

Федеральное государственное бюджетное образовательное
учреждение высшего образования
«Оренбургский государственный университет»

На правах рукописи



КУЗЬМИН МИХАИЛ ИВАНОВИЧ

ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНАЯ СИСТЕМА
РАСПОЗНАВАНИЯ ПОВЕРХНОСТНЫХ ДЕФЕКТОВ ЛИСТОВОГО
ПРОКАТА НА ОСНОВЕ МЕТОДА ОКРЕСТНОСТЕЙ

05.11.16 – Информационно-измерительные и управляющие системы
(в промышленности и медицине)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Соловьев Николай Алексеевич

Оренбург – 2016

Оглавление

Введение.....	5
1 Поверхностные дефекты листового проката как объекты измерения.....	9
1.1 Особенности технологии тонколистового проката цветных металлов	9
1.1.1 Стан холодного проката «КВАРТО 400 ŠKODA»	9
1.1.2 Анализ проблем эксплуатации стана «КВАРТО 400 ŠKODA»	12
1.2 Метрология обнаружения поверхностных дефектов	15
1.2.1 Основные классы поверхностных дефектов.	15
1.2.2 Пространство признаков поверхностных дефектов	18
1.3 Концептуальные основы распознавания поверхностных дефектов	23
1.3.1 Анализ информационно-измерительных систем обнаружения и распознавания поверхностных дефектов.....	23
1.3.2 Анализ методов распознавания по изображениям	30
1.3.2.1 Классификатор по минимуму расстояния	32
1.3.2.2 Корреляционное сопоставление	33
1.3.2.3 Сопоставление с эталонами.	34
1.3.2.4 Байесовский классификатор.	35
1.3.2.5 Нейронные сети	37
1.3.2.6 Метод окрестностей	39
1.3.3 Анализ существующие методов распознавания поверхностных дефектов.....	40
1.3.4 Концепция совершенствования информационно-измерительной системы прокатного стана	44
2. Исследование и разработка методов и моделей описания изображений.....	46
2.1 Систематизация методов и моделей описания изображений.....	46
2.1.1 Исследование моделей изображений	46
2.1.2 Модель изображения на основе вейвлет-преобразования	50
2.2 Модель поверхностного дефекта для распознавания.....	55
2.2.1 Существующие модели представления распознаваемого объекта.....	55

2.2.2 Модель в виде вектора признаков	56
3 Методы и алгоритмы обнаружения и распознавания поверхностных дефектов листового проката.....	59
3.1 Методика формирования изображения.....	59
3.2 Методика обнаружения поверхностных дефектов листового проката	64
3.2.1 Исследование алгоритмов фильтрации.....	65
3.2.2 Фильтрация и бинаризация вейвлет-коэффициентов.....	68
3.2.3 Ускорение работы медианного фильтра.....	72
3.2.4 Выделение областей поверхностных дефектов	75
3.3 Распознавание поверхностных дефектов на основе метода окрестностей	77
3.3.1 Система окрестностей	77
3.3.2 Индексация подкубов и окрестностей	79
3.4 Алгоритмы обучения и распознавания	82
3.4.1 Алгоритм обучения	82
3.4.2 Алгоритм распознавания	83
3.4.3 Нормирование значений признаков	85
4 Разработка и исследование точности и быстродействия информационно- измерительной системы.....	88
4.1 Разработка ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов листового проката.....	88
4.1.1 Проектирование высокопроизводительной системы распознавания поверхностных дефектов.....	88
4.1.2 Структура программных модулей	92
4.1.3 Разработка структуры данных	96
4.1.4 Интерфейс клиентской части	100
4.2 Методика проведения эксперимента.....	104
4.2.1 Методика оценки погрешности метрик распознавания.....	104
4.2.2 Методика оценки точности распознавания	106
4.2.3 Технология проведения имитационного эксперимента.....	108

4.3 Экспериментальная оценка точности и быстродействия ОЭИИС	111
4.4 Направления дальнейших исследований	116
Заключение	119
Список использованных источников	121
Приложение А. Диплом участника молодежного инновационного конкурса «УМНИК 2014»	135
Приложение Б. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ «Программа идентификации поверхностных дефектов»	136
Приложение В. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ «Программа распознавания поверхностных дефектов»	135
Приложение Г. Акт внедрения результатов диссертационной работы в ООО «Уральский медный прокат»	136
Приложение Д. Акт использования результатов диссертационной работы в учебном процессе Оренбургского государственного университета	137

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Продукция цветного металлопроката используется на предприятиях пищевой, авиационной и автомобильной промышленности, при этом повышенный интерес вызывает продукция холодного проката. В связи с ростом количества дефектов, связанным с переходом к тонколистовому прокату, становится актуальной задача оценки качества поверхности продукции цветного металлопроката. Для решения этой задачи используются оптико-электронные информационно-измерительные системы (ОЭИИС) обнаружения поверхностных дефектов, по данным которых корректируются входные параметры систем автоматического регулирования прокатных станов для последующего устранения дефектов в процессе производства.

Исследованиям ОЭИИС обеспечения качества холодного проката металлов посвящены работы известных российских ученых: Шевченко Н.А., Трофимов В.Б., Орлов А.А., Ермаков А.А., Пчелинцев Д.О., а также зарубежных исследователей G. Wu, R. Medina, J. Li. Таким образом, в настоящее время сложилась система моделей, методов и средств оценки качества продукции холодного проката цветных металлов, разработаны общие принципы их использования, позволяющие решать задачу обнаружения поверхностных дефектов листового проката. Вместе с тем установлено, что изменения входных параметров технологического процесса проката оказывает различное влияние на устранение дефектов. Это определяет актуальность проведения исследований в области совершенствования ОЭИИС на основе распознавания поверхностных дефектов листового проката цветных металлов в процессе производства.

Объект исследования – ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением.

Предмет исследования – методы, модели и средства распознавания поверхностных дефектов по изображениям металлопроката.

Область исследований соответствует паспорту специальности 05.11.16 – Информационно-измерительные и управляющие системы (ИИУС) п.6 «Исследование возможностей и путей совершенствования существующих и создания новых элементов, частей, образцов ИИУС, улучшение их технических, эксплуатационных, экономических и эргономических характеристик, разработка новых принципов построения и технических решений».

Цель исследований – разработка оптико-электронной информационно-измерительной системы оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением на основе распознавания поверхностных дефектов в процессе производства.

Задачи исследования:

1. Анализ проблем оценки качества готовой продукции холодного тонколистового проката цветных металлов.

2. Разработка модели изображения поверхности листового металлопроката для оценки качества готовой продукции на основе распознавания поверхностных дефектов.

3. Разработка методики формирования изображения листового проката для распознавания поверхностных дефектов и алгоритмов распознавания в реальном масштабе времени.

4. Разработка прототипа ОЭИИС оценки качества готовой продукции холодного тонколистового проката цветных металлов и оценка точности и быстродействия распознавания поверхностных дефектов.

Методы исследования, достоверность и обоснованность результатов. Теоретические исследования выполнены с использованием системного анализа, теории информационно-измерительных систем, цифровой обработки изображений, спектрального анализа, методов распознавания, объектно-ориентированного программирования. Экспериментальные исследования проводились на основе метода k-подмножеств. Достоверность научных положений работы обеспечивается обоснованностью принятых ограничений при

разработке моделирующего аппарата, сходимостью результатов исследования с экспериментальными данными.

Научная новизна положений, выносимых на защиту:

1. Обоснованы классы поверхностных дефектов, имеющие существенные метрологические отличия, выделены спектральные, геометрические и оптические признаки дефектов и метрики их использования, на основе которых возможно распознавание поверхностных дефектов проката.

2. Разработана модель изображения поверхности проката, отличающаяся от известных представлением изображения проката в виде пакетов пикселей для увеличения быстродействия алгоритма обнаружения дефектов за счет использования векторных команд процессора и расширенным информационным полем классификации дефектов на основе спектральных, пространственных и оптических метрик признаков для повышения достоверности распознавания класса дефекта.

3. Разработана методика обнаружения дефекта, отличающаяся от известных использованием медианного фильтра для подавления помех и бинаризацией матрицы вейвлет-коэффициентов модели изображения по динамическому порогу для формирования области дефектов, сокращающей объем информации при решении задачи распознавания.

4. Разработана методика и алгоритмы распознавания поверхностных дефектов, отличающаяся от известных использованием метода окрестностей с векторной индексацией упорядоченного пространства признаков дефектов и бинарным поиском образцов для повышения быстродействия распознавания.

Практическая значимость работы заключается в разработанном программном обеспечении ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением.

Степень достоверности и апробация результатов

Достоверность результатов, полученных в диссертационной работе, основывается на использовании апробированных методов исследования,

корректном применении математического аппарата, согласованности новых результатов с известными теоретическими положениями.

Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих научных конференциях:

- XXXIV студенческой научной конференции Оренбургского государственного университета (Оренбург, 2012)
- X и XI Всероссийских научно-практических конференциях «Современные информационные технологии в науке, образовании и практике» (Оренбург 2012, 2014),
- X Всероссийской школе-конференции молодых ученых «Управление большими системами» (Уфа, 2013),
- VI Всероссийской научно-практической конференции «Компьютерная интеграция производства и ИПИ-технологии» (Оренбург, 2013).

По результатам диссертационной работы опубликовано 9 печатных работ, в том числе 4 публикации в сборниках материалов конференций международного и российского уровня, 4 статьи в журналах из Перечня ВАК, две из которых входят в базу Scopus.

Результаты диссертационного исследования внедрены в производственный процесс ОАО «Уральский медный прокат» (г. Гай, Оренбургской области), а также в учебный процесс «Оренбургский государственный университет». Акты внедрения представлены в приложении. По результатам исследования получены 2 свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ.

1 ПОВЕРХНОСТНЫЕ ДЕФЕКТЫ ТОНКОЛИСТОВОГО ПРОКАТА ЦВЕТНЫХ МЕТАЛЛОВ КАК ОБЪЕКТЫ ИЗМЕРЕНИЯ

Созданию любой информационно-измерительной системы (ИИС) предшествует исследование объекта измерения. В настоящей диссертационной работе в качестве объекта измерения рассматриваются поверхностные дефекты листового проката цветных металлов. Проведен анализ основных классов дефектов листового проката. Выделены существенные признаки дефектов. Исследованы недостатки существующей системы обнаружения поверхностных дефектов листового проката. Приведены результаты исследования научной литературы на предмет анализа существующих методов распознавания поверхностных дефектов. Предложена концепция разрабатываемой ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением.

1.1 Особенности технологии тонколистового проката цветных металлов

1.1.1 Стан холодного проката «КВАРТО 400 ŠKODA»

В цехе радиаторной ленты ООО «Уральский медный прокат» установлены три стана холодной прокатки фирмы "Фрелинг" (ФРГ), в числе которых пятиклетьевого стан «Тандем Кварто-115x400» для прокатки лент толщиной до 0,05 мм и станы холодной прокатки «КВАРТО 400 ŠKODA», ДУО-310 и «КВАРТО-220». Резка радиаторных лент выполняется на трех линиях "ŠKODA" (ЧССР) и двух линиях продольной резки фирмы "Комек" (Франция). Две линии непрерывного отжига и травления "Эртей" (Франция) позволяют осуществлять одновременно такие операции как отжиг, травление, промывку и сушку лент цветного металла. Данный комплекс оборудования позволяет производить ленты цветных металлов толщиной от 0,4 до 1,0 мм особо твердого, полутвердого и мягкого состояния [54].

Для анализа проблем оценки качества поверхности продукции цветного металлопроката выбран стан «КВАРТО 400 ŠKODA».

В качестве исходного материала для холодной прокатки служат полосы и листы толщиной от 3 до 6 мм. Относительное обжатие за пропуск обычно находится в пределах 10...45%. На реверсивных и непрерывных станах с моталками ведется прокатка с натяжением. В качестве технологической смазки используют маловязкие минеральные масла или эмульсии концентрацией от 1 до 5% [55,107,108]. Скорость прокатки на непрерывных станах зависит от числа клетей и толщины заготовок, и составляет от одного м/с в станах с одной клетью до 17 м/с в станах с несколькими клетями. На рисунке 1.1 изображена кинематическая схема реверсивного двухклетевого прокатного стана «КВАРТО 400 ŠKODA».

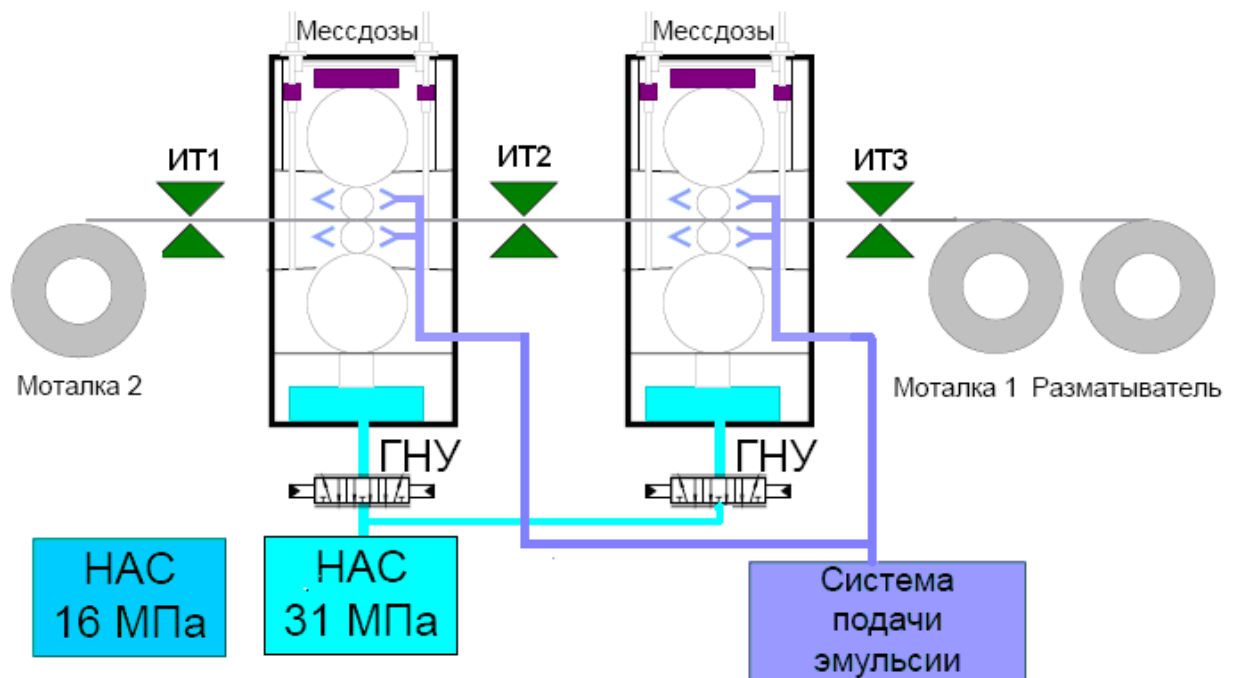


Рисунок 1.1 – Кинематическая схема двухклетевого реверсивного прокатного стана типа «КВАРТО 400 ŠKODA»

Производительность станов холодной прокатки зависит от массы рулонов, скорости прокатки, количества сварных швов и сортамента прокатываемых полос в них, длительности простоев станов и других факторов. Производительность станов обеспечивается автоматизированной системой управления технологическим

процессом (АСУ ТП). Функциональная схема АСУ ТП реверсивного стана «КВАРТО 400 ŠKODA» представлена на рисунке 1.2 [45,53,57,123].

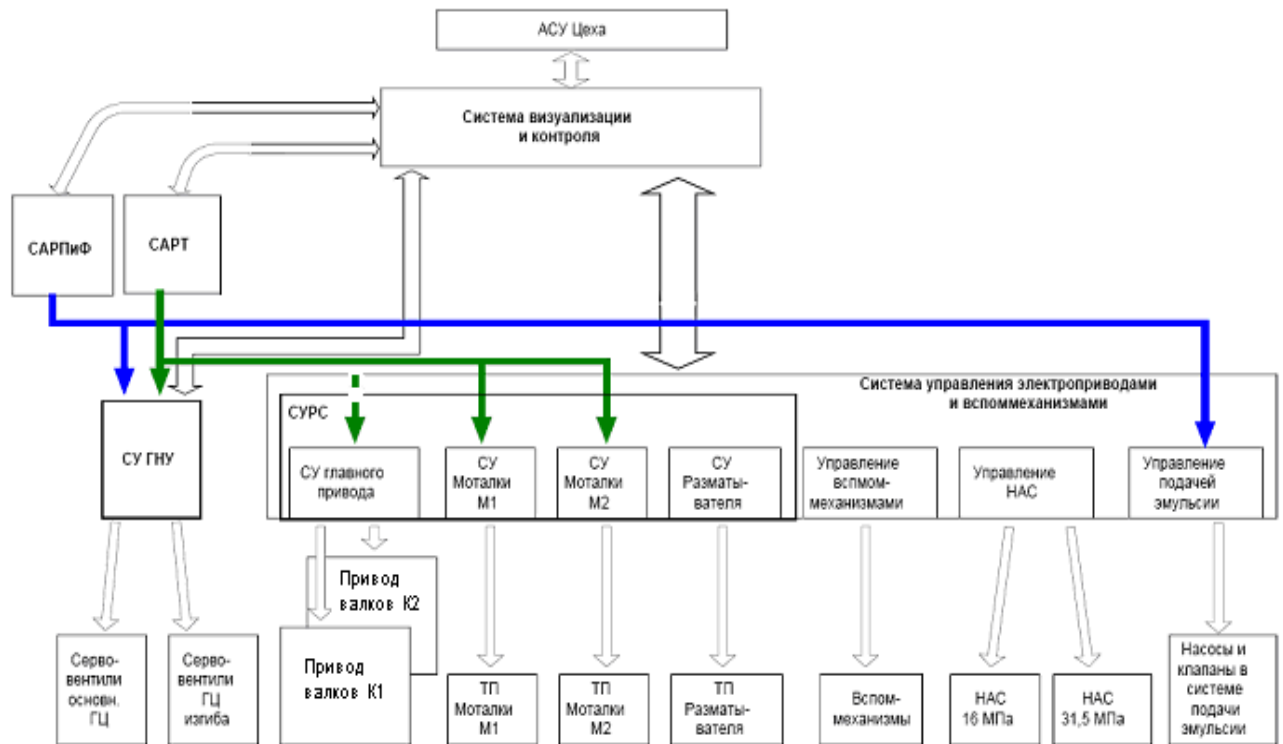


Рисунок 1.2 – Функциональная схема АСУ ТП реверсивного стана «КВАРТО 400 ŠKODA»

Одной из подсистем управления станом является система автоматического регулирования толщины (САРТ). САРТ служит для решения задачи обеспечения требуемой толщины прокатываемой полосы с исключением существенных отклонений по толщине. Эта задача решается путем изменения межклетевых натяжений полосы, скорости вращения валков и с помощью автоматического воздействия на нажимные [53,58,59,109].

1.1.2 Анализ проблем эксплуатации стана «КВАРТО 400 ŠKODA»

Результатом перехода к тонколистовому прокату стал скачкообразный рост числа поверхностных дефектов, большая часть которых не выявляется в процессе производства, что приводит к необходимости возврата бракованной продукции от

заказчика на стадию плавки (рисунок 1.3). Это влечет за собой затраты на транспортировку, которые значительно превышают стоимость оборудования и программных систем для автоматического контроля качества.

Вследствие увеличения количества дефектов, и как следствие рекламаций, возникла задача обнаружения и распознавания поверхностных дефектов листового проката с целью их последующего устранения для прокатного стана «КВАРТО 400 ŠKODA» (рисунок 1.4), используемом на предприятии ООО «Уральский медный прокат».

Для решения данной задачи необходима разработка информационно-измерительной системы (ИИС) оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением [27,29,79].



Рисунок 1.3 – Рост числа поверхностных дефектов



Рисунок 1.4 – Прокатный стан «КВАРТО 400 ŠKODA»

В ООО «Уральский медный прокат» для обеспечения качества выпускаемой продукции используется ОЭИИС оценки качества продукции «Defectoscope_wavelet» [4]. Система управления двухклетевого стана холодного проката с ОЭИИС обнаружения поверхностных дефектов представлена на рисунке 1.5.

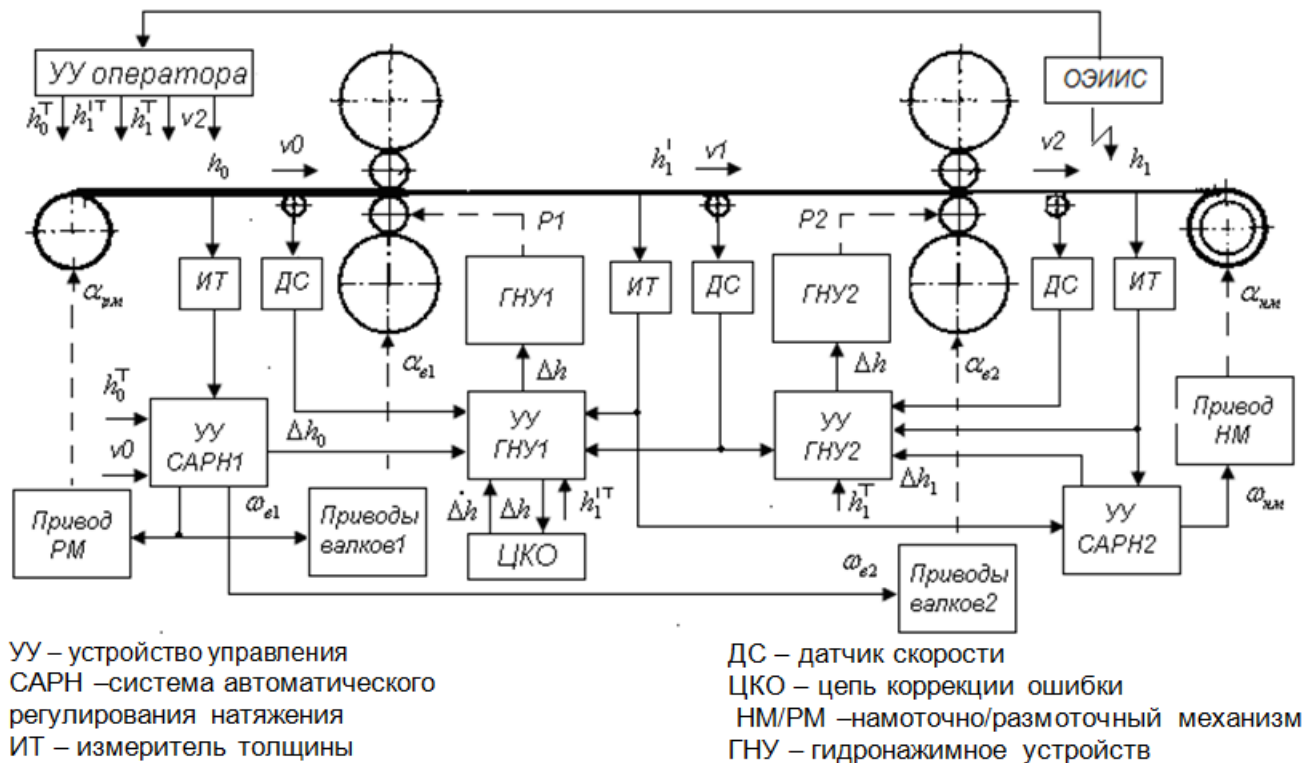


Рисунок 1.5 – Система управления двухклетевого стана холодного проката с ОЭИИС обнаружения поверхностных дефектов

Структурная схема ОЭИИС обнаружения поверхностных дефектов листового проката цветных металлов «Defectoscope_wavelet» представлена на рисунке 1.6.

Оператор стана при увеличении числа поверхностных дефектов по данным ОЭИИС изменяет входные технологические параметры проката, такие как скорость проката после второй клетки v_2 , требуемую толщину полосы на выходе клеток h_1^{1T} , h_1^T , что позволяет на последующих технологических операциях реверсного прогона устранить часть дефектов.

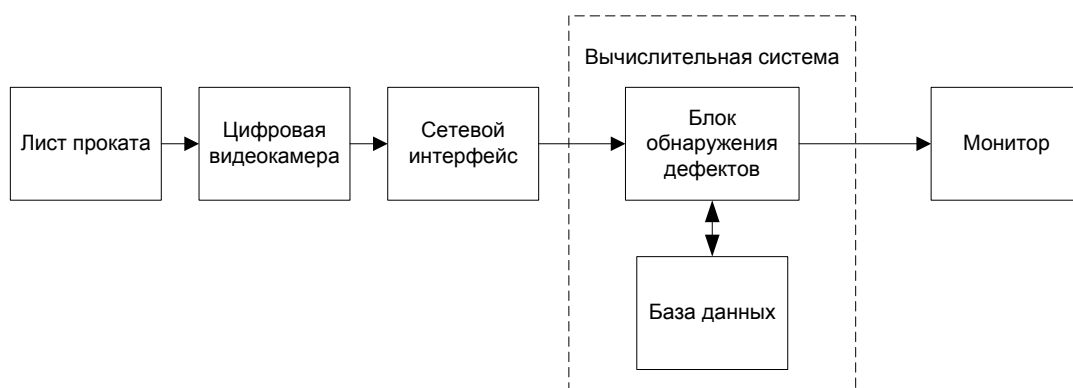


Рисунок 1.6 – Структурная схема ОЭИИС обнаружения поверхностных дефектов листового проката цветных металлов «Defectoscope_wavelet»

Однако существующая ОЭИИС обеспечивает лишь возможность обнаружить дефект, без определения его класса, и, как следствие, возможности устранения дефекта и необходимого вида воздействия [4].

Для устранения указанных недостатков необходимо разработать ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением на основе распознавания поверхностных дефектов.

Преимущества внедрения ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением на основе распознавания поверхностных дефектов в процессе производства:

- повышение эффективности производства за счет своевременной корректировки технологического процесса, что позволяет устранить поверхностные дефекты при реверсных прогонах, а также за счет оптимизации раскроя рулона, исключения брака из дальнейшей обработки, предотвращения ущерба на более поздних стадиях проката, сокращения количества отходов, снижения затрат на обеспечение качества;
- повышение эффективности капиталовложений в модернизацию производства за счет своевременного обнаружения причины возникновения дефектов, накопления статистической информации, которая может быть полезной при анализе эффективности модернизации предприятия;

– сокращение затрат, вызванных аварийными ситуациями за счет быстрого реагирования при повреждениях вала, изменении температурного режима и т.п., предотвращения разрыва полосы.

Таким образом, были выявлены недостатки существующей системы обнаружения поверхностных дефектов, обоснована актуальность внедрения ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов.

1.2 Метрология обнаружения поверхностных дефектов

1.2.1 Основные классы поверхностных дефектов.

Наиболее распространенными классами поверхностных дефектов тонколистового проката [26,101] являются «мятость», «отверстие», «плена» и «царапина» (рисунок 1.7).

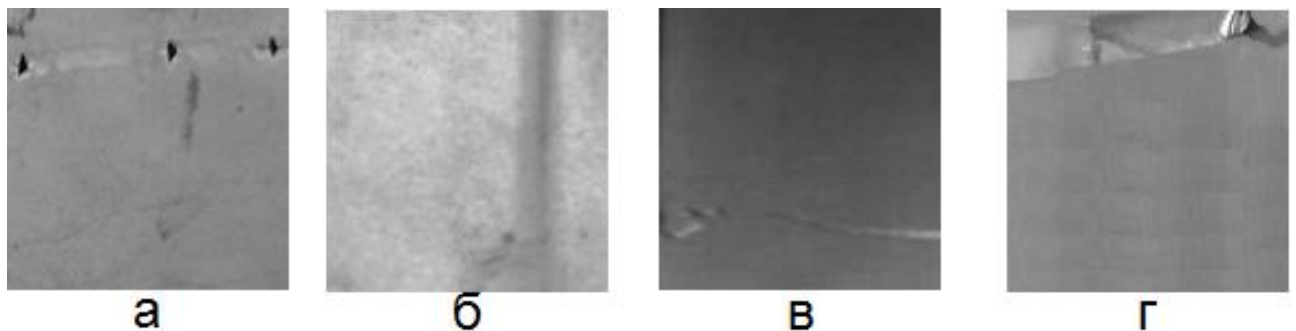


Рисунок 1.7 – Наиболее распространенные поверхностные дефекты:

а – «отверстие»; б – «мятость»; в – «царапина»; г – «плена»

Согласно ГОСТ 21014-88 [101]:

– Отверстие – дефект поверхности в виде сквозных несплошностей листа и ленты, образующихся при деформации полосы с вкатанными инородными телами или неравномерной толщины. Причиной неравномерной толщины полосы может быть наличие рыхлости, поперечная разнотолщинность или зачистка дефектов на глубину, превышающую допуск.

– Мятость – дефект поверхности в виде углублений различной формы, расположенных произвольно, которые образуются вследствие повреждения и ударов поверхности при складировании, правке, транспортировке и других операциях.

– Плена – отслоение металла языкообразной формы, с одной стороны соединенное с листом металла, образовавшееся вследствие сильной выработки валков, расковки или раскатки рванин, следов глубокой зачистки дефектов или подрезов, а также грубых механических повреждений.

– Царапина – несквозной разрыв металла, идущий вглубь под прямым углом к поверхности, образовавшийся вследствие напряжений, связанных с неравномерным нагревом и охлаждением или структурными превращениями.

Структурное распределение рассматриваемых поверхностных дефектов, согласно результатам эксплуатации прокатного стана «КВАРТО 400 ŠKODA», представлено на рисунке 1.8.

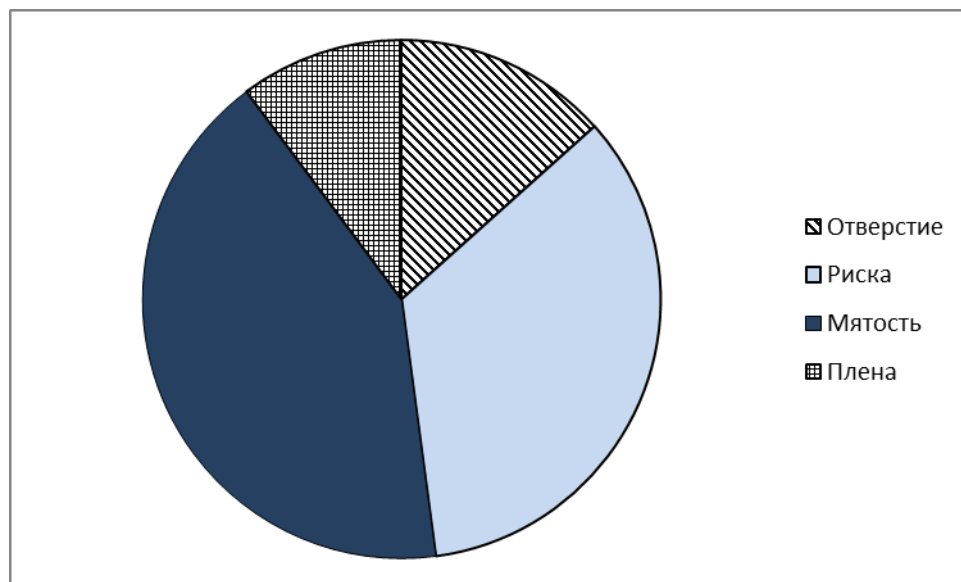


Рисунок 1.8 – Распределение наиболее распространенных классов поверхностных дефектов

Дефекты классов «Отверстие» и «Плена» являются неустраняемыми, в то время как дефекты классов «Мятость» и «Царапина» можно устранить за счет увеличения числа реверсных прокатов. Распределение устранимых и неустраняемых поверхностных дефектов по годам представлено на рисунке 1.9.

Для дефектов классов «Мятость» и «Царапина» было проведено исследование зависимости числа устраненных дефектов от количества дополнительных реверсных прогонов (рисунок 1.10). В результате было установлено, что для устранения дефектов класса «Царапина» достаточно два дополнительных реверсных прогона, а для класса «Мятость» необходимо четыре дополнительных прогона.

Таким образом, были определены наиболее распространенные классы поверхностных дефектов. Рассмотренные классы дефектов разделены на устранимые и неустраняемые. Выявлено необходимое число дополнительных реверсных прогонов, необходимых для устранения каждого из классов устранимых дефектов.

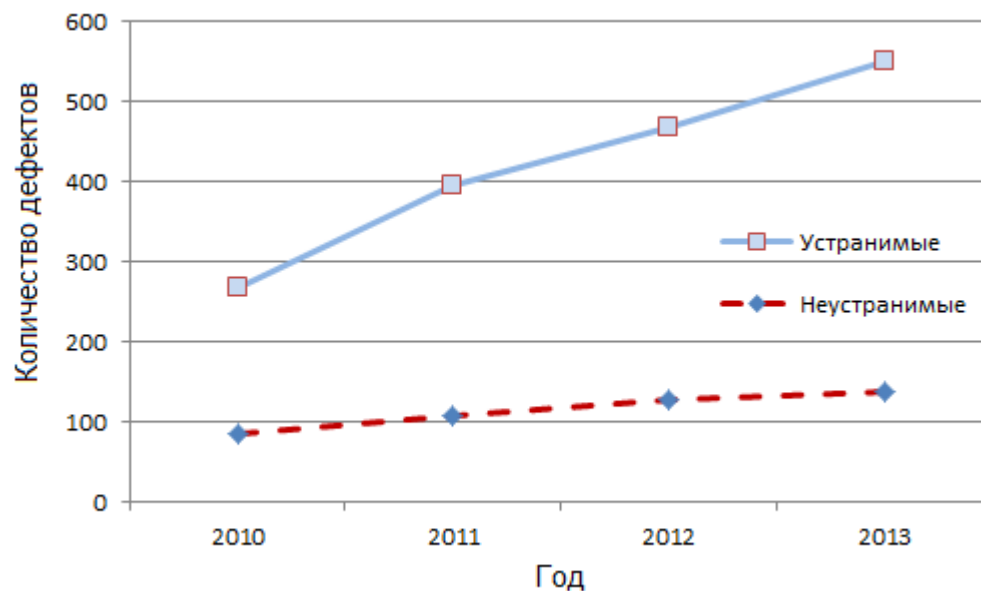


Рисунок 1.9 – Распределение устранимых и неустраняемых классов поверхностных дефектов

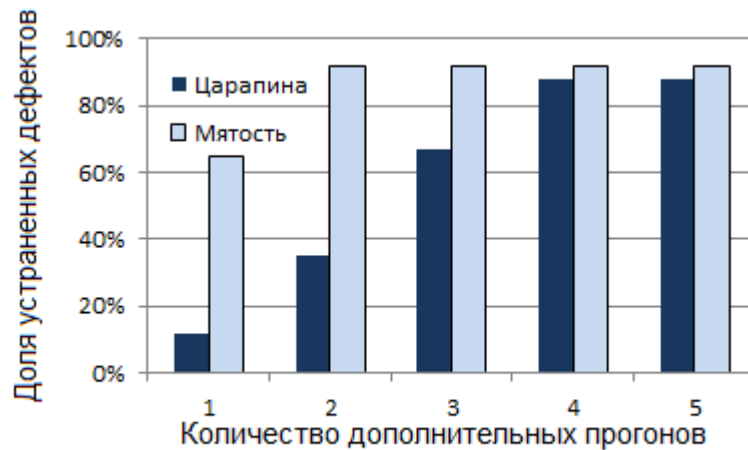


Рисунок 1.10 – Зависимость числа устраненных дефектов от количества дополнительных реверсных прогонов

1.2.2 Пространство признаков поверхностных дефектов

Важной задачей при распознавании дефектов является выбор пространства признаков [30,31,33]. Так как при обнаружении дефекта выделяется так же его область R_{def} , то можно выделять признаки дефекта внутри данной области, не учитывая текстурную составляющую изображения с дефектом, что позволяет сократить время на измерение признаков и выделить наиболее существенные характеристики дефекта [10,80].

Признаки можно измерять на основе спектрального и пространственного представлений изображения.

В пространственном представлении изображение задается значениями яркости пикселей. Признаки, измеряемые на основе пространственного представления изображения, можно разделить на оптические и геометрические.

Пространство признаков поверхностных дефектов представлено на рисунке 1.11.



Рисунок 1.11 – Пространство признаков поверхностных дефектов

Геометрические признаки [6,18]:

1. Периметр P – количество точек, лежащих на границе области дефекта (ОД).

$$P = \sum_{(x,y) \in R_{zp.def}} 1, \quad (1.1)$$

где $R_{zp.def}$ – граница дефекта;

x, y – координаты точки в изображении.

2. Площадь S – количество точек, принадлежащих ОД.

$$S = \sum_{(x,y) \in R_{def}} 1, \quad (1.2)$$

где R_{def} – область дефекта (включая границу).

3. Компактность q является безразмерной физической величиной, инвариантной к однородным изменениям масштаба, которая принимает минимальное значение в области круглой формы. С точностью до погрешностей, возникающих при повороте дискретных областей, компактность также инвариантна к ориентации объекта.

$$q = \frac{P^2}{S}. \quad (1.3)$$

Среди оптических признаков можно выделить [6,18,95]:

1. Среднее значение яркости в ОД

$$m = \frac{1}{S} \sum_{(x,y) \in R_{def}} I(x,y), \quad (1.4)$$

где I – матрица изображения (матрица яркости).

2. Среднеквадратическое отклонение (СКО) яркости в ОД

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{S} \sum_{(x,y) \in R_{def}} (I(x,y) - m)^2}. \quad (1.5)$$

Переход к спектральному представлению изображений предложено осуществлять на основе вейвлет-преобразования

Признаки на основе вейвлет-преобразования изображения:

- 1 Средние значения вейвлет-коэффициентов (ВК) в горизонтальных, вертикальных, диагональных компонентах вейвлет-преобразования, вычисленные внутри области, соответствующей дефекту

$$mw_z^i = \frac{1}{n_i} \sum_{(x,y) \in R_{def}} w_z^i(x,y), \quad (1.6)$$

где i – уровень вейвлет-преобразования, $i=1,2,3$;

z – направление преобразования LH (вертикальное), HL (горизонтальное), HH (диагональное);

w_z^i – коэффициенты вейвлет преобразования на уровне i по направлению z ;

n_i – количество точек, принадлежащих области дефекта на i -м уровне вейвлет-преобразования.

2 СКО ВК горизонтальных, вертикальных, диагональных компонент вейвлет-преобразования вычисленные внутри области, соответствующей дефекту

$$\sigma w_z^i = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{(x,y) \in R_{def}} (w_z^i(x,y) - mw_z^i)^2}. \quad (1.7)$$

В таблице 1.1 представлены диапазоны значений выделенных признаков для каждого из классов дефектов и видны их существенные отличия для каждого из классов поверхностных дефектов.

Таблица 1.1 – Диапазоны значений выделенных признаков

Признак дефекта	Отверстие	Плена	Мягость	Царапина
Периметр, пикселей	4-71	50-200	344-720	148-700
Площадь, пикселей	4-203	250-4472	1500-5130	400-2100
Компактность, безразмерный	4-20	10-36	62-162	54-200
Среднее значение яркости, единиц	72-132	100-180	150-212	160-213
СКО яркости, единиц	6-28	22-63	20-40	15-36
Средние значения ВК в ОД (на первом уровне), безразмерный	9-20	3-21	2-12	4-18

Продолжение таблицы 1.1

Признак дефекта	Отверстие	Плена	Мятость	Царапина
СКО ВК в ОД (на первом уровне), безразмерный	15-659	90-1500	3-37	15-300
Средние значения ВК в ОД (на втором уровне), безразмерный	15-112	60-160	13-97	31-128
СКО ВК в ОД (на втором уровне), безразмерный	220-11390	15000- 50000	115-2010	688-8921
Средние значения ВК в ОД (на третьем уровне), безразмерный	67-475	380-2300	68-596	200-850
СКО ВК в ОД (на третьем уровне), безразмерный	3550- 200000	57000- 1533000	2700- 141000	20000- 270000

Таким образом, выделены существенные геометрические, оптические и спектральные признаки поверхностных дефектов, позволяющие распознать класс поверхностных дефекты листового проката.

1.3 Концептуальные основы распознавания поверхностных дефектов

1.3.1 Анализ информационно-измерительных систем обнаружения и распознавания поверхностных дефектов

В основе существующих информационно-измерительных систем оценки качества продукции листового проката лежит исследование свойств материалов при воздействии на них ультрафиолетовых, инфракрасных, рентгеновских и гамма-лучей, ультразвуковых колебаний, радиоволн, электростатического и магнитного полей и др.

Наиболее простым методом оценки качества продукции листового проката является визуальный. Он осуществляется невооруженным глазом или с помощью оптических приборов. Для осмотра глубоких полостей, внутренних поверхностей и труднодоступных мест применяют специальные трубки с миниатюрными осветителями и призмами (диоптрийные трубки) и телевизионные трубки. Данный метод контроля позволяет идентифицировать только дефекты поверхности (царапины, плены и др.) металлопроката. Минимальный размер дефектов, которые может обнаружить человек невооружённым глазом, составляет 0,1 – 0,2 мм, а при использовании специальных средств – десятки мкм [97].

Вследствие ограничений визуального обнаружения и распознавания поверхностных дефектов на производстве используются ИИС обнаружения и распознавания дефектов листового проката [74].

ИИС на основе рентгеновских лучей основаны на поглощении рентгеновских лучей. Наличие таких дефектов, как отверстия, плена или мятость, приводит к тому, что проходящие через материал лучи ослабляются в различной степени. Можно определить наличие и расположение различных неоднородностей материала, регистрируя распределение интенсивности проходящих лучей [62,110].

ИИС на основе гамма-лучей в отличие от рентгенодефектоскопии, используют гамма-излучение, испускаемое радиоактивными искусственными изотопами таких металлов, как кобальт, иридий, европий и др. [111].

ИИС на основе радиоволн используют проникающие свойства радиоволн миллиметрового и сантиметрового диапазонов, что позволяет идентифицировать в основном поверхностные дефекты неметаллических изделий [62,110,111].

ИИС на основе инфракрасного излучения основаны на использовании тепловых инфракрасных лучей для идентификации непрозрачных включений. Инфракрасное изображение дефекта получают в отражённом, проходящем или собственном излучении продукции. Данным способом осуществляю контроль качества изделия, нагревающегося в процессе производства. Дефектные области в изделии изменяют тепловой поток. Инфракрасное излучение пропускается через изделие и теплочувствительный приемник регистрируют его распределение. Ультрафиолетовая дефектоскопия позволяет также исследовать неоднородность строения материалов [62,110].

ИИС электроиндуктивного (токовихревого) оценки качества продукции листового проката используют возбуждение вихревых токов при помощи переменного магнитного поля датчика ИИС. Вихревые токи создают собственное поле, которое по знаку противоположно возбуждающему. При взаимодействии данных полей изменяется сопротивление катушки датчика ИИС, что отмечается индикатором. При этом на показания индикатора влияют размеры изделия, электропроводность и магнитная проницаемость металла, а также изменения электропроводности из-за нарушений целостности металла или структурных неоднородностей [62,63,65].

Ультразвуковые ИИС бесконтактной оценки качества продукции листового проката используют упругие колебания, в основном, ультразвукового диапазона частот. Нарушения однородности или целостности среды влияют на режим колебаний изделия и распространение упругих волн в нем. Основные методы: теневой, эхометод, велосимметрический, резонансный [62,63,64].

Наиболее универсальный является эхометод, который основан на посылке в продукцию коротких импульсов ультразвуковых колебаний и регистрации времени прихода и интенсивности эхосигналов, отраженных от дефектов. Датчик ИИС на основе эхометода для оценки качества продукции сканирует ее поверхность. Метод позволяет идентифицировать структурные и поверхностные дефекты различной ориентации в пространстве. Существуют промышленные установки для контроля качества различной продукции. При использовании для регистрации самозаписывающего прибора повышаются производительность, объективность оценки, воспроизводимость и надежность контроля. Чувствительность эхометода является высокой: на частоте 2-4 МГц возможно идентифицировать дефекты, площадь которых около 1 мм^2 .

В ИИС на основе теневого метода ультразвуковые колебания, встретив на своём пути дефект, отражаются в обратном направлении. О наличии дефекта судят по Уменьшение энергии ультразвуковых колебаний, огибающих дефект, или изменение фазы колебаний говорит о наличии дефекта. Метод применяется для контроля качества рельсов, сварных швов и др. [63,110,112].

Использование бесконтактного контроля в процессе производства и эксплуатации изделий дает существенный экономический эффект за счет экономии металла, сокращения времени обработки заготовок с дефектами, и др. Также, методы бесконтактного контроля позволяют предотвратить разрушение конструкций, способствуя увеличению их долговечности и надежности.

При применении ультразвукового контроля подвергаются анализу не все сигналы, поступающие от преобразователя, а только те сигналы, которые попадают в некоторый диапазон задержек. Система идентификации имеет строб, отмечающий зону ожидания сигналов от дефектов, и один или несколько порогов, на основе которых производится идентификация дефектов и оценка опасности этих дефектов. Система идентификации использует два метода контроля – теневой метод и эхометод (рисунок 1.12) [62,63].



Рисунок 1.12 – Работа системы обнаружения для эхометода

В эхометоде ультразвукового контроля (рисунок 1.12) строб устанавливается на экране дефектоскопа в соответствии с диапазоном глубин залегания дефектов. Уровень, соответствующий браку, отмечает максимально допустимую амплитуду сигнала от дефекта.

На заводе ООО «Уральский медный прокат» была осуществлена обработка различных дефектов радиаторной ленты при помощи ультразвукового устройства бесконтактного контроля общего назначения УД9812 "Уралец" (рисунок 1.13). Результаты обработки приведены в таблице 1.2.



Рисунок 1.13 – Ультразвуковое устройство бесконтактного контроля
 УД9812 "Уралец"

Таблица 1.2 – Ультразвуковое представление дефектов

Название дефекта	Коэфф. отражения	Коэфф. затухания ультразв. волны (Нп/м)	Амплитуда (дБ)
Чистый металл	1	5-8	до 30
Царапина	0.836	3-5	30-40
Плена	0.91	3-5	30-35
Отверстие	0.374	0-1	80-120
Мягкость	0.556	0-1	75-93

Исследования показали, что при скорости объектов до 5 м/с ультразвуковая ИИС обнаруживает 97% дефектов, при скорости от 5 до 7.7 м/с количество идентифицированных дефектов составляет лишь 68.3% [13,62].

В настоящее время существует ИИС тепловой оценки качества продукции металлопроката. Данные ИИС осуществляют нагрев движущегося по рольгангу металлического листа при помощи лампочного нагревателя (используются линейчатые лампы типа КГ-220-1000 или газовые горелки) [66,102]. Тепловизоры или линейные сканеры осуществляют сканирование информации о распределении температуры на поверхности прокатного листа со стороны, противоположной нагреву.

В промышленной системе одновременно используется нескольких тепловизоров (оптических головок) [66], что позволяет обеспечить полное сканирование движущегося листа по ширине с сохранением требуемого пространственного разрешения. Время нагрева для каждой точки должно составлять от 0,5 до 1 с, а плотность энергии нагрева должна находиться в пределах от 100 до 400 кВт/м² при скорости проката от 100 до 2200 мм/с. При указанных параметрах контроля качества время идентификации одного кадра составляет 1 с, причем 0,96 с. уходит на обработку информации, а 0,04 с – на запись температуры [113].

Стартовый сигнал поступает в компьютер с датчика перемещения в момент начала движения прокатного листа. Стартовый сигнал инициирует блок управления нагревателем и программу ввода и анализа температурных полей. По

истечении задаваемого оператором времени контроля тепловизор проверяет нагретый участок поверхности проката [66,113].

Основными факторами помех являются: наличие ржавчины, окалины, трещин, полированных зон, изменения температуры окружающей среды и толщины листа проката. Ржавчина и окалина, являющиеся теплоизоляторами, приводят к локальным повышениям температуры прокатного листа, но параллельный отток тепла не приводит к существенным изменениям средней температуры листа.

Участки с полированной поверхностью ведут себя аналогичным образом, однако они создают блики при прохождении в поле зрения тепловизора. Блики идентифицируются автоматизированной системой как дефекты. Изменения толщины листа слабо сказываются на результатах ТК. В силу малых размеров зон возмущения влиянием трещин также можно пренебречь. Температура окружающей среды вносит в основной сигнал постоянную составляющую и, поэтому, не оказывает влияния на принятии решения о качестве [113].

В таблице 1.3 приведено сравнение систем ультразвукового и теплового методов неразрушающего контроля [13,114].

Таблица 1.3 – Сравнительные характеристики систем теплового и ультразвукового неразрушающего контроля металлопроката

Технический параметр системы	Система ТК	Система УЗ НК	Требуемое (желательное)
1	2	3	4
Размер минимального выявляемого дефекта	2	5	2
Толщина контролируемого материала, мм	0,5 - 30	0,5 – 30	0,1 – 30
Максимальная скорость перемещения материала, м/с	3	5	18

Продолжение таблицы 1.3

1	2	3	4
Ширина контролируемого участка, мм	50- 400 (зависит от нагревателя)	50 - 2500 (ограничено линейкой УЗ-преобразователей)	50 – 6000
Максимальная температура	500	100	300
Возможность контроля неподвижного объекта	Имеется	Не имеется	Имеется
Диапазон изменения толщины объекта контроля, %	80	10	100
Возможность контроля изделий произвольной формы	Имеется	Не имеется (только листы)	Имеется
Точность определения	10	15	5
Точность определения глубины залегания дефектов, %	10	30	10
Наличие контакта с контролируемым объектом	Бесконтактный (3000 мм)	Бесконтактный	Бесконтактный
Уровень требований к качеству контролируемой поверхности	Средний	Высокий	Низкий
Уровень требований к состоянию окружающей среды	Средний	Высокий	Низкий
Возможность распознавания дефектов	Нет	Нет	Да

В настоящее время для оценки качества продукции листового проката все чаще используются оптико-электронные информационно-измерительные системы (ОЭИИС) оценки качества продукции листового проката [39,40,41,42]. Данный вид ИИС оценки качества продукции листового проката основан на обработке видеоизображений, получаемых с видеокамеры, устанавливаемой над полосой проката [44,45,69,71]. Преимуществами данного вида информационно-измерительных систем является возможность выявления дефектов на высокой скорости проката – до 8 м/с, отсутствие чувствительности к толщине прокатного листа. Минимальный размер дефекта, который способны выявлять данные системы ограничивается размерностью матрицы видеокамеры. Например, для камеры с шириной матрицы в 1024 пикселя минимальный размер дефекта – 1мм. Основным недостатком ОЭИИС является отсутствие возможности выявить внутренние (структурные) дефекты металлопроката [43,70].

Таким образом, оптико-электронные ИИС оценки качества продукции листового проката являются наиболее эффективным видом систем распознавания поверхностных дефектов. Однако, эффективность работы ОЭИИС определяется не только конфигурацией оборудования, но и применяемым методом распознавания дефектов по изображениям. Поэтому необходимо провести исследование существующих методов распознавания по изображениям [10].

1.3.2 Анализ методов распознавания по изображениям

Классическая постановка задачи распознавания образов [31,32]. Для заданного множества объектов, относительно которого необходимо провести распознавание. Множество состоит из подмножеств, называемых классами. Заданы: описание всего множества, информация о классах и информация об объекте, для которого необходимо определить принадлежность к одному из классов. По имеющейся информации об описании объекта и классах необходимо установить – к какому классу относится этот объект.

Среди методов распознавания образов можно выделить две большие группы методов: структурные методы [47] и методы на основе теории решений [5,6]. Классификация методов распознавания образов представлена на рисунке 1.14.

Структурные методы нацелены на распознавание образов на основе информации о структурных связях составных частей объектов. Для некоторых классов поверхностных дефектов («плена», «мятость»), форма может быть разнообразной, что делает весьма трудоемкой и сложной задачей описание формы данных дефектов в виде их структурных составляющих.



Рисунок 1.14 – Методы распознавания изображений

Методы на основе теории решений используют дискриминантные функции. Пусть $x = \{x_1, x_2, \dots, x_n\}$ – вектор, в котором содержатся значения для n количественных признаков объекта. Тогда можно сформулировать основную задачу распознавания [6] в теории решений следующим образом. Если существует W классов объектов $\omega_1, \omega_2, \dots, \omega_W$, то необходимо найти W дискриминантных функций $d_1(x), d_2(x), \dots, d_W(x)$, таких, что если образ принадлежит классу ω_i , то

$$d_i(x) > d_j(x), j=1, 2, \dots, W; j \neq i. \quad (1.8)$$

В группе методов, основанных на теории решений, выделяют методы, основанные на вероятностном подходе, на сопоставлении и нейронные сети [5,6].

В методах, основанных на сопоставлении, распознаваемый объект относится тому классу объектов, прототип которого является ближайшим в смысле заданной метрики [5,6]. В задаче распознавания поверхностных дефектов тонколистового проката основной проблемой методов, основанных на сопоставлении, является сложность построения прототипов дефектов [10].

Методы, основанные на вероятностном подходе, такие как Байесовский классификатор, позволяют минимизировать ошибки классификации. Однако должны быть известны как функции плотности распределения вероятностей образов каждого класса, так и вероятности появления каждого из классов, для достижения оптимальности [5,6,10].

Нейронные сети позволяют непосредственно в процессе обучения строить дискриминантную функцию. При этом отсутствует необходимость делать предположения о функции распределения вероятностей или других вероятностных параметрах классов объектов [5,6,10].

1.3.2.1 Классификатор по минимуму расстояния

Для классификатора по минимуму расстояния [5,10] принимается, что прототип каждого класса определяется как вектор математического ожидания образов из этого класса:

$$m_j = \frac{1}{N_j} \sum_{x \in \omega_j} x_j, j=1,2,\dots,W, \quad (1.9)$$

где N_j – число векторов признаков объектов класса ω_j , и суммирование ведется по всем таким векторам.

W – число классов объектов.

Принимается, что объект относится к тому классу, прототип которого окажется ближайшим. Наиболее распространенной мерой расстояния является евклидова норма:

$$D_j(x) = \|x - m_j\|, j=1, 2, \dots, W, \quad (1.10)$$

где $\|a\| = \sqrt{a^T a}$ – евклидова норма. После этого объект x относится к тому классу ω_j , для которого $D_j(x)$ оказывается наименьшим.

Классификатор по минимуму расстояния хорошо работает в тех практических задачах, где расстояния между точками математических ожиданий классов велики по сравнению с диапазоном разброса объектов каждого класса. Поэтому классификатор по минимуму расстояния не подходит для решения задачи распознавания поверхностных дефектов.

1.3.2.2 Корреляционное сопоставление

Корреляционное сопоставление предполагает использование корреляции как средства поиска эквивалентов эталона $w(x,y)$ размерами $J \times K$ на изображении $f(x,y)$ размерами $M \times N$ [6,81]. Предполагается, что $J < M$, $K < N$.

Корреляция между изображениями $f(x,y)$ и $w(x,y)$ задается выражением

$$c(x, y) = \sum \sum f(s, t) w(x + s, y + t), \quad (1.11)$$

для $x=0, 1, 2, \dots, M-1$, $y=0, 1, 2, \dots, N-1$, где суммирование ведется по той области изображения, где w и f пересекаются. Для функции $c(x,y)$ оценивается пороговое значение t и принимается, что если $c(x,y) > t$, то в этой области обнаружен объект класса, соответствующего классу эталона.

Преимуществом корреляционного сопоставления является то, что нет необходимости предварительно выделять область объекта на исходном изображении и выделять его признаки. Однако само вычисление корреляционной функции необходимо выполнять в $(M-J)(N-K)$ точках, что требует высоких временных затрат. Кроме того, нормировка относительно изменения размера или поворота является трудоемкой в вычислительном плане задачей. Также, для обеспечения требуемой достоверности распознавания необходимо большое количество эталонов для каждого из классов объектов, что требует еще больших временных затрат на распознавание. Поэтому, корреляционное сопоставление не может быть использовано для распознавания поверхностных дефектов в реальном масштабе времени.

1.3.2.3 Сопоставление с эталонами

Для классификатора путем сравнения с эталоном [5,6,34], предполагается наличие эталонов g , для которых известно к какому классу они относятся. В этом случае принимается, что объект относится к тому классу, расстояние до которого минимально. В качестве меры расстояние чаще всего применяется евклидово расстояние.

Для обеспечения требуемой достоверности распознавания путем сравнения с эталонами требуется большая база эталонов. При этом для каждого распознаваемого объекта необходимо вычислять расстояние до каждого из эталонов, что предполагает большие временные затраты на распознавание. Поэтому данный метод не может быть применен для распознавания поверхностных дефектов листового проката.

1.3.2.4 Байесовский классификатор

Пусть $p(\omega_j|x)$ – вероятность того, что поступивший образ x принадлежит классу ω_i . Если классификатор относит к классу ω_i образ x , который в действительности относится к классу ω_j , это приводит к потерям, которые обозначаются $L_{i,j}$. Поскольку образ может принадлежать любому из рассматриваемых W классов, средняя величина потерь, связанных с отнесением x к классу ω_j , равна

$$r_j(x) = \sum_{k=1}^W L_{r,j} p(\omega_k | x). \quad (1.12)$$

Из элементарной теории вероятностей известно, что при $p(A)>0$ и $p(B)>0$ справедливо равенство $p(A|B)=[p(A)p(B|A)]/p(B)$. Тогда выражение (1.12) можно представить в форме:

$$r_j(x) = \frac{1}{p(x)} \sum_{k=1}^W L_{r,j} p(x | \omega_k) P(\omega_k). \quad (1.13)$$

где $p(x|\omega_k)$ – функция плотности распределения вероятностей образов класса ω_k , а $P(\omega_k)$ – вероятность появления образа из класса ω_k . Поскольку множитель $1/p(x)$ положителен и одинаков для всех $r_j(x)$, $j=1,2,\dots,W$, его можно опустить в выражении (1.13), при этом упорядоченность значений функции $r_j(x)$ не изменится. Тогда выражение для условных потерь (с точностью до постоянного) сводится к

$$r_j(x) = \sum_{k=1}^W L_{r,j} p(x | \omega_k) P(\omega_k). \quad (1.14)$$

В этом случае, для обеспечения условия минимальности потерь, классификатор должен отнести неизвестный x к классу ω_j , если $r_i(x) < r_j(x)$ для $j=1,2,\dots,W; j < i$. Данное неравенство можно записать в виде

$$\sum_{k=1}^W L_{r,j} p(x | \omega_k) P(w_k) < \sum_{k=1}^W L_{r,i} p(x | \omega_k) P(w_k), \quad (1.15)$$

для всех $j < i$. Такой классификатор называют байесовским [78].

Обычно величина потерь при правильном выборе класса принимается нулевой, а потери при ошибочном выборе класса считаются одинаковыми и равными 1.

При таких условиях функция потерь принимает вид

$$L_{i,j} = 1 - \delta_{i,j}, \quad (1.16)$$

где $\delta_{i,j}=1$ при $i=j$, и $\delta_{i,j}=0$ при $i < j$. Применение (1.16) к (1.15) определяет

$$r_j(x) = \sum_{k=1}^W (1 - \delta_{i,j}) p(x | \omega_k) P(w_k) = p(x) - p(x | \omega_j) P(\omega_j). \quad (1.17)$$

Тогда классификатор приписывает образ x к классу ω_j , если для $j=1,2,\dots,W; j < i$.

$$p(x) - p(x | \omega_i) P(\omega_i) < p(x) - p(x | \omega_j) P(\omega_j), \quad (1.18)$$

или, что то же самое, если

$$p(x | \omega_i) P(\omega_i) > p(x | \omega_j) P(\omega_j). \quad (1.19)$$

Тогда байесовский классификатор в случае вычисления нуль-единичной функции потерь есть не что иное, как вычисление дискриминантных функций вида

$$d(x) = p(x | \omega_j)P(\omega_j), j=1,2,\dots,W, \quad (1.20)$$

с отнесение образа x к тому классу, у которого значение дискриминантной функции $d_i(x)$ оказывается наибольшим [52].

На практике, для работы байесовского классификатора, необходимо, чтобы были известны функция плотности распределения вероятностей каждого из классов, так и вероятности появления каждого из классов [6,35,36]. И, если последнее требование не вызывает трудностей, то оценка функций плотности распределения является трудоемкой задачей, так как является многомерной функцией и требует использования методов теории вероятностей, описывающих многомерные случайные величины, которые трудно применять на практике. По этим причинам байесовский классификатор не подходит для решения задачи распознавания поверхностных дефектов листового проката.

1.3.2.5 Нейронные сети

Нейронная сеть представляет собой математическую модель, характеризующуюся использованием большого числа простейших вычислительных элементов, называемых нейронами [6,7]. Организация нейронных сетей напоминает предположительный способ связи нейронов в головном мозге.

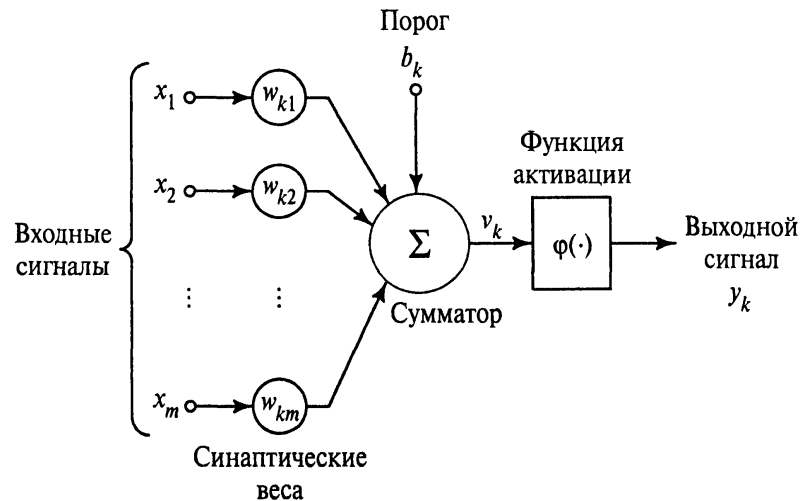


Рисунок 1.15 – Модель нейрона

На рисунке 1.15 представлена модель нейрона. Каждый нейрон имеет несколько входов, называемых дендритами, и один выход, называемый аксоном. Выходной сигнал нейрона имеет вид

$$y(x) = f\left(\sum_{i=1}^n w_i x_i\right), \quad (1.21)$$

где x_i – значения входного сигнала;

w_i – коэффициенты связи между нейронами, называемые весами;

f – функция активации нейрона;

n – количество нейронов в предыдущем слое (для первого слоя – количество признаков)

Наиболее распространенной архитектурой нейронной сети является многослойный персептрон [6,7]. Передача сигнала в таких сетях происходит только в одном направлении от входа к выходу. Архитектура многослойного персептрона представлена на рисунке 1.16.

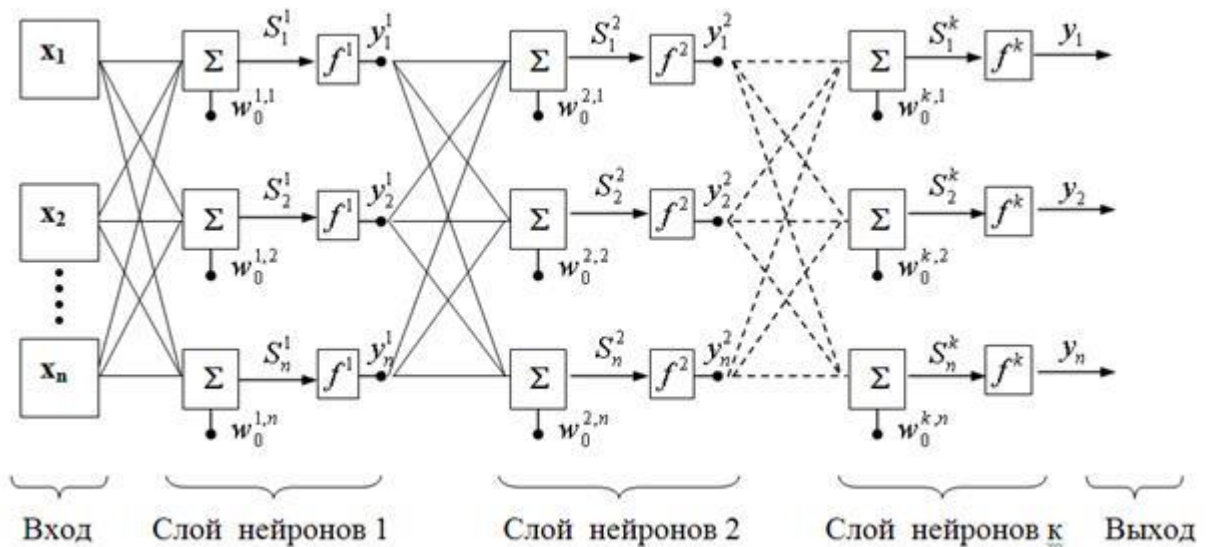


Рисунок 1.16 – Архитектура нейронной сети типа «многослойный персептрон».

Однако у нейронных сетей существует ряд недостатков [7]:

- большинство подходов для проектирования искусственных нейронных сетей являются эвристическими и часто не приводят к однозначным решениям;
- значительные временные затраты на обучение нейронной сети;
- необходимость пересмотра архитектуры и переобучения всей сети при введении нового класса объектов;
- в ряде случаев обучение сети приводит к тупиковым ситуациям;
- поведение обученной нейронной сети не всегда однозначно предсказуемо.

Таким образом, значительные временные затраты на переобучение и неоднозначное поведение нейронной сети в ряде ситуаций ограничивают применение нейронной сети для решения задачи распознавания поверхностных дефектов листового проката.

1.3.2.6 Метод окрестностей

Критичным фактором при выборе метода распознавания поверхностных дефектов листового проката является скорость срабатывания алгоритма, так как

распознавание должно производиться в реальном масштабе времени. Эффективное (в вычислительном отношении) использование распознающих алгоритмов предполагает наличие некоторого аппарата оценки близости, не требующего сравнения распознаваемого объекта с каждым элементом обучающего набора. Одним из таких методов является метод окрестностей [9], который позволяет по построенной в пространстве признаков системе окрестностей для распознаваемого объекта найти бинарным поиском минимальную окрестность, которая также содержит необходимое число образцов, для которых известен их класс. Решение о принадлежности распознаваемого объекта к одному из классов дефектов принимается исходя из класса образцов, попавших в найденную окрестность. Использование бинарного поиска определяет вычислительную эффективность данного метода, что является критическим фактором при распознавании в реальном времени и делает метод окрестностей наиболее подходящим для использования в ИИС распознавания поверхностных дефектов.

Таким образом, наиболее применимым методом для распознавания поверхностных дефектов в реальном времени является метод окрестностей.

1.3.3 Анализ существующие методов распознавания поверхностных дефектов

Известен метод распознавания поверхностных дефектов металлопроката по видеоизображениям [20]. Метод заключается в следующем: по изображению, получаемому камерой с низкой выдержкой, рассчитывается пороговое значение яркости, по которому фон отделяется от области дефекта. На основе полученной области дефекта вычисляются признаки дефектов (геометрические, статистические и частотные (на основе преобразования Фурье)), которые подаются на вход нейронной сети. Обученная нейронная сеть определяет класс дефекта.

Недостатком Фурье-анализа изображения является отсутствие представления о локальных свойствах сигнала при быстрых временных изменениях его

спектрального состава, что затрудняет работу распознавателя в реальном масштабе времени. Кроме того, недостатком данного метода является высокая вероятность выделения ложной области дефекта вследствие отсутствия фильтрации помех [8,10].

Существует метод [39] на основе фильтра Габора. Метод основан на применении к изображению поверхности прокатного листа фильтра Габора и последующем анализе гистограммы распределения, построенной по результатам применения фильтра. Основным недостатком данного метода является ограничение по скорости проката до 3,5 метров в секунду.

Существует метод неразрушающего контроля качества поверхности рельса с использованием цифровых видеокамер [61]. Основная идея метода в том, что выполняется получение изображения при помощи размещаемых перед и после видеокамер спектральных подсветок, направленных на поверхность рельса. Полученное после сканирования поверхности цветное изображение преобразуется в изображение с нулевым контрастом, далее нормируется и бинаризуется. После чего осуществляется элиминирование искажающих изображение фрагментов рельса помех. После этого оценивается информативный признак и выполняется автоматическое распознавание поверхностных дефектов на основе искусственной нейронной сети. Если с помощью нейронной сети не удастся с заданной точностью установить класс поверхностного дефекта, то производится автоматический запуск динамической продукционно-ситуационной экспертной системы, которая по генетическим и морфологическим признакам распознает класс дефекта и оценивают его параметры.

Нормирование изображения осуществляется по зависимости:

$$S_{n,m}^H(i) = (S_{n,m}(i) - S^{\min}) / (S^{\max} - S^{\min}), \quad (1.22)$$

где $S^{\max}$, $S^{\min}$ – максимальное (255) и минимальное (0) значения яркости пикселя $S_{n,m}(i)$.

Адаптивная бинаризация осуществляется по пороговому значению уровня яркости. Фильтрация помех, которые искажают изображение поверхности рельса, производится по следующему принципу: если в заданной окрестности пикселя, у которого $S_{n,m}^B(i) = 1$ все прочие пиксели имеют значение, равное 0, то $S_{n,m}^B(i)$ также принимается равным нулю.

Оценивание информативных признаков осуществляется по зависимости вида

$$X_j(i) = \begin{cases} \sum_{m=1}^{96} S_{j,m}^B(i), 1 \leq j \leq 96 \\ \sum_{n=1}^{96} S_{n,j}^B(i), 97 \leq j \leq 192 \end{cases}, \quad (1.23)$$

где $S^B(i)$ – матрица i -го изображения после адаптивной бинаризации;

j – номер признака.

Нейронная сеть распознаёт 3-и класса дефектов стального проката рельса: плена, раскатанная трещина и раскатанный пузырь.

Недостатком данного метода является отсутствие возможности распознавания дефектов, характерных для тонколистового проката цветных металлов: отверстие, вмятины, пятна ржавчины, отпечатки валков и мелкие волны. Кроме того, в прототипе признаки распознавания формируются по всему изображению, а не по области дефекта, что увеличивает время обработки одного изображения. Кроме того, использование матричных камер со скоростью съемки 25-30 кадров в секунду и скорости проката 6-8 м/с приведет к снижению четкости изображения. Использование специализированных матричных камер (с частотой съемки порядка 2000 кадров в секунду) значительно увеличивает число обрабатываемых кадров изображения проката, что делает невозможным работу системы в реальном масштабе времени вследствие значительно увеличения объема обрабатываемой информации.

Данный способ может быть применен и для распознавания поверхностных дефектов продукции тонколистового проката цветных металлов с ограничением на классы поверхностных дефектов и требуемую скорость проката.

Существует метод обнаружения поверхностных дефектов [4,54,63], использующийся в настоящее время на предприятии ООО «Уральский медный прокат». Данный метод основан на использовании вейвлет-преобразования и пороговой фильтрации для обнаружения поверхностных дефектов листового проката. Данный метод позволяет обнаружить поверхностные дефекты и устранить часть из них при реверсных прогонах. Однако данный метод не позволяет определить тип дефекта, а соответственно и возможность его устранения [11].

В результате анализа существующих методов, выделены существующие противоречия в теории и практике (рисунок 1.17).

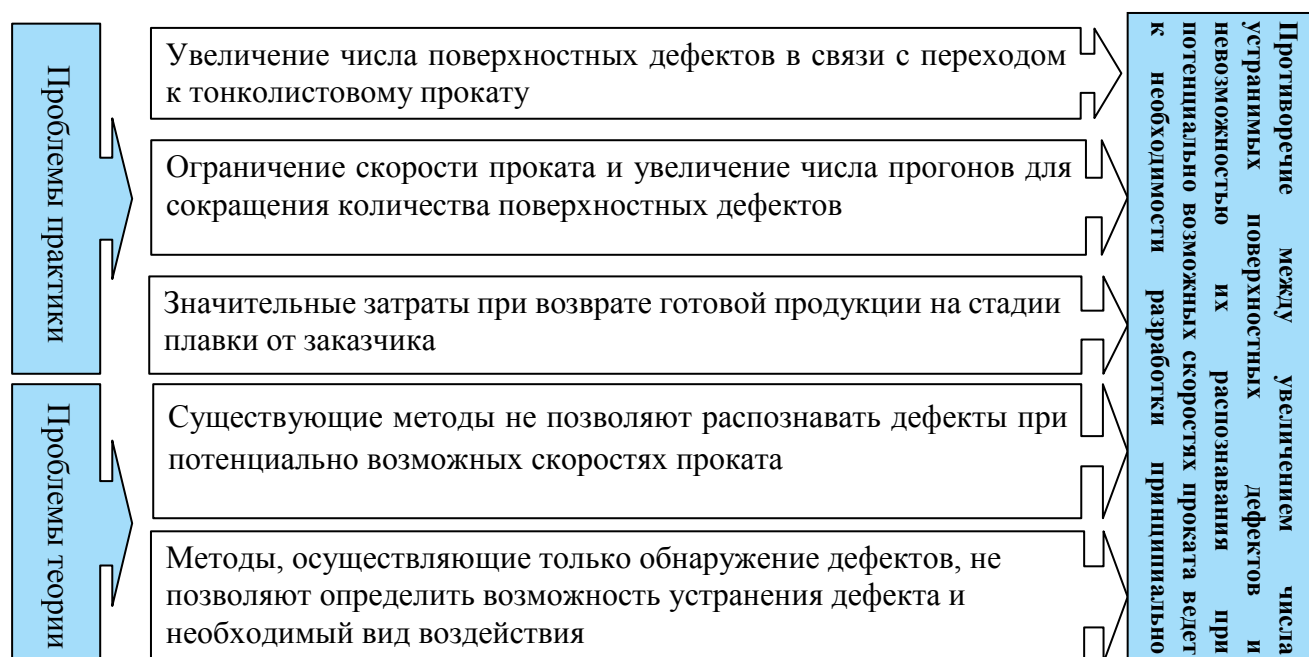


Рисунок 1.17 – Противоречия в теории и практике

Существующие противоречия определяют следующие требования к разрабатываемой ОЭИИС:

- система должна работать при скоростях проката до 8 м/с;
- система должна определять позицию дефекта на прокатном листе;
- система должна определять размеры дефекта;

- система должна распознавать дефекты следующих видов: «плена», «царапина», «мятость», «отверстие»;
- система должна определять возможность устранения дефекта.

Таким образом, выделены основные противоречия между проблемами практики, связанными с возникновением поверхностных дефектов, и проблемами теории, заключающимися в отсутствие методов способных распознавать дефекты в реальном времени и давать рекомендации по их устранению. На основе противоречий между проблемами теории и практики выдвинуты требования к разрабатываемой ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов листового проката.

1.3.4 Концепция совершенствования информационно-измерительной системы прокатного стана

Для обеспечения выполнения поставленных требований к системе был предложен новый принцип построения ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением (рисунок 1.18), в основе которого 2 процесса: обнаружение и распознавание дефекта [10,11].

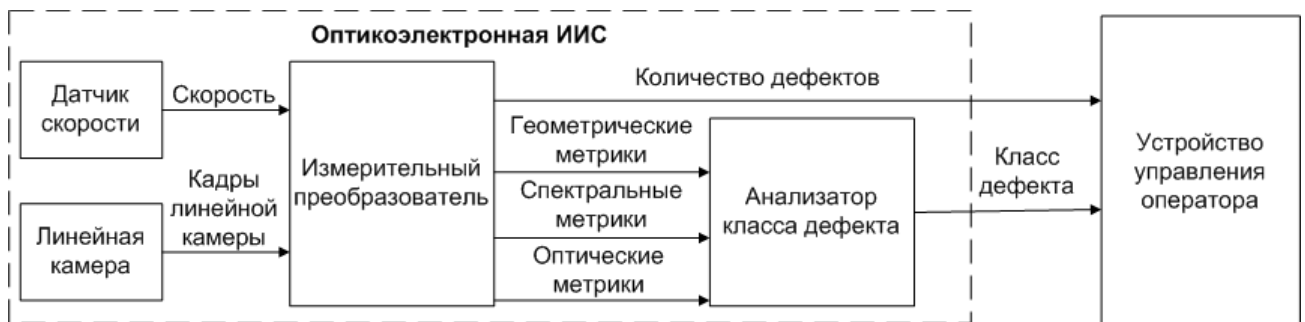


Рисунок 1.18 – Новый принцип построения ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением

Измерительный преобразователь позволит по сформированному на основе кадров линейной камере изображению поверхности проката определить наличие дефектов, определить положение (область) дефекта и измерить значения метрологических признаков дефектов.

Анализатор класса дефекта позволяет установить класс поверхностного дефекта на основе значений признаков дефектов.

Таким образом, предложен новый принцип построения ОЭИИС обнаружения и распознавания поверхностных дефектов листового проката цветных металлов за счет введения анализатора класса дефектов.

Выводы по первому разделу

1. Обоснована актуальность разработки ОЭИИС обнаружения и распознавания поверхностных дефектов. Выявлены недостатки ОЭИИС обнаружения поверхностных дефектов листового проката, используемой на прокатном стане «КВАРТО 400 ŠKODA».

2. Определены наиболее распространенные классы поверхностных дефектов – «Отверстие», «Мятость», «Плена», «Царапина». Рассматриваемые классы дефектов разделены на устранимые и неустранимые. Выявлено необходимое число дополнительных реверсных прогонов, необходимых для устранения каждого из классов устранимых дефектов. Выделены существенные спектральные, пространственные и оптические признаки поверхностных дефектов и метрики их использования, на основе которых возможно распознавание поверхностных дефектов тонколистового проката.

3. Рассмотрены существующие методы распознавания поверхностных дефектов, выявлены их достоинства и недостатки. Выделены основные противоречия между проблемами практики, связанными с возникновением поверхностных дефектов, и проблемами теории, заключающимися в отсутствие методов способных распознавать дефекты в реальном времени и давать рекомендации по их устранению. Выдвинуты требования к разрабатываемой ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением. Предложен новый принцип построения ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением за счет введения анализатора класса дефекта.

2 ИССЛЕДОВАНИЕ И РАЗРАБОТКА МЕТОДОВ И МОДЕЛЕЙ ОПИСАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Данная глава посвящена исследованию и разработке методов и моделей описания поверхностных дефектов листового проката. Исследованы существующие модели изображений для обнаружения дефектов и предложена модель изображения дефекта в виде пакетов пикселей, позволяющая осуществить расчет спектра вейвлет-преобразования в реальном времени. Исследованы модели объектов для распознавания и составлена модель в виде вектора геометрических, оптических и спектральных признаков.

2.1 Систематизация методов и моделей описания изображений.

2.1.1 Исследование моделей изображений

2.1.1.1 Модели непрерывных изображений

Цифровая обработка изображений осуществляется после преобразования сигнала в цифровую форму из непрерывной формы [48]. Эффективность цифровой обработки зависит от адекватности описывающей изображение модели, которая необходима для разработки алгоритмов цифровой обработки [73,74]. В этом случае необходимо учитывать влияние канала связи и приемной и передающей систем на сигнал изображения. Модель изображения представляет собой систему следующих функций: функцию яркости, функции автокорреляции, пространственные спектры и спектральные интенсивности изображений [75]. Канал изображения включает оптическую систему, оптико-электрический преобразователь, устройство аналого-цифрового преобразования (АЦП) и цифровой обработки сигналов изображения. Непрерывное изображение может быть представлено функцией пяти аргументов: трех пространственных координат, времени и длины волны электромагнитного излучения. Упрощениями данной модели пространственно-временных сигналов в некотором диапазоне

волн $f(x,y,z,t,\lambda)$ являются модель пространственного сигнала $f(x,y,z)$, модель временного сигнала $f(t)$, модель пространственно-временного сигнала $f(x,y,z,t)$. Здесь t – время, λ – длина волны электромагнитного излучения, x, y, z – пространственные координаты.

Пространственные спектры изображений. При цифровой обработке изображений широко применяется спектральный анализ изображений. Спектр изображения получают на основе двумерного прямого преобразования Фурье для описывающей изображение функции [116]:

$$F(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \exp(-i(\omega_x x + \omega_y y)) dx dy, \quad (2.1)$$

где ω_x, ω_y – пространственные частоты;

$i = \sqrt{-1}$, мнимая единица.

Функция $\exp(-i(\omega_x x + \omega_y y))$ описывает плоскую волну в плоскости изображения (x, y) при фиксированных значениях пространственных частот.

Формула (2.2) связывает действительную функцию яркости изображения $f(x, y)$ с комплексной функцией частоты, называемой спектром изображения

$$F(\omega_x, \omega_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) \cos(\omega_x x + \omega_y y) dx dy + \\ + i \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (-f(x, y)) \sin(\omega_x x + \omega_y y) dx dy = \text{Re}(\omega_x, \omega_y) + i \text{Im}(\omega_x, \omega_y), \quad (2.2)$$

где $\text{Re}(\omega_x, \omega_y)$ – реальная часть спектра; $\text{Im}(\omega_x, \omega_y)$ – мнимая часть спектра.

Определение пространственных частот изображения представлено на рисунке 2.5.

Амплитуда и фаза спектра определяются по формулам (2.3) и (2.4) соответственно:

$$A(\omega_x, \omega_y) = \sqrt{\text{Re}(\omega_x, \omega_y)^2 + \text{Im}(\omega_x, \omega_y)^2}, \quad (2.3)$$

$$\varphi(\omega_x, \omega_y) = \arctg(\text{Im}(\omega_x, \omega_y) / \text{Re}(\omega_x, \omega_y)) . \quad (2.4)$$

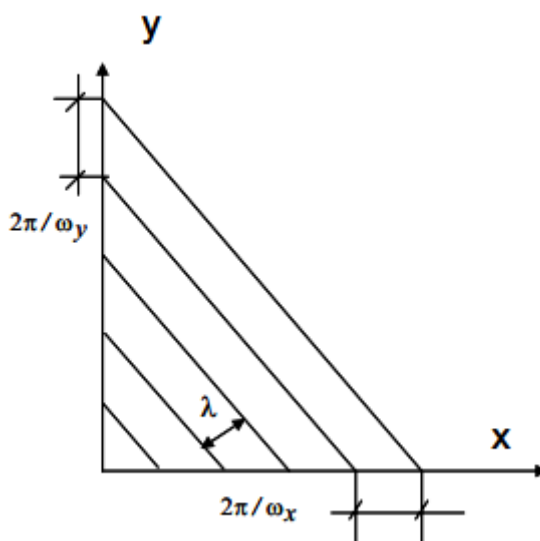


Рисунок 2.5 – Определение пространственных частот изображения

При помощи обратное преобразования Фурье возможно по спектру восстановить изображение:

$$f(x, y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} F(\omega_x, \omega_y) \exp(i(\omega_x x + \omega_y y)) d\omega_x d\omega_y . \quad (2.5)$$

Помимо преобразования Фурье, спектр изображения может быть получен на основе вейвлет-преобразования, подробнее данная модель рассмотрена в разделе 2.1.2. Сравнивая два данных метода можно отметить следующие преимущества использования вейвлет-преобразования: возможность преобразования с различным размером окна, возможность использования различных базисных функций. Также, вейвлет-преобразование является пространственно-частотным, поэтому можно анализировать только соответствующие области дефекта R_{def} коэффициенты вейвлет-преобразования [8,19]. Также следует отметить, что коэффициенты вейвлет-преобразования рассчитываются в процессе идентификации поверхностных дефектов и, поэтому,

их использование в процессе расчета значений признаков распознаваемого объекта позволяет сократить общий объем вычислений при распознавании.

Вероятностные модели изображений и функции автокорреляции. Вероятностные модели изображений широко распространены при описании изображений широко [1,35,48,51]. Изображение в этом случае рассматривается как случайная функция времени t и пространственных координат (x,y) . Случайный процесс является стационарным в широком смысле, если он имеет постоянные значения дисперсии и математического ожидания, а его функция автокорреляции зависит от разностей координат. Случайный процесс является стационарным в узком смысле если n -мерная плотность распределения вероятностей сигнала инвариантна к сдвигу. В этом случае моменты более высокого порядка не зависят от времени (в частности, эксцесс и асимметрия). Случайный процесс для некоторого фиксированного момента времени t описывается плотностью вероятности распределения яркости в изображении по пространственным координатам.

В соответствии с определением математическое ожидание (среднее):

$$Mf = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) p(x, y) dx dy = const. \quad (2.6)$$

Дисперсия:

$$Df = \sigma^2 = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} (f(x, y) - Mf)^2 p(x, y) dx dy = const. \quad (2.7)$$

Функция автокорреляции вычисляется как:

$$R(\tau_x, \tau_y) = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} f(x, y) f(x - \tau_x, y - \tau_y) dx dy, \quad (2.8)$$

где τ_x, τ_y – задают сдвиги изображения по соответствующим осям координат.

Для действительной функции f автокорреляционная функция является четной и действительной.

2.1.2 Модель изображения на основе вейвлет-преобразования

Исследования показали, что изображения могут быть описаны моделью двумерного случайного поля в виде суммы двух компонент для идентификации поверхностных дефектов листового проката [4,13,63,76].

$$f(x, y) = f_1(x, y) + f_2(x, y), \quad (2.9)$$

где x, y – координаты изображения;

$f(x, y)$ – поле яркости;

$f_1(x, y)$ – яркость стационарного поля (текстурная компонента);

$f_2(x, y)$ – яркость меняющегося поля дефектов.

Для описания моделей изображений с целью идентификации поверхностных дефектов тонколистового проката предложено использовать кратномасштабный анализ (КМА) [2]. В основе КМА лежат иерархические свойства масштабирующих скейлинг-функций $\varphi_{m,k}(x)$ и детализирующих вейвлет-функций $\psi_{m,k}(x)$, которые позволяют представить любую одномерную функцию $f(x)$ в виде ее последовательных вейвлет-преобразований (ВП). Пусть пространство V_m , где m – масштаб преобразования, натянуто на $\varphi_{m,k}(x)$, т.е. $V_m = \text{span}\{\varphi_{m,k}(x)\}$, и обладает

свойствами иерархичности $(f(x) \in V_m \Leftrightarrow f(2x) \in V_{m+1})$ и вложенности $(V_0 \subset V_1 \subset \dots \subset V_m \subset \dots \subset L^2(R))$. Тогда пространство V_{m+1} может быть определено как сумма пространства V_m и дополнения к нему W_m (базис пространства W_m образуют вейвлеты $\psi_{m,k}(x)$), т.е. $V_{m+1} = V_m \oplus W_m$. Тогда, произвольную функцию $f(x) \in L^2(R)$ можно аппроксимировать последовательностью функций $f_m(x) \in V_m$ в соответствии с зависимостью, которая хорошо согласуется с моделью вида:

$$f(x) = \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{m,k} \varphi_{m,k}(x) + \sum_{m=m'}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} w_{m,k} \psi_{m,k}(x), \quad m, k \in I, \quad (2.10)$$

где $c_{m,k}$, $w_{m,k}$ – аппроксимирующие и детализирующие коэффициенты;

m, k – параметры масштаба и сдвига в пространстве целых чисел I .

Такое представление хорошо согласуется с вейвлет-моделью изображения I (матрица яркости пикселей $n \times n$) вида

$$I(x, y) = \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} c_{j,k} \varphi_j(x, y) + \sum_{i=0}^{\infty} \sum_{j=-\infty}^{\infty} \sum_{k=-\infty}^{\infty} (w_{1j,k}^{(i)} \varphi_j^{(i)}(x, y) + w_{2j,k}^{(i)} \psi_j^{(i)}(x, y) + w_{3j,k}^{(i)} \psi_j^{(i)}(x, y)), \quad (2.11)$$

Пусть I – исходный сигнал. ВП представляет собой свертку с низкочастотным $g(n)$ и высокочастотным $h(n)$ фильтром с прореживанием результата вдвое. Расчет низкочастотных c_i и высокочастотных w_i коэффициентов дискретного вейвлет-преобразования (ДВП) [2, 100] изображения осуществляется по формулам [96]:

$$c_i = \sum_{k=1}^n I_{2i+k} \cdot g_k, \quad (2.12)$$

$$w_i = \sum_{k=1}^n I_{2i+k} \cdot h_k. \quad (2.13)$$

Особый интерес представляет вейвлет Хаара, так как в ДВП соответствующие низкочастотный (аппроксимирующих) и высокочастотный (детализирующих) фильтр состоят из 2 коэффициентов $g = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & \frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$, $h = \begin{bmatrix} \frac{1}{\sqrt{2}} & -\frac{1}{\sqrt{2}} \end{bmatrix}$. Поэтому вычисление низкочастотных и высокочастотных коэффициентов можно представить в виде:

$$c_i = \frac{1}{\sqrt{2}} (I_{2i} + I_{2i+1}), \quad (2.14)$$

$$w_i = \frac{1}{\sqrt{2}} (I_{2i} - I_{2i+1}), \quad (2.15)$$

где I – сигнал, для которого производится вейвлет-преобразование.

При вычислении вейвлет-преобразования на основе вейвлета Хаара можно не производить умножение на масштабирующий коэффициент $\frac{1}{\sqrt{2}}$, тогда процесс вычисления коэффициентов сводится к операциям сложения и вычитания. Поэтому в качестве базисного вейвлета был выбран именно вейвлет Хаара.

При вычислении двумерного ВП сначала выполняется преобразование по строкам, а затем по столбцам [2,13]. Общая схема представлена на рисунке 2.6.



Рисунок 2.6 – Общая схема двумерного вейвлет-преобразования

Для вычисления вейвлет-преобразования каждого следующего уровня необходимо применить схему преобразования для матрицы W_{LL} .

Значения элементов матрицы яркости I лежат в диапазоне от 0 до 255. Тогда при ВП одного уровня разложения изображения максимальные значения высокочастотных и низкочастотных коэффициентов могут возрасти в 4 раза (при суммировании – в 2 раза при горизонтальном преобразовании и в 2 раза при вертикальном). Соответственно на 3-ем уровне преобразования максимальные значения могут возрасти в $2^8=256$ раз. Поэтому, для расчета целочисленных значений коэффициентов достаточно использовать двухбайтные числа [14].

Современные процессоры позволяют использовать команды для оперирования векторами по 128 бит, то есть по 8 двухбайтных чисел [89,90,91,92].

Тогда ВП по строкам матрицы яркости I изображения вида

$$I = \begin{bmatrix} I_{1,1} & I_{1,2} & \dots & I_{1,n} \\ I_{2,1} & I_{2,2} & \dots & I_{2,n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ I_{n,1} & I_{n,2} & \dots & I_{n,n} \end{bmatrix}, \quad (2.15)$$

можно представить в виде матрицы пакетов пикселей

$$I = \begin{bmatrix} V_{1,1..8} & V_{1,9..16} & \dots & V_{1,n-7..n} \\ V_{2,1..8} & V_{2,9..16} & \dots & V_{2,n-7..n} \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ V_{n,1..8} & V_{n,9..16} & \dots & V_{n,n-7..n} \end{bmatrix}, \quad (2.16)$$

где $V_{i,j..k} = [I_{i,j}, I_{i,j+1}, \dots, I_{i,k}]$.

Отсюда расчет аппроксимирующих и детализирующих вейвлет коэффициентов ВП по строкам можно представить в виде

$$c_{i,j..j+7} = ((V_{i,2j..2j+7} + (V_{i,2j..2j+7} << 1)) \downarrow) + \\ + ((V_{i,2j+8..2j+15} + (V_{i,2j+8..2j+15} << 1)) \downarrow >> 4), \quad (2.17)$$

$$d_{i,j..j+7} = ((V_{i,2j..2j+7} - (V_{i,2j..2j+7} << 1)) \downarrow) + \\ + ((V_{i,2j+8..2j+15} - (V_{i,2j+8..2j+15} << 1)) \downarrow >> 4), \quad (2.18)$$

где $>>$, $<<$ – операции сдвига элементов вектора вправо и влево соответственно на $>> 4$ и $<< 1$ элементов;

$\downarrow$ - обозначает операцию прореживания вдвое:

$V_{i,j..j+7} \downarrow = [V_{i,j}, V_{i,j+2}, V_{i,j+4}, V_{i,j+6}, 0, 0, 0, 0]$ – результат прореживания.

Матрицу ВП, полученную после преобразования по строкам, можно представить аналогично (2.24) в виде матрицы векторов. Тогда расчет аппроксимирующих и детализирующих ВК ВП изображений по столбцам будет реализован в виде

$$c_{i..k,j} = V_{2i,j..k} + V_{2i+1,j..k}, \quad (2.19)$$

$$w_{i..k,j} = V_{2i,j..k} - V_{2i+1,j..k}, \quad (2.20)$$

Таким образом, получила развитие (модифицирована) вейвлет-модель изображения, отличающаяся векторным представлением матрицы пикселей по строкам и столбцам изображения на каждом уровне разложения, что позволяет использовать векторный процессор для сокращения времени расчета аппроксимирующих и детализирующих вейвлет-коэффициентов.

2.2 Модель поверхностного дефекта для распознавания

2.2.1 Существующие модели представления распознаваемого объекта

Модели представления распознаваемого объекта зависят от методов распознавания. Выделяют следующие основные модели [46,47]:

Списки признаков. Методы данной категории основаны на возможности распознавания объектов на основе некоторых характерных признаков данных объектов. Существуют два основных подхода. Первый подход основан на предположении, что простые измерения, проводимые над изображением, есть результат действия совокупности небольшого числа порождающих признаков. В этом случае разработка метода распознавания сводится к определению пространства признаков, которые необходимо измерить. Пространство признаков в этом случае имеет меньшую размерность. При данном подходе используются методы факторного анализа [56].

Второй подход определяет признаки как подмножества множеств простых измерений. При распознавании бинарных изображений такими признаками могут служить число черных точек на характеристической линии, наличие черных точек в определённых областях т.д. Распознаваемые объекты представляются как различные совокупности наблюдаемых признаков [56].

Данный класс моделей использует в основном эвристические методы. Эффективность данных методов определяется правильностью выбора рассматриваемых признаков.

Структурное описание основывается на представлении объектов в виде совокупности «непроизводных элементов» и отношений между ними. Под непроизводными элементами понимаются фрагменты распознаваемых образов, которые формируют эти образы и являются простыми по собственной структуре, т.е. не содержат других непроизводных элементов, сколь-нибудь значимых для описания образа [60].

Как правило, системы, использующие структурное описание объектов, реализуют последовательную процедуру распознавания. В процессе решения информационной задачи они обрабатывают входной образ, обходя его структуру элемент за элементом. Процесс распознавания делится на два потока: выделение структурных элементов определенного вида в образе и согласование получаемой информации о структуре с моделями для классов изображений, имеющимися в системе [60].

Одним из видов структурных методов являются методы грамматической классификации образов. Представление образов осуществляется в виде предложений специального языка. При этом требуется определить виды возможных структурных элементов изображений на этапе инициализации алгоритма. Построение правила классификации сводится к выводу грамматики, описывающей язык классифицируемых образов. Распознавание заключается в определении возможности вывода рассматриваемого предложения с помощью определенной грамматики [60].

2.2.2 Модель в виде вектора признаков

Для распознавания дефектов структурными методами используется модель в виде вектора признаков. Для получения вектора признаков над первичным представлением распознаваемого образа производится серия вычислений, определяющих необходимые для классификации характеристики.

Каждой такой характеристике, называемой признаком, ставится в соответствие порядковый номер [10,46,51]. Таким образом, признаки образуют вектор

$$u = \{u_1, u_2, \dots, u_n\}, \quad (2.21)$$

где n – число признаков

u_i – значение i -го признака, $i \in \overline{1, n}$.

Вследствие выбора метода окрестностей в качестве метода распознавания поверхностных дефектов, в данной работе предложено использовать модель в виде вектора признаков [10], описанных в разделе 1.1.2.

Для решения задачи распознавания дефектов необходимо в дополнении к спектральным признакам, извлекаемым из вейвлет-модели детализирующих ВК ОД w_z^i , где i – уровень разложения, $1 \leq i \leq 3$, z – направление преобразования, $z \in \{LH, HL, HH\}$, сформировать оптические и геометрические признаки.

Для расчета значений геометрических признаков $P_{def}, S_{def}, q_{def}, m, \sigma$ формируется матрица ОД Mar , в которой пикселям, принадлежащим ОД, соответствуют значения равные единице, а пикселям, относящимся к текстурной области – значения, равные нулю.

Для определения оптических признаков $P_{def}, S_{def}, q_{def}, m, \sigma$ необходимо использовать матрицу яркости I (исходная матрица изображения).

После извлечения признаков модель изображения для задачи распознавания принимает вид вектора:

$$u = \left(P_{def}, S_{def}, q_{def}, m, \sigma, mw_{HL}^1, mw_{LH}^1, mw_{HH}^1, mw_{HL}^2, mw_{LH}^2, mw_{HH}^2, mw_{HL}^3, mw_{LH}^3, mw_{HH}^3, \sigma w_{HL}^1, \sigma w_{LH}^1, \sigma w_{HH}^1, \sigma w_{HL}^2, \sigma w_{LH}^2, \sigma w_{HH}^2, \sigma w_{HL}^3, \sigma w_{LH}^3, \sigma w_{HH}^3 \right), \quad (2.22)$$

Таким образом, проанализированы модели объектов для распознавания. Предложено использовать модель изображения поверхностного дефекта в виде вектора признаков, отличающуюся расширенным информационным полем классификации дефектов на основе спектральных, пространственных и оптических метрик признаков для повышения достоверности распознавания класса дефекта.

Выводы по второму разделу

1. Предложенная модификация вейвлет-модели изображения проката позволит использовать векторные команды процессора для сокращения временных затрат на алгоритм обнаружения дефектов за счет снижения алгоритмической сложности вычислений ВК.

2. Разработана модель изображения поверхности проката, отличающаяся представлением изображения проката в виде пакетов пикселей для увеличения быстродействия алгоритма обнаружения дефектов за счет использования векторных команд процессора и расширенным информационным полем классификации дефектов на основе спектральных, пространственных и оптических метрик признаков для повышения достоверности распознавания класса дефекта.

3 МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОБНАРУЖЕНИЯ И РАСПОЗНАВАНИЯ ПОВЕРХНОСТНЫХ ДЕФЕКТОВ ЛИСТОВОГО ПРОКАТА

Данный раздел посвящен разработке методов обнаружения и распознавания поверхностных дефектов листового проката. В данной главе предложена методика формирования изображения путем накопления кадров линейной видеокамеры с пропуском кадров, содержащих дублирующую информацию. Разработана методика обнаружения поверхностных дефектов листового проката. Рассмотрены фильтры для устранения шумов и обоснован выбор медианного фильтра. Определен порог обнаружения поверхностных дефектов. Разработана методика выделения областей дефектов. Разработана методика распознавания поверхностных дефектов листового проката на основе метода окрестностей. Разработаны алгоритмы обучения и распознавания для классификатора поверхностных дефектов на основе метода окрестностей.

На рисунке 3.1 представлена реализация концепции ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов на основе модернизированной модели изображения.

3.1 Методика формирования изображения

Для формирования изображения в системе используется линейная камера *Basler web ral2048* (рисунок 3.2) [115]. Типовая линейная камера обладает следующими характеристиками: количество пикселей в строке $s = 1024$, частота съемки, $f = 30$ кГц. Стандартная ширина прокатного листа составляет $w=600$ мм, погрешность $\Delta w = 10$ мм.

Пусть камера развернута таким образом, что охватывает всю ширину проката. Для охвата всей площади поверхности на прокатном стане устанавливаются две камеры – фиксирующие верхнюю и нижнюю стороны прокатного листа соответственно. Схема размещения камер представлена на рисунке 3.3.



Рисунок 3.1 – реализация концепции ОЭИС распознавания поверхностных дефектов на основе модернизированной модели изображения

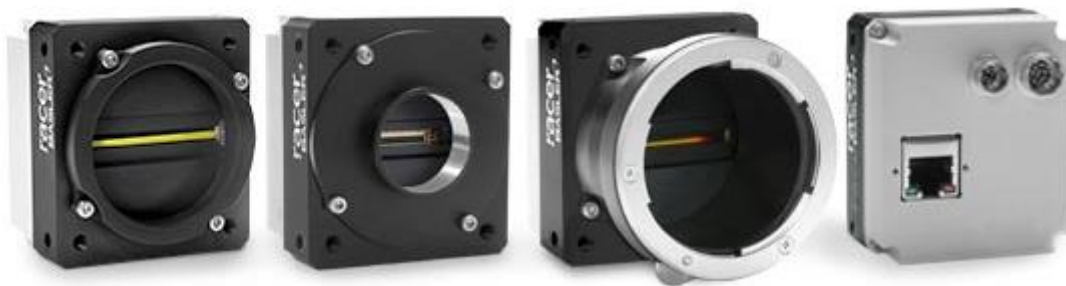


Рисунок 3.2 – Камера Basler web ral2048

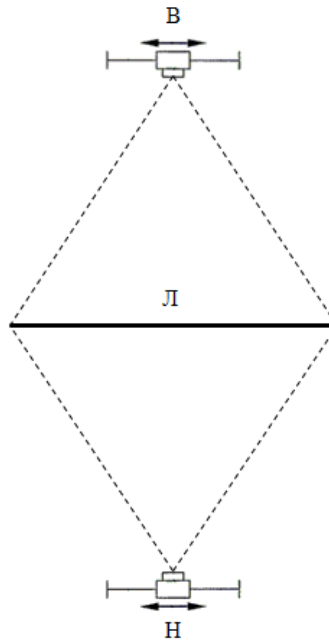


Рисунок 3.3 – Схема размещения камер
(Л – лист проката, В и Н – верхняя и нижняя камеры)

Тогда стороне одного пикселя соответствует размер:

$$l_{pixw} = \frac{w}{c}, \quad (3.1)$$

$$l_{pixw} = \frac{600}{1024} = 0,586 \text{ мм},$$

$$\Delta l_{pixw} = \frac{\Delta w}{c},$$

$$\Delta l_{pixw} = \frac{10}{1024} = 0,001 \text{ мм}.$$

Для оценки размеров пикселя в направлении движения листа необходимо учитывать скорость движения листа. При движении листа со скоростью v рассчитаем смещение листа за время съемки одного кадра:

$$dl_{pixl} = \frac{v}{c}. \quad (3.2)$$

Если $v=8 \text{ м/с}=8000 \text{ мм/с}$

$$dl_{pixl} = \frac{8000}{30000} = 0,267 \text{ мм.}$$

С другой стороны, учитывая что длина, захватываемая одним пикселем $l_{pixw}=0,586 \text{ мм}$ в 2 раза больше чем смещение листа $dl_{pixl}=0,267 \text{ мм}$ (рисунок 3.4) при формировании изображения можно пропускать:

$$k = \left\lfloor \frac{l_{pixw}}{dl_{pixl}} - 1 \right\rfloor \quad (3.3)$$

$k = \left\lfloor \frac{0,586}{0,267} - 1 \right\rfloor = 1$ строку пикселей (Здесь $\lfloor x \rfloor$ обозначает округление вниз до целого).

При таком способе формирования изображения, длина листа, соответствующая одному пикселю равна:

$$dl_{pixl}' = v \cdot t \cdot (k + 1). \quad (3.4)$$

При этом

$$dl_{pixl}' \approx l_{pixl}. \quad (3.5)$$

Очевидно, что количество пропускаемых кадров k должно быть неотрицательным. Это возможно только при условии:

$$dl_{pixl} \leq l_{pixl}. \quad (3.6)$$



Рисунок 3.4 – Области прокатного листа, попадающие в 4 последовательных кадра

Из формул (3.1), (3.2) и (3.6) следует

$$v \cdot t \leq \frac{w}{c}. \quad (3.7)$$

Отсюда можно рассчитать максимально возможную скорость проката, при которой не будет потерь информации

$$v \leq \frac{w}{c \cdot t}. \quad (3.8)$$

Для типовой линейной камеры

$$v \leq \frac{600 \cdot 30000}{1024} = 17578,125 \text{ мм/с} \approx 17,6 \text{ м/с}.$$

Данное ограничение максимальной скорости соответствует требованиям к разрабатываемой системе распознавания дефектов. Следовательно, камера *Basler web ral2048* применима для распознавания дефектов в реальном масштабе времени.

Для цифровой обработки используются изображения размером 1024x1024 пикселя. Поэтому для формирования такого изображения необходимо накопить

1024 кадра линейной камеры. Общий алгоритм формирования изображения представлен на рисунке 3.5

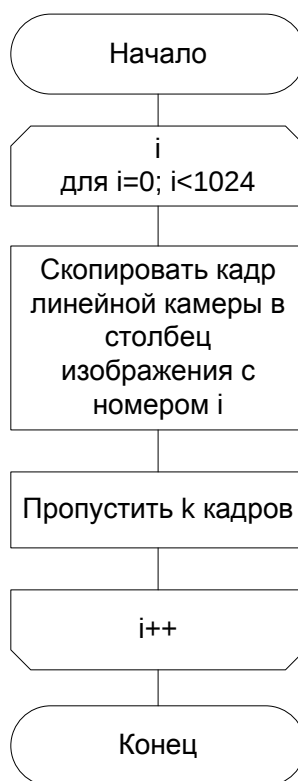


Рисунок 3.5 – Схема алгоритма формирования изображения из кадров линейной камеры

При таком способе формирования, время обработки одного изображения из 1024 строк для скорости проката 8 м/с должно быть менее 0,0683 с.

Таким образом, предложена методика формирования изображения проката с линейной видеокамеры, отличающаяся пропуском части кадров, содержащих дублирующую информацию, что позволяет ОЭИИС обнаруживать дефекты на потенциально возможных скоростях проката.

3.2 Методика обнаружения поверхностных дефектов листового проката

Сформированное изображение подвергается двумерному вейвлет-преобразованию. Для обнаружения дефектов к каждой из детализирующих

четвертей преобразования на каждом уровне вейвлет-разложения применяется пороговый фильтр. Однако, вследствие влияния шумов, коэффициенты вейвлет преобразования необходимо предварительно отфильтровать.

3.2.1 Исследование алгоритмов фильтрации

В цифровой обработке двумерных сигналов широко используется масочная фильтрация [6,28]. Масочная фильтрация является двумерной фильтрацией с конечной импульсной характеристикой (КИХ) фильтра. Маска представляет собой множество весовых коэффициентов, которые заданы во всех точках окрестности S , которые обычно симметрично окружают текущую точку кадра.

На практике чаще всего используется окрестность являющаяся квадратом 3×3 , в центре которого находится текущий элемент. Возможно применение различных масок. Одним из эвристических вариантов является равномерная маска, для которой все весовые коэффициенты равны $1/9$. В этом случае сохраняется средняя яркость, поэтому выходной сигнал является вписанным в диапазон входного сигнала.

Применение фильтрации существенно снижает уровня шума в изображении.

Линейная пространственная фильтрация. Пространственная фильтрация двумерного сигнала $f(x,y)$ позволяет применять фильтры с КИХ [17,106].

Так как понятия будущего и прошлого времени являются условными в изображении, можно использовать амплитуды как в направлении уменьшения индексов, так и в направлении увеличения индексов. Пространственная фильтрация осуществляется как двумерная свертка импульсной характеристики фильтра $h(s,t)$ с двумерным сигналом $f(x,y)$, где t – координата характеристики в вертикальном направлении вдоль оси y , $t \in [-m/2, m/2]$, s – координата характеристики в горизонтальном направлении вдоль оси x , $s \in [-n/2, n/2]$:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) = \sum_{t=-m/2}^{m/2} \sum_{s=-n/2}^{n/2} f(s, t) h(x-s, y-t) = \sum_{t=-m/2}^{m/2} \sum_{s=-n/2}^{n/2} f(x-s, y-t) h(s, t) \quad (3.9)$$

Маской фильтра называется прямоугольная область размером $m \times n$, на которой задана импульсная характеристика.

Элементы импульсной характеристики фильтра и соответствующей области изображения для случая $m=3$, $n=3$ представлены на рисунке 3.6. Начало координат фильтра устанавливается в центр импульсной характеристики, как показано на рисунке 3.6.

	$s = -1$	$s = 0$	$s = 1$		$s = -1$	$s = 0$	$s = 1$
$t = -1$	$f(-1, -1)$	$f(0, -1)$	$f(1, -1)$		$h(1, 1)$	$h(0, 1)$	$h(-1, 1)$
$t = 0$	$f(-1, 0)$	$f(0, 0)$	$f(1, 0)$		$h(1, 0)$	$h(0, 0)$	$h(-1, 0)$
$t = 1$	$f(-1, 1)$	$f(0, 1)$	$f(1, 1)$		$h(1, -1)$	$h(0, -1)$	$h(-1, -1)$

Рисунок 3.6 – Положение отсчетов импульсной характеристики при свертке с двумерным сигналом $f(x, y)$

Отклик фильтра $g(x, y)$ рассчитывается как сумма произведений отсчетов изображения на соответствующие отсчеты повернутой импульсной характеристики. Данная операция выполняется для каждого отсчета изображения.

В случае, когда импульсная характеристика фильтра симметрична вместо свертки можно выполнять корреляцию:

$$g(x, y) = f(x, y) \otimes h(x, y) = \sum_{t=-m/2}^{m/2} \sum_{s=-n/2}^{n/2} f(x+s, y+t) h(s, t). \quad (3.10)$$

Данная операция представляет собой расчет в маске фильтра, скользящей по двумерному сигналу, суммы произведений коэффициентов фильтра на

соответствующие отсчеты двумерного сигнала и не требует отражения импульсной характеристики (рисунок 3.7).

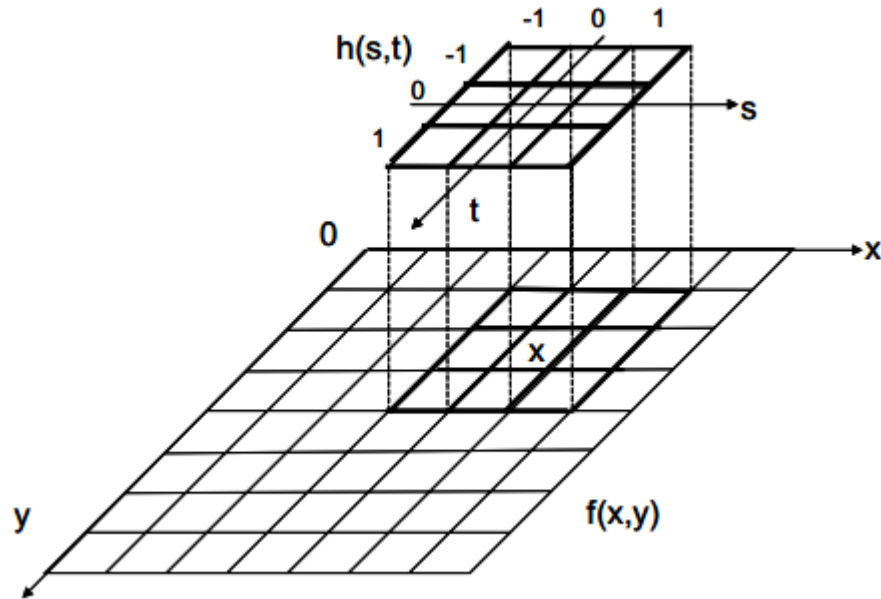


Рисунок 3.7 – Корреляция двумерного сигнала $f(x,y)$ с маской $h(s,t)$

При построении линейных КИХ фильтров часто используют непараметрический подход.

Нелинейная пространственная фильтрация. Сглаживающие линейные фильтры не только подавляют шумы, но также размывают границы между областями с разной амплитудой сигнала. Для уменьшения эффекта «смаза» границ используются нелинейные фильтры. Нелинейные КИХ фильтры, как и линейные фильтры, работают в скользящем окне. Но, нелинейные фильтры основаны на нелинейных преобразованиях отсчетов сигнала в окрестности элементов, определяемой маской фильтра.

Медианный фильтр. Медианный фильтр (МФ), предложенный Тьюки в 1974 г., заменяет центральный элемент маски медианой упорядоченной (по возрастанию или по убыванию амплитуды) выборки, сформированной из всех амплитуд отсчетов, покрываемых маской фильтра [88]. При медианной фильтрации используется скользящее двумерное окно. Для каждого отсчета выполняется оценка медианы в окне [93]. Для ускорения оценки целесообразно использовать ранее выполненные вычисления алгоритмически на каждом шаге.

Размер окна принимается нечетным и равным $m \times n$. Оказавшиеся в пределах окна отсчеты изображения образуют обрабатываемую выборку текущего отсчета. При упорядочивании последовательности $\{f_i, i=[1, mn]\}$ по возрастанию, ее медианой будет являться элемент выборки, занимающий центральное положение в этой упорядоченной последовательности. Этот элемент является результатом медианной фильтрации в текущей точке изображения [93]. Формальное обозначение описанной процедуры:

$$g_{med} = med(f_1, f_2, \dots, f_n). \quad (3.11)$$

Таким образом, действие МФ состоит в игнорировании как отрицательных, так и положительных выбросов. Медианная фильтрация лучше сохраняет границы между областями двумерного сигнала, чем любая линейная фильтрация [94].

Импульсная помеха, размер которой меньше или равен $mn/2$, медианным фильтром подавляется, а резкие изменения амплитуды сохраняются.

Рассмотренные фильтры были исследованы на эффективность подавления шумов в вейвлет-коэффициентах. Наилучшие результаты при этом были получены с использованием медианного фильтра.

3.2.2 Фильтрация и бинаризация вейвлет-коэффициентов

Отклик медианного фильтра в окне для каждой четверти детализирующих ВК на каждом уровне разложения вычисляется по формуле:

$$w_{\phi Z}^i(x, y) = med \{w_Z^i(x + m, y + n) : m = -1, 0, 1; n = -1, 0, 1\}, \quad (3.12)$$

где w_Z^i – матрицы вейвлет-коэффициентов до применения фильтра, $w_{\phi Z}^i$ – матрицы вейвлет-коэффициентов после применения фильтра, i – уровень вейвлет-преобразования, $i=1, 2, 3$, z – четверть вейвлет-преобразования.

Для определения элементов матриц, лежащих на границе дефекта необходимо выполнить бинаризацию по динамическому порогу:

Бинаризация осуществляется по принципу:

$$w_{BZ}^i(x, y) = \begin{cases} 1, w_z^i(x, y) \geq threshold^i_z \\ 0, w_z^i(x, y) < threshold^i_z \end{cases} \quad (3.13)$$

с порогом значений вейвлет-коэффициентов

$$threshold^i_z = 3 \sqrt{\frac{1}{nw} \sum_{x=1}^{nw} \sum_{y=1}^{nw} (w_{\phi_z}^i(x, y) - mw_{\phi_z}^i)^2}, \quad (3.14)$$

где i – уровень вейвлет-преобразования, $i=1,2,3$, z – четверть вейвлет-преобразования, $w_z^i(x, y)$ – коэффициенты вейвлет-преобразования на уровне i в четверти z , $mw_{\phi_z}^i$ – среднее значение коэффициентов вейвлет-преобразования на уровне i в четверти z , nw – размерность матриц w_{BZ}^i , $nw = \frac{n}{2^i}$, n – размерность матрицы изображения, $n = 1024$.

Результат обнаружения поверхностного дефекта на примере дефекта класса «Отверстие» представлен на рисунке 3.8

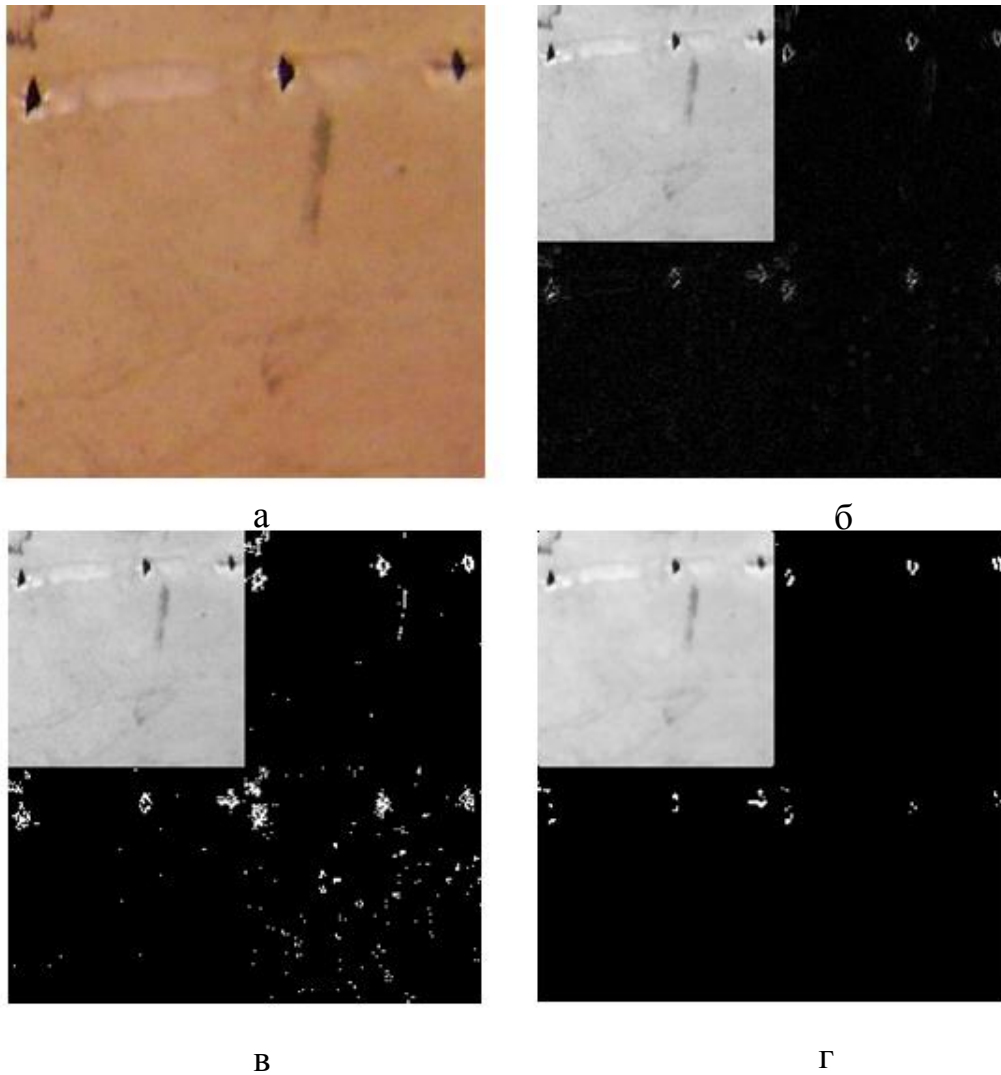


Рисунок – 3.8 Обнаружение поверхностных дефектов (а – исходное изображение, б – результат вейвлет-преобразования, в – бинаризация без фильтров, г – бинаризация с использованием медианного фильтра)

Для определения минимального уровня разрешения для идентификации различных типов поверхностных дефектов исследована эффективность работы предложенного алгоритма ВР. Исследования проводились для неустранимого дефекта «Отверстие» и устранимого дефекта «Мятость». На рисунках 3.9, 3.10 представлены результаты работы алгоритма ВП (а – исходное изображение, б – результат ВП).

Анализ результатов показал, что для идентификации дефекта «Отверстие» достаточно одного уровня вейвлет-преобразования, а дефект «Мятость» необходимо три уровня преобразования.

Поэтому, для обнаружения поверхностных дефектов достаточно трех уровней преобразования исходного изображения, причем неустраняемые дефекты выявляются после первого шага. На более высоких уровнях преобразования проявляются особенности текстурной компоненты изображения.

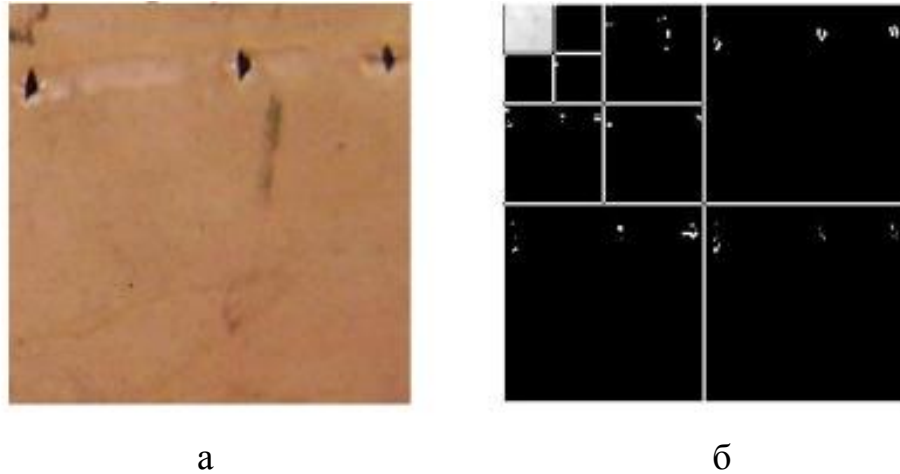


Рисунок 3.9 – Результат обнаружения для дефекта «Отверстие»

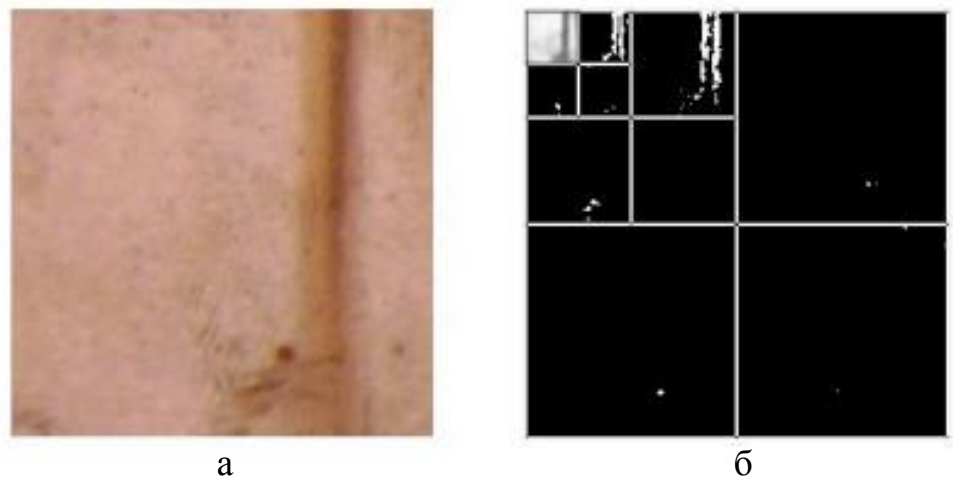


Рисунок 3.10 – Результат обнаружения для дефекта «Мятость»

Таким образом, предложена методика обнаружения поверхностных дефектов, обоснован выбор медианного фильтра для вейвлет коэффициентов, определен порог бинаризации, определено число уровней вейвлет преобразования, позволяющее обнаружить поверхностные дефекты листового проката.

3.2.3 Ускорение работы медианного фильтра

Предложенный алгоритм вейвлет-разложения (ВР) позволяет идентифицировать дефекты листового проката по изображению. При этом для изображения размером 1.5 мегапикселя время работы такого алгоритма на компьютере с конфигурацией Intel Core i7 3.0 ГГц, 4 GB RAM составляет в среднем 1.1 секунды, что не позволяет применять алгоритм для обработки видеоряда (25 изображений 1024x1024 пикселя в секунду) в реальном времени. Существенную часть времени при этом занимает работа медианного фильтра (1.06с). Поэтому необходимо добиться ускорения алгоритма медианной фильтрации для обнаружения дефектов в реальном времени. Реализация медианного фильтра при помощи гистограмм, предложенной в [22,67], позволяет сократить время работы медианного фильтра до 0.45 с.

Для ускорения работы алгоритма фильтрации ВК исследован алгоритм обнаружения, состоящий из трех основных этапов: двумерное вейвлет-преобразование до третьего уровня, применение медианного фильтра к ВК и определение вейвлет-коэффициентов, больших, чем утроенное СКО. Поэтому для обнаружения дефектов важно сравнение вейвлет-коэффициентов с утроенным СКО. Поэтому для определения медианы в окне фильтра достаточно определить количество вейвлет-коэффициентов, больших, чем утроенное СКО. Если найденное количество ВК больше половины количества элементов в окне фильтра, тогда медиана больше, чем утроенное СКО. Реализованный таким образом медианный фильтр срабатывает за 0.1с, что также является недостаточным для работы в реальном времени.

Для дальнейшего ускорения работы медианного фильтра применяется распараллеливание алгоритма обнаружения [21,23,24,38] в сочетании с использованием векторных команд процессора из набора SSE2. Технология SSE2 включает в архитектуру процессора восемь 128-битных регистров и набор инструкций, работающих с векторами значений [90,91,92].

На рисунке 3.11 представлен алгоритм фильтрации ВК при обнаружении дефектов с использованием векторных команд процессора.

Исследования проводились на компьютере с процессорами Intel Core i7 3.0 ГГц, 4 GB RAM для изображений 1.5 мегапикселя. Результаты работы различных вариантов реализаций фильтра приведены в таблице 3.1.

В результате распараллеливание на два ядра по технологии OpenMP [25] алгоритма медианной фильтрации позволяет осуществлять фильтрацию за 0.01с, что приемлемо для обнаружение дефектов в реальном времени.

Таким образом, предложенные алгоритмы обнаружения позволяют распараллелить часть цифровой обработки изображений и, в сочетании с использованием векторных команд процессора, обеспечить работу СИД в реальном масштабе времени.

Таблица 3.1 – Результаты работы различных вариантов фильтрации

Реализация	Результат, с
С использованием сортировки	1.04
С использование гистограммы	0.45
С использованием сравнения медианы с утроенным СКО	0.1
С использованием векторных команд процессора	0.017
Сочетание ВКП и распараллеливания на два ядра	0.01

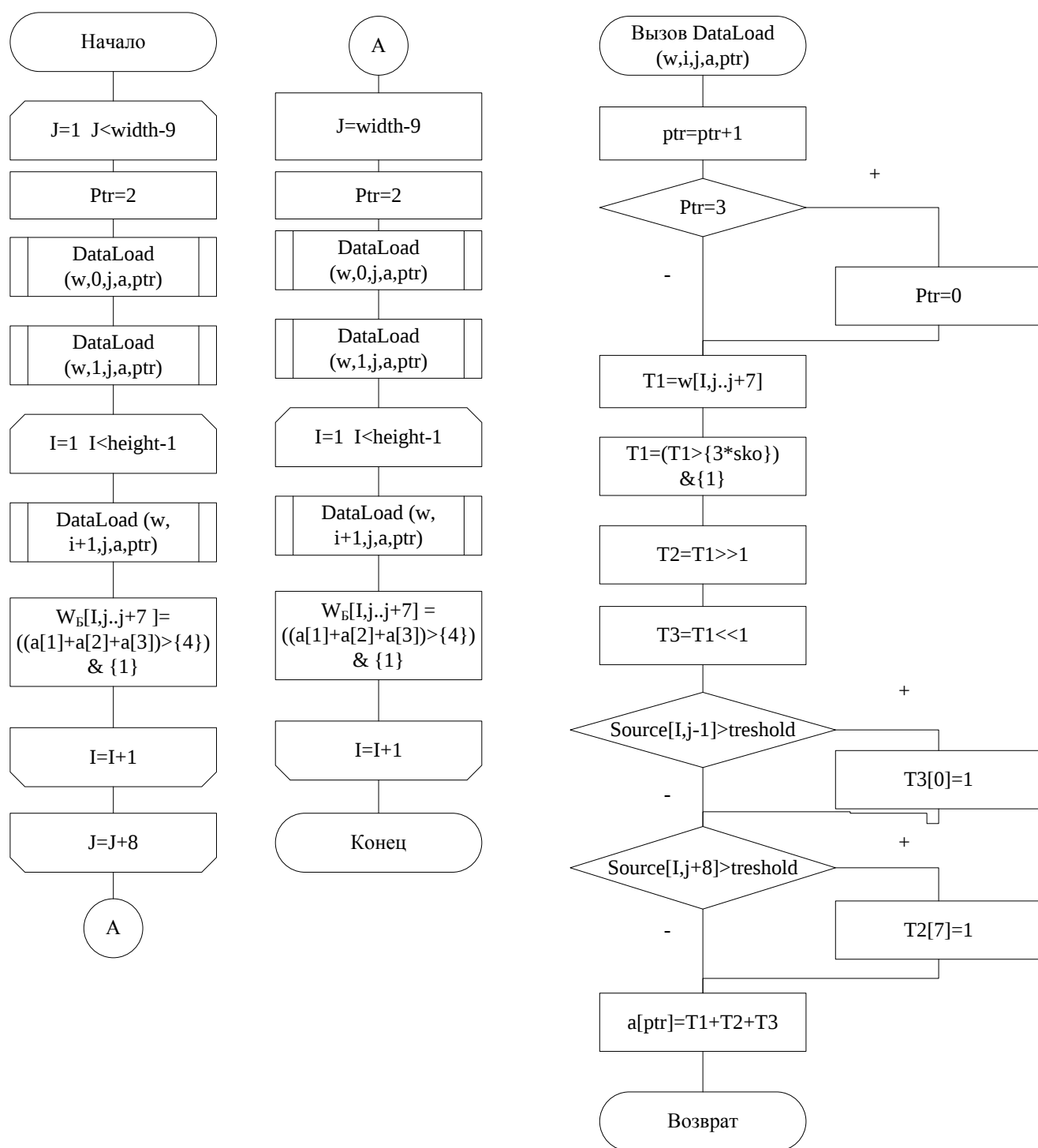


Рисунок 3.11 – Алгоритм фильтрации ВК при обнаружении дефектов на основе векторных команд процессора

3.2.4 Выделение областей поверхностных дефектов

В полученной матрице w_{BZ}^i (формула 3.13) единицы соответствуют границе области дефекта. Полученные таким образом области находятся в уменьшенном масштабе по отношению к исходному изображению.

Для того чтобы восстановить границы области дефекта в масштабе исходного изображения, необходимо выполнить операцию слияния [11]:

$$Map(x, y) = \bigcup_{i=1}^3 \bigcup_{Z \in (LH, HL, HH)} w_{BZ}^i (\lfloor x / 2^i \rfloor, \lfloor y / 2^i \rfloor), \quad (3.15)$$

где $\lfloor \cdot \rfloor$ – округление в меньшую сторону.

В результате формируется матрица, отражающая область дефекта, в которой границы области соответствуют значения равные 1. Результат операции слияния представлен на рисунке 3.12(б).

Для объединения близкорасположенных частей границы дефекта в одну область используется операция утолщения границы по следующему правилу: если $Map(x, y) = 0$ и существует $Map(x+m, y+n) = 1$; $m \in -1, 0, 1$; $n \in -1, 0, 1$, то $Map(x, y) := 1$.

Результат операции утолщения границы представлен на рисунке 3.12(в).

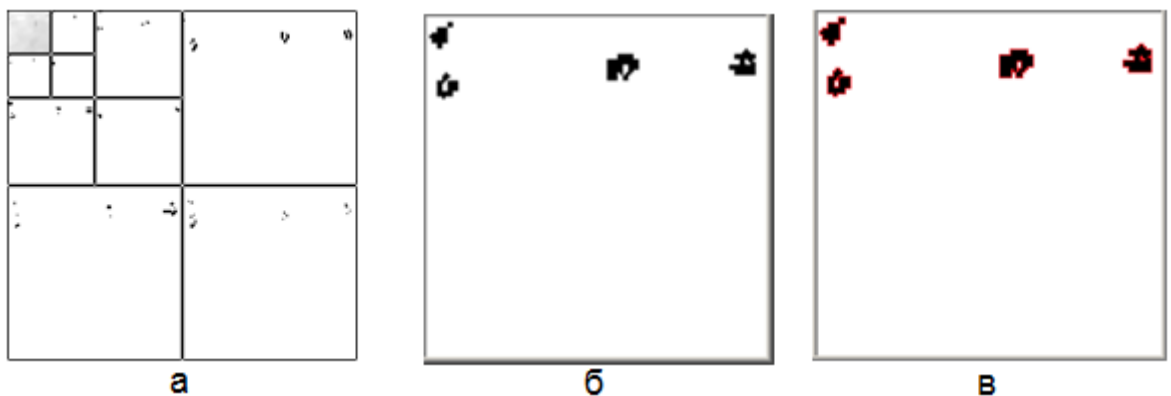


Рисунок 3.12 – Результаты операций бинаризации (а); слияния (б); утолщения границ (в)

С целью ограничения анализируемой ОД (карта дефектов) выделяются отдельные области на изображении (рисунок 3.13(а)) по следующему алгоритму:

1 Находится $\text{Map}(x,y) \neq 0$.

2 Начиная с этого элемента, выполняется поиск в ширину [82,83,84] для копирования объекта в отдельную матрицу M . На исходной карте дефектов объект при этом заполняется нулевыми значениями (стирается). Матрица M , в которую путем копирования выделяется объект, создается таким образом, чтобы крайние значения в матрице были равны нулю.

3 Повторяются пункты 1–2, пока на карте дефектов существуют элементы $\text{Map}(x,y) \neq 0$.

Далее отделяется текстурная компонента изображения от ОД. Для этого от крайнего пикселя $M(0,0)$ выполняется обход в ширину для значений равных 0 и их значение переопределяются на 3. Отсюда, можно разграничить пиксели с нулевым значением, расположенные вне ОД и внутри ОД.

Последним этапом формирования ОД является разделение границы дефекта и внутренней ОД (рисунок 3.13(б)). Выделение границы осуществляется по следующему принципу: если $M(x,y) = 3$ и существует $M(x+m,y+n)=1$; $m \in \{-1,0,1\}$; $n \in \{-1,0,1\}$, то $M(x,y)$ принимается равным 4.

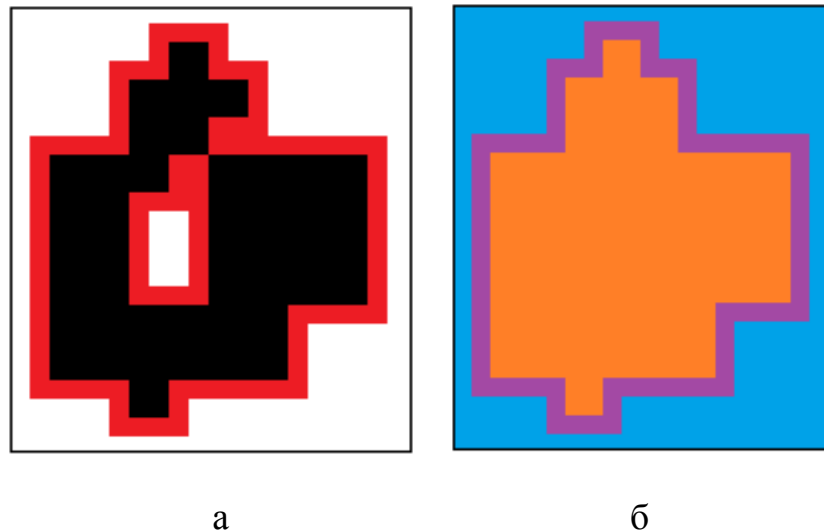


Рисунок 3.13 – Локализованный дефект (а); выделение границы и внутренней области дефекта (б)

Тогда внутреннюю ОД можно выделить по принципу: если $M(x,y) = 3$ и $M(x,y) = 4$, то $M(x,y)$ принимается равным 5.

Предложенная методика формирования ОД позволяет исключить текстурную компоненту модели I (формула 2.10) и определить пространственное положение дефекта.

Таким образом, предложена методика, позволяющая обнаруживать дефекты по изображению и определить пространственное положение дефектов изображения.

3.3 Распознавание поверхностных дефектов на основе метода окрестностей

Критичным фактором при выборе метода распознавания поверхностных дефектов листового проката является скорость срабатывания алгоритма, так как распознавание должно производиться в реальном масштабе времени. Эффективное (в вычислительном отношении) использование распознающих алгоритмов предполагает наличие некоторого аппарата оценки близости, не требующего сравнения распознаваемого объекта с каждым элементом обучающего набора. Одним из таких методов является метод окрестностей

3.3.1 Система окрестностей

Согласно методу окрестностей степень выраженности каждого признака должна иметь 2^m градаций [9,15], для чего выполняется отображение численных значений признаков на множество $\{0,1,\dots,2^m-1\}$.

Таким образом, каждый распознаваемый объект $u = (u_1, \dots, u_N)$ можно интерпретировать как точку в гиперпространстве

$$D = \{u \in R^N : -2^{-1} \leq u_i \leq 2^m - 2^{-1}, 1 \leq i \leq N\} \quad (3.15)$$

называемом пространстве признаков (предполагается, что D охватывает любые возможные в задаче сочетания значений признаков). Распознавание, т.е. указание принадлежности объекта к одному из классов Ω_v , осуществляется на основе принципа прецедентности или частичной прецедентности, т.е. путем оценки близости объекта к элементам заданного обучающего набора объектов, принадлежность которых к классам дефектов известна.

Первым шагом метода распознавания является построение системы окрестностей в пространстве D [9,15]. Для этого необходимо выполнить следующие операции:

1. Вводится вспомогательный гиперкуб

$$D_0 = \{u \in R^N : -2^{-1} \leq u_i \leq 2^{m+1} - 2^{-1}, 1 \leq i \leq N\}, \quad (3.16)$$

и набор отражений

$$g_n(u) = u - h_n, h_n = (2^{n-1}, \dots, 2^{n-1}), \quad (3.17)$$

порождающих набор образов

$$D_n = g_n(D_0), 1 \leq n \leq m+1, \quad (3.18)$$

гиперкуба D_0 каждый из которых включает гиперкуб D , т.е.

$$D = D \cap D_n, 0 \leq n \leq m+1 \quad (3.23)$$

2. Вспомогательный гиперкуб D_0 делится на 2^N гиперкубов «первого разбиения» гиперплоскостями, параллельными координатным и проходящими через серединные точки его ребер, ортогональных к этим гиперплоскостям. Каждый из гиперкубов первого деления разбивается тем же приемом на 2^N гиперкубов

второго разбиения. Последовательное разбиение продолжается до тех пор, пока не будут построены гиперкубы $m+1$ разбиения с длиной ребра, равной 1 [9,15].

Необходимо отметить, что общее число подкубов l -го разбиения равно 2^{lN} и длины их ребер равны 2^{m+1-l} . Пример построенной системы окрестностей для случая $m=2$, $N=3$ представлен на рисунке 3.14.

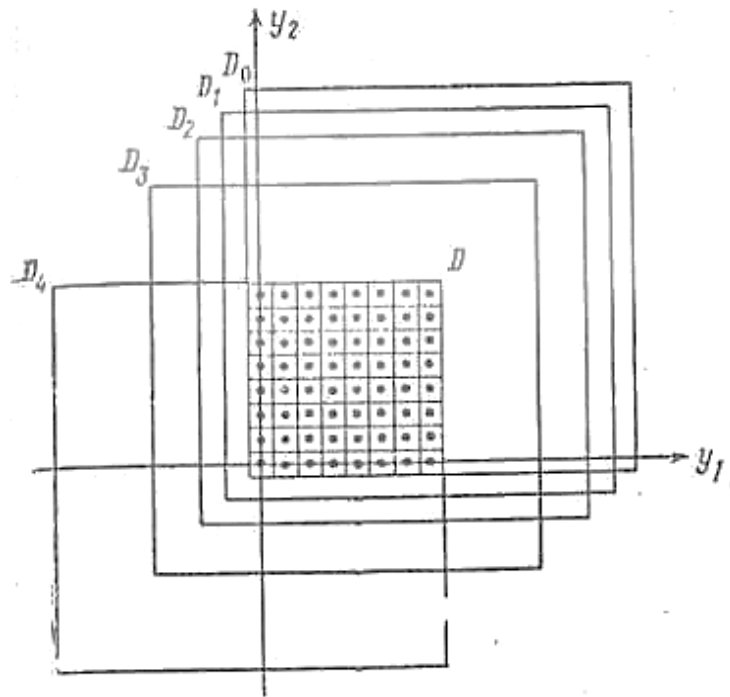


Рисунок 3.14 – Пример системы окрестностей для случая $m=2$, $N=3$

3.3.2 Индексация подкубов и окрестностей

Для указания любого подкуба l -го разбиения, где $1 \leq l \leq m+1$, в [9] предлагается индексация подкубов на каждом уровне разбиения действительными числами x из интервала $[0,1]$ на основе кривых Пеано.

Однако при большом количестве признаков и числе градаций количество окрестностей на последних уровнях разбиения будет большим, чем 2^{64} . Соответственно, в программной реализации необходимо будет использовать так называемые «длинные числа», реализуемые через массивы значений, что приводит к значительному увеличению процессорного времени, необходимого для вычисления x [15].

В качестве альтернативы для индексации гиперкубов на каждом уровне разбиения можно использовать вектора значений $\mathbf{r}=(r_1, \dots, r_N)$. Для этого необходимо выполнить деление отрезка $[-2^{-1}, 2^{m+1}-2^{-1}]$ на 2^l равных частей для каждого уровня разбиения l . Тогда для каждого уровня разбиения l получится упорядоченное множество отрезков. Такой подход при поиске требует выполнить большее количества сравнений, но не требует дополнительных вычислений

$$\begin{aligned} p_l = \{[a_i, b_i], a_i = -2^{-1} + (i-1) \cdot 2^{(m+1)-l}, \\ b_i = -2^{-1} + (i) \cdot 2^{(m+1)-l}, 1 \leq i \leq 2^l\}. \end{aligned} \quad (3.19)$$

В этом случае каждое из ребер любого из подкубов l -го разбиения соответствует одному из отрезков p_l . Вектор значений $\mathbf{r}$ для уровня разбиения l формируется по следующему принципу: если ребро гиперкуба, лежащее на оси координат признака y_j соответствует отрезку $[a_i, b_i]$, тогда $r_j=i$. Таким образом, подкуб l -го разбиения, соответствующий вектору $\mathbf{r}$, будет обозначаться $D_0(l, \mathbf{r})$. Пример индексации окрестности представлен на рисунке 3.15.

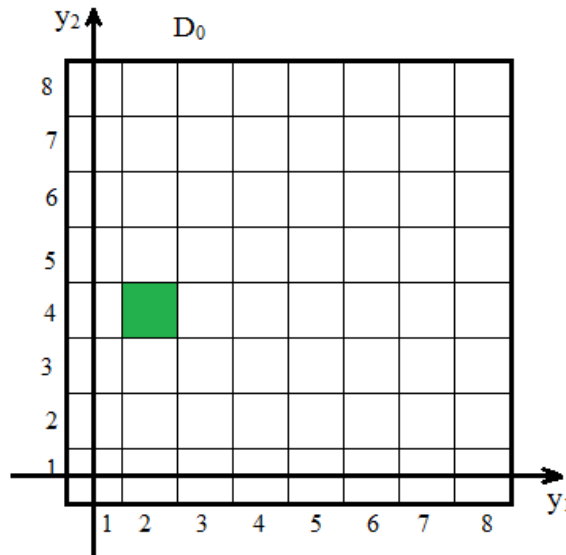


Рисунок 3.15 – Окрестность [2,4].

Отображения g_n из (3.17), порождающие сдвинутые образы D_n из (3.18) гиперкуба D_0 из (3.16), одновременно порождают и образы $D_n(l, z) = g_n(D_0(l, r))$

введенных элементов разбиения этого гиперкуба (рисунок 3.16). Принимается, что $D_0(0,0)=D_0, g_0(u)=u$ и вводится система окрестностей в пространстве D из (3.12) как набор непустых пересечений $D(l,r,n)=D \cap D_n(l,r)$, где $0 \leq l \leq m+1$, $0 \leq n \leq m+1$.

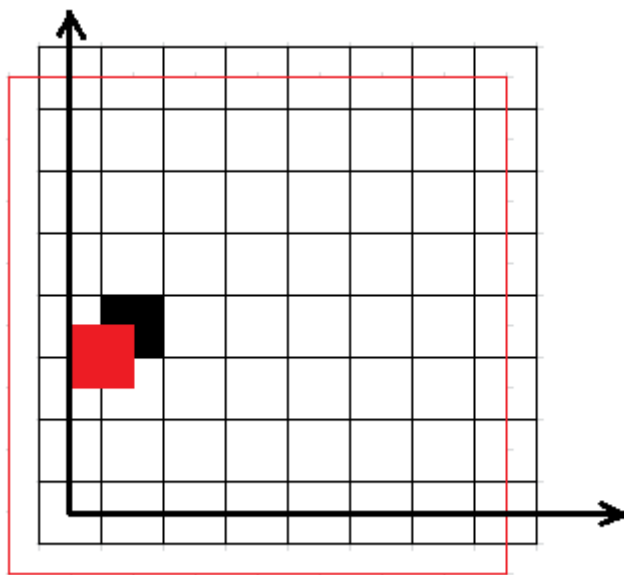


Рисунок 3.16 – Отображение окрестностей

Данная система окрестностей построена таким образом, что для любых двух точек x и y , для которых $\max(|x_i - y_i|) \leq 2^{m+1-l}$ на l -м разбиении существует хотя бы одна окрестность $D(l, z, n)$, содержащая точки x и y .

Полученная система окрестностей позволяет для любого распознаваемого объекта $u = (u_1, \dots, u_n)$ и уровня l определить соответствующую ему окрестность $D(l, r, 0)$. Для однозначного определения этой окрестности необходимо найти вектор z . Для этого в p_l осуществляется поиск отрезков $[a_i, b_i]$, $1 \leq i \leq 2^l$, такого, что $u_j \in [a_i, b_i]$ для каждого u_j . Вследствие того, что множество p_l является упорядоченным, нахождение соответствующего интервала можно выполнить при помощи бинарного поиска [85,86,87]. При этом вектор r формируется на основе правила: если $u_j \in [a_i, b_i]$, то $r_j = i$.

Для определения соответствующих окрестностей $D(l, r, n)$, $1 \leq n \leq m + 1$, необходимо выполнить отображение g_n для множества p_l

$$g_n(p_l) = \{[g_n(a_i), g_n(b_i), 1 \leq i \leq 2^l]\}. \quad (3.21)$$

После этого вектор z формируется аналогично случаю $n = 0$, за исключением того, что поиск отрезков осуществляется в отображении $g_n(p_l)$.

Таким образом, введена система окрестностей в пространстве признаков. Для однозначной идентификации и окрестностей предложено использовать векторы. Разработан метод определения идентификационного вектора для распознаваемого объекта на каждом уровне разбиения в каждом из отображений вспомогательного гиперкуба.

3.4 Алгоритмы обучения и распознавания

3.4.1 Алгоритм обучения

Разработана методика обучения классификатора на основе метода окрестностей, которая сводится к построению на основе набора образцов U для каждого уровня разбиения l , $0 \leq l \leq m + 1$ и номера отображения n , $0 \leq n \leq m + 1$ списка $List(l, n)$, содержащего объекты $\{r, \Omega_v\}$, упорядоченные по векторам r . При этом для векторов r^1 и r^2 принимается, что $r^1 = r^2$, если $r_i^1 = r_i^2, 1 \leq i \leq N$ и $r_i^1 < r_i^2$, если $\exists i : r_i^1 < r_i^2, 1 \leq i \leq N, \forall j < i, r_j^1 = r_j^2$ [15]. Матрица списков $List$ представлена в таблице 3.2.

Схема алгоритма обучения представлена на рисунке 3.17.

Таким образом, был разработан алгоритм обучения классификатора на основе метода окрестностей.

Таблица 3.2 – Матрица списков List.

	Уровень разбиения, l			
Отображение гиперкуба, n	1	2	...	$m+1$
1	List _{1,1}	List _{1,2}	...	List _{1,m+1}
2	List _{2,1}	List _{2,2}	...	List _{2,m+1}
...	...	...	...	...
$m+1$	List _{m+1,1}	List _{m+1,2}	...	List _{m+1,m+1}

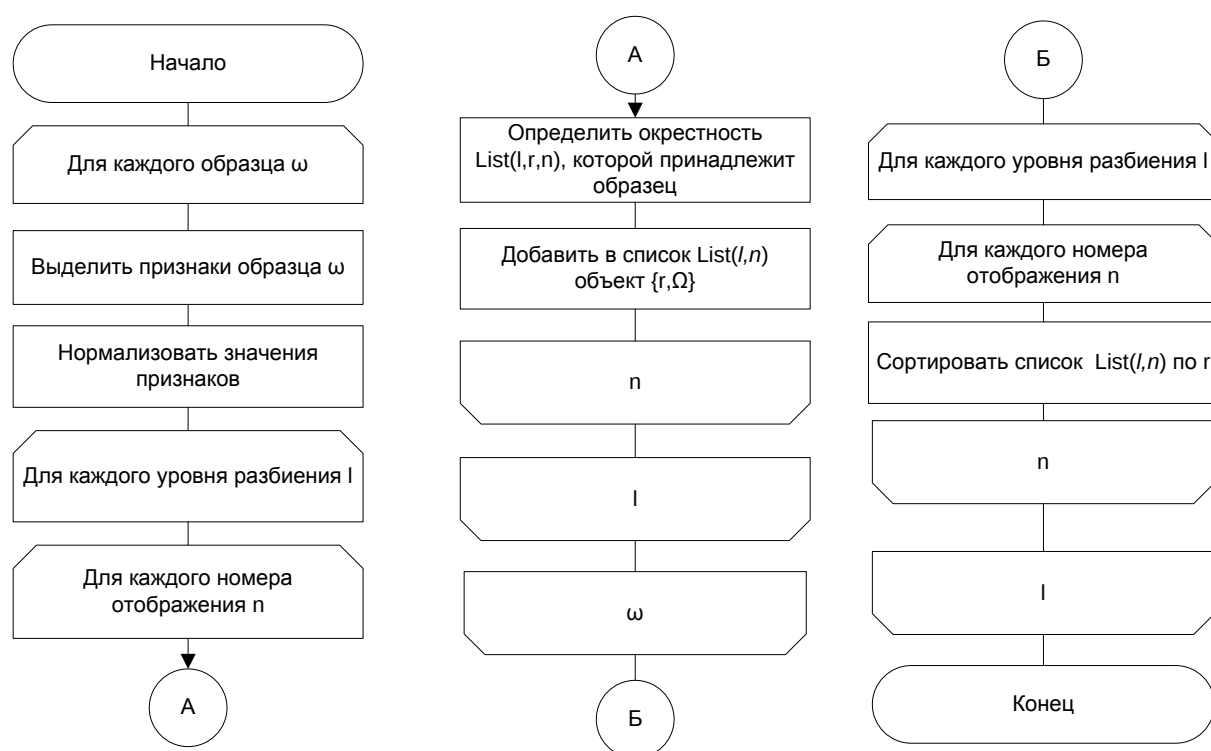


Рисунок 3.17 – Схема алгоритма обучения.

3.3.2 Алгоритм распознавания

Степень близости $L(u, u^j)$ объектов u и u^j будем характеризовать максимальным значением номера разбиения l , $1 \leq l \leq m+1$, при котором существует

некоторая окрестность $D(l,z,n)$, охватывающая узлы соответствующие этим объектам, т.е.

$$L(u,u^j) = \max \left\{ l : (\exists r,n), u, u^j \in D(l,r,n) \right\} \quad (3.22)$$

Тогда для распознавания объекта необходимо [9,15]:

1) Найти максимальный уровень разбиения l , для которого существуют окрестности $D(l,r,n)$, охватывающие узлы, соответствующие распознаваемому объекту и не менее чем s образцов (принято $s=3$). Данный уровень разбиения обозначается, как $\tau(u)$.

2) Определить γ_v :

$$\gamma_v = \frac{\mu_v(u)}{\mu(u)}, \quad (3.23)$$

где $\mu(u)$ – количество образцов, принадлежащих тем же окрестностям $D(l,z,n)$, которым принадлежит и распознаваемый объект;

$\mu_v(u), 1 \leq v \leq q$ – количество образцов, принадлежащих тем же окрестностям $D(l,r,n)$, которым принадлежит и распознаваемый объект, и относящихся к классу объектов Ω_v .

γ_v – доля образцов, принадлежащих тем же окрестностям $D(l,r,n)$, которым принадлежит и распознаваемый объект, и относящихся к классу объектов Ω_v .

3) Определить класс объекта на основе порогового решающего правила. В работе использовано следующее пороговое правило: объект ω относится к классу объектов Ω_v , если $\tau(u) \geq m-2$ и $\gamma_v > 0.7$.

Обобщенная схема алгоритма распознавания представлена на рисунке 3.18.

Так как каждый из списков $List(l,n)$ является упорядоченным, можно выполнять поиск образцов, принадлежащих соответствующим окрестностям, при помощи бинарного поиска.

Таким образом, выделены параметры распознавания, определено пороговое решающее правило и разработан алгоритм распознавания поверхностных дефектов листового проката на основе метода окрестностей.

3.3.3 Нормирование значений признаков

Для каждого из изображений обучающей выборки были рассчитаны значения признаков, и определено их минимальное $\min$ и максимальное $\max$ значение. Для каждого из признаков отрезок $[\min, \max]$ разделен на 2^m равных отрезков $[a_i, b_i]$, $0 \leq i \leq 2^m - 1$. Если соответствующее значение признака попадает в отрезок $[a_i, b_i]$, то его нормированное значение принимается равным i . Если значение признака меньше определенного минимального значения, то его нормированное значение принимается равным нулю. Если значение признака больше определенного максимального значения, то его нормированное значение принимается равным $2^m - 1$. Таким образом, выполняется отображение численных значений признаков на множество $\{0, 1, \dots, 2^m - 1\}$ [12].

Таким, образом, предложена методика отображения значений признаков на множество $\{0, 1, \dots, 2^m - 1\}$, что позволяет использовать метод окрестностей для распознавания поверхностных дефектов.

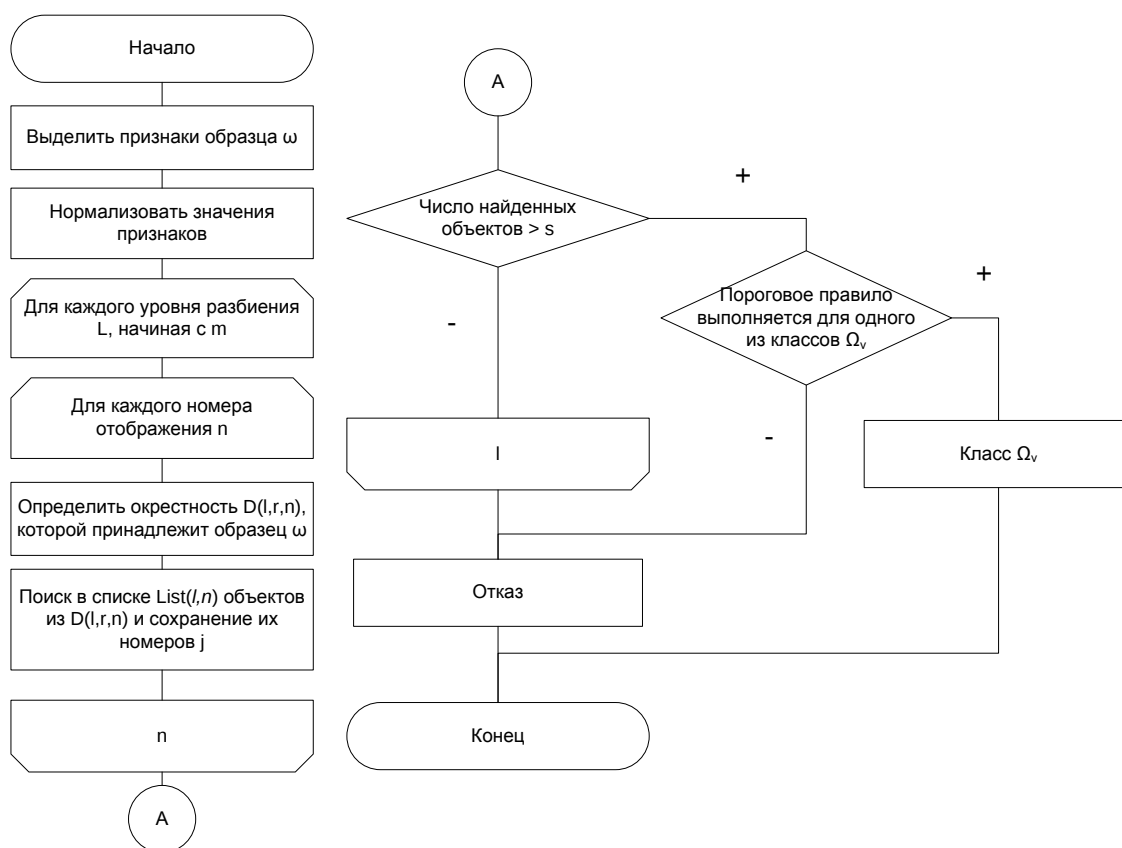


Рисунок 3.18 – Общая схема алгоритма распознавания

Выводы по третьему разделу

1. Предложена методика формирования изображения проката с линейной видеокамеры, отличающаяся пропуском части кадров, содержащих дублирующую информацию, что позволяет ОЭИИС обнаруживать дефекты на потенциально возможных скоростях проката.

2. Исследованы основные методы фильтрации двумерных сигналов для подавления шумов в вейвлет коэффициентах и сделан выбор в пользу медианного фильтра.

3. Разработана методика обнаружения дефекта, отличающаяся использованием медианного фильтра для подавления помех и бинаризацией матрицы ВК модели изображения по динамическому порогу, обеспечивающей пространственное выделение ОД для сокращения объема информации при решении задачи распознавания.

4. Предложена реализация алгоритма медианной фильтрации с использованием векторных команд процессора и распараллеливание алгоритма на основе технологии OpenMP для повышения быстродействия.

5. Разработана методика и алгоритмы распознавания поверхностных дефектов листового проката в процессе производства, отличающаяся использованием метода окрестностей с векторной индексацией упорядоченного пространства признаков дефектов и бинарным поиском образцов для повышения быстродействия алгоритма распознавания.

4 РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ ТОЧНОСТИ И БЫСТРОДЕЙСТВИЯ ИНФОРМАЦИОННО-ИЗМЕРИТЕЛЬНОЙ СИСТЕМЫ

В настоящей главе решается задача разработки ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением и оценки ее эффективности. Разработана контекстная диаграмма ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов в нотации IDEF0, функциональная схема разрабатываемой программной системы, схема взаимодействия и назначение модулей. Разработана ER-диаграмма предметной области, описаны сущности. Приведены экранные формы для разработанного программного обеспечения. Приведена методика проведения эксперимента. Рассчитаны погрешности измерения метрик распознавания поверхностных дефектов. Исследована эффективность разработанной ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов. Приведены направления дальнейших исследований.

4.1 Разработка ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов листового проката

4.1.1 Проектирование высокопроизводительной системы распознавания поверхностных дефектов

Рассмотрим процесс функционирования подсистемы ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением. На вход системы поступают кадры с линейной камеры установленной над полосой проката. На выходе подсистемы формируется информация о наличии дефектов, их положении на прокатном листе и соответствующем классе дефекта. Структура ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением представлена на рисунке 4.1

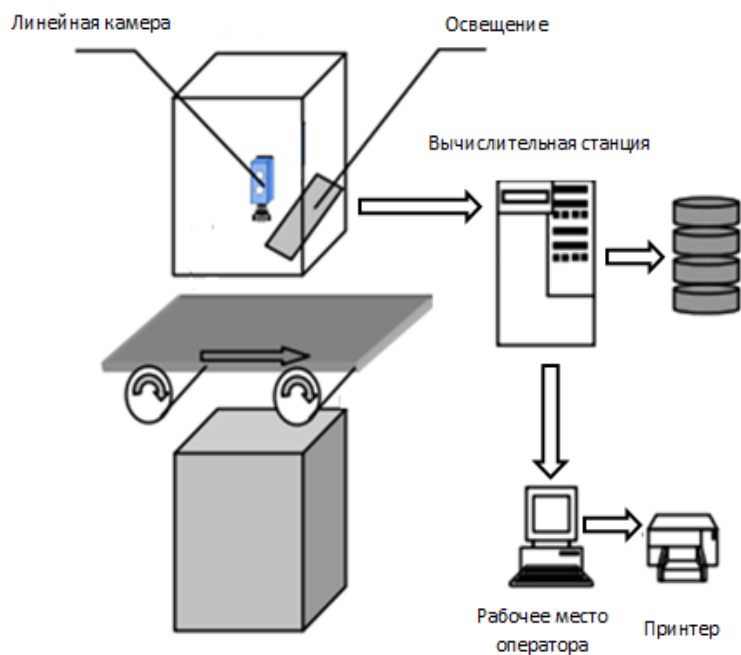


Рисунок 4.1 – Структура ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением

Для понимания функций, которые должно выполнять разрабатываемая ОЭИИС, произведено ее функциональное моделирование с использованием графической нотации IDEF0 (рисунки 4.2 – 4.4) [103].

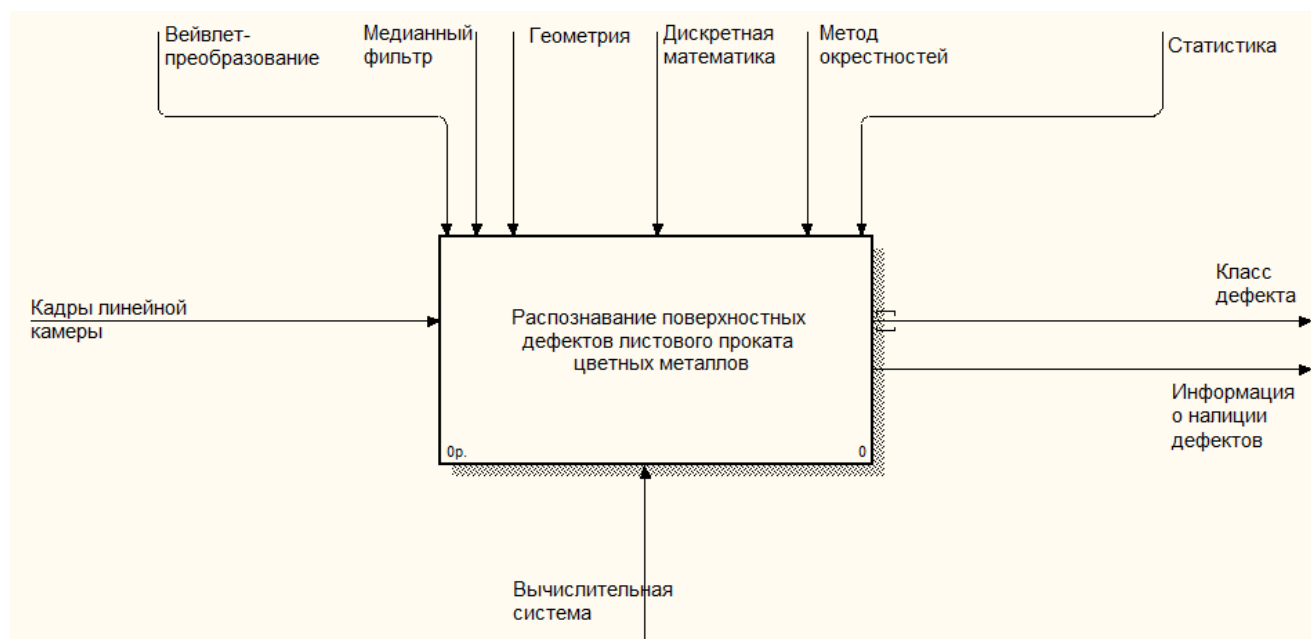


Рисунок 4.2 – Контекстная диаграмма ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов листового проката, в нотации IDEF0

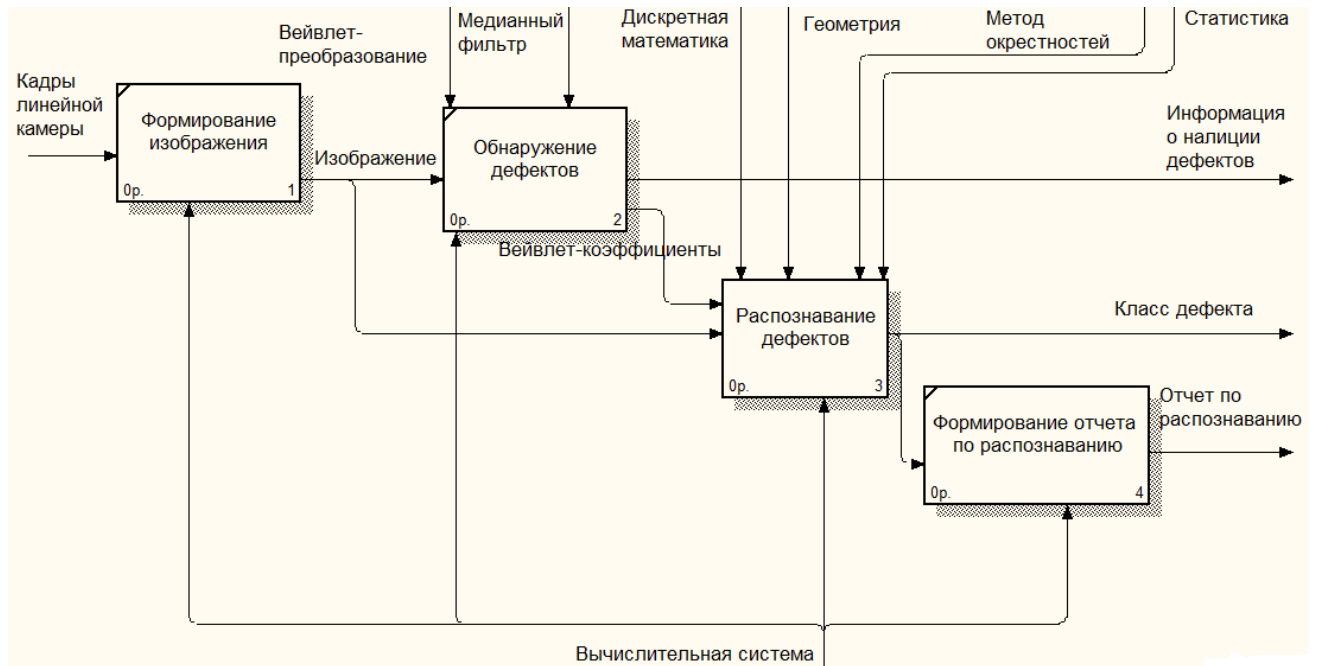


Рисунок 4.3 – Функциональная декомпозиция процесса обнаружения и распознавания поверхностных дефектов листового проката

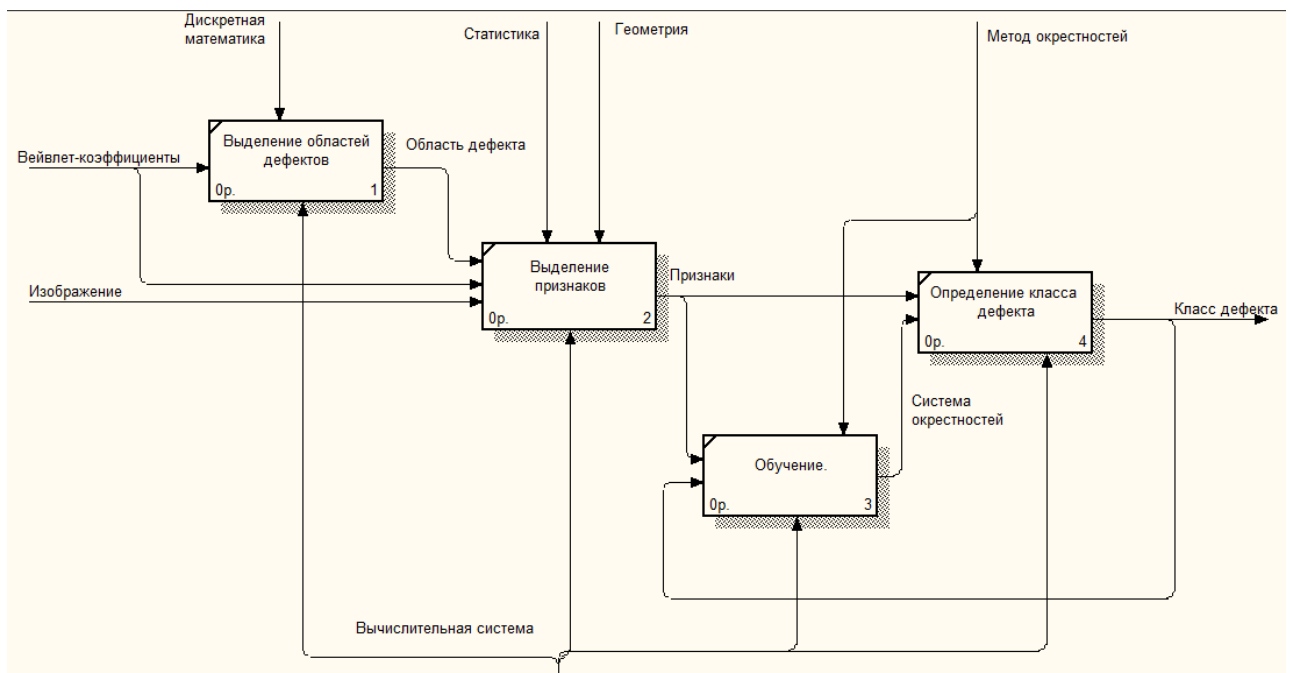


Рисунок 4.4 – Функциональная декомпозиция процесса распознавания поверхностных дефектов листового проката

Был разработан алгоритм работы ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением в виде функциональной схемы (схемы данных) согласно ГОСТ 19.701-90 (рисунок 4.5) [104].

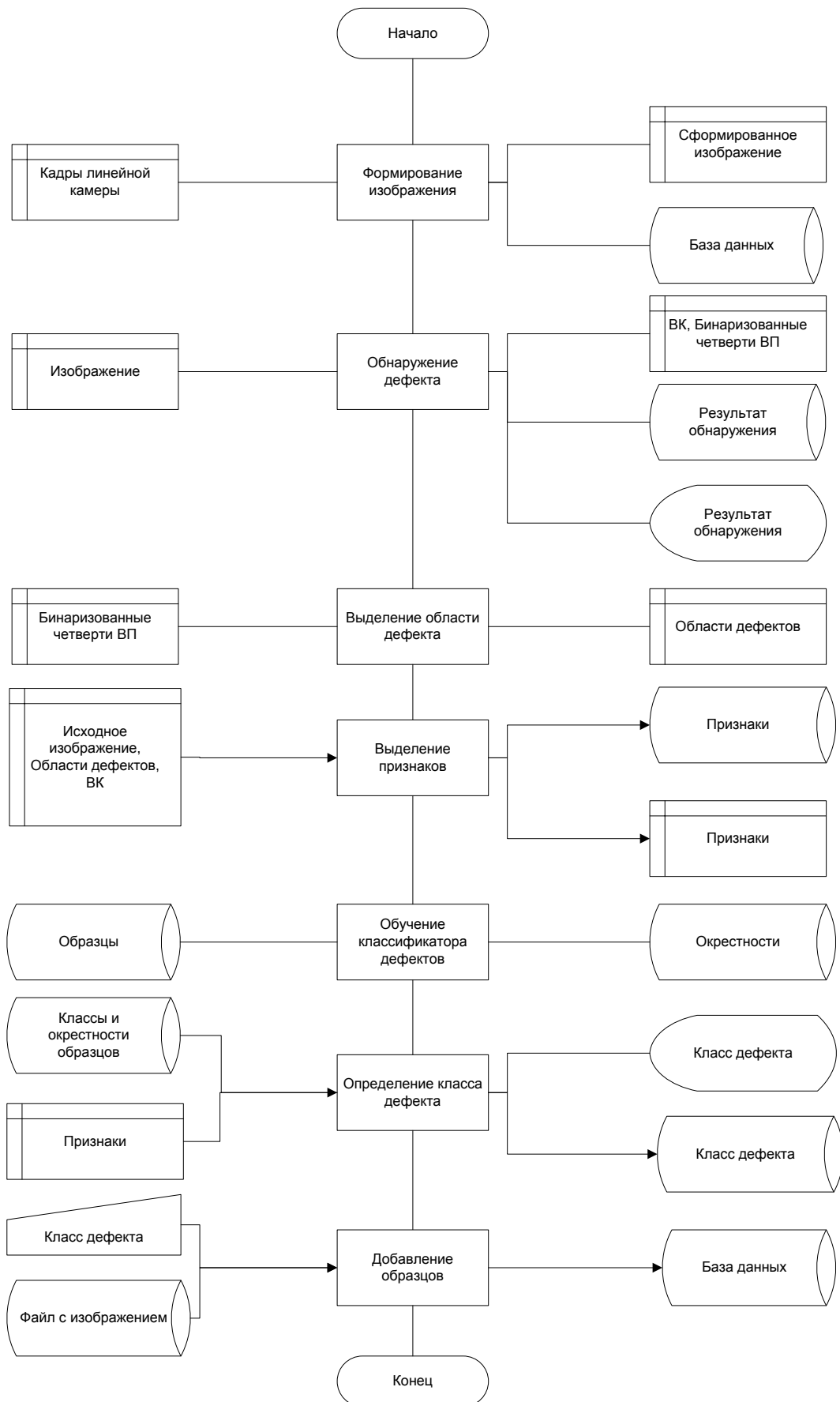


Рисунок 4.5 – Функциональная схема ОЭИИС оценки качества продукции проката

4.1.2 Структура программных модулей

На основе контекстной диаграммы и функциональной схемы была разработана структура программных модулей [118], представленная на рисунке 4.6.

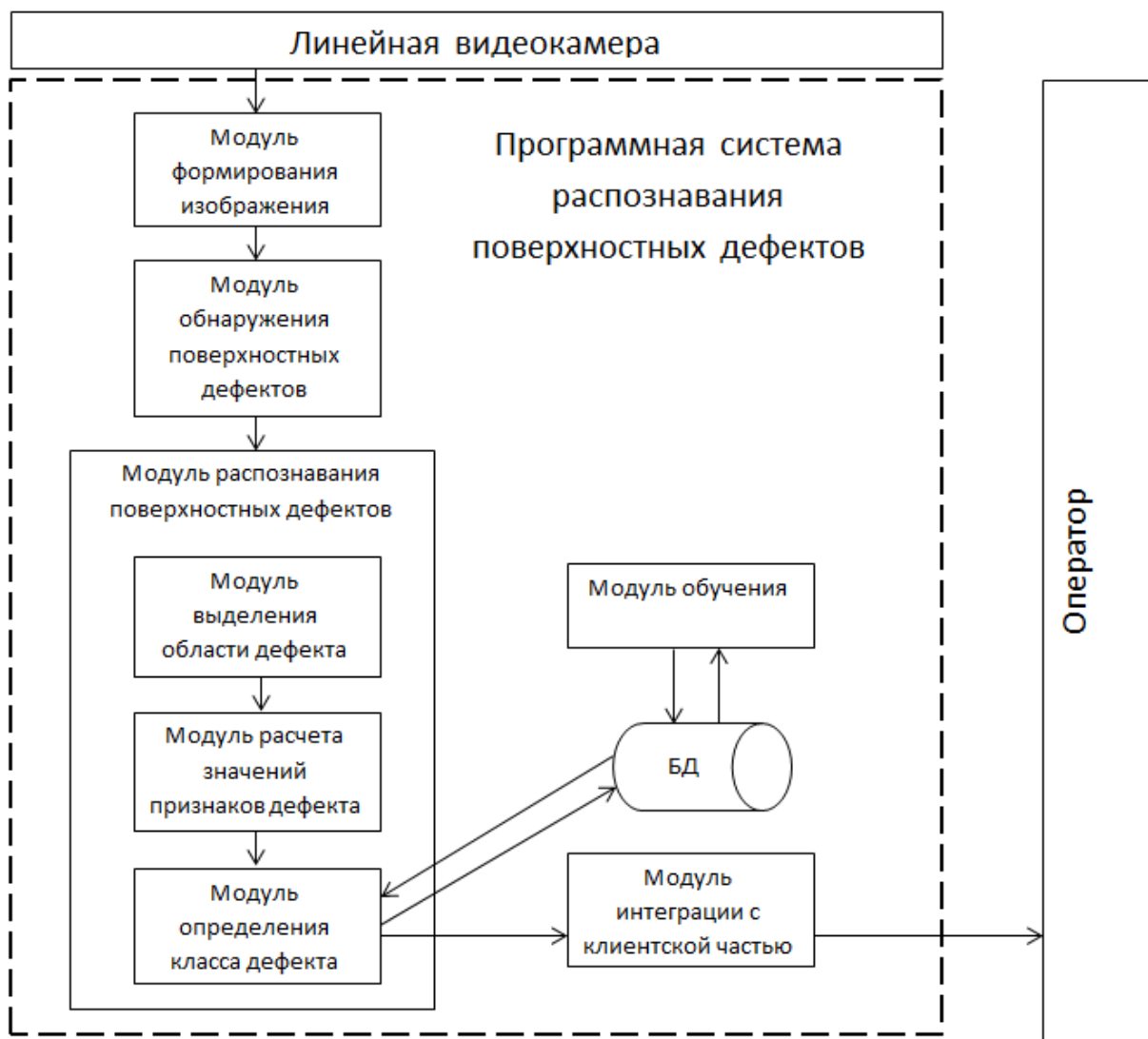


Рисунок 4.6 – Взаимодействие модулей в процессе работы системы распознавания

Модуль формирования изображений накапливает кадры линейной камеры и формирует из них изображения размером 1024x1024 пикселя.

Модуль обнаружения поверхностных дефектов позволяет определить наличие дефектов в изображении.

Модуль выделения областей дефектов позволяет локализовать обнаруженные дефекты.

Модуль выделения признаков служит для расчета численных значений признаков дефектов.

Модуль определения класса дефекта позволяет определить класс дефекта по значениям признаков.

Модуль обучения служит для обучения классификатора на основе выборки изображений дефектов.

Модуль интеграции с клиентской частью служит для вывода информации об обнаруженных и распознанных дефектах оператору для принятия решений.

Архитектура программного средства – это его строение, т.е. представление программной системы состоящей из некоторой совокупности взаимодействующих подсистем [37]. В роли подсистем выступают программные модули, вследствие того, что программное обеспечение имеет модульную структуру. При разработке использован метод нисходящего проектирования, который заключается в следующем: сначала строится модульная структура программы в виде дерева и каждый из модулей проектируется по очереди, начиная с модуля верхнего уровня, а следующий модуль начинается программироваться в том случае, если уже запрограммирован модуль, который к нему обращается. После программирования всех модулей, производится их поочередное тестирование и отладка в нисходящем порядке. Метод нисходящего проектирования также называют функциональной декомпозицией [50].

Спецификация модулей представлена в таблице 4.1

Таблица 4.1- Спецификация модулей

Название	Назначение
MainWindow.cpp	Модуль служит для реализации главного окна программы.
ImageLoader.cpp	Модуль, содержащий функции приема кадров линейной камеры и функции для формирования изображений 1024x1024 пикселя
DetectionParameters.cpp	Модуль, содержащий параметры обнаружения дефектов
WaveletTransform.cpp	Модуль, содержащий функции вейвлет преобразования.
MedianFilter.cpp	Модуль, содержащий функцию медианной фильтрации
Detection.cpp	Модуль, реализующий обнаружение дефектов на основе бинаризации по порогу.
ImageMap.cpp	Модуль, содержащий реализацию структуры, описывающей карту дефектов.
DefectObject.cpp	Модуль, содержащий реализацию структуры, описывающей отдельный дефект, а так же функции выделения признаков для дефекта
ClassifierLearning.cpp	Модуль, реализующий функции обучения классификатора поверхностных дефектов
Recognition.cpp	Модуль, реализующий функции распознавания поверхностных дефектов

Обобщенный алгоритм работы разработанной оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением представлен на рисунке 4.7.

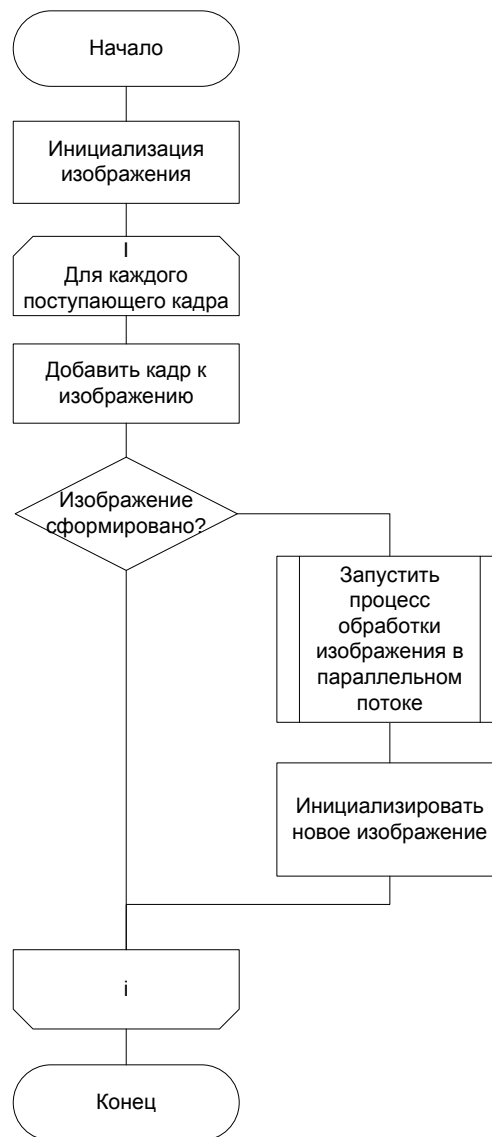


Рисунок 4.7 – алгоритм работы ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением

На рисунке 4.8 представлен обобщенный алгоритм обработки сформированного изображения.



Рисунок 4.8 – Алгоритм обработки сформированного изображения

4.1.3 Разработка структуры данных

В результате анализа получено формализованное описание предметной области [49]. В таблице 4.2 представлены классы объектов предметной области [56] и их свойства.

Таблица 4.2 – Классы объектов, свойства

Класс объектов/ Свойство	Ключ (уникальный, первичный)	Физические характеристики (тип, длина)	Опциональность свойства	Логические ограничения	Процессы для значений свойств
1	2	3	4	5	6
Видеопоток					
Код	УК1, ПК	Число,10	Д.б.	>0	генерация, просмотр
дата		Дата,10	Д.б.	ДД.ММ.ГГГГ	ввод, обновление , просмотр
Время		Время,10	Д.б	ЧЧ:ММ:СС	ввод, обновление , просмотр
Название	УК2	Строка, 255	Д.б.		ввод, обновление , просмотр
Тип изображения					
Код	УК1, ПК	Число,10	Д.б.	>0	генерация, просмотр
Название	УК2	Строка, 255	Д.б.		ввод, обновление , просмотр

Продолжение таблицы 4.2

1	2	3	4	5	6
Изображение					
Номер	УК, ПК	Число, 10	Д.б	>0	генерация, просмотр
Номер в потоке		Число,10	Д.б	>0	ввод, обновление , просмотр
Дата		Дата	Д.б	ДД.ММ.ГГГГ	ввод, обновление , просмотр
Время		Время	Д.б	ЧЧ:ММ:СС	ввод, обновление , просмотр
Дефект					
Номер	УК, ПК	Число, 10	Д.б	>0	генерация, просмотр
Х		Число, 10	Д.б	>0	ввод, обновление , просмотр
У		Число,10	Д.б	>0	ввод, обновление , просмотр
Длина		Число, 10	Д.б	>0	ввод, обновление , просмотр
Ширина		Число,10	Д.б	>0	ввод, обновление , просмотр

Окончание таблицы 4.2

1	2	3	4	5	6
Класс дефекта					
Код	УК1, ПК	Число,10	Д.б	>0	генерация, просмотр
Название	УК2	Строка, 255	Д.б		ввод, обновление , просмотр
Группа признаков					
Код	УК1, ПК	Число,10	Д.б	>0	генерация, просмотр
Название	УК2	Строка, 255	Д.б		ввод, обновление , просмотр
Признак					
Код	УК1, ПК	Число,10	Д.б	>0	генерация, просмотр
Название	УК2	Строка, 255	Д.б		ввод, обновление , просмотр
Значение признака					
Номер	УК, ПК	Число,10	Д.б	>0	генерация, просмотр
Значение		Число,10	Д.б		ввод, обновление , просмотр

В таблице использованы сокращения: У – уникальный ключ; П – первичный ключ.

Концептуальная инфологическая модель предметной области [99], построенная по методологии Ричарда Баркера [98], представлена на рисунке 4.9.



Рисунок 4.9 – Инфологическая модель предметной области

Таким образом, в результате анализа предметной области получено формализованное описание предметной области, выявлен состав пользователей и описаны уровни доступа пользователей к проектируемой базе данных. Построена концептуальная инфологическая модель предметной области.

4.1.4 Интерфейс клиентской части

На основании предложенных моделей и схем была разработана программная система распознавания поверхностных дефектов листового проката. Вычислительные модули написаны на языке C++, интерфейсные модули написаны на языке C#. При разработке использовались методы библиотеки OpenCV[105]. В реальном времени система отображает текущее количество дефектов для прогона для каждого из типов

Окно программы в реальном времени представлено на рисунке 4.10.

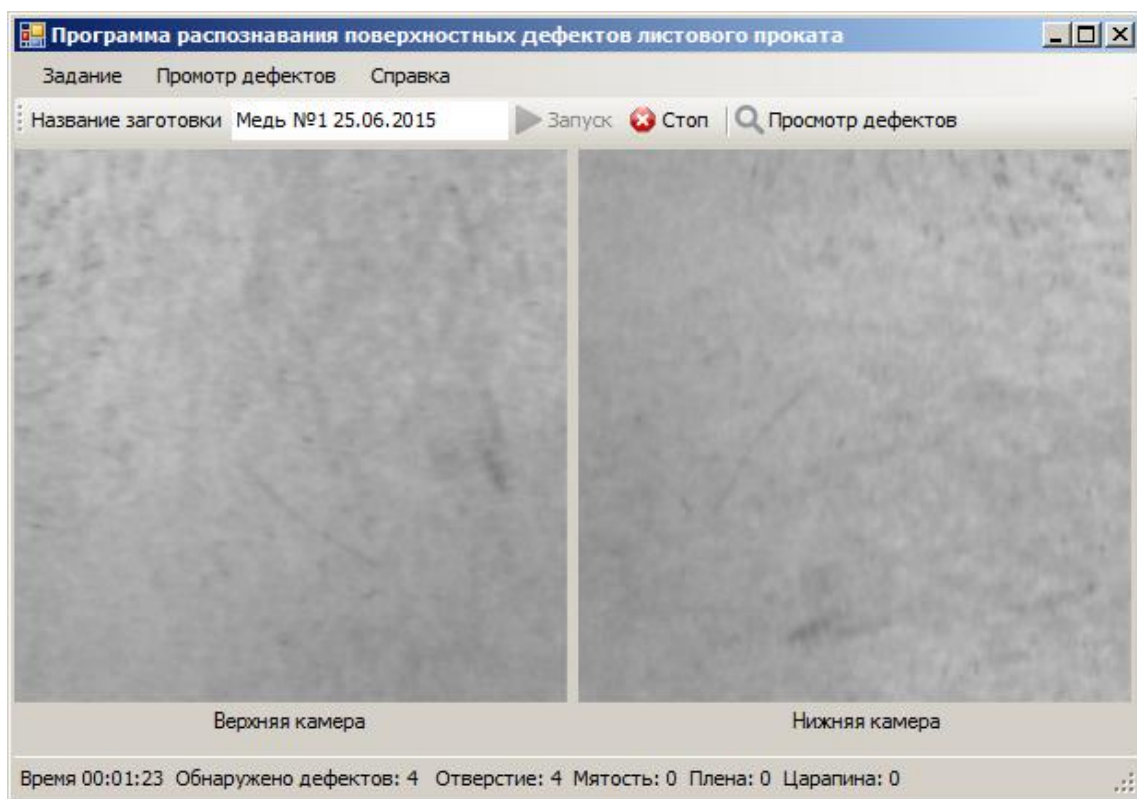


Рисунок 4.10 – Окно программы при работе в режиме реального времени

Сформированные изображения, содержащие дефекты, сохраняются в базе данных. В последствии оператор имеет возможность просмотра обнаруженных дефектов. Для этого необходимо выбрать в главном меню программы пункт «Просмотр дефектов» или кнопку «Просмотр дефектов». При этом откроется окно выбора заготовок, представленное на рисунке 4.11.

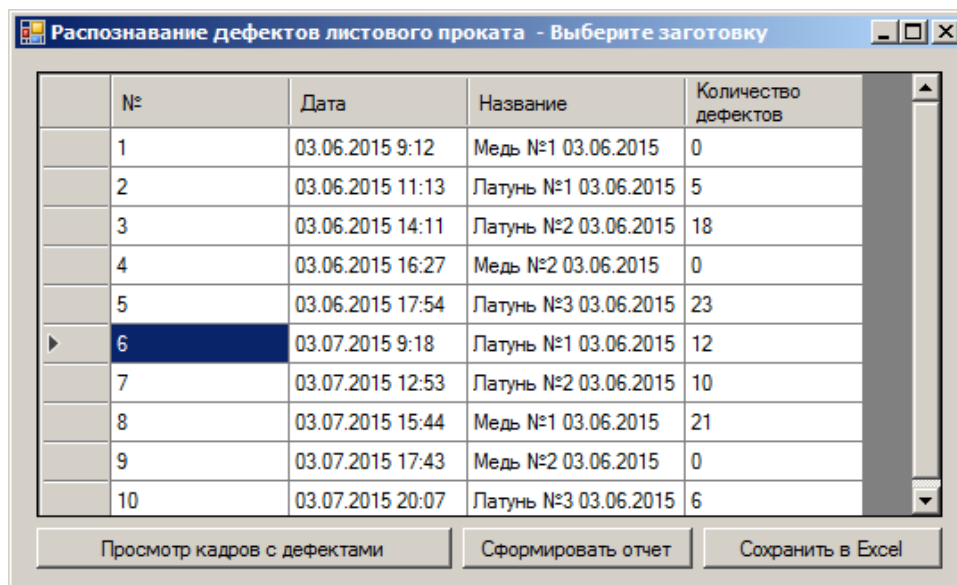


Рисунок 4.11 – Окно выбора заготовок

Информацию по заготовкам можно сохранить в виде файла MS Excel. Также можно сформировать отчет, выбрав необходимый промежуток времени, а также только заготовки, в процессе проката которых были обнаружены дефекты. Окно формирования отчета представлено на рисунке 4.12

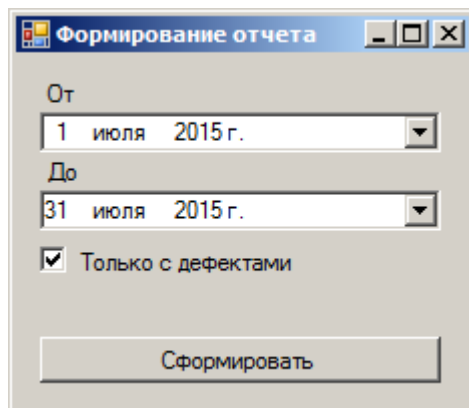
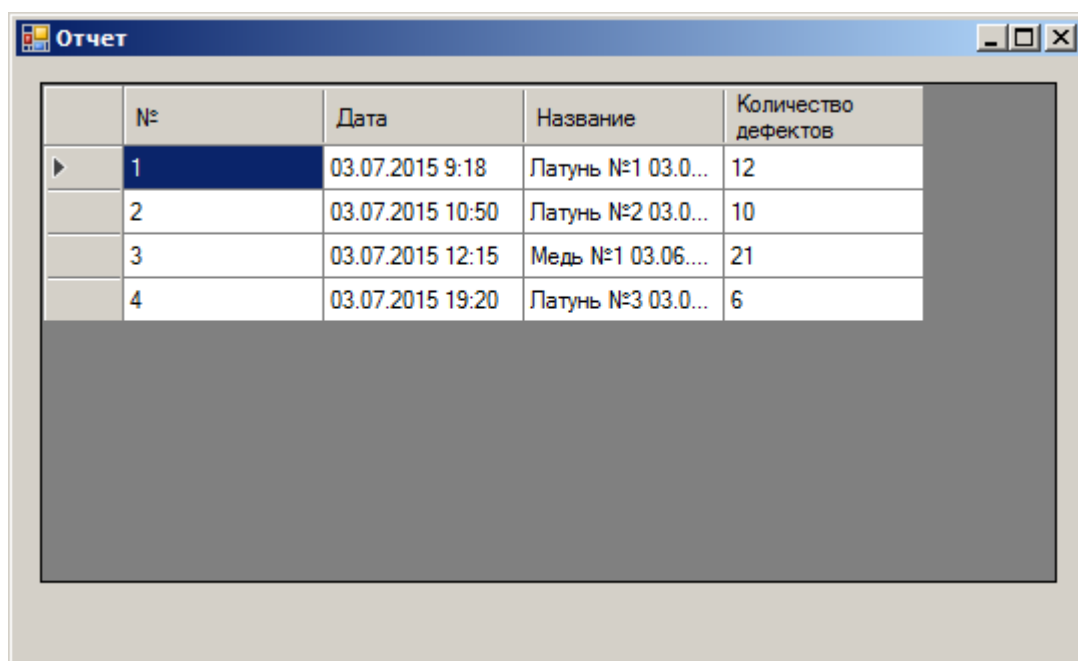


Рисунок 4.12 – Окно формирования отчета

Окно отчета представлено на рисунке 4.13.



	№	Дата	Название	Количество дефектов
▶	1	03.07.2015 9:18	Латунь №1 03.0...	12
	2	03.07.2015 10:50	Латунь №2 03.0...	10
	3	03.07.2015 12:15	Медь №1 03.06....	21
	4	03.07.2015 19:20	Латунь №3 03.0...	6

Рисунок 4.13 – Окно отчета

После выбора необходимой заготовки необходимо нажать на кнопку «Просмотр кадров с дефектами». Откроется окно просмотра изображений с дефектами, представленное на рисунке 4.14



Рисунок 4.14 – Окно просмотра кадров с дефектами

В открывшемся окне можно просмотреть изображения с дефектами и выделенные области дефектов. Переключаться между изображениями можно при помощи кнопок «Предыдущий кадр» и «Следующий кадр». Просмотреть информацию по каждому из дефектов на изображении можно нажав на кнопку «Просмотреть». Откроется окно просмотра информации по дефекту, представленное на рисунке 4.15.

Программы обнаружения [18] и распознавания [19] зарегистрированы в государственном реестре программ для ЭВМ и баз данных.

Таким образом, была разработана ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением.

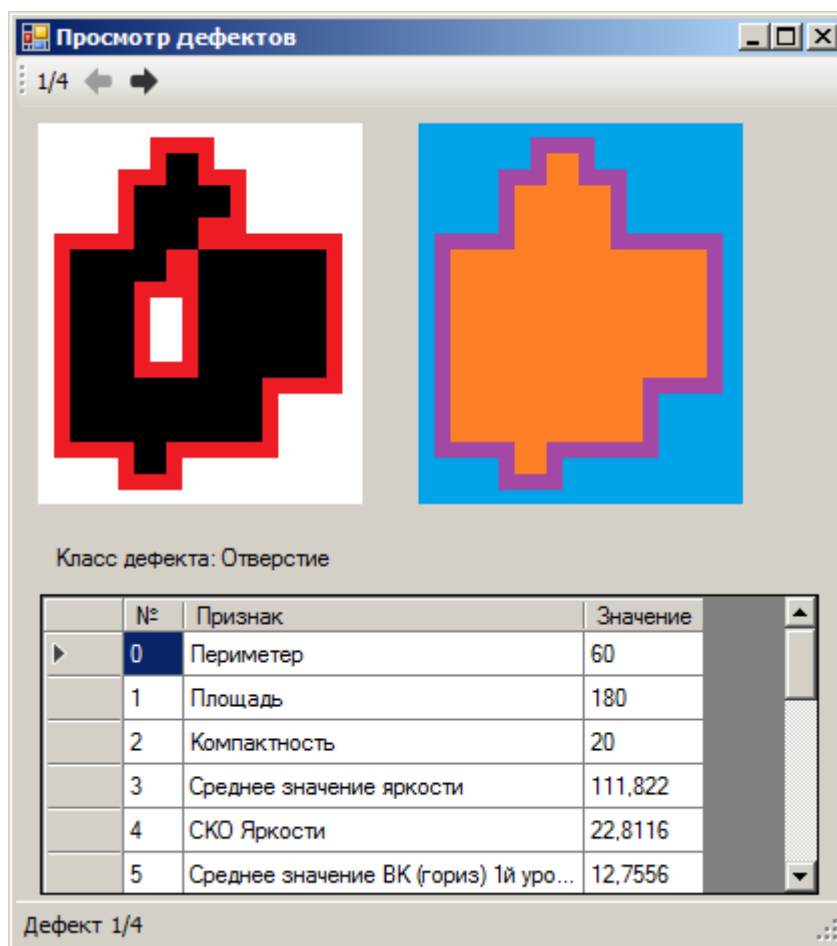


Рисунок 4.15 – Просмотр информации о дефекте

4.2 Методика проведения эксперимента

4.2.1 Методика оценки погрешности метрик распознавания

Для определения погрешностей разработанной ОЭИИС при измерении признаков дефекта был проведен эксперимент.

В качестве датчика для образцового средства измерения использовалась матричная видеокамера «*Canon PowerShot SX 530 HS*». Данная камера позволяет фиксировать изображения размером 1280*1024 пикселей. Камера размещалась таким образом, что ширина прокатного листа – 600 мм соответствует 1024 пикселям. Для анализа изображения обрезались до размера 1024x1024 пикселя. Съемка изображения производилась в статичных условиях.

На полученных изображениях поверхности проката с дефектами оператором вручную выделялась область дефекта. На основе выделенной области дефекта рассчитывались «истинные» значения метрик.

Для снятия показаний исследуемого средства измерения поверхность проката снималась при помощи линейной видеокамеры. Для каждого дефекта проводилась серия из $n=10$ испытаний, и рассчитывались значения метрик x .

По результатам испытаний рассчитывалась систематическая и случайная погрешности.

Для определения систематической погрешности для каждого из дефектов и для каждой из метрик необходимо выполнить следующие действия [120]:

1. Определяется среднее значение метрики среднеквадратическое отклонение метрики

$$\bar{u} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n u_i, \quad (4.1)$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (u_i - \bar{u})^2}{n-1}}, \quad (4.2)$$

где σ – среднее квадратическое отклонение,

u_i – результат i -го измерения

n – число измерений.

2. Абсолютная систематическая ошибка определяется как

$$\Delta_C = \bar{u} - u_0, \quad (4.3)$$

где u_0 – действительное значение измеряемой величины.

Относительная систематическая погрешность определяется как

$$\delta_C = \frac{\Delta_C}{u_0} \cdot 100\%. \quad (4.4)$$

3. Абсолютная случайная погрешность определяется как

$$\Delta^0 = K \cdot \sigma, \quad (4.5)$$

где K – коэффициент, зависящий от принятой доверительной вероятности и закона распределения результатов измерений, рассматриваемых как случайные

величины. В работе использован $K=1,96$, что соответствует доверительной вероятности 95%.

Относительная случайная погрешность определяется как

$$\delta = \frac{\Delta}{u_0} \cdot 100\% . \quad (4.6)$$

4. Абсолютная суммарная погрешность определяется как

$$\Delta = \pm(|\Delta_c| + \left| \frac{\Delta}{u_0} \right|) . \quad (4.7)$$

Относительная суммарная погрешность определяется как

$$\delta = \frac{\Delta}{u_0} \cdot 100\% . \quad (4.8)$$

4.2.2 Методика оценки точности распознавания

Методика проведения эксперимента включает выполнение следующих этапов[77].:

- формулировка целей исследования;
- выбор существенных факторов (параметров);
- разработка и реализация плана эксперимента;
- обработка результатов эксперимента с помощью метода проверки статистических гипотез;
- формирование рекомендаций для дальнейших исследований.

Целью экспериментального исследования являлась проверка эффективности методики распознавания поверхностных дефектов на основе метода окрестностей.

Задачи экспериментального исследования:

- 1) проверка опытно-экспериментальным путем эффективности использования предложенной модели и метода окрестностей;
- 2) разработка рекомендаций для дальнейших исследований.

Экспериментальный набор данных состоит из изображений поверхностных дефектов 4 классов – «мятость», «царапина», «отверстие», «плена».

Существуют несколько метрик оценки качества работы алгоритмов классификации [51,77]. Базовыми характеристиками качества классификации приняты уровни ошибок первого и второго рода.

Используемые переменные:

N – общее число образцов в контрольной части;

N_v – число образцов в контрольной части выборки, относящихся к классу Ω_v ;

FI_v – число образцов, относящихся к классу Ω_v , на которых не обнаружен дефект;

TR_v – число верно распознанных образцов, относящихся к классу Ω_v ;

FR_v – число ошибочно распознанных образцов, относящихся к классу Ω_v ;

OR_v – число образцов, относящихся к классу Ω_v , для которых получен отказ в распознавании;

FRC_v – число ошибочно распознанных образцов, отнесенных к классу Ω_v .

Ошибка первого α (принятие ошибочного решения относительно объекта класса Ω_v) и второго рода β (принятие решения о принадлежности объекта к классу Ω_v , когда он к этому классу не относится) будут определяться зависимостями:

$$\alpha_v = \frac{FI_v + FR_v + OR_v}{N_v}, \quad (4.9)$$

$$\beta_v = \frac{FRC_v}{N - N_v}. \quad (4.10)$$

Данные величины характеризуют качество распознавания, т.к. не зависят от количества объектов в тестовом наборе.

На основе характеристик TP и TN можно рассчитать меру полноты и точности. Для наиболее наглядного представления при исследовании чаще оперируют не абсолютными показателями, а относительными (долями) выраженными в процентах. Мера полноты r_v оценивает долю верного распознавания относительно всех объектов определенного класса. Мера точности p_v оценивает долю верных обнаружений относительно всех объектов. Данные меры рассчитывают по следующим формулам:

$$r_v = \frac{TR_v}{N_v}, \quad (4.11)$$

$$p_v = \frac{TR_v}{TR_v + FRC_v} \cdot \quad (4.12)$$

Сводная оценка качества классифицирования (F-мера), зависящая от полноты и точности, определяется зависимостью:

$$F_v = \frac{2}{\frac{1}{r_v} + \frac{1}{p_v}} \cdot \quad (4.13)$$

Помимо оценки точности распознавания необходимо также провести оценку быстродействия системы распознавания для работы в реальном масштабе времени. Для этого необходимо среднее время для каждого этапа классификации: время обнаружения дефектов $t_{обн}$, время выделения областей дефектов $t_{обл}$ (в том числе слияние, утолщение границ, локализация), время выделения признаков $t_{призн}$ и время распознавания (при помощи метода окрестностей) $t_{расп}$. После этого суммарное среднее время на обработку одного изображения должно быть меньше или равно максимального времени обработки одного изображения, что позволит проводить обработку в реальном времени.

Таким образом, предложенные критерии эффективности позволят оценить эффективность предложенной модели и метода фильтрации ЭПС.

4.2.3 Технология проведения имитационного эксперимента

Метод тестовой выборки [51,68,72]. Является одним из самых простым способом тестирования. Идея данного метода заключается в том, что для осуществления тестирования из обучающей выборки выбирается 10-20% контрольных образцов, в то время как остальная часть используется для обучения. Необходимо отметить, что такая выборка должна быть сбалансирована, т.е. должна состоять из одинакового количества объектов, предназначенных для тестирования каждого класса.

Плюсом данного метода является то, что для оценки результата тестирования необходимо сделать всего лишь одно обучение и одну проверку

тестирования для каждого объекта из тестовой выборки. Недостатком данного метода является зависимость результатов тестирования от того, какие объекты попали в тестовую выборку. Например, если в тестовую выборку попали объекты, большинство которых находилось в обучающей выборке - результаты тестирования будут хорошими, в противном случае, если объекты в тестовой выборке окажутся специфическими, то результаты тестирования покажут низкий уровень правильно классифицируемых объектов и высокое количество ложно классифицируемых тестовых примеров.

Другой более сложный и трудоемкий *метод k -подмножеств (k -folds)* [51,72]. Сущность метода заключается в разделении экспериментальной выборки на k равных частей. Причем распределение образцов дефектов по частям должно осуществляться равномерно (в каждую часть должно попадать одинаковое количество образцов для каждого из классов). Далее производится k итераций работы классификатора (обучение и тестирование). В ходе каждой итерации работы классификатора $(k-1)$ часть участвует в обучении и одна в тестировании, при этом тестовая часть постоянно меняется. Алгоритм данного метода представлен на рисунке 4.16.

В результате каждого запуска системы фильтрации фиксировались: значения пяти вероятностных характеристик – ошибки I рода α и II рода β , сводная оценка качества классификации (F-мера), меры полноты и точности. По результатам всех тестов вычислялись средние значения всех величин. Результаты классификации зависят от разбиения на подмножества тестовых данных, но определение средних величин позволит достаточно точно оценить качество работы классификатора.

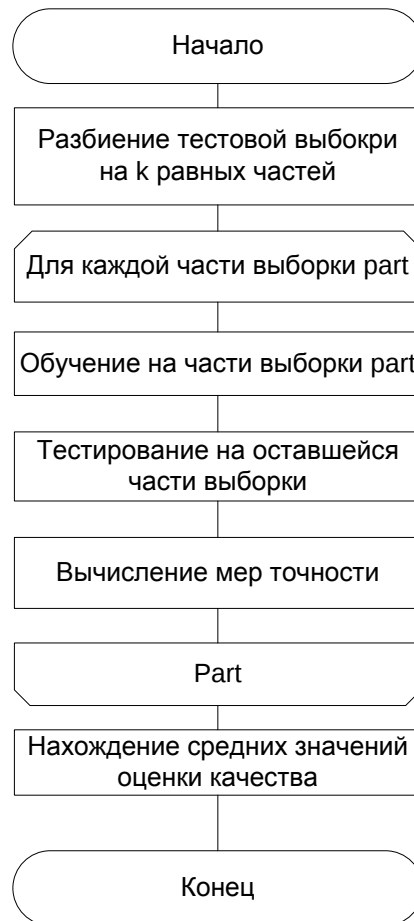


Рисунок 4.16 – Алгоритм оценки результатов методом k–подмножеств

Преимущество метода k-подмножеств в возможности оценки эффективности при меньшем числе образцов, чем для метода тестовой выборки.

Таким образом, исследованы методы оценки эффективности и для оценки эффективности ОЭИИС оценки качества продукции металлопроката выбран метод k-подмножеств.

4.3 Экспериментальная оценка точности и быстродействия ОЭИИС

Результаты оценки погрешности изменения метрик распознавания поверхностных дефектов представлены в таблицах 4.3 – 4.5.

Таблица 4.3 – Относительные систематические погрешности измерения метрик распознавания

	Отверстие	Плена	Мятость	Царапина
Периметр	1,6	2,25	2,2	0,58
Площадь	0,36	0,72	2,07	0,34
Компактность	3,01	3,58	2,49	1,52
СЗ яркости	2,14	1,82	2,85	3,75
СКО яркости	4,61	1,79	4,13	5,42
СЗ ВК	6,67	6	4	3,95
СКО ВК	2,352941	2,22	1,46	0,71

Таблица 4.4 – Относительные случайные погрешности измерения метрик распознавания

	Отверстие	Плена	Мятость	Царапина
Периметр	17,33	14,05	14,78	8,94
Площадь	8,89	4,97	16,25	9,54
Компактность	26,31	22,95	17,8	9,57
СЗ яркости	13,7	16,19	7,75	9,9
СКО яркости	23,57	9,02	12,34	19,06
СЗ ВК	25,54	25,02	26,13	15,22
СКО ВК	22,41	15,09	14,78	13,49

Таблица 4.5 – Относительные суммарные погрешности измерения метрик распознавания

	Отверстие	Плена	Мятость	Царапина
Периметр	18,93	16,3	16,98	9,52
Площадь	9,25	5,69	18,32	9,88
Компактность	29,32	26,53	20,29	11,09
СЗ яркости	15,84	18,01	10,6	13,65
СКО яркости	28,18	10,81	16,47	24,48
СЗ ВК	32,20	31,02	30,13	19,18
СКО ВК	24,76	17,31	16,24	14,21

Полученные оценки погрешности измерения метрик поверхностных дефектов свидетельствуют о возможности их использования в задаче распознавания.

Для определения требуемого количества процессоров проведен эксперимент на компьютере на базе компьютеров с процессорами Intel Core i7 3.0 ГГц [16]. Компьютеры были объединены сетью Ethernet со скоростью 1 Гбит/с.

Экспериментальная выборка образцов дефектов для оценки эффективности прототипа системы фильтрации состояла из изображений четырех классов дефектов («мятость», «отверстие», «царапина», «плена»). Всего исследовано 845 изображений дефектов (206 отверстий, 231 плена, 215 мятостей, 193 царапины).

Оценка быстродействия алгоритма обнаружения дефектов представлена в таблице 4.6. Из таблицы видно, что использование векторных команд процессора и распараллеливание на потоки по ядрам процессора (технология OpenMP) приводит к существенному повышению быстродействия алгоритма. Однако, распараллеливание алгоритма по узлам кластера не дает существенного

повышения производительности. Это обусловлено значительными временными затратами на передачу информации между узлами кластера.

Таблица 4.6 – Оценка ускорения алгоритма обнаружения дефектов.

Реализация	Среднее время работы
Последовательный алгоритм	0,055
1 поток + ВКП	0,024
2 потока	0,032
4 потока	0,018
2 потока + ВКП	0,015
4 потока + ВКП	0,012
2 процесса (2 потока + ВКП)	0,014
4 процесса (4 потока + ВКП)	0,011

Вероятность верного обнаружения для каждого из классов дефектов представлена в таблице 4.7.

Таблица 4.7 – Вероятность верного обнаружения дефектов.

Класс дефекта	Вероятность верного обнаружения, %
Отверстие	99,03
Плена	99,13
Мятость	98,6
Царапина	98,45

Проведена оценка быстродействия для этапа выделения областей дефектов. Результаты оценки быстродействия представлены в таблице 4.8

Таблица 4.8 – оценка быстродействия для этапа выделения областей

Этап выделения области дефекта	Время, с
Слияние	0,0002
Утолщение границ	0,0005
Локализация дефектов	0,0032
Итого	0,0045

Среднее время, затрачиваемое на этап выделения признаков, составляет 0,0006 с.

Проведен анализ зависимости ошибки первого рода α от значения параметра m , определяющего максимальный уровень разбиения гиперкубов. Результаты представлены в таблице 4.9. Из результатов видно, что ошибка первого рода одинакова при $m=6$ и $m=7$. Поэтому в эксперимента принято $m = 6$

Таблица 4.9 – Зависимости ошибки первого рода α от значения параметра m

Класс дефекта	m			
	4	5	6	7
Отверстие	0,4616	0,4616	0,1538	0,1602
Царапина	0,6154	0,5135	0,2744	0,2487
Мятость	0,3077	0,3077	0,0769	0,0884
Плена	0,6667	0,5	0,1667	0,1861

Исследовано влияние порогового значения γ_v на ошибку первого рода. Результат представлены в таблице 4.10. Из таблицы видно, что ошибка первого рода достигает минимума при значении $\gamma_v=0,7$. При дальнейшем увеличении γ_v повышается вероятность отказа, что приводит к увеличению ошибки первого рода.

Таблица 4.10 – Зависимости ошибки первого рода α от порогового значения γ_v

	Значение порога			
Класс дефекта	0,5	0,6	0,7	0,8
Отверстие	0,3515	0,1974	0,1602	0,1628
Плена	0,3715	0,2237	0,1861	0,2165
Мятость	0,2432	0,1499	0,0883	0,1437
Царапина	0,606	0,5377	0,2487	0,3547

Для полной оценки эффективности распознавания были рассчитаны ошибка первого рода, ошибка второго рода, полнота, точность и f-мера для ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением [119]. Результаты представлены в таблице 4.11.

Результаты оценки эффективности распознавания свидетельствуют о достижении необходимых значений характеристик распознавания.

Таблица 4.11 – Результаты оценки эффективности распознавания поверхностных дефектов

	Ошибка первого рода	Ошибка второго рода	Полнота	Точность	F-мера
Отверстие	0,160194175	0,00312989	0,839806	0,988571	0,908136
Плена	0,186147186	0,01465798	0,813853	0,954315	0,878505
Мятость	0,088372093	0,00952381	0,911628	0,970297	0,940048
Царапина	0,248704663	0,004601227	0,751295	0,97973	0,85044

Также была проведена оценка быстродействия распознавания. Средние значения представлены в таблице 4.12.

Полученные результаты обеспечивают возможность распознавания в реальном масштабе времени.

Таким образом, Разработана ОЭИИС распознавания поверхностных дефектов, обеспечивающая распознавание дефектов класса «отверстие» с погрешностью 16 %, «плена» - 19 %, «мятость» – 9%, царапина – 25 %. Среднее время распознавания составляет 20 мс и является достаточным для работы при скоростях проката до 8 м/с.

Таблица 4.12 – Временные оценки основных этапов алгоритма представлены в таблице

Этап	Ср. время работы, с
1. Обнаружение	0,012
2. Выделение областей дефектов	0,0045
в т.ч.	
Слияние	0,0002
Утолщение границ	0,0005
Локализация дефектов	0,0032
3. Расчет значений признаков	0,0006
4. Распознавание	0,0029
Итого	0,02

4.4 Направления дальнейших исследований

Дальнейшие направления исследований в области обработки изображений, а так в совершенствовании ИИС оценки качества продукции листового проката, которые, по мнению автора, являются актуальными, приведены в таблице 4.13.

Таблица 4.13 – Направления дальнейших исследований

Разработка методов устранения дефектов	Распознавание поверхностных дефектов листового проката, не рассмотренных в данной диссертации	Обнаружение и распознавание структурных дефектов	Обнаружение и распознавание дефектов в иных областях
1	2	3	4
Анализ физики возникновения поверхностных дефектов	Исследование эффективности распознавания поверхностных дефектов, не рассмотренных в данной диссертации, выделение их признаков	Разработка моделей, методов и средств распознавания структурных дефектов	Исследование характерных для черной металлургии дефектов и выделение их признаков
Разработка методики и алгоритмов информационного и программного обеспечения для устранения дефектов классов «мятость» и «царапина»			Развитие метода окрестностей для распознавания дефектов черной металлургии.
			Развитие метода окрестностей для распознавания дефектов в иных областях промышленности

Выводы по разделу

1. Разработана и реализована оптико-электронная информационно-измерительная система оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением.
2. Разработана методика обработки результатов эксперимента.
3. Проведен эксперимент на прокатном стане ООО «Уральский медный прокат», результаты которого свидетельствуют о возможности распознавания дефектов в реальном масштабе времени при скоростях проката до 8 м/с и достижении точности, сопоставимой с аналогами.
4. Предложены направления дальнейших исследований в области развития ОЭИИС оценки качества продукции холодной обработки цветных металлов давлением.

Заключение

1. Определены технологические параметры процесса проката, влияющие на возникновение различных поверхностных дефектов, обоснованы классы поверхностных дефектов, имеющие существенные метрологические отличия, и определены метрики спектральных, геометрических и оптических признаков, на основе которых возможно распознавание поверхностных дефектов тонколистового проката цветных металлов. Предложена концепция совершенствования ОЭИИС оценки качества листового проката цветных металлов.

2. Модернизирована вейвлет-модель изображения проката для использования векторного процессора, обеспечивающая сокращения времени расчета спектральных признаков дефектов. Предложена модель дефекта для распознавания в виде вектора признаков, отличающаяся использованием в дополнение к спектральным признакам вейвлет-разложения изображения геометрических и оптических признаков обнаруженного дефекта.

3. Предложена методика формирования изображения путем накопления строк пикселей (кадров), полученных с линейной видеокамеры, отличающаяся пропуском строк пикселей, содержащих дублирующую информацию. Определено предельно допустимое время обработки одного кадра для обеспечения работы ОЭИИС в реальном масштабе времени. Предложена методика, позволяющая обнаруживать дефекты по изображению и определить его пространственные характеристики, отличающаяся использованием медианного фильтра для устранения шумов и бинаризации по динамическому порогу, а также выделением каждого обнаруженного дефекта в отдельную матрицу, что позволяет сократить время на расчет признаков дефектов. Разработан алгоритм принятия решений при распознавании поверхностных дефектов листового проката в процессе производства, отличающаяся использованием метода окрестностей с

векторной индексацией пространства признаков области дефектов для повышения быстродействия распознавания.

4. Разработана ОЭИИС оценки качества продукции листового проката, обеспечивающая распознавание дефектов класса «отверстие» с погрешностью – 16 %, «плена» – 19 %, «мятость» – 9 %, царапина – 25 %. Среднее время распознавания составляет 20 мс и является достаточным для работы при скоростях проката до 8 м/с.

Список использованных источников

1. Белокуров, А. Стохастические модели в задачах анализа и обработки изображений / А. Белокуров, В. Сечко // Зарубежная радиоэлектроника. – 1994. – №2. – С. 21-38
2. Переберин, А.В. О систематизации вейвлет-преобразований. //Вычислительные методы и программирование. – 2001. – Т.2. Раздел 3. – С.15-40.
3. Виттих, В.А. Обработка изображений в автоматизированных системах научных исследований / В.А. Виттих, В.В. Сергеев, В.А. Сойфер – М.: Наука, 1982. – 218 с.
4. Бугаев, Д.П. Развитие АСУТП прокатного стана на основе выявления поверхностных дефектов металла методом вейвлет-преобразований видеоизображений / Д.П. Бугаев, Н.А. Соловьев // Специальный выпуск журнала «Известия Самарского научного центра Российской академии наук» . – 2009. – С.180-184.
5. Ту, Д. Принципы распознавания образов / Д. Ту, Р. Гонсалес. – М.: Мир. – 1978.
6. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р.Вудс. – М.: Техносфера. – 2005. – 1072 с.
7. Осовский, С. Нейронные сети для обработки информации / С.Осовский. – М.:Финансы и статистика. – 2002.
8. Васильева Л.Г. Преобразование Фурье и вейвлет-преобразование. Их свойства и применение / Л.Г.Васильева, Я.М. Жилейкин, Ю.И. Осипик // Вычислительные методы и программирование. – 2002. – Т. 3. – С. 172-175.
9. Гергель, В.П. Метод окрестностей в задачах распознавания/ В.П. Гергель, Л.Г. Стронгин, Р.Г. Стронгин // Техническая кибернетика. – 1987. – №4. – С. 14-22
10. Кузьмин, М.И. Систематизация методов моделирования изображений для распознавания поверхностных дефектов листового проката // Управление большими системами: материалы X Всероссийской школы-конференции молодых

ученых, Уфимский государственный авиационный технический университет. – Уфа: УГАТУ, 2013. – Т. 3. – С. 149-152

11. Кузьмин, М.И. Метрологическое обеспечение выделения областей для решения задачи распознавания дефектов / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев // Компьютерная интеграция производства и ИПИ-технологии: материалы VI Всероссийской научно-практической конференции. – Оренбург: ООО ИПК «Университет», 2013. – С. 152-156

12. Кузьмин, М.И. Особенности распознавания поверхностных дефектов проката на основе метода окрестностей / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев // Современные информационные технологии в науке, образовании и практике: материалы X всероссийской научно-практической конференции. – Оренбург: ООО ИПК «Университет». – 2014. – С. 38-40.

13. Кузьмин, М.И. Автоматизация обнаружения поверхностных дефектов листового проката / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев // Перспектива. Сборник статей молодых ученых №15. – Оренбург: ООО ИПК «Университет», 2012. – С. 502-505

14. Кузьмин, М.И. Идентификация поверхностных дефектов листового проката методом вейвлет-анализа изображений с управляемым разрешением / Н.А. Соловьев, Д.А. Лесовой, М.И. Кузьмин // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. – 2013. – №1(3). – С. 84-91

15. Kuzmin, M.I. Recognition of surface defects of cold-rolling sheets based on method of localities / Gergel V.P., Kuzmin M.I., Solovyov N.A., Grishagin V.A. // International Review of Automatic Control. – 2015. – Vol.8. – N 1. – P. 51–55.

16. Вычислительный кластер ОГУ [Электронный ресурс]. – 2015. – Режим доступа: <http://cluster.osu.ru>

17. Тимофеев, Б.С. Цифровое телевидение: учебное пособие / Б.С. Тимофеев. – Санкт-Петербург: СПбГУАП, 1998. – 49 с.

18. Св.-во гос. рег. прогр. для ЭВМ № 2013612245, Российская Федерация. Программа идентификации поверхностных дефектов по изображениям цифрового видеопотока холоднокатанного листового проката в реальном времени «Defect Detector for Cold-Rolling Mill» / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев, Д.А. Лесовой. – №

2012661665; дата поступления 27.12.2012; дата регистр. в Реестре программ для ЭВМ 19.02.2013 г. - Оpubл. 20.03.2013 г., Эл.бюл.№ 1.

19. Св.-во гос. рег. прогр. для ЭВМ № 2016612832, Российская Федерация. Программа распознавания поверхностных дефектов листового проката на основе метода окрестностей / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев.– № 2016610177; дата поступления 12.01.2016; дата регистр. в Реестре программ для ЭВМ 10.03.2016 г. - Оpubл. 20.04.2016 г., Эл.бюл.№ 4.

20. Wu, G. Online surface inspection technology of cold rolled strips // Multimedia, Kazuki Nishi, InTech. – 2010. – P. 205-232,

21. Соловьев, Н.А. Концепция развития информационных технологий в теории интеллектуального управления // Сборник статей НПК «Опыт использования и проблемы внедрения инновации в науке, бизнесе и образовании». – Оренбург: ОГИМ, 2009. – С. 24-28.

22. Huang, T.S. A fast twodimensional median filtering algorithm / T.S. Huang, G.J. Yang, G.Y. Tang // IEEE transactions on acoustics, speech and signal processing. – 1979. – Vol. ASSP-27. – № 1. – P. 13-18.

23. Гергель, В.П. Опыт Нижегородского университета по подготовке специалистов в области суперкомпьютерных технологий / В.П. Гергель, Р.Г. Стронгин // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. – 2010. – № 3-1. – С. 191–199.

24. Воеводин, В.В. Суперкомпьютерное образование: третья составляющая суперкомпьютерных технологий / В.В. Воеводин, В.П. Гергель // Вычислительные методы и программирование: новые вычислительные технологии. – 2010. – Т. 11. – № 2. – С. 117–122.

25. Гергель, В.П., Развитие системы суперкомпьютерного образования в России: текущие результаты и перспективы / В.П. Гергель, Л.Б. Соколинский, В.П. Демкин, Н.Н. Попова, А.В. Бухановский // Вестник Нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. – 2012. – № 4. – С. 268–274.

26. Атлас дефектов стали – М. : Металлургия, 1979. – 188 с.

27. Якушенков, Ю.Г. Теория и расчет оптико-электронных приборов / Ю.Г. Якушенков. – М.: Логос, 2011. – 568 с.
28. Порфирьев, Л.Ф. Основы теории преобразования сигналов в оптико-электронных системах. – Л.: Машиностроения, 1989. – 400 с.
29. Тарасов, В.В. Двух- и многодиапазонные оптико-электронные системы с матричными приемниками излучения / В.В. Тарасов, Якушенков Ю.Г. – М.: Логос, 2007. – 192 с.
30. Горелик, А.Л. Методы распознавания / А.Л. Горелик, В.А. Скрипкин. — 4-е изд. — М.: Высшая школа, 2004. — 262 с.
31. Вапник, В. Н. Теория распознавания образов / В.Н. Вапник, А.Я. Червоненкис. — М.: Наука, 1974. — 416 с.
32. Васильев В. И. Распознающие системы. Справочник. — 2-е изд. — К.: Наукова думка, 1983. — 424 с.
33. Стокман, Д. Компьютерное зрение / Д. Стокман, Л. Шапиро. — М.: Бином. Лаборатория знаний, 2006. — 752 с.
34. Фомин, Я. А. Распознавание образов: теория и применения / Я.А. Фомин. — 2-е изд. — М.: ФАЗИС, 2012. — 429 с.
35. Фомин, Я. А. Статистическая теория распознавания образов / Я.А. Фомин, Г.Р. Тарловский. — М.: Радио и связь, 1986. — 624 с.
36. Форсайт, Д. Компьютерное зрение. Современный подход. / Д.Форсайт, Д. Понс. — М.: Вильямс, 2004. — 928 с.
37. Чэн, Ш. Принципы проектирования систем визуальной информации / Ш. Чэн. — М.: Мир, 1994. — 408 с.
38. Гергель, В.П. Теория и практика параллельных вычислений. – М.: Бином. Лаборатория знаний. – 2007. – 424 с.
39. Medina, R. Surface Defect Detection on Rolled Steel Strips by Gabor Filters / R. Medina, F. Gayubo, L. González, D. Olmedo, J. Gómez, E. Zalama, J. Perán // VISAPP 2008 – International Conference on Computer Vision Theory and Applications. – 2008. – p. 479-485

40. Cong, J. Real-time surface defects inspection of steel strip based on difference image/ J. Cong, Y. Yan, H. Zhang, J. Li // International Symposium on Photoelectronic Detection and Imaging 2007: Related Technologies and Applications, edited by Liwei Zhou. – Proc. of SPIE Vol. 6625, 66250W. – 2008. – pp. 45-49.
41. Choi, D. Faulty Scarfing Slab Detection Using Machine Vision/ D. Choi, Y. Jeon, S. W. Kim // The 3rd International Conference on Machine Vision (ICMV 2010) . – 2010. – pp. 434-437.
42. Edler S.. Detection of holes and tears in cold rolled strip / S. Edler, A. Spie // Millenium steel 2005: Finishing processes, 2005. – P. 251-253
43. Li, J.. On-Line Seam Detection in Rolling Processes Using Snake Projection and Discrete Wavelet Transform / J. Li, J. Shi, T. Chang // Journal of Manufacturing Science and Engineering. – Vol. 129. – 2007. – P. 926-933
44. Kumar, A. Texture Inspection for Defects Using Neural Networks and Support Vector Machines / A. Kumar, H.C. Shen // IEEE International Conference on Image Processing. – 2002. – P. 353–356
45. Rafajlowicz, E. Local detection of defects from image sequences / E. Rafajlowicz, M. Wnuk, W. Rafajlowicz // International Journal of Applied Mathematics and Computer Science. – 2008. – Vol. 18. – No. 4. – pp. 581–592
46. Хант, Э. Искусственный интеллект / Э. Хант. – М.: Мир, 1978. – 558 с.
47. Фу, К. Структурные методы в распознавании образов / К. Фу. – М.: Мир, 1977. – 319 с.
48. Мирошников, М.М. Теоретические основы оптикоэлектронных приборов / М.М. Мирошников. – Л.: Машиностроение, 1983. – 696 с.
49. Волкова, Т. В. Проектирование и создание БД : учебное пособие для вузов / Т. В. Волкова. – Оренбург: ОГУ, 2006. – 140 с.
50. Зубкова, Т. М. Технология разработки программного обеспечения: учеб. пособие / Т. М. Зубкова. – Оренбург: ОГУ, 2004. – 102 с.
51. Айвазян, С.А. Прикладная статистика: классификации и снижение размерности: справ. изд. / С. А. Айвазян [и др.] ; под ред. С. А. Айвазяна. – М.: Финансы и статистика, 1989. – 607 с.

52. McCallum, A. A comparison of Event Models for Naïve Bayes Classification / A. McCallum, K. Nigam // AAAI-98: Workshop on Learning for Text Categorization. – 1998. – 8 с.
53. Белов, М.П. Автоматизированный электропривод типовых производственных механизмов и технологических комплексов / М.П. Белов. – 3-е изд., испр. – М.: Издательский центр «Академия», 2007. – 576с
54. Бугаев, Д.П. Разработка программно-аппаратного комплекса выявления поверхностных дефектов металла на линии резки радиаторной ленты : отчет о НИР (заключ.) / ФГБОУ ВПО «Оренбургский государственный университет»; рук. Н.А. Соловьев ; исполн.: Д.П. Бугаев. – Оренбург Изд., 2009. – 55 с.
55. Алексеев, Ю.Н. Введение в теорию обработки металлов давлением, прокаткой и резанием / Ю.Н. Алексеев. – Харьков: изд. ХГУ, 1969. – 106 с.
56. Мински М. Фреймы для представления знаний.– 1979. – 576 с.
57. Mitchell J.F. Hot Strip Mill Thickness and Profile Measurement / J.F. Mitchell, K. S. Quinn // AISE Steel Technology. – 2001. – P. 35.
58. Деревницкий, Д. П. Прикладная теория дискретных адаптивных систем управления /Д.П. Деревницкий, А.Л. Фрадков – М.: Наука, 1981. – 216 с.
59. Козлов, В.Н. Вычислительные методы синтеза систем автоматического управления/ В.Н. Козлов, В.Е. Купринов, В.С. Заборовский – Л.: Изд-во ЛГУ, 1989. – 223 с.
60. Журавлёв? Ю.И. Распознавание. Классификация. Прогноз. Математические методы и их применение. Вып.2. – М.: Наука, 1989.
61. Патент 2426069 Российская федерация, МПК G01B11/30, B21C51/00. Способ неразрушающего контроля качества поверхности рельсов. / Трофимов Владимир Борисович, Кулаков Станислав Матвеевич. Заявитель и патентообладатель Государственное образовательное учреждение высшего профессионального образования "Сибирский государственный индустриальный университет" ». – № 2010112763/28,; заявл. 01.04.2010 г.; опубл. 10.08.2011 г.
62. Алешин, Н.П. Ультразвуковая дефектоскопия: Справ. Пособие / Н.П. Алешин, В.Г. Лупачев. – Мн.: Выш. шк. – 1987. – 271с.

63. Бугаев, Д.П. Модель учета физико-механических свойств металла в технологии холодного проката / Д.П. Бугаев, В.В. Паничев // Материалы IX ВНИК (с межд. участием). – Оренбург: ООО «Комус», 2010. – С. 39-41.
64. Афонин, В. Л. Обработывающее оборудование нового поколения: Концепция проектирования / В.Л. Афонин [и др.]. – М.: Машиностроение, 2004. – 256 с.
65. Pichler R. Recent developments by VAI in plate mill automation / R. Pichler, D. Auzinger, F. Parzer, K. Aistleitner // Steel Times International. – 2003. – P. 34-35.
66. Бабкин, В. А. Повышение качества идентификации адаптивной системы управления / В.А. Бабкин, А.В. Щедринов // Автоматизация и современные технологии. – М.: Наука, 2006. № 9. – С. 42–46.
67. Хуанг Т.С. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т.С. Хуанг. – М.: Радио и связь, 1984. – 224 с.
68. Дубров, А. М. Многомерные статистические методы: учеб. / А. М. Дубров, В. С. Мхитарян, Л. Н. Трошин. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 352 с.
69. DeFinds - система контроля качества поверхности листовых материалов [Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://www.mallenom.ru/old/definds.php>.
70. Установка инспекции качества полосы [электронный ресурс]/ Режим доступа: http://www.dc.ru/activities/visual_control_systems/ustanovka_inspekcii_kachestva_polosy_prokata.
71. UVB TECHNIK. SURFSCAN - Камерные измерительные системы[Электронный ресурс] / Режим доступа: <http://www.uvbtechnik.cz/ru/automatic-detection-of-strip-defects>.
72. Хайкин, С. Нейронные сети: Полный курс / С. Хайкин. – 2 издание. – М: «Вильямс», 2006. – 1104 с.
73. Логунова, О.С. Математическое описание объектов нерегулярной формы на цветных изображениях / О.С. Логунова, В.В. Шакшин, С.М. Логунов // Автоматизация технологических и производственных процессов в металлургии. – 2009. – С. 52-54.

74. Логунова, О.С. Исследование алгоритмов построения гистограмм и эквализации для изображений в металлургической промышленности / Логунова О.С., Посохов И.А. // Кибернетика и высокие технологии XXI века: материалы XI международной научно-технической конференции. – Воронеж: НПФ "Секвоее", 2010. – С. 644-650

75. Мацко, И.И. Тенденция применения систем автоматизированного изображений в металлургической промышленности / И.И.Мацко, И.А. Демьяненко, В.В. Павлов, О.С. Логунова / Инженерная поддержку инновации и модернизации. Материалы Международной заочной конференции, посвященной 15-летию со дня создания РУО АИН. – М.: Академия инженерных наук им. А.М. Прохорова. – 2010. – С. 77-79

76. Логунова, О.С. Алгоритмы и программное обеспечение распознавания низкоконтрастных изображений при оценке качества стали / О.С. Логунова, П.П. Макарычев // Программные продукты и системы. – 2008. – № 3. – С. 79-81

77. Адлер, Ю. П. Планирование эксперимента при поиске оптимальных условий / Ю. П. Адлер, Е. В. Маркова, Ю. В. Грановский. – 2-е изд., доп. и перераб. – М.: Наука, 1976. – 280 с.

78. Алгоритм обучения по Байесу [Электронный ресурс] / Учеб.-науч. комплекс «Института прикладного системного анализа» М-ва образования и науки Украины. – Режим доступа : <http://iasa.org.ua/lections/tp/studying/bayes.htm>

79. Крюков, В.В. Информационно-измерительные системы: учебное пособие / В.В. Крюков. – Владивосток: ВГУЭС, 2000. – 102 с.

80. Боровиков, В. П. Искусство анализа данных / В.П. Боровиков. – 2-е издание. – Санкт-Петербург: ПИТЕР, 2005.

81. Местецкий, Л. М. Математические методы распознавания образов [Электронный ресурс]: курс лекций / Л. М. Местецкий. – Москва, 2002-2004. – Режим доступа: <http://www.ccas.ru/frc/papers/mestetskii04course.pdf>.

82. Кормен, Т.Х. Алгоритмы: построение и анализ / Томас Х. К., Чарльз И. Л., Рональд Л. Р., Клиффорд Ш.— 2-е изд. — М.: «Вильямс», 2006. — С. 1296.

83. Левитин, А. В. Алгоритмы. Введение в разработку и анализ / А.В. Левитин. — М.: Вильямс, 2006. — 576 с.
84. Moore, E.F. The shortest path through a maze / In Proceedings of the International Symposium on the Theory of Switching. — Harvard University Press, 1959. — pp. 285–292.
85. Амосов, А. А. Вычислительные методы для инженеров / А.А. Амосов, Ю.А. Дубинский, Н.П. Копченова. — М.: Мир, 1998. — 495 с.
86. Бахвалов, Н. С. Численные методы / Н.С. Бахвалов, Н.П. Жидков, Г.Г. Кобельков. — М.: Лаборатория Базовых Знаний, 2000.
87. Вирт, Н. Алгоритмы + структуры данных = программы. — М.: «Мир», 1985. — 361 с.
88. Tukey, J. W. Exploratory Data Analysis. — Addison-Wesley, Reading, Mass. — 1971. — pp. 220–227.
89. Kunzman, D.M. Programming Heterogeneous Systems / D.M. Kunzman, L.V. Kale // IEEE International Symposium on Parallel and Distributed Processing Workshops and Phd Forum. — 2011.
90. Darlinton, J. Guided Resource Organisation in Heterogeneous Parallel Computing / J. Darlinton, M. Ghanem, Y. Guo, H.W. To // Journal of High Performance Computing. — 1996. — Т. 4(1) . — P. 13–23.
91. Fog, A. Optimizing software in C++: An optimization guide for Windows, Linux and Mac platforms [электронный ресурс]. Режим доступа: http://www.agner.org/optimize/optimizing_cpp.pdf.
92. Matz, M. System V Application Binary Interface - AMD64 Architecture Processor Supplement [электронный ресурс] / М. Matz, J. Hubicka, A. Jaeger, М. Mitchell. — 2010. — Режим доступа: <https://courses.cs.washington.edu/courses/cse351/12wi/supp-docs/abi.pdf>.
93. Яровой, Н.И. Адаптивная медианная фильтрация. [электронный ресурс]. — Режим доступа: <http://www.controlstyle.ru/articles/science/text/amf/>

94. Черненко, С.А. Медианный фильтр[электронный ресурс] . — Режим доступа:http://www.logis-pro.kiev.ua/math_power_medianfilter_ru.html
95. Вентцель, Е. С. Теория вероятностей. — 10-е изд., стер. — М.: «Академия», 2005. — 576 с.
96. Lee D. Wavelet Analysis: Theory and Applications [Электронный ресурс] // Hewlett-Packard Journal. — 1994. — Режим доступа: <http://www.hpl.hp.com/hpjournal/94dec/dec94a6a.pdf>.
97. Афонин, В. Л. Обработка нового поколения: Концепция проектирования / В.Л. Афонин [и др.]. — М.: Машиностроение, 2004. — 256 с.
98. Barker R. CASE Method: Entity Relationship Modelling. Reading. — MA: Addison-Wesley Professional, 1990. — P. 113-120.
99. Chen P. The Entity-Relationship Model — Toward a Unified View of Data // ACM Transactions on Database Systems (TODS). — 1976. — Vol. 1. — P. 9-36.
100. Добеши, И. Десять лекций по вейвлетам. — Ижевск: РХД, 2001. — 464 с.
101. ГОСТ 21014-88. Прокат черных металлов. Термины и определения дефектов поверхности.
102. Контроль качества листового проката тепловым методом [Электронный ресурс]. — Научно-производственная фирма АВЭК. — Режим доступа: http://www.avek.ru/info/kontrol_kachestva_listovogo_prokata_teplovym_metodom.
103. Systems Engineering Fundamentals. Defense Acquisition University Press [Электронный ресурс]. — 2001. — Режим доступа: http://ocw.mit.edu/courses/aeronautics-and-astronautics/16-885j-aircraft-systems-engineering-fall-2005/readings/sefguide_01_01.pdf.
104. ГОСТ 19.701-90. Схемы алгоритмов, программ, данных и систем. Условные обозначения и правила выполнения.
105. Bradski, G. Learning OpenCV / G. Bradski, A. Kaehler. — O'Reilly Media Inc, 2008. — 555 p.

106. Аленин, В.А. Способы повышения качества оценки фундаментальной матрицы. / В.А. Аленин, О.Л. Куляс // Вестник Московского государственного областного университета. Серия: Физика-Математика. – 2011. – № 3. – С. 106-116
107. Hacquin, A. A three-dimensional semi-analytical model of rolling stand deformation with finite element validation / A. Hacquin, P. Montmitonnet, J.P. Guillerault // European Journal of Mechanics. – 1998. – Vol. 17, № 1. – P. 79-106.
108. Industry news // Iron and Steel Engineer. 1985. – V. 62. – № 6. – P. 74-75.
109. Lin, Z.C. Application of an elastic roller with slightly convex shape to the improvement of the flatness of a strip for cold rolling / Z.C. Lin, S.Y. Lee // Japan Society of Mechanical Engineers International Journal. – 1997. – Vol. 40, №4. – P. 459-469.
110. Башарин, А. В. Примеры расчета автоматизированного электропривода на ЭВМ: Учебное пособие для вузов. – Л.: Энергоатомиздат, 1990. – 511 с.
111. Бугаев, Д.П. Распараллеливание алгоритма вейвлет-преобразования при выявлении поверхностных дефектов листового металла при обработке на прокатном стане // Высокопроизводительные параллельные вычисления на кластерных системах: сб. мат. VII Международной конференции-семинара. – Нижний Новгород, 2007. – С. 50-54.
112. Pichler, R. Recent developments by VAI in plate mill automation / R. Pichler, D. Auz-inger, F. Parzer, K. Aistleitner// Steel Times International. – 2003. – pp. 34-35.
113. Ванин, В.А. Приспособления для металлорежущих станков : учеб. пособие / В.А. Ванин, А.Н. Преображенский, В.Х. Фидаров – Тамбов :Изд-во Тамб. гос. техн. ун-та, 2007. – 316 с.
114. Бугаев, Д.П. Выявление дефектов поверхности металла с помощью вейвлет-преобразования / Д. П. Бугаев, Н. А. Соловьев //Компьютерная интеграция производства и ИПИ-технологии: сб. мат. III ВНПК. – Оренбург : ГОУ ОГУ, 2007. – С. 115-118.
115. The Basler raL2048-48gm [Электронный ресурс] // Basler AG. – Режим доступа: <http://www.baslerweb.com/en/products/cameras/line-scan-cameras/racer/raL2048-48gm>.
116. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений. – М.: Мир, 1982. – 791 с.

117. Кузьмин, М.И. Алгоритм фильтрации вейвлет-коэффициентов изображений поверхностных дефектов в реальном времени на основе векторных команд процессора / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев // Современные информационные технологии в науке, образовании и практике. Материалы X Всероссийской научно-практической конференции. Оренбург: ООО ИПК «Университет», 2012. – с. 74-77

118. Кузьмин, М.И. Программное обеспечение системы распознавания поверхностных дефектов проката цветных металлов / М.И. Кузьмин, Н.А. Соловьев, Л.А. Юркевская // Современные наукоемкие технологии. –2016. – № 5, Ч. 1. – С. 46-51.

119. Kuzmin, M.I. System of Computer Vision for Cold-Rolled Metal Quality Control / V. I. Batischev, M.I. Kuzmin, A.M. Pischukhin, N.A. Solovyov // International Review of Automatic Control (I.RE.A.CO.). –2016. – Vol. 9, N. 4. – P. 259-263.

120. Миронов, Э.Г. Методы и средства измерений. Учебное пособие / Э.Г. Миронов, В.И.Паутов. – Екатеринбург: УГОУ ВПО УГТУ-УПИ, 2009. – 463 с.

Приложение А
Диплом участника молодежного инновационного конкурса
«УМНИК 2014»



Приложение Б
Свидетельство о государственной регистрации программы
для ЭВМ «Программа идентификации поверхностных дефектов»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО
о государственной регистрации программы для ЭВМ
№ 2013612245

Программа идентификации поверхностных
дефектов по изображениям цифрового видеопотока
холоднокатанного листового проката в реальном времени
«Defect Detector for Cold-Rolling Mill»

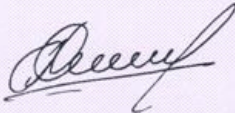
Правообладатель(ли): *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего профессионального
образования «Оренбургский государственный университет» (RU)*

Автор(ы): *Кузьмин Михаил Иванович (RU), Соловьев Николай
Алексеевич (RU), Лесовой Дмитрий Андреевич (RU)*



Заявка № 2012661665
Дата поступления 27 декабря 2012 г.
Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ
19 февраля 2013 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Б.П. Симонов

Приложение В
Свидетельство о государственной регистрации программы
для ЭВМ «Программа распознавания поверхностных дефектов»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016612832

**Программа распознавания поверхностных дефектов
листвого проката на основе метода окрестностей**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования «Оренбургский
государственный университет» (RU)*

Авторы: *Кузьмин Михаил Иванович (RU),
Соловьев Николай Алексеевич (RU)*

Заявка № **2016610177**

Дата поступления **12 января 2016 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **10 марта 2016 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

 **Г.П. Ивлиев**



Приложение Г

Акт внедрения результатов диссертационной работы в ООО «Уральский медный прокат»

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ
Общество с ограниченной ответственностью
"Уральский медный прокат"
ООО «УМП»
462631, г.Гай, Оренбургской области,
Технологический проезд, 18,
Тел./факс (35362) 69327
ИНН 5612088392, КПП 560401001
ОКПО 23869858, БИК 045354854
ОГРН 1155658004853
Р/с 40702810100230003743
Ф-Л БАНКА ГПБ (АО) в г. Оренбурге
К/с 30101810800000000854

«УТВЕРЖДАЮ»

Директор по производству, к.т.н.
ООО «Уральский медный прокат»

 В.В. Радько
2016 г.



АКТ

внедрения результатов диссертационной работы

Кузьмина Михаила Ивановича

на тему «Информационно-измерительная система распознавания поверхностных
дефектов листового проката на основе метода окрестностей»

Комиссия в составе: председателя – Главного инженера К.М. Некрасова; членов комиссии: начальник КИПиА Леденцов А.Н., начальник ЦЗЛ Н.И. Овечкина, составила настоящий акт о том, что диссертационная работа выполнена на актуальную тематику и восполняет пробел в области распознавания поверхностных дефектов плоского проката в процессе производства.

По материалам диссертационной работы Кузьмина М.И. на промплощадке ООО «УМП» апробированы следующие результаты:

- модель изображения поверхности проката в виде пакетов пикселей для увеличения быстродействия алгоритма обнаружения дефектов за счет использования векторных команд процессора и расширенного информационного поля классификации дефектов на основе спектральных, пространственных и оптических метрик признаков для повышения достоверности распознавания класса дефекта;
- методика обнаружения дефектов с использованием медианного фильтра для подавления помех и бинаризацией матрицы вейвлет-коэффициентов модели изображения по динамическому порогу для формирования области дефектов, сокращающей объем информации при решении задачи распознавания;
- методика и алгоритмы распознавания поверхностных дефектов на основе метода окрестностей с векторной индексацией упорядоченного пространства признаков
- программа идентификации и распознавания поверхностных дефектов листового проката на основе метода окрестностей.

По результатам обсуждения принято решение:

Использовать предлагаемое техническое решение при проведении модернизации стана КВАРТО 400 «ŠKODA», что позволит своевременно обнаруживать и распознавать класс поверхностных дефектов, тем самым снизить процент брака и повысить технико-экономические показатели предприятия.

Председатель комиссии:
Главный инженер



К.М. Некрасов

Члены комиссии:

Начальник КИПиА



А.Н. Леденцов

Начальник ЦЗЛ

Н.И. Овечкина

Приложение Д

Акт использования результатов диссертационной работы в учебном процессе Оренбургского государственного университета

«УТВЕРЖДАЮ»

Проректор по научной работе
ФГБОУ ВО «Оренбургский государ-
ственный университет»

В.И. Жаданов

« » 20__ г.

АКТ

использования результатов диссертационной работы
Кузьмина Михаила Ивановича
на тему «Информационно-измерительная система распознавания
поверхностных дефектов листового проката на основе метода окрестностей»

Комиссия в составе: председателя – декана факультета математики и информационных технологий кандидата физико-математических наук, доцента Герасименко Сергей Алексеевич; членов комиссии: заведующего кафедрой программного обеспечения вычислительной техники и автоматизированных систем (ПОВТАС) доктора технических наук, профессора Соловьева Н.А., доцента кафедры ПОВТАС кандидата технических наук, доцента Паничева В.В. составила настоящий акт в том, что материалы диссертационной работы Кузьмина М.И. используются для обучения студентов бакалавриатуры по направлению 09.03.01 – Информатика и вычислительная техника в дисциплине «Компьютерное моделирование» по теме 1 «Планирование машинных экспериментов и обработка результатов моделирования» – факторное пространство, классификация факторов, тактическое планирование машинных экспериментов, обеспечение точности и достоверности результатов и студентов магистратуры по направлению 09.04.01 – Информатика и вычислительная техника в дисциплине «Системы цифровой обработки сигналов» при проведении лекций и лабораторных работ по темам:

Тема 2 «Математические основы цифровой обработки сигналов» – основы кратномасштабного анализа, программное обеспечение вейвлет-анализа.

Тема 3 «Цифровая обработка изображений» – фильтрация изображений, определение границ объектов на изображении, выделение признаков объектов, обнаружение и распознавание объектов.

Председатель комиссии: _____ С.А. Герасименко

Члены комиссии: _____ Н.А. Соловьев

_____ В.В. Паничев