Negri, S. Berardi, L. Fumagalli, M. Macchi // *Journal of Manufacturing Systems*. — 2020. — Vol. 56. — P. 58–71. — DOI: 10.1016/j.jmsy.2020.05.007.

51. Norouzi, E. Optimisation of the flux distribution in magnetic flux leakage testing / E. Norouzi, H. Ravanbod // *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. — 2009. — Vol. 51, № 10. — P. 563–567. — DOI: 10.1784/insi.2009.51.10.563.

52. Novak, G. Camera-based Visual Rope Inspection / G. Novak // *innoTRAC*. — 2020. — Vol. 1. — P. 55–63.— DOI: 10.14464/innotrac.v1i0.462.

53. Parmar, P. Use of computer vision to detect tangles in tangled objects / P. Parmar // 2013 IEEE Second International Conference on Image Information Processing (ICIIP-2013). — 2013. — P. 39–44. — DOI: 10.1109/ICIIP.2013.6707551.

54. Platzer, E. S. HMM-Based defect localization in wire ropes — A new approach to unusual subsequence recognition / E. S. Platzer, J. Nägele, K. H. Wehking, J. Denzler // Lecture Notes in Computer Science. — 2009. — Vol. 5748. — P. 442–451. — DOI: 10.1007/978-3-642-03798-6_45.

55. Platzer, E. S. On the suitability of different features for anomaly detection in wire ropes / E. S. Platzer, H. Süße, J. Nägele [et al.] // Computer Vision, Imaging and Computer Graphics. Theory and Applications. VISIGRAPP 2009. Communications in Computer and Information Science. — 2010. — Vol. 68 — P. 296–308. — DOI: 10.1007/978-3-642-11840-1_22.

56. Rani, A. A survey of vision-based condition monitoring methods using deep learning: A synthetic fiber rope perspective / A. Rani, D. Ortiz-Arroyo, P. Durdevic // Engineering Applications of Artificial Intelligence. — 2024. — Vol. 136, Part A. — Art. 108921 — DOI: 10.1016/j.engappai.2024.108921.

57. Rozs, R., Collaborative Systems, Operation and Task of the Manufacturing Execution Systems in the 21st Century Industry / R. Rozs, M. Ando // Periodica Polytechnica Mechanical Engineering. — 2020. — Vol. 64, № 1. — P. 51–66. — DOI: 10.3311/PPme.14413.

58. Sanchez-Brea, L. M. Optical technique for the automatic detection and measurement of surface defects on thin metallic wires / L. M. Sanchez-Brea, P. Siegmann, M. A. Rebollo, E. Bernabeu // Applied Optics. — 2000. — Vol. 39, № 4 — P. 539–545. — DOI: 10.1364/AO.39.000539.

59. Saufi, S. R. Challenges and opportunities of deep learning models for machinery fault detection and diagnosis: A review. / S. R. Saufi, Z. A. Bin Ahmad, M. S. Leong, M. H. Lim. // in IEEE Access — 2019. — Vol. 7 — P. 122644–122662. — DOI: 10.1109/ACCESS.2019.2938227.

60. Shan, Z. A novel adaptive moving average method for signal denoising in strong noise background / Z. Shan, J. Yang, M. A. F. Sanjuán [et al.] // European Physical

Journal Plus. — 2022. — Vol. 137. — Art. 50. — DOI: 10.1140/epjp/s13360-021-02279-x.

61. Shen, Z. A Computer Vision-Aided Lightweight Attention-Augmented Approach for Nondestructive Steel Wire Rope Defect Detection / Z. Shen, Y. Lv, R. Yuan [et al.] // in IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement. — 2026. . — Vol. 75. — Art. 5008911. — DOI: 10.1109/TIM.2026.3687972.

62. Song, K. Mechanism study of AC-MFL method using U-shape inducer / K. Song, C. Chen, Y. Kang [et al.] // Yi Qi Yi Biao Xue Bao/Chinese Journal of Scientific Instrument. — 2012. — Vol. 33, № 9 — P. 1980–1985. — DOI: 10.19650/j.cnki.cjsi.2012.09.009.

63. Sun, H. X. Texture Segmentation and Boundary Recognition of Wire Rope Images in Complicated Background / H. X. Sun, Y. H. Zhang, F. L. Luo // Acta Photonica Sinica. — 2010. — Vol. 39, № 9. — P. 1666–1671. — DOI: 10.3788/gzxb20103909.1666.

64. Sun, L. Experimental study on wire breakage detection by acoustic emission / L. Sun, J. Qian // Frontiers of Architecture and Civil Engineering in China. — 2011. — Vol. 5 — P. 503–509. — DOI: 10.1007/s11709-011-0132-8.

65. Sun, Y. A new magnetic flux leakage sensor based on open magnetizing method and its on-line automated structural health monitoring methodology / Y. Sun, S. Liu, R. Li [et al.] // Structural Health Monitoring. — 2015. — Vol. 14, № 6. — P. 583–603. — DOI: 10.1177/1475921715604387.

66. Sun, Y. An opening electric-MFL detector for the NDT of in-service mine hoist wire / Y. Sun, J. Wu, B. Feng, Y. Kang // IEEE Sensors Journal. — 2014. — Vol. 14, № 6. — P. 2042–2047. — DOI: 10.1109/JSEN.2014.2307760.

67. Sun, Y. Magnetic mechanisms of magnetic flux leakage nondestructive testing / Y. Sun, Y. Kang // Applied Physics Letters. — 2013. — Vol. 103, № 18. — Art. 184104. — DOI: 10.1063/1.4828556.

68. Surendran, R. Deep learning based intelligent industrial fault diagnosis model / R. Surendran, O. I. Khalaf, C. A. T. Romero // Computers, Materials and

Continua. — 2022. — Vol. 70, № 3. — P. 6323–6338. — DOI: 10.32604/cmc.2022.021716.

69. Tang, S. An adaptive deep learning model towards fault diagnosis of hydraulic piston pump using pressure signal / S. Tang, Y. Zhu, S. Yuan // *Engineering Failure Analysis*. — 2022. — Vol. 138. — Art. 106300.— DOI: 10.1016/j.engfailanal.2022.106300.

70. Tian, J. Detection Technology of Mine Wire Rope Based on Radial Magnetic Vector with Flexible Printed Circuit / J. Tian, C. Zhao, W. Wang, G. Sun // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. — 2021. — Vol. 70. — Art. 3521810 — DOI: 10.1109/TIM.2021.3096288.

71. Tian, J. Research on magnetic excitation model of magnetic flux leakage for coal mine hoisting wire rope / J. Tian, H. Wang // *Advances in Mechanical Engineering*. — 2015. — Vol. 7, № 11. — DOI: 10.1177/1687814015618626.

72. Trevino, D. A. G. An Improved Dipole Model of 3-D Magnetic Flux Leakage / D. A. G. Trevino, S. M. Dutta, F. H. Ghorbel, M. Karkoub // *IEEE Transactions on Magnetics*. — 2016. — Vol. 52, № 12. — P. 1–7. — DOI: 10.1109/TMAG.2015.2475429.

73. Treyssède, F. Elastic guided waves in helical multi-wire armors / F. Treyssède, L. Laguerre, P. Cartraud, T. Soulard // *Ultrasonics*. — 2021. — Vol. 110. — Art. 106294 — DOI: 10.1016/j.ultras.2020.106294.

74. Treyssède, F. Investigation of elastic modes propagating in multi-wire helical waveguides / F. Treyssède, L. Laguerre // *Journal of Sound and Vibration*. — 2010. — Vol. 329, № 10. — P. 1702–1716. — DOI: 10.1016/j.jsv.2009.11.021.

75. Tse, P. W. Advanced signal processing methods applied to guided waves for wire rope defect detection / P. W. Tse, J. Rostami // *AIP Conference Proceedings*. — 2016. — Vol. 1706, № 1 — Art. 030006 — DOI: 10.1063/1.4940478.

76. Vallan, A. A vision-based technique for lay length measurement of metallic wire ropes / A. Vallan, F. Molinari // *IEEE Transactions on Instrumentation and Measurement*. — 2009. — Vol. 58, № 5. — P. 1756–1762 — DOI: 10.1109/TIM.2009.2012953.

77. Vanniamparambil, P. A. Novel optico-acoustic nondestructive testing for wire break detection in cables / P. A. Vanniamparambil, F. Khan, K. Hazeli [et al.] // *Structural Control and Health Monitoring*. — 2013. — Vol. 20. № 11. — P. 1339–1350. — DOI: 10.1002/stc.1539.

78. Wacker, E. S. An analysis-by-synthesis approach to rope condition monitoring / E. S. Wacker, J. Denzler // *Lecture Notes in Computer Science*. — 2010. — Vol. 6454. — P. 459–468. — DOI: 10.1007/978-3-642-17274-8_45.

79. Wacker, E. S. Enhanced anomaly detection in wire ropes by combining structure and appearance / E. S. Wacker, J. Denzler // *Pattern Recognition Letters*. — 2013. — Vol. 34, № 8. — P. 942–953. — DOI: 10.1016/j.patrec.2013.01.025.

80. Wang, C. A novel deep metric learning model for imbalanced fault diagnosis and toward open-set classification / C. Wang, C. Xin, Z. Xu // *Knowledge-Based Systems*. — 2021. — Vol. 220. — Art. 106925 — DOI: 10.1016/j.knosys.2021.106925.

81. Wang, H. A sensor model for defect detection in mine hoisting wire ropes based on magnetic focusing / H. Wang, J. Tian, G. Meng // *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. — 2017. — Vol. 59, № 3. — P. 143–148. — DOI: 10.1784/insi.2017.59.3.143.

82. Wang, H. Y. Key technique of a detection sensor for coal mine wire ropes / H. Y. Wang, Z. Xu, G. Hua [et al.] // *Mining Science and Technology*. — 2009. — Vol. 19, № 2. — P. 170–175. — DOI: 10.1016/S1674-5264(09)60032-6.

83. Wang, H. Y. Research on Detection Device for Broken Wires of Coal Mine-Hoist Cable / H. Y. Wang, G. Hua, J. Tian // *Journal of China University of Mining and Technology*. — 2007. — Vol. 17, № 3. — P. 376–381. — DOI: 10.1016/S1006-1266(07)60109-6.

84. Weischedel, H.R. Electromagnetic testing, a reliable method for the inspection of wire ropes in service / H.R. Weischedel, R.P. Ramsey // *NDT International*. — 1989. — Vol. 22, № 3. — P. 155–161. — DOI: 10.1016/0308-9126(89)90003-5.

85. Wen, L. A negative correlation ensemble transfer learning method for fault diagnosis based on convolutional neural network / L. Wen, L. Gao, Y. Dong, Z. Zhu //

Mathematical Biosciences and Engineering. — 2019. — Vol. 16, № 5. — P. 3311–3330. — DOI: 10.3934/mbe.2019165.

86. Wu, W.H. Automatic anomaly detection and processing for long-term tension monitoring of stay cables based on vibration measurements / W.H. Wu, C.C. Chen, S.L. Lin // *Intelligent Transportation Infrastructure*. — 2022. — Vol. 1 — Art. liac002 — DOI: 10.1093/iti/liac002.

87. Xinjing, H. Susceptibility inversion of near-field magnetic sources and its application / H. Xinjing, J. Chunxing, L. Jian // *Journal of Magnetism and Magnetic Materials*. — 2019. — Vol. 490. — Art. 165547. — DOI: 10.1016/j.jmmm.2019.165547.

88. Xu, F. Inspection method of cable-stayed bridge using magnetic flux leakage detection: principle, sensor design, and signal processing / F. Xu, X. Wang, H. Wu // *Journal of Mechanical Science and Technology*. — 2012. — Vol. 26. — P. 661–669. — DOI: 10.1007/s12206-011-1234-x.

89. Xu, Y. A hybrid deep-learning model for fault diagnosis of rolling bearings / Y. Xu, Z. Li, S. Wang [et al.] // *Measurement*. — 2021. — Vol. 169. — Art. 108502. — DOI: 10.1016/j.measurement.2020.108502.

90. Xue, S. Fatigue failure analysis of steel wire rope sling based on share-splitting slip theory / S. Xue, R. Shen, M. Shao [et al.] // *Engineering Failure Analysis*. — 2019. — Vol. 105. — P. 1189–1200. — DOI: 10.1016/j.engfailanal.2019.07.055.

91. Yaman, O. Auto correlation based elevator rope monitoring and fault detection approach with image processing / O. Yaman, M. Karakose // *2017 International Artificial Intelligence and Data Processing Symposium (IDAP), Malatya, Turkey, 16–17 September 2017*. — 2017. — P. 1–5. — DOI: 10.1109/IDAP.2017.8090176.

92. Yan, X. Improve the signal to noise ratio and installation convenience of the inductive coil for wire rope nondestructive testing / X. Yan, D. Zhang, F. Zhao // *NDT and E International*. — 2017. — Vol. 92. — P. 221–227. — DOI: 10.1016/j.ndteint.2017.09.005.

93. Yan, X. Online nondestructive testing for fine steel wire rope in electromagnetic interference environment / X. Yan, D. Zhang, S. Pan [et al.] // *NDT & E International*. — 2017. — Vol. 92. — P. 75–81. — DOI: 10.1016/j.ndteint.2017.07.017.

94. Yoo, Y. Lite and Efficient Deep Learning Model for Bearing Fault Diagnosis Using the CWRU Dataset / Y. Yoo, H. Jo, S. W. Ban // *Sensors*. — 2023. — Vol. 23, № 6. — Art. 3157.— DOI: 10.3390/s23063157.
95. Zhang, D. L. A new method of defects identification for wire rope based on three-dimensional magnetic flux leakage / D. L. Zhang, Y. N. Cao, C. Wang, D. G. Xu // *Journal of Physics: Conference Series*. — 2006. — Vol. 48. — P. 334–338. — DOI: 10.1088/1742-6596/48/1/062.
96. Zhang, D. Quantitative method for detecting internal and surface defects in wire rope / D. Zhang, E. Zhang, X. Yan // *NDT & E International*. — 2021. — Vol. 119— Art. 102405.— DOI: 10.1016/j.ndteint.2021.102405.
97. Zhang, G. Convolutional autoencoder-based flaw detection for steel wire ropes / G. Zhang, Z. Tang, J. Zhang, W. Gui // *Sensors (Switzerland)*. — 2020. — Vol. 20, № 22. — Art. 6612. — DOI: 10.3390/s20226612.
98. Zhang, G. Steel wire rope surface defect detection based on segmentation template and spatiotemporal gray sample set / G. Zhang, Z. Tang, Y. Fan // *Sensors*. — 2021. — Vol. 21, № 16. — Art. 5401. — DOI: 10.3390/s21165401.
99. Zhang, J. Non-Destructive Detection of Wire Rope Discontinuities from Residual Magnetic Field Images Using the Hilbert-Huang Transform and Compressed Sensing / J. Zhang, X. Tan, P. Zheng // *Sensors*. — 2017. — Vol. 17, № 3. — Art. 608. — DOI: 10.3390/s17030608.
100. Zhang, J. Quantitative inspection of remanence of broken wire rope based on compressed sensing / J. Zhang, X. Tan // *Sensors*. — 2016. — Vol. 16, № 9. — Art. 1366. — DOI: 10.3390/s16091366.
101. Zhang, J. Recognition of broken wire rope based on adaptive parameterless empirical wavelet transform and random forest / J. Zhang, J. Li // *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. — 2019. — Vol. 61, № 7. — P. 380–394. — DOI: 10.1784/insi.2019.61.7.380.
102. Zhang, J. Recognition of broken wire rope based on remanence using EEMD and wavelet methods / J. Zhang, P. Zheng, X. Tan // *Sensors* — 2018. — Vol. 18, № 4. — Art. 1110 — DOI: 10.3390/s18041110.

103. Zhang, J. W. Quantitative Detection of Remanence in Broken Wire Rope Based on Adaptive Filtering and Elman Neural Network / J. Zhang, S. Lu, T. Gao // *Journal of Failure Analysis and Prevention*. — 2019. — Vol. 19. — P. 1264–1274. — DOI: 10.1007/s11668-019-00709-8.

104. Zhang, K. A hybrid deep-learning model for fault diagnosis of rolling bearings in strong noise environments / K. Zhang, C. Fan, X. Zhang [et al.] // *Measurement Science and Technology*. — 2022. — Vol. 33. — Art. 065103 — DOI: 10.1088/1361-6501/ac4a18.

105. Zhang, W. A new deep learning model for fault diagnosis with good anti-noise and domain adaptation ability on raw vibration signals / W. Zhang, G. Peng, C. Li [et al.] // *Sensors*. — 2017. — Vol. 17, № 2. — Art. 425. — DOI: 10.3390/s17020425.

106. Zhang, Y. A quantitative identification method based on CWT and CNN for external and inner broken wires of steel wire ropes / Y. Zhang, Z. Feng, S. Shi [et al.] // *Heliyon*. — 2022. — Vol. 8, № 11. — Art. e11623 — DOI: 10.1016/j.heliyon.2022.e11623.

107. Zhang, Y. A quantitative testing method for broken wires in steel wire ropes based on transfer learning / Y. Zhang, J. Tan, Q. Meng [et al.] // *Journal of Vibration and Shock*. — 2022. — Vol. 41, № 12. — P. 261–266. — DOI: 10.13465/j.cnki.jvs.2022.12.032.

108. Zhang, Y. Intelligent Fault Diagnosis of Broken Wires for Steel Wire Ropes Based on Generative Adversarial Nets / Y. Zhang, J. Han, L. Jing [et al.] // *Applied Sciences*. — 2022. — Vol. 12, № 22. — Art. 11552. — DOI: 10.3390/app122211552.

109. Zhao, R. Deep learning and its applications to machine health monitoring / R. Zhao, R. Yan, Z. Chen [et al.] // *Mechanical Systems and Signal Processing*. — 2019. — Vol. 115. — P. 213–237. — DOI: 10.1016/j.ymsp.2018.05.050.

110. Zheng, P. Quantitative nondestructive testing of wire rope based on pseudo-color image enhancement technology / P. Zheng, J. Zhang // *Nondestructive Testing and Evaluation*. — 2019. — Vol. 34, № 3. — P. 221–242. — DOI: 10.1080/10589759.2019.1590827.

111. Zhou, J. Numerical simulation of magnetic excitation based on a permanent magnet co-directional array sensor / J. Zhou, J. Tian, H. Wang [et al.] // *Insight: Non-Destructive Testing and Condition Monitoring*. — 2018. — Vol. 60, № 10. — P. 568–574. — DOI: 10.1784/insi.2018.60.10.568.

112. Zhou, P. A novel texture-based damage detection method for wire ropes / P. Zhou, G. Zhou, Z. He [et al.] // *Measurement*. — 2019. — Vol. 148. — Art. 106954. — DOI: 10.1016/j.measurement.2019.106954.

113. Zhou, P. Health Monitoring for Balancing Tail Ropes of a Hoisting System Using a Convolutional Neural Network / P. Zhou, G. Zhou, Z. Zhu [et al.] // *Applied Sciences*. — 2018. — Vol. 8, № 8. — Art. 1346. — DOI: 10.3390/app8081346.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Свидетельство о государственной регистрации базы данных

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации базы данных

№ 2022621454

**База данных типовых повреждений тросов для обучения
нейронных сетей в рамках угольных шахт Китая**

Правообладатель: *федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Санкт-Петербургский горный университет» (RU)*

Авторы: *Ли Юньэнь (CN), Кульчицкий Александр
Александрович (RU), Николаев Михаил Юрьевич (RU)*

Заявка № 2022621310

Дата поступления 09 июня 2022 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре баз данных 20 июня 2022 г.



*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Handwritten signature of Yu. S. Zubov in blue ink.

Ю.С. Зубов

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Акт внедрения



Утверждаю
 генеральный директор
 ООО «Лаборатория инжиниринга»
 О.С. Ануфриев

Дата «19» 12 2025 г.

АКТ

о внедрении результатов кандидатской диссертации Николаева Михаила Юрьевича

соискателя ученой степени кандидата технических наук по специальности

2.3.3. Автоматизация и управление технологическими процессами и производствами

Комиссия в составе:

Председатель: генеральный директор ООО «Лаборатория инжиниринга» – Ануфриев О.С.;

Члены комиссии: секретарь Батыгина А.С., заместитель генерального директора Братчиков А.В.,
 эксперт Малькова Я.М.

Составили настоящий акт о том, что результаты диссертации на тему: «Автоматизированная система комплексного неразрушающего контроля состояния стальных грузоподъемных канатов» рассмотрены на заседании ООО «Лаборатория инжиниринга» от 19.12.2025 г. и внедрены в производственную деятельность при разработке технических решений для систем неразрушающего контроля стальных грузоподъемных канатов:

- Алгоритм обработки изображений автоматизированной системы контроля состояния стальных грузоподъемных канатов на основе сверточной нейронной сети.
- Методика обработки изображений на основе анализа профиля толщин каната по длине.
- Алгоритм комплексного неразрушающего контроля дефектов и повреждений грузоподъемных канатов

По результатам совместных разработок получено 0 патентов.

Использование указанных результатов позволит более достоверно осуществлять обнаружение и классификацию дефектов стальных грузоподъемных канатов.

Председатель комиссии:

генеральный директор
 ООО «Лаборатория инжиниринга»

Члены комиссии:
 Секретарь

Заместитель генерального директора

Эксперт, к.т.н.

О.С. Ануфриев

А.С. Батыгина

А.В. Братчиков

Я.М. Малькова