

АННОТАЦИЯ

диссертационной работы на соискание степени доктора философии (PhD) по специальности «6D071600 - Приборостроение» Рахметовой Перизат Маратқызы на тему «Разработка и исследование системы обнаружения внутритрубных дефектов на основе машинного зрения для мобильных роботов»

Актуальность темы исследования. Современные трубопроводные системы являются неотъемлемой составляющей критически важной инфраструктуры, обеспечивающей транспортировку нефти, газа, воды и других жидких сред на значительные расстояния. Однако их эксплуатация сопряжена с неизбежными процессами износа, что приводит к появлению внутритрубных дефектов, таких как коррозия, трещины, повреждения и механические деформации, а также образованию каверн. Несвоевременное обнаружение подобных дефектов может привести к авариям, значительным финансовым потерям и экологическим катастрофам. Согласно последним опубликованным научным данным, среди перечисленных видов дефектов трубопровода наибольший вклад в развитие процесса износа труб оказывает коррозия. Это объясняется необратимым разрушением внутренней полости трубопроводов, вызванными физико-химическими процессами, условиями эксплуатации, а также климатическими факторами и особенностями трассы, что в ряде случаев может привести к выходу трубопровода из строя. Таким образом, на основании отмеченного становится очевидной необходимость проведения своевременной инспекции состояния трубопроводов и выявления дефектов от коррозии.

На сегодняшний день для своевременной инспекции состояния труб и выявления их целостности достаточно часто и широко применяются методы неразрушающего контроля и диагностики, основанные на ультразвуковой и магнитной дефектоскопии, а также капиллярного контроля. Перечисленные методы контроля и диагностики обладают рядом преимуществ, но не лишены существенных ограничений. В частности, высокая стоимость их реализации, трудоемкость вычислений при обработке результатов регистрации данных о целостности трубопроводов, а также необходимость вывода трубопроводов из эксплуатации. Среди методов неразрушающего контроля оптический метод контроля, сочетающий в своей структуре специализированные датчики для сбора измерительной цифровой информации на основе машинного зрения, нивелирует существенные ограничения известных методов, что дало обосновать выбор именно данного метода для решения выше описанной актуальной задачи. Однако в ответ на потребности применения оптического метода неразрушающего контроля разрабатываются специализированные технические системы, предназначенные для сбора, обработки и обнаружения внутритрубного дефекта, результативность которых может в значительной степени повыситься при реализации современных методов и алгоритмов обработки измерительной информации в сочетании с машинным обучением.

С развитием методов и алгоритмов первичной и вторичной обработки измерительной информации, в частности, цифровых сигналов изображений с дефектами, получаемых с помощью машинного зрения, становится все более актуальной и востребованной научно-технической задачей в технологиях роботизированных систем неразрушающего контроля с машинным зрением. Сочетание отмеченных двух технологий формирует междисциплинарный подход в научном приборостроении, требующий комплексности решаемых задач. В частности, методы первичной и вторичной цифровой обработки измерительной информации и алгоритмы их реализации автоматизируют процесс обнаружения дефекта от коррозии и существенно улучшают их классификацию на выходе методов машинного обучения. Однако, несмотря на состоятельность существующих систем обнаружения дефекта, повышение точности обнаружения дефекта от коррозии при оптическом внутритрубном контроле остается актуальной и сложной научно-технической прикладной задачей, требующей проведения исследований.

Степень разработанности темы исследования. На сегодняшний день существуют различные методы первичной и вторичной цифровой обработки измерительной информации и алгоритмы их реализации на основе методов фильтрации сигналов изображений и детекторов, основанных на выделении границ краев изображений и другие. Важно отметить, что в развитие и становление данных методов внесли существенный вклад отечественные и зарубежные исследователи. Однако, несмотря на это, одной из основных проблем, сдерживающих применение этих методов в структуре метода оптического внутритрубного контроля, является низкая точность выделения границ краев цифрового изображения, содержащего внутритрубные дефекты от коррозии. На современном этапе научного исследования алгоритмическое обеспечение метода детекции Джона Кэнни и его реализация для повышения точности обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии, не получили должной разработки в современной научной литературе и в существующих мобильных роботизированных системах неразрушающего контроля с машинным зрением. Таким образом, на основании отмеченного, разработка метода обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии, способного повысить точность системы детекции, является актуальной научной задачей.

Объект исследования – изображения, содержащие внутритрубные дефекты от коррозии.

Предмет исследования – методы первичной и вторичной обработки измерительной информации и алгоритмы их реализации.

Цель исследования заключается в повышении точности системы обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии, получаемых при машинном зрении во время оптического внутритрубного контроля, на основе разработки метода и алгоритмов обработки цифровых изображений.

Задачи исследования

1. Провести аналитический обзор существующих методов обнаружения внутритрубных дефектов и выявить их особенности.

2. Разработать систему обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии.

3. Разработать алгоритм кластеризации внутритрубного дефекта от коррозии.

4. Провести экспериментальную апробацию системы обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии.

Методы исследования. Для решения поставленных задач применялись современные методы машинного зрения и обучения, включая сверточные нейронные сети, метод сегментации цифровых изображений, алгоритмы фильтрации шумов и повышения контрастности.

Научная новизна диссертационного исследования. Результаты, полученные в рамках диссертационного исследования, были опубликованы в следующих работах [1-6]. Предложенный метод и алгоритмы его реализации основаны на первичной и вторичной цифровой обработке измерительной информации, что позволяет повысить точность обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии. При решении задач получены следующие научные результаты.

1. Разработан новый алгоритм первичной обработки цифровых изображений с дефектом от коррозии, получаемых системой обнаружения на основе машинного зрения при оптическом внутритрубном контроле, что в отличие от известных алгоритмов, учитывает применение алгоритма Джона Кэнни и нейронной сети со сверточной архитектурой.

2. Впервые для кластеризации внутритрубного дефекта от коррозии разработан новый алгоритм вторичной цифровой обработки измерительной информации, базирующийся на реализации метода машинного обучения, основанного на плотности пространственной кластеризации для приложений с шумами DBSCAN.

Теоретическая и практическая значимость

Теоретическая значимость полученных результатов диссертационного исследования заключается в их вкладе в развитие системы обработки результатов регистрации сигналов изображений с дефектами от коррозии, выявляемыми при оптическом внутритрубном контроле.

Практическая значимость полученных результатов диссертационного исследования заключается в том, что разработанная система позволяет обнаруживать дефекты от коррозии при оптическом внутритрубном контроле с точностью 93%.

Основные положения, выносимые на защиту:

1. Алгоритм, позволяющий проводить первичную цифровую обработку результатов регистрации изображений с внутритрубными дефектами от коррозии, полученных при применении машинного зрения во время оптического внутритрубного контроля.

2. Алгоритм кластеризации внутритрубных дефектов от коррозии, основанный на применении метода машинного обучения, обеспечивающий повышения точности классификации обнаруженных коррозии в среднем на 93% при 4212 моделях объекта контроля.

Степень достоверности результатов работы

Достоверность полученных научных результатов диссертационного исследования обеспечивается:

- непротиворечивостью полученных результатов на выходе системы;
- полученными результатами исследований натуральных образцов изображений с дефектами от коррозии, а также расчетами количественных показателей, характеризующих качество решения задачи цифровой обработки изображений при машинном обучении;
- опубликованными научными статьями в изданиях;

Апробация результатов диссертационного исследования

Основные научные результаты диссертационного исследования докладывались и обсуждались на международных научных конференциях:

1. IEEE International conference of young researchers in electrical and electronic engineering, СПбГЭУ «ЛЭТИ», Санкт-Петербург, 2025.
2. International Conference on Electronics, Engineering Physics, and Earth Science, “AIP Publishing”, Kavala, Greece, 2023.
3. IEEE 4th International Conference on Communications, Information, Electronic and Energy Systems, “IEEE Xplore Digital Library”, Plovdiv, Bulgaria, 2023.

Публикации и вклад докторанта

Результаты диссертационного исследования представлены в 6 научных публикациях, в том числе в 1 статье в журнале, входящем в базу данных SCOPUS с процентилем 36% и в 2 статьях в изданиях из второго списка, рекомендованных Комитетом по обеспечению качества в науке и высшем образовании Республики Казахстан, а также 3 статьи – в сборниках научных трудов по материалам международных конференций.

Докторант внес основной вклад в разработку концепции и методологии исследования, сбор и анализ данных, визуализацию результатов, написание основных текстов статей и предоставление их научного обоснования. Во всех этапах докторант выполнял важные задачи моделирование.

Структура диссертации

Рассматриваемая диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка использованной литературы и приложений. Объем данной диссертации составляет 93 страниц с 41 рисунками и 7 таблицами. Список литературы содержит 101 наименование, а также 2 приложений.

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулированы цель и постановка решаемых задач, кратко представлены основные научные результаты, применяемые методы исследования, отмечена значимость полученных результатов, сформулированы основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе диссертационной работы представлены результаты обзора методов обнаружения внутритрубных дефектов. Проведен анализ

методов контроля внутритрубных дефектов. Произведен анализ методов контроля внутритрубных дефектов. Перечислены мобильные робототехнические комплексы для системы обнаружения внутритрубного дефекта. Проанализированы современные методы первичной и вторичной обработки измерительной информации и алгоритм их реализации.

Аналитический обзор показал, что обилие научных работ, посвященных по неразрушающему контролю состояния трубопровода на основе оптического внутритрубного метода, в основном направлены именно на разработку новых или совершенствование уже известных систем обнаружения внутритрубных дефектов, в частности от коррозии. Обзор более современной научной литературы показал, что большинство работ сосредоточено на разработке или совершенствовании систем обнаружения дефектов, прежде всего коррозионного типа. Внутритрубные дефекты представляют собой отклонения геометрии, сварных швов и структуры материала, изменяющиеся по мере эксплуатации. Согласно секторной диаграмме представленной на рисунке 1, 36% всех повреждений обусловлено внутренней коррозией, 24% — наружной, тогда как остальные дефекты связаны с нарушениями сварных соединений, механическими повреждениями, заводскими изъянами и ошибками монтажа [7].

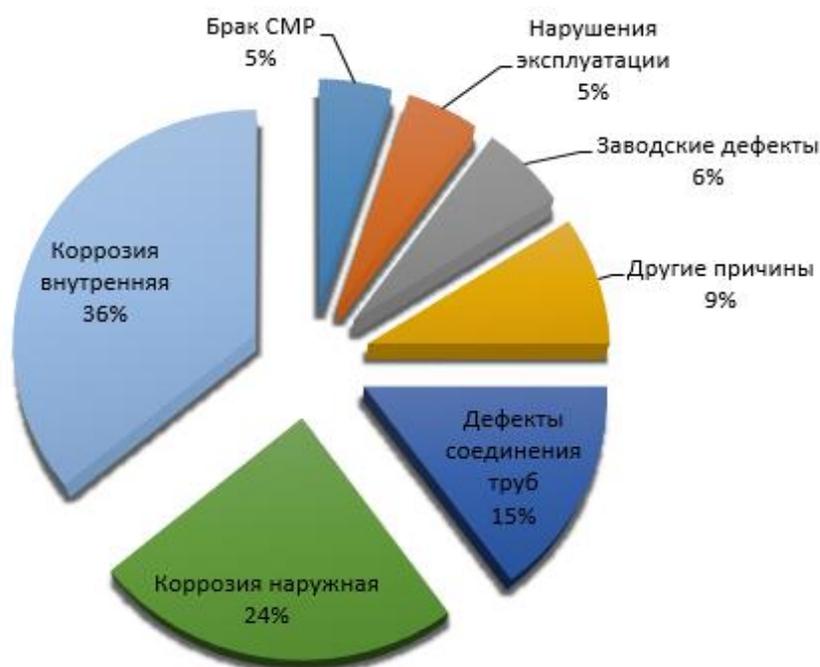


Рисунок 1 – Секторная диаграмма внутритрубных дефектов [7]

Рассмотрены традиционные методы неразрушающего контроля — акустический, ультразвуковой, вихретоковый, магнитный, радиографический и оптический. Их достоинства включают высокую надёжность и проверенные стандарты, однако ограничения проявляются в требовании квалифицированных операторов, чувствительности к эксплуатационным условиям и ограниченной автоматизации [2]. Это стимулировало интеграцию

робототехники, высокоточных сенсоров и вычислительных алгоритмов для повышения точности и оперативности мониторинга.

Комбинация данных от различных сенсоров, применение машинного обучения, а также использование методов обработки изображений [1-3] высокого разрешения позволяют не только обнаруживать дефекты, но и прогнозировать их развитие в реальном времени. От автоматизированного контроля поверхности на производстве до сложных мобильных роботизированных систем, оснащенных камерами для анализа трубопроводов, именно машинное зрение [4-6] стало мощным инструментом, который обеспечивает автоматизированный анализ коррозионных поражений и повышает точность инспекционных процедур.

Сравнительный анализ данных выявил, что среди мобильных роботов, предназначенных для внутритрубной инспекции наиболее перспективным для решения поставленной задачи диссертационного исследования является гусеничный мобильный робот на рисунке 2, который способен эффективно передвигаться внутри труб и обеспечивать стабильный захват изображений для последующей обработки.

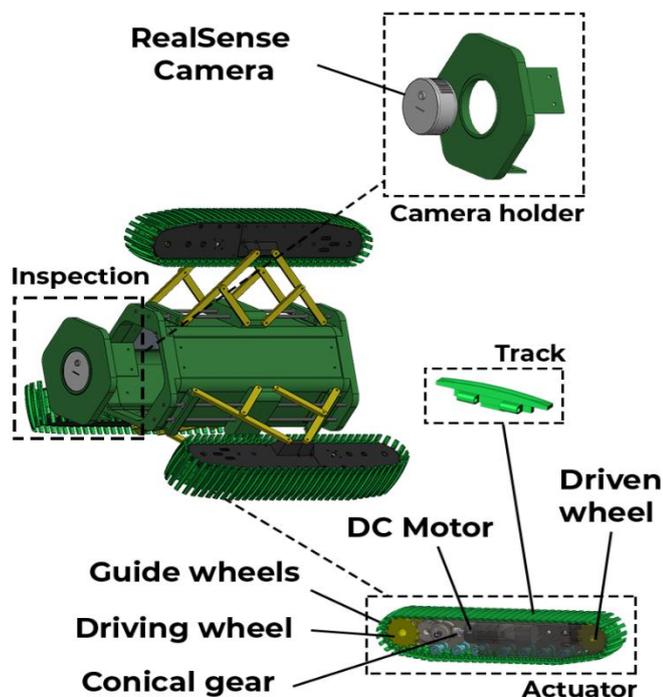


Рисунок 2 – Модель внутритрубного мобильного робота SIPIR

При разработке системы обнаружения внутритрубных дефектов для мобильных роботов критически важен грамотный выбор аппаратно-программных компонентов, обеспечивающих надёжную работу в реальном времени в сложных эксплуатационных условиях. В качестве основного средства визуализации применена глубинная камера RealSense L515 на базе LiDAR, формирующая высоко-разрешённые карты глубины (1024×768 px при 30 к/с) в диапазоне 0,25–9 м и дополненная RGB-камерой для получения текстурных данных, необходимых для

детального анализа дефектов. Задачи локализации и компенсации движений решаются комбинацией GPS-приёмника (для первичного глобального позиционирования) и инерциального модуля MPU6050, данные которого интегрируются с алгоритмами SLAM, что позволяет формировать и актуализировать карту внутренней поверхности трубы при отсутствии GPS-сигнала. Вычислительное ядро системы составлена платформа Jetson Orin NX, способная выполнять до 100 TOPS (INT8) и обеспечивающая локальную обработку видеопотока, распознавание объектов и генерацию управляющих команд без обращения к облачным сервисам. Комплексная интеграция перечисленных компонентов формирует надёжную основу для высокоточной детекции коррозионных дефектов и подготавливает исходные данные к последующему применению методов машинного обучения для их классификации.

Рассмотрены применение современных методов машинного зрения для автоматизированного оптического контроля внутритрубной коррозии. Показано, что традиционные решения на базе YOLOv2, Google Cloud Vision и Clarifai ограничены изменчивостью цвета, формы и размеров дефектов, что снижает точность классификации. Предлагается интегрировать сверточную нейронную сеть MobileNet v2 (3,4 млн параметров) [8], обладающую высокой вычислительной легкостью и пригодной для мобильных роботов, с многоступенчатым детектором краев Кэнни [9] для надежного выделения границ коррозии даже в условиях шумовых помех. Для последующей кластеризации обработанных контуров обоснован выбор алгоритма DBSCAN, способного апостериорно формировать кластеры произвольной формы без предварительного задания их числа и эффективно подавлять шумовые точки [10]. Сравнительный анализ методов обнаружения границ (Кэнни, Собель, Превитт, Робертс) и алгоритмов кластеризации (K-means, FCM, лог-кластеризация, DBSCAN) подтверждает превосходство комбинации обнаружения границ Кэнни с пространственной кластеризацией DBSCAN по точности и устойчивости.

Таким образом, аналитический обзор современной научно-технической литературы вывил, что на сегодняшний день проблема повышения точности обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии все еще остается актуальной и существует ряд необходимых задач, требующих разработки новой системы обнаружения дефекта от коррозии в рамках диссертационных исследований предложены решения следующих задач:

1. Мобильная роботизированная система неразрушающего контроля, оснащенная специализированным модулем машинного зрения и позволяющая реализовать метод оптического внутритрубного контроля трубопроводных изделий при обнаружении дефектов от коррозии, склонна к зашумлению измерений, снижающему информативность данного метода. Для выделения границ краев цифрового изображения с дефектом от коррозии при влиянии шума измерения, регистрируемых системой сбора измерительной информации, необходимо разработать систему обнаружения на основе детектора Кэнни и нейросетевой модели, архитектура которой

реализована с помощью сверточных слоев, обеспечивающей повышение точности обнаружения дефекта данного вида.

2. Выделенные края цифрового изображения с внутритрубным дефектом от коррозии, сформированные на выходе системы обнаружения дефектов коррозии для целей классификации, подвергаются кластеризации обработанных данных. Для проведения классификации дефектов при их кластеризации необходимы специализированные алгоритмы, разделяющие данные на кластерную структуру без применения какого-либо априорного базиса, то есть формируемые кластеры должно определяться апостериорно, учитывая влияющих факторов на исходную информацию, например как шумов. Для проведения такой кластеризации требуется разработать специализированный алгоритм, реализующий апостериорную кластеризацию выделенных границ краев изображения с дефектом от коррозии, базис которого основан на пространственной кластеризации по плотности для приложений с шумами.

Вторая глава посвящена разработке системы обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии для повышения точности детекции краев цифрового изображения. В диссертационной работе в разделе 2.1 представлена математическая постановка задачи обработки измерительной информации. Как показали исследования, система обнаружения с алгоритмом Джона Кэнни позволяет выделить границы краев цифрового изображения для проведения вторичной обработки измерительной информации.

Получены зависимости результатов обработки цифрового изображения с дефектом по критериям точности и потери обучаемой модели. Оценка результативности обработки изображений на выходе цифровой системы была достигнута путем вычисления специализированных показателей, количественно характеризующих качество решение поставленной задачи. В качестве этих критериев выступили стандартные показатели по точности и потери, которые в настоящее время являются широко применимыми в методах машинного обучения – искусственном интеллекте. Показатель точности (accuracy) выдает долю правильно обнаруженных дефектов на обработанных изображениях по отношению к общему числу обученных 4212, проверочных 512 и 370 тестовых изображениях. Следовательно, показатель потери (loss) характеризует долю ошибки, полученной между заданной и полученными (обработанными) цифровыми изображениями. А также по показателям чувствительности (recall), чёткости (precision) и F1-оценки (F1-score) выдает долю правильно обнаруженных дефектов на обработанных изображениях по отношению к общему числу обученных 4212, проверочных 512 и 370 тестовых изображениях. На рисунках 3 и 4 представлены результаты этой оценки.

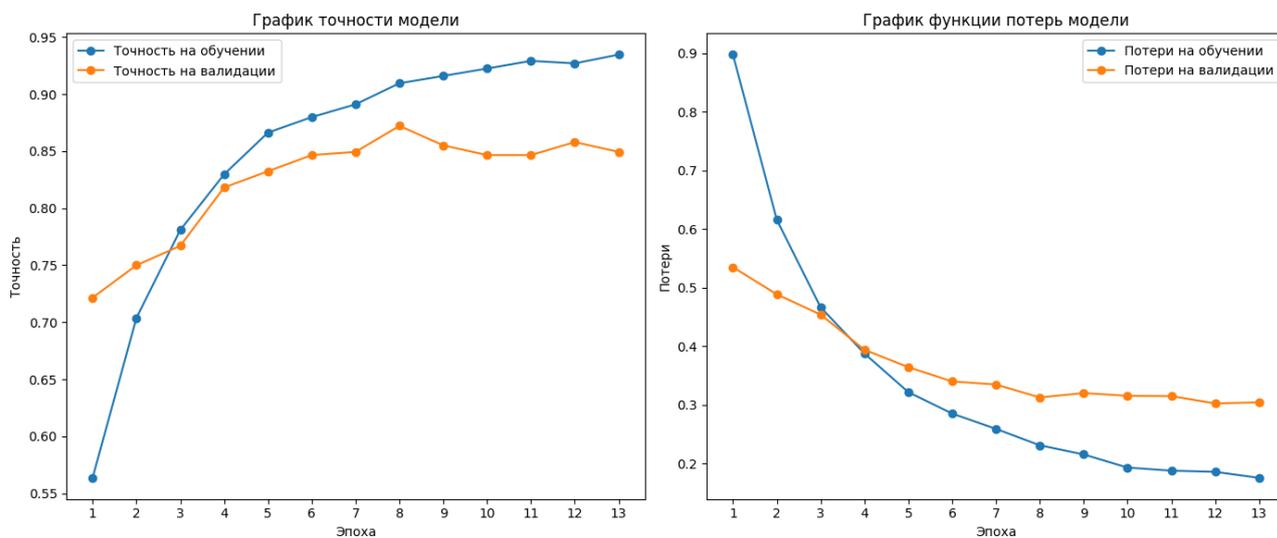


Рисунок 3 - Результаты оценки обработки изображений по показателям точности и потери модели

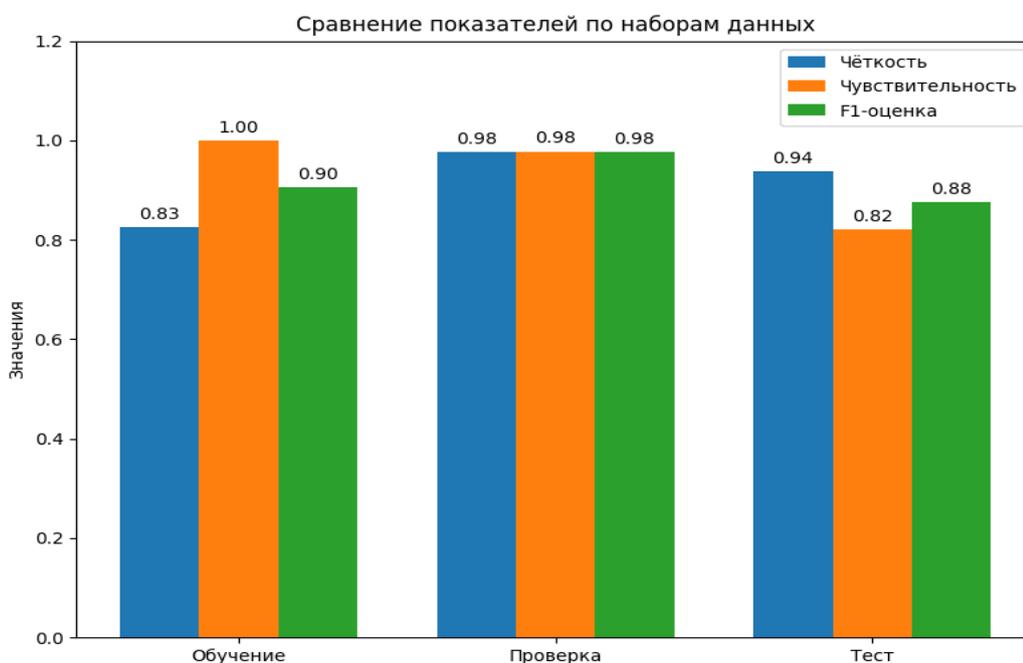


Рисунок 4 - Результаты оценки обработки изображений по показателям чувствительности, чёткости и F1-оценки

Результаты, полученной оценки результативности обработки показывают, что в среднем точность обработки на выходе разработанной системы достигает 88,28 %. Однако данная точность может быть достигнута только при увеличении числа эпохи (итерации) обучаемой модели, что также может уменьшить число потери на выходе модели. Кроме того, из представленного результата также можно заметить, что при увеличении точности линейно может уменьшаться показатель потери, достигается во время обучения модели.

Матрица путаницы модели представлена на рисунке 5. Модель продемонстрировала некоторую путаницу в своих прогнозах; она неправильно маркировала случаи как «Коррозия», когда они на самом деле были «Без коррозии» примерно в 17,96 % случаев. И наоборот, она неправильно классифицировала случаи «Без коррозии» как «Коррозия» примерно в 5,46 % случаев. Эти цифры указывают на области, в которых точность прогнозирования модели может быть улучшена.

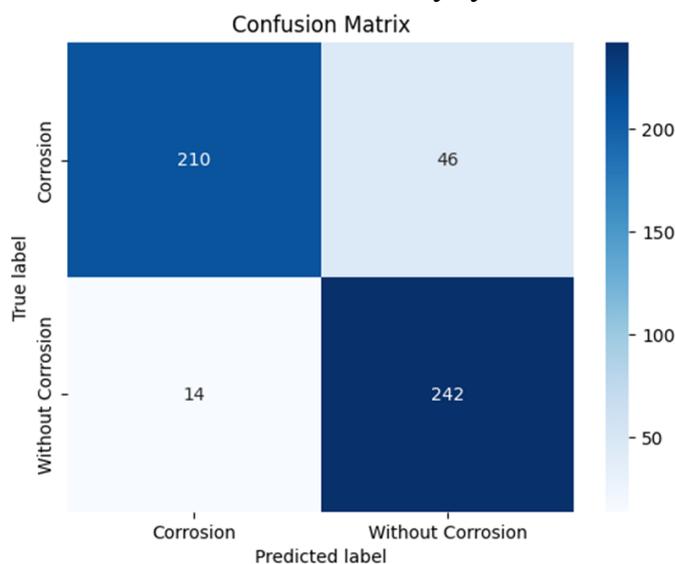
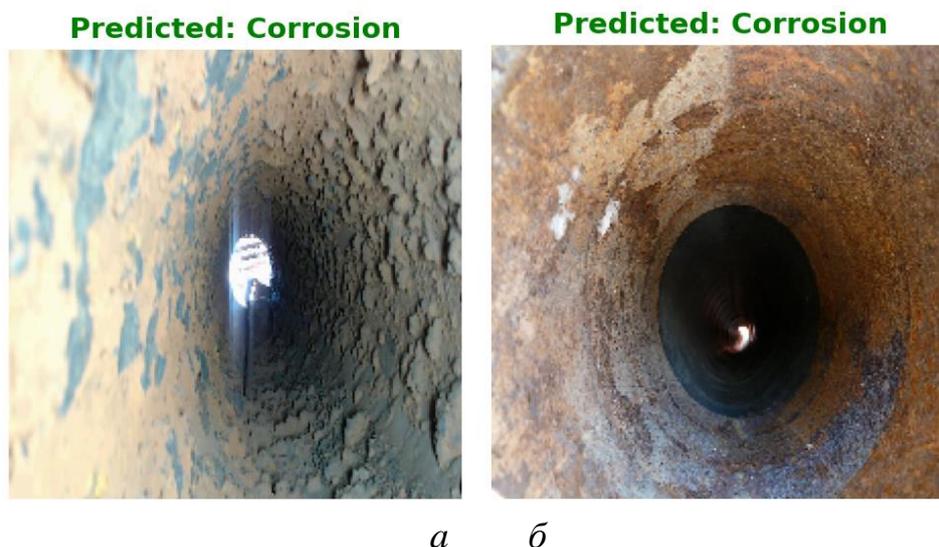


Рисунок 5– Матрица путаницы модели MobileNet [2]

Результаты, представленные в матрице на рисунке 6, демонстрируют успешную реализацию предложенной модели при автономной инспекции труб, особенно в сценариях, где традиционные методы сложны или неосуществимы. На рисунке 6 показан набор изображений из тестового набора данных, демонстрирующих различные стадии коррозии, где модель в основном точно идентифицировала и классифицировала их как коррозию на рисунках 6а и 6б, а на не коррозионные трубы, также правильно классифицированы и представлены на данном рисунке 6в и 6г, соответственно.



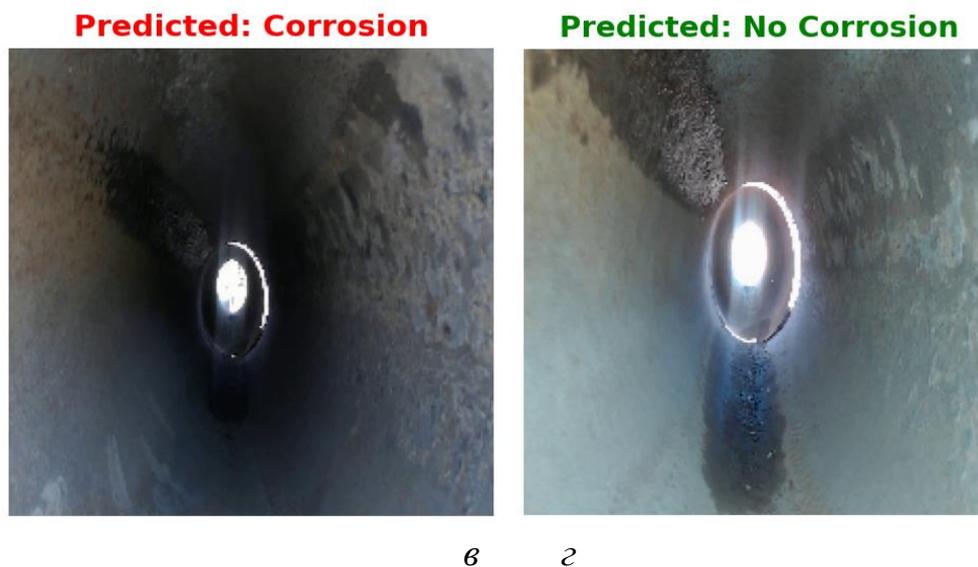


Рисунок 6 – Прогнозируемые классы для разных труб с разным уровнем коррозии и без коррозии: (метка становится зеленой, когда прогноз модели совпадает с истинными данными, и красной, когда есть расхождения) [2]

В третьей главе диссертации, посвященной разработке системы классификация обнаруженных внутритрубных дефектов, последовательно рассматриваются процесс обучения и оценка модели классификации, представляется алгоритм кластеризации сигналов изображений внутритрубных дефектов. В процессе разработки алгоритма кластеризации внутритрубного дефекта получены следующие результаты:

- Разработан алгоритм вторичной обработки сигналов цифрового изображения выделенных границ (краев), который позволяет кластеризацию на основе метода DBSCAN как показано на рисунке 7.

- Впервые показано, что сочетанная оценка метода DBSCAN с алгоритмом Кэнни повышает точность обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии на 93%, что в отличие от известных повышает результативность обработки цифрового изображения.

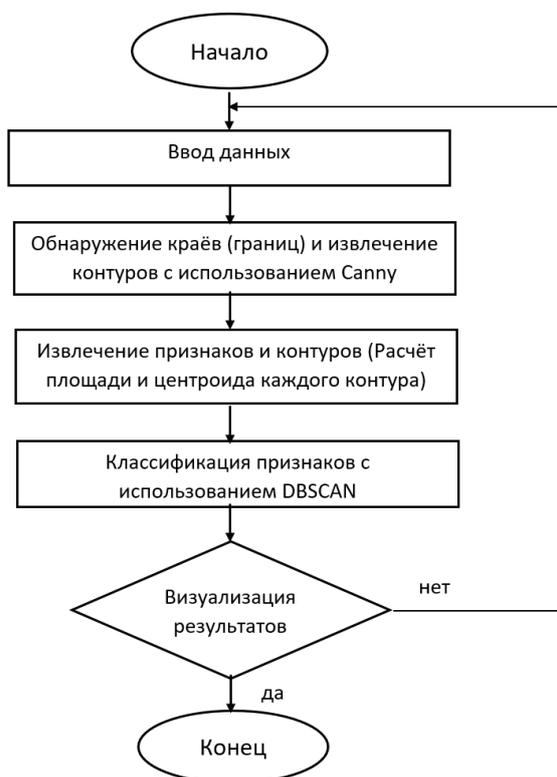


Рисунок 7 – Блок-схема кластеризации

Результаты представленные на рисунке 8, показывают, что в среднем точность вторичной обработки на выходе разработанного алгоритма достигает 93 % .

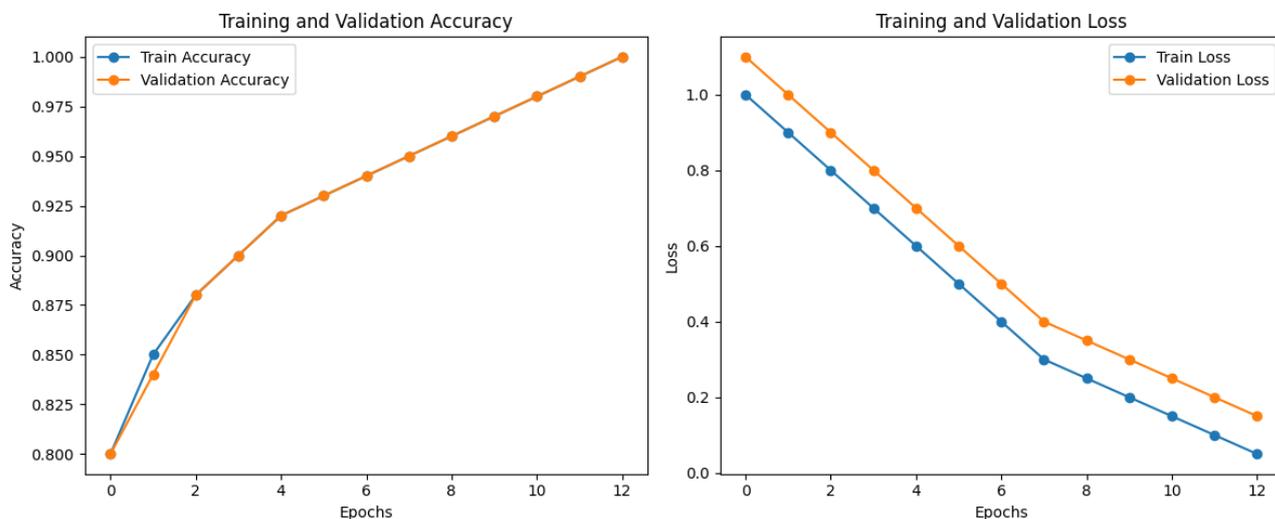


Рисунок 8 - Результаты оценки обработки изображений

Однако данная точность может быть достигнута только при увеличении числа эпохи (итерации) обучаемой модели, что также может уменьшить число потери на выходе модели. Кроме того, из представленного результата также можно заметить, что при увеличении точности линейно может уменьшаться показатель потери, достигается во время обучении модели.

В четвертой главе диссертации приводятся результаты экспериментальных исследований разработанной системы обнаружения внутритрубных дефектов, включающие интеграцию аппаратных и программных компонентов в робототехнический комплекс, оцениваются анализ точности системы обнаружения внутритрубных дефектов. Экспериментальная апробация разработанной системы обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии показала, что:

- Значение метрики, предназначенной для количественной оценки результативности разработанной системы обнаружения в среднем на 50 объеме обработанных изображений, составило 93%, что характеризует точность разработанной системы.

- Время, затрачиваемое на реализацию разработанной системы при обнаружении внутритрубной коррозии на примере 50 различных изображений, не превышает 0,023 секунды, что свидетельствует о ее быстродействии и позволяет сделать вывод о возможности практического применения.

В данной главе представлены результаты реализации разработанной во второй главе системы обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии и предложенного в третьей главе алгоритма кластеризации при их совмещенной реализации на робототехническую систему неразрушающего контроля в целях экспериментальной апробации. Важно отметить, что данные, представленные в настоящей главе, принципиально отличаются от результатов, представленных в третьей главе, где был протестирован алгоритм кластерного анализа.

Разработанная система обнаружения внутритрубного дефекта коррозии в сочетании с алгоритмом кластеризации в данной главе рассмотрена как совокупность предложенных алгоритмов в предыдущих главах 2 и 3, структура которой представлена на рисунке 9.

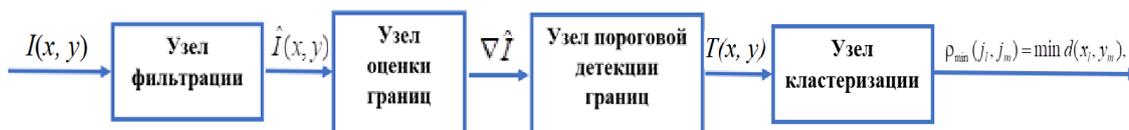


Рисунок 9 – Система обнаружения внутритрубного дефекта

В целях экспериментальной апробации системы обнаружения дефекта от коррозии, предложенные в настоящей диссертации, алгоритмы интегрированы на платформу мобильной робототехнической системы контроля, оснащенную специализированным и высокопроизводительным микроконтроллером Jetson Orin NX, что позволило провести экспериментальную апробацию системы.

Анализ представленных результатов сравнительной оценки выявил, что вышеперечисленные модели при обработке цифровых изображений наиболее подходящей структурой для обучения данных при их классификации является алгоритм машинного обучения со структурой сети MobileNet. Это,

прежде всего, связано с их наделаемыми свойствами, которые были заданы в архитектуру данной сети.

Реализация обученной модели предназначена для мобильного робота, оснащенного микроконтроллером Jetson Orin, специально разработанного для задач оптического контроля внутри трубы как показано на рисунке 10. Система на базе Jetson Orin с использованием машинного обучения и камеры RealSense для обнаружения внутритрубных дефектов состоит из этапов: сбор цифровых изображений и видео полученных из внутренней полости труб, затем обучается нейронная сеть MobileNet, которая после оптимизации и конвертации TensorFlow Keras разворачивается на Jetson Orin. Во время работы устройство Jetson Orin получает видеопоток с камеры, непрерывно обрабатывает кадры и выделяет области с дефектов от коррозии, а результаты фильтруются и сохраняются в базе данных или отображаются оператору в реальном времени.

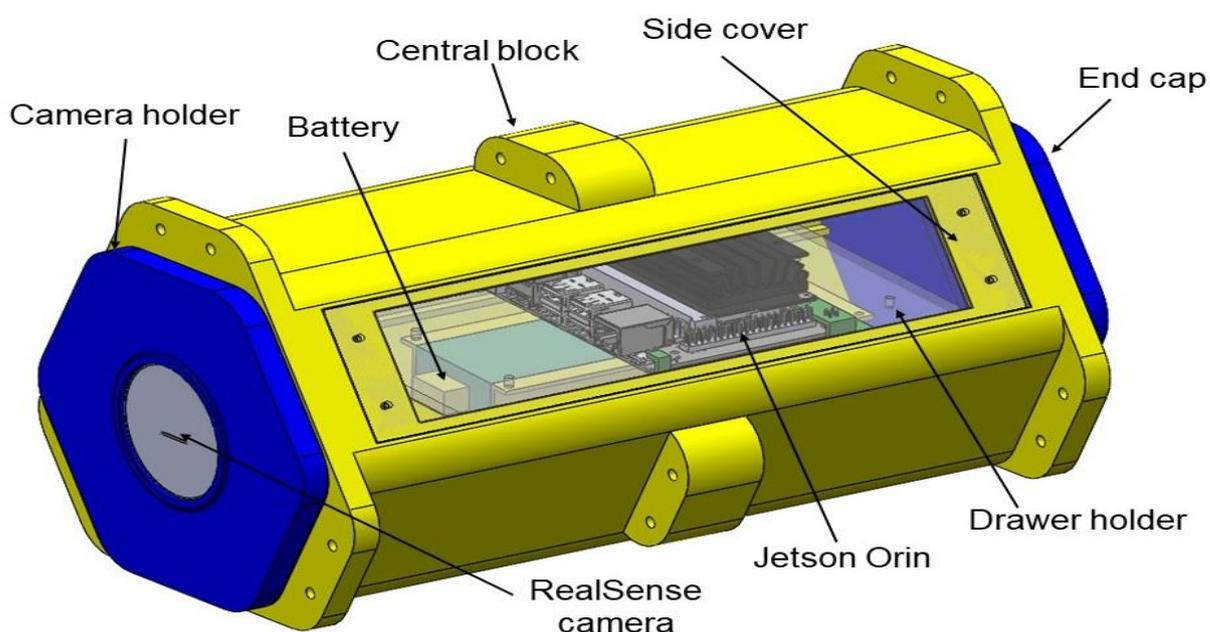


Рисунок 10 – Бортовая система мобильного робота, оснащенная микроконтроллером Jetson Orin для программного управления роботом

Учитывая эксплуатационные требования такого робота, в частности необходимость быстрого принятия решений, скорость вывода модели является критическим фактором. Для сравнительной оценки проведены тесты с 50 различными изображениями, чтобы определить среднее время вывода и его изменчивость. Эти тесты показали, что оптимизированная архитектура MobileNet достигла среднего времени вывода 0,1534 секунды со стандартным отклонением 0,2 секунды как показано на рисунке 11, что указывает на последовательный и быстрый ответ, подходящий для сценариев проверки в реальном времени.

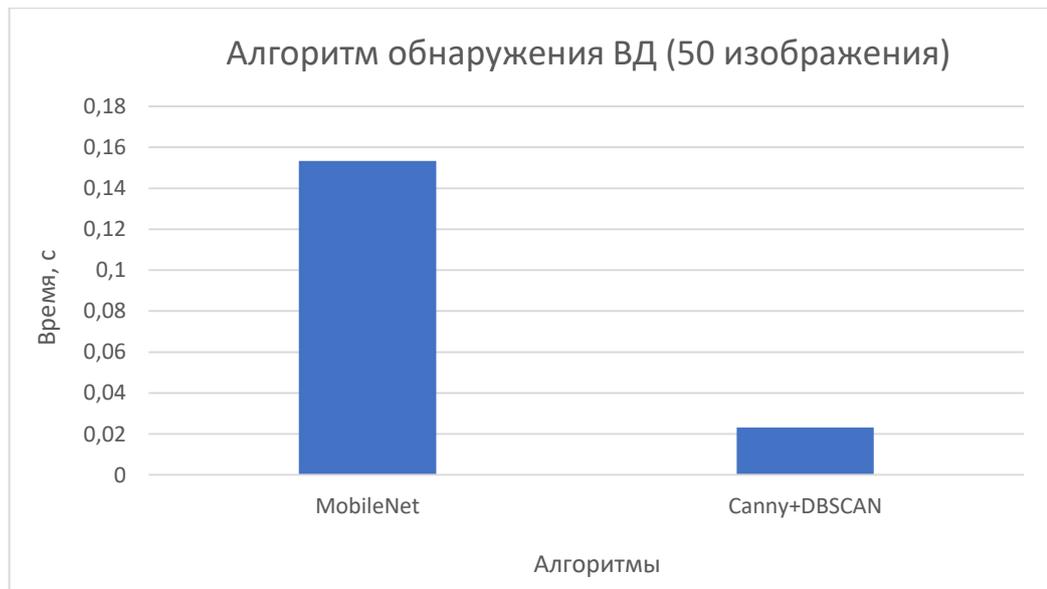


Рисунок 11 – Сравнительный анализ вывода обнаружения дефекта

Рисунок 12 показывает, что разработанная система не реагирует, если нет аномалий. Среднее время вывода алгоритма обнаружения аномалий с использованием обнаружения границ Кэнни и кластеризации DBSCAN по 50 различным изображениям составило 0,0232 секунды, что в 6,6 раза быстрее по сравнению со временем вывода MobileNet. В результате было сделано так, что алгоритмы MobileNet активируются только при обнаружении аномалии. Также результаты обнаружения аномалий (дефектов) внутри трубы с использованием ночного видения представлен на рисунке 13.

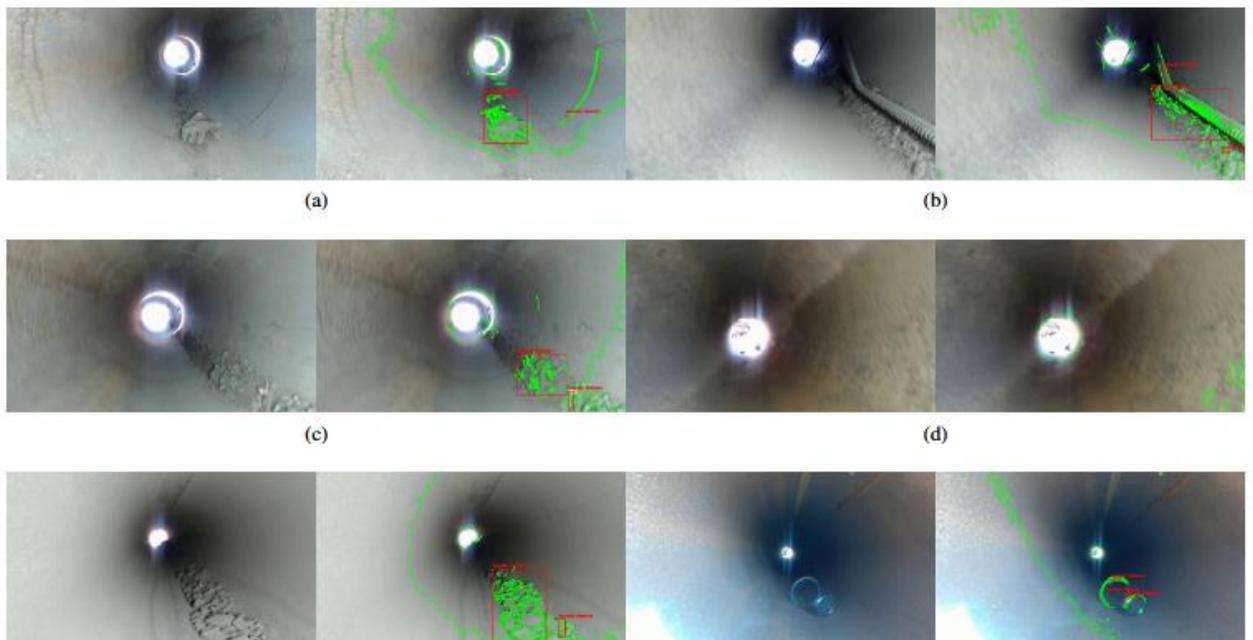


Рисунок 12– Автоматическое обнаружение аномалий на изображениях с использованием детектора краев Кэнни и кластеризации DBSCAN

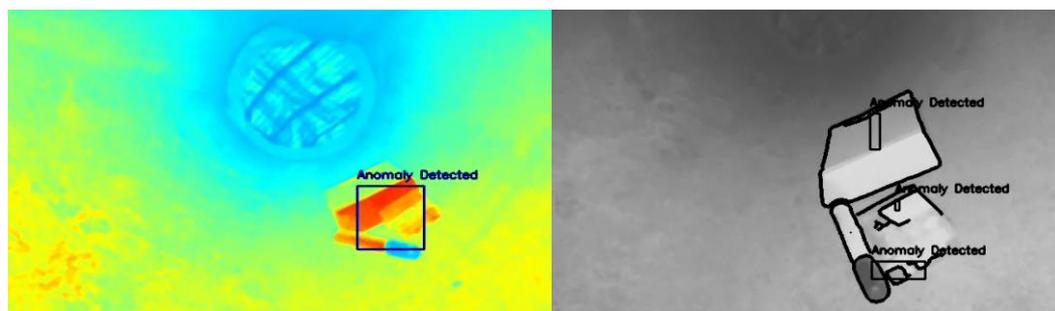


Рисунок 13 – Обнаружение аномалий внутри трубы с использованием ночного видения

Таким образом, на основании полученных результатов можно подытожить данный раздел: разработанная система обнаружения внутритрубных дефектов, вызванных коррозией, позволяет проводить в режиме реального времени фото- и видео инспекцию (как днем, так и ночью), а также локализовать место дефекта.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В рассматриваемой докторской диссертационной работе на основе алгоритмического обеспечения методов первичной и вторичной обработки изображений была решена актуальная задача – повышение точности системы обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии на основе разработки методов и алгоритмов их распознавания с применением машинного зрения.

При решении поставленных задач получены следующие результаты.

1. Обоснована важность и необходимость применения оптического внутритрубного контроля дефекта от коррозии. Проведена классификация мобильных роботов, предназначенных для контроля. Приведены методы первичной и вторичной обработки изображений с выделением границ краев цифрового изображения для их кластеризации.

2. Разработан новый алгоритм, позволяющий проводить обработку результатов регистрации цифровых изображений с внутритрубным дефектом от коррозии, полученных при применении машинного зрения во время оптического внутритрубного контроля.

3. Разработан новый алгоритм кластеризации внутритрубного дефекта от коррозии, основанный на пространственной кластеризации данных с плотностью, обеспечивающий повышения точности обнаружения дефекта в среднем на 93% при 4212 моделях объекта контроля.

4. Выполнена экспериментальная апробация разработанной системы, подтверждающая повышение точности обнаружения внутритрубного дефекта от коррозии на 93%, соответственно.

Таким образом, исходя из вышеизложенного, можно заключить, что цель докторской диссертационной работы, заключающаяся в повышении точности системы обнаружения внутритрубных дефектов от коррозии на основе разработки методов и алгоритмов их распознавания с применением машинного зрения, считается достигнутой.

Список использованных источников

- 1 Рахметова П., Исабеков Ж., Бектилезов А. Исследование системы управления движением манипулятора с помощью компьютерного зрения //Вестник КазАТК. – 2023. – Т. 129. – №. 6. – С. 319-326.
- 2 Rakhmetova P., Sergazin G., Altay Y., Dauletiya D., Kurmangaliyeva L. Development of in-pipe defects detection and classification system //Eastern-European Journal of Enterprise Technologies. – 2025. – Т. 133. – №. 9.
- 3 Rakhmetova P., Shingissov B., Torgaev A., Yussupova S., Kaliyev Y. Artificial vision for manipulators: A review //AIP Conference Proceedings. – AIP Publishing, 2024. – Т. 3063. – №. 1.
- 4 Rakhmetova P., Bektilevov A., Kopenov B., Zhamuratova M., Yussupova S., Toktamyssova T. Study of computer vision for manipulators //2023 4th International Conference on Communications, Information, Electronic and Energy Systems (CIEES). – IEEE, 2023. – С. 1-4.
- 5 Rakhmetova P., Issabekov Zh., Zhamuratova M., Baiturganova V. Simulation of computer vision systems with artificial intelligence //Вестник КазАТК. – 2024. – Т. 134. – №. 5. – С. 393-402.
- 6 Rakhmetova P., Issabekov Zh., Kurmangaliyeva L., Shingissov B., Sabrayev K. Review of Methods and Algorithms for Detecting Defects in Inspection Objects. Proceedings //IEEE Conference of Young Researchers in Electrical and Electronic Engineering (2025 EICon). – 2025. – С. 782-787. <https://cloud.mail.ru/stock/a53HbZXjG7ZE1G8eDfTsmTnf>
- 7 Ермаков А. Е., Филипов Д. А. Анализ причин отказов промышленных трубопроводов //Научный электронный журнал Меридиан. – 2020. – №. 5. – С. 333-335.
- 8 Michele A., Colin V., Santika D. D. Mobilenet convolutional neural networks and support vector machines for palmprint recognition //Procedia Computer Science. – 2019. – Т. 157. – С. 110-117.
- 9 Radillah T., Veza O., Sumijan S. Comparative analysis of Canny, Sobel, Prewitt and Roberts edge detection operators on eye iris images //JITK (Jurnal Ilmu Pengetahuan dan Teknologi Komputer). – 2024. – Т. 10. – №. 1. – С. 83-90.
- 10 Mustapha S. S. An Alternative Parameter Free Algorithm to DBSCAN Method by Using Data Point Positioning Analysis (DBSCAN-DPPA). – 2022.