

Министерство образования и науки Российской Федерации

федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования «Санкт-Петербургский национальный исследовательский
университет информационных технологий, механики и оптики»

На правах рукописи

Алексанин Сергей Андреевич

**ПРОЕКТИРОВАНИЕ МЕТОДОВ АВТОМАТИЗИРОВАННОЙ
ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ СИСТЕМ ДЕФЕКТОСКОПИИ**

05.13.12 – Системы автоматизации проектирования
(приборостроение)

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель
д.т.н., профессор
Коробейников Анатолий Григорьевич

Санкт-Петербург – 2016

Оглавление

Список сокращений	5
Введение	6
1 Анализ состояния вопроса развития систем автоматизированной обработки изображений	12
1.1 Основные классы методов цифровой обработки изображений	12
1.2 Формальное представление изображений и действий над ними	13
1.3 Виды искажений изображений	15
1.4 Обзор основных методов цифровой обработки изображений, применяемых при решении задач дефектоскопии	16
1.4.1 Линейное контрастирование	16
1.4.2 Соляризация	17
1.4.3 Препарирование	18
1.4.4 Эквиализация (преобразование гистограмм)	18
1.4.5 Масочная фильтрация	19
1.4.6 Нелинейная фильтрация	20
1.4.7 Цифровая фотограмметрия	23
1.4.8 Фурье методы	24
1.4.9 Тихоновская регуляризация	25
1.5 Системы компьютерного зрения	27
1.6 Задача распознавания образов	29
1.7 Выводы по главе	31
2 Методы обработки дефектоскопических изображений	33
2.1 Постановка задачи улучшения изображения	33
2.2 Градационные методы	36
2.2.1 Анализ градационных преобразований	36
2.2.2 Преобразование исходного изображения в негатив	36
2.2.3 Анализ логарифмического преобразования	37
2.2.4 Анализ степенных преобразований	38

2.2.5 Анализ кусочно-линейных функций преобразования	40
2.3 Выделение границ	42
2.3.1 Оператор Собеля.....	46
2.3.2 Фильтр Робертса	47
2.3.3 Оператор Кэнни	48
2.3.4 Выделение границ методами второго порядка	50
2.3.5 Дифференциальное выделение границ.....	51
2.3.6 Методы согласованности фаз.....	52
2.4 Обработка смаза	52
2.5 Сегментация.....	56
2.5.1 Сегментация на базе анализа пикселей	57
2.5.2 Сегментация на базе анализа областей.....	57
2.6 Выделение порогов и объединение	60
2.7 Вейвлет - преобразование	61
2.8 Выводы по главе.....	67
3 Разработка процедур автоматизированного выбора методов цифровой обработки и анализа изображений при решении задач дефектоскопии	69
3.1 Процедура выбора параметров при Винеровской фильтрации	69
3.2 Процедура выбора параметров для маски Лапласа.....	71
3.3 Процедура выбора метода выделения границ	74
3.4 Процедура выбора метода обработки смаза	76
3.5 Выводы по главе.....	79
4 Моделирование процессов решения задач дефектоскопии	79
4.1 Вычислительные эксперименты для решения задачи восстановления изображений	81
4.1.1 Выбор маски Лапласа	81
4.1.2 Выбор параметра регуляризации	81
4.2.1 Морфологическая обработка	91
4.3 Моделирование задачи определения длины рельсовых стыков	97

4.3.1 Обработка смазанных изображений	97
4.3.2 Автоматизированная оценка длины рельсового стыка	99
4.4 Автоматизированная процедура обработки изображений при решении задачи магнитной дефектоскопии	101
4.4.1 Выбор метода улучшения изображения	102
4.5 Выводы по главе	110
Заключение	112
Список использованных источников	114

Список сокращений

IPT – Image Processing Toolbox (пакет)

PSF – Points pread function (функция искажения)

ROI – region-of-interest (область, представляющая интерес)

АЧХ – амплитудно–частотная характеристика

БД – база данных

БИХ – бесконечно-импульсная характеристика

ВТ – вычислительная техника

ГК – графитовая колонна

ИМ – имитационная модель

ИС – информационные системы

КИХ – конечно-импульсная характеристика

КТК – комплекс телевизионного контроля

ММ – математическая модель

МФ – медианная фильтрация

ОПИ – область, представляющая интерес

ОПФ – обратное преобразование Фурье

ПО – программное обеспечение

ППФ – прямое преобразование Фурье

СИПИ – система измерения пространственных искривлений

СЛАУ – система линейных алгебраических уравнений

СУЗ – система управления и защиты

ТК – технологические каналы

ТС – технические средства

Введение

Актуальность работы

В настоящее время научным исследованиям в области автоматизированного проектирования (АП) систем цифровой обработки изображений (ЦОИ), и в частности, разработке проблемно-ориентированных подсистем, с реализацией в этих подсистемах определенных иерархических процедур проектирования, удовлетворяющих требованиям общей теории АП, уделяется повышенное внимание, как в России, так и за ее пределами [1, 2]. Это объясняется тем, что ЦОИ стала незаменимой при решении многих задач. Без методов ЦОИ невозможно представить современные научные исследования в области медицины, освоения космоса, информационных технологий и так далее [3-10]. Примерами использования методов ЦОИ служат: цифровая передача и коррекция изображений, передаваемых с космических аппаратов, поиск полезных ископаемых по фотоснимкам, передаваемым с искусственных спутников Земли (ИСЗ), автоматический анализ местности и (или) составление карт по аэрофотоснимкам, улучшение качества медицинских изображений, обнаружение дефектов в различных устройствах. Кроме того, необходимо отметить, что в настоящее время область применения ЦОИ постоянно расширяется. Это связано с увеличением вычислительных мощностей, развитием математического и программного обеспечения для ЦОИ.

Множество задач ЦОИ в принципе не может иметь строгого разделения. Тем не менее, в настоящее время разделяют задачи по ЦОИ на низкий, средний и высокий уровни. В задачах низкого (первого) уровня применяют методы ЦОИ для снижения шума, увеличения контрастности или повышения резкости. Этот уровень характерен тем, что на входе и выходе присутствуют изображения. На среднем (втором) уровне происходит решение заданных задач, например, сегментация, (сепарация изображения на области с выделением объектов), классификация (идентификация) объектов. На этом уровне на вход поступает

изображение, а на выходе имеются признаки и атрибуты, которые были извлечены из этого изображения (например, контуры, границы или иные характерные признаки объектов). На высоком (третьем) уровне решаются задачи анализа изображений и выполнение когнитивных функций.

В методах ЦОИ, использующих пространственные преобразования, в зависимости от задачи обрабатываются данные из локальной окрестности пиксела, или обрабатывается информация обо всех элементах изображения.

Методы первого уровня преобразований представлены операциями свертки, второго – преобразованиями Фурье. Между этими классами лежит приобретающий все большее значение класс многомасштабных преобразований, в который входят: пирамиды Лапласа, гауссовы пирамиды и вейвлет-преобразования. ЦОИ при помощи методов этого класса позволяет получать доступ к пространственной информации в очень широком диапазоне масштабов – от глобального до локального.

Методы многомасштабной обработки позволяют проанализировать характеристики изображения на всех уровнях разложения. Это связано с тем, что при переходе на другой уровень некоторые свойства различных объектов могут проявиться более заметно.

Задачами, связанными с ЦОИ, на протяжении многих лет занимались такие ученые как: Абламейко С., Алпатов Б., Блу Т., Вудс Р., Гонсалес Р., Мирошников М., Ожиганов А., Прэтт У., Тропченко А., Фисенко Т. и др.

Одной из важнейших задач, при решении которой применяются системы ЦОИ, является упомянутая выше проблема обнаружения дефектов при помощи ЦОИ с вычислением геометрических характеристик, например, длины. Ее актуальность вызвана постоянно повышающимися требованиями к качеству, надежности и долговечности изделий.

Понятно, что большое множество различного типа дефектов и обстоятельств их появления обуславливает большую разницу в их размерах и формах. Многие дефекты на изображении имеют плохую контрастность или

недостаточную резкость. Кроме того, необходимо брать во внимание и число дефектов. Всё это очень сильно понижает вероятность обнаружения дефектов и диктует необходимость применения алгоритмов, которые учитывают эти особенности поиска дефектов.

В настоящее время для эффективного применения существующих методов дефектоскопии необходимы достаточно большие затраты человеческого труда, затрачиваемые на обработку результатов обследования изделий. Это связано, например, с недостаточно хорошим качеством полученных изображений дефектов. Естественным это приводит к снижению скорости и качества контроля.

Но тем не менее, уже существуют средства на базе современной вычислительной техники (ВТ), математического и программного обеспечения (ПО), позволяющие автоматизировать многие рутинные операции по анализу и расшифровке снимков с различными дефектами.

При автоматизированной ЦОИ общую задачу дефектоскопии целесообразно разделить на ряд целевых задач, например: реконструкция изображений, нахождение объектов и трансформаций в сцене наблюдения, измерение различных элементов сцены, самоориентация и самопозиционирование. Понятно, что для того, чтобы решить конкретную целевую задачу, потребуется применение подходящих методов.

Исходя из вышесказанного, выбранное научное направление исследования, связанное с проектированием методов автоматизированной ЦОИ для систем дефектоскопии является **актуальным**.

Объектом исследований являются системы автоматизированного проектирования (САПР) подсистем обработки и анализа изображений, входящие в состав дефектоскопических комплексов.

Предметом исследований являются методы автоматизированного проектирования систем цифровой обработки и анализа изображений, применяемые при решении задачи дефектоскопии.

Целью диссертационной работы является повышение эффективности обработки и анализа цифровых изображений, используемых при решении задач дефектоскопии, ведущей к уменьшению доли «ручной» обработки, и, как следствие, сокращению времени обработки.

Для достижения поставленной цели в диссертационном исследовании необходимо решить **научную задачу** по разработке: автоматизированных методов, специальных подходов, математических моделей (ММ), новых алгоритмов и ПО для ЦОИ, входящих в состав диагностических комплексов.

Научная задача допускает декомпозицию на следующие частные **задачи**:

- проведение анализа существующих методов ЦОИ на предмет их использования в вопросах дефектоскопии;
- разработка проектной процедуры автоматизированного выбора методов выделения границ при ЦОИ;
- разработка проектной процедуры автоматизированного выбора методов многомасштабной фильтрации изображений;
- разработка проектной процедуры автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задачи измерения элементов сцены.

Методы исследования. В процессе решения выше перечисленных задач применялись методы автоматизированного проектирования, системного и структурного анализа, методов цифровой обработки изображений, теории вероятностей и методов математического моделирования.

Научная новизна диссертационного исследования состоит в:

- Разработке проектной процедуры автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии, отличающейся возможностью выбора как широко используемых методов ЦОИ, так и достаточно специфических, на базе Тихоновской регуляризации.
- Разработке процедуры автоматизированного выбора методов расчета параметров Тихоновской регуляризации для смазанных цифровых изображений. Это позволяет рассчитывать оценки границ параметров

Тихоновской регуляризации для различных классов цифровых изображений.

- Разработке проектной процедуры автоматизированного выбора методов морфологической ЦОИ для решения задачи измерения элементов сцены, позволяющей делать вывод о состоянии дефектов на обрабатываемом изображении.

Результаты, выносимые на защиту:

1. Процедура автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии.
2. Процедура автоматизированного выбора методов расчета параметров Тихоновской регуляризации для смазанных цифровых изображений.
3. Процедура автоматизированной ЦОИ при помощи методов дилатации, эрозии, морфологического замыкания и морфологического размыкания для решения задачи измерения элементов сцены.

Достоверность результатов работы. Основные полученные результаты представлены в виде алгоритмов, проектных процедур и структурной схемы автоматизированной подсистемы обработки изображений. Адекватность и достоверность предложенных алгоритмов доказывается результатами вычислительных экспериментов.

Практическая значимость:

Разработаны проектные процедуры автоматизированного выбора методов многомасштабной цифровой обработки изображений;

Создана автоматизированная система многомасштабной цифровой обработки изображений, позволяющая повысить оперативность и достоверность дефектоскопического контроля, что подтверждено соответствующими актами о внедрении.

Разработанные автоматизированные процедуры выбора методов многомасштабной фильтрации доказали возможность аппаратной реализации предложенных алгоритмов, что позволяет их использовать при проектировании

аппаратно-программных комплексов, решающих промышленные задачи дефектоскопии при помощи методов ЦОИ.

Апробация работы. Основные положения диссертационного исследования докладывались и обсуждались на международных конгрессах и конференциях различного уровня: Международный конгресс по интеллектуальным системам и информационным технологиям, 2015 (IS&IT'15) и 2016 (IS&IT'16) гг., Всероссийская конференция «Структура и динамика молекулярных систем», Яльчик-2015 (XXII) и Яльчик-2016 (XXIII), 1-я Международная научная конференция «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве» (ИТИ'16).

Результаты исследований реализованы в Университете ИТМО и используются в учебном процессе при проведении занятий по дисциплинам: «Информационные технологии в аналитическом приборостроении», «Интеллектуальные технологии в аналитическом приборостроении» в программах магистратуры «Методы и технологии для реализации и обеспечения безопасности техногенных объектов» и «Высокотехнологичные системы техногенной безопасности».

Результаты диссертационных исследований внедрены на предприятии АО «Диаконт», что подтверждено соответствующим актом о внедрении.

Публикации. По тематике диссертации опубликовано 19 работ, в том числе 8 - в изданиях, входящих перечень, рекомендованный ВАК для защиты кандидатских диссертаций, и 4 - вошедшие в БД Scopus.

Личный вклад автора. Содержание диссертации и основные положения, выносимые на защиту, отражают персональный вклад автора в диссертационные исследования.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, изложенных на 125 страницах машинописного текста, содержит 55 рисунка, 1 таблицу и 0 приложений. Список литературы включает 118 наименований.

1 Анализ состояния вопроса развития систем автоматизированной обработки изображений

1.1 Основные классы методов цифровой обработки изображений

Ещё в пятидесятых годах двадцатого века обработка изображений была в основном аналоговой и производилась оптическими устройствами. Некоторые из этих оптических методов до сих пор не потеряли свою актуальность, и интенсивно применяются, например в такой области как голография. Но в связи с резким ростом производительности компьютеров, происходит интенсивное вытеснение данных методов методами ЦОИ, которые в большинстве случаев являются более надёжными, точными, простыми в реализации и гибкими по сравнению с аналоговыми методами.

При ЦОИ активно используется специализированное оборудование, например, многопроцессорные системы или процессоры с конвейерной обработкой инструкций. Наиболее заметно это при использовании систем для обработки видеоинформации.

ЦОИ производится при помощи различного программного обеспечения для работы с символьной математикой, например, Mathematica, MATLAB, Maple, Mathcad и др. [10-14]. В этих системах существуют как специальные инструментальные средства, так и пакеты расширения, например, в MATLAB – Image Processing.

История создания методов ЦОИ и анализа изображений насчитывает уже больше чем полвека. За это время было разработано очень большое число алгоритмов для решения различных прикладных задач. Достаточно большое количество этих алгоритмов до сих пор очень эффективно используется при решении различных, как правило, узкоспециализированных задач ЦОИ.

Наибольшую сложность представляет собой разработка методов для решения интеллектуальных задач, например, распознавания или понимания образов (изображений) [15, 16].

Но и для решения более простых задач, таких как реставрация изображений, выделение контура, сегментация и т.п., невозможно говорить о том, что применяемые для их решения методы позволяют в самом общем случае получать решения, которые удовлетворяют заданному множеству внешних условий.

Непрерывное появление все новых и новых алгоритмов и методов решения задач ЦОИ свидетельствует об отсутствии методов, которые бы в достаточной мере удовлетворяли бы исследователей в области ЦОИ. Кроме того, необходимо отметить тот факт, что достоверность решения задач ЦОИ падает при снижении контрастности и резкости изображений, присутствия шумовых или геометрических искажений.

ЦОИ проводится методами, входящими в соответствующие классы: операции свертки, преобразованием Фурье, многомасштабные преобразования. Каждый класс содержит свои подклассы, например, в класс многомасштабных преобразований входят такие методы: пирамиды Лапласа гауссовы пирамиды и вейвлет-преобразования. Краткий обзор этих методов будет проведен ниже.

Сначала необходимо определить понятие цифрового изображения; ввести формальные правила работы с цифровым изображением; определить существующие дефекты на цифровом изображении, и какие из них можно устранить или уменьшить.

1.2 Формальное представление изображений и действий над ними

Согласно теории ЦОИ, в дальнейшем под изображением будет пониматься функция от 2 переменных:

$$f(x, y),$$

где значение $f(x, y)$ является интенсивностью оптического излучения (или яркостью) в точке с координатами (x, y) .

В некоторых задачах требуется обрабатывать не все изображение, а лишь некоторую часть, называемую в англоязычной литературе region-of-interest, ROI (ОПИ – область представляющая интерес).

Для того, чтобы изображение могло быть обработано на компьютере, его требуется перевести в дискретный вид и проквантовать [17]. После этого изображение будет называться цифровым и представляться в двухмерном пространстве, например, матрицей $A(m,n)$, где m указывает на номер строки, а n на номер столбца.

Пиксел (pixel – picture element) – это элемент, который расположен на пересечении i – ой строки и j – го столбца матрицы $A(m,n)$.

Интенсивность пиксела – это либо вещественное число в диапазоне от 0 до 1, либо целое число в диапазоне от 0 до 255. В компьютере в качестве цифрового изображения хранится двумерный массив чисел определенного формата.

Объекты, которые требуется извлечь из изображения (содержание изображенного текста, линии, фигуры, размеры и т. д. и т. п.) – можно извлечь только лишь при помощи использования специальных методов ЦОИ.

С формальной точки зрения цифровое изображение – это двумерная матрица $f(x,y)$ размером $DimX \times DimY$, где x – целое число от 0 до $DimX - 1$, определяющее номер пикселя в строке, y – целое число от 0 до $DimY - 1$, определяющее номер строки матрицы, где находится данный пиксель.

В самом простом случае любой пиксель имеет целочисленное значение, пропорциональное величине функции распределения яркости $f(x,y)$ в конкретной точке изображения.

В таком представлении над изображением $f(x,y)$ можно производить различные алгебраические операции. Пусть $f_1(x,y)$ и $f_2(x,y)$ два изображения, имеющих одинаковый размер. Тогда можно определить следующие операции:

$$\text{Сумма:} \quad f_3(x,y) = f_1(x,y) + f_2(x,y);$$

$$\text{Разность:} \quad f_3(x,y) = f_1(x,y) - f_2(x,y);$$

$$\text{Произведение:} \quad f_3(x,y) = f_1(x,y) \times f_2(x,y);$$

Деление: $f_3(x,y) = f_1(x,y) \div f_2(x,y)$;

Логическое И: $f_3(x,y) = f_1(x,y) \wedge f_2(x,y)$;

Логическое ИЛИ: $f_3(x,y) = f_1(x,y) \vee f_2(x,y)$.

Понятно, что данные операции над парой заданных пикселей изображений $f_1(x,y)$ и $f_2(x,y)$. Как видно из определения операций, результирующее изображение $f_3(x,y)$ имеет такой же размер, как и изображения $f_1(x,y)$ и $f_2(x,y)$.

1.3 Виды искажений изображений

Изображения различных объектов часто имеют различного вида искажения. Согласно [18], распределим искажения на следующие основные виды:

- искажения, для устранения которых не требуется математическая обработка: неправильно подобранная яркость и контрастность, царапины на снимке,
- искажения, для устранения которых требуется небольшая математическая обработка:
 - геометрические искажения (необходимо изменение масштаба по горизонтали или вертикали, устранение нелинейности),
 - физико-технические искажения: аберрации — искажения, формируемые оптической системой,
 - дифракция света на диафрагмах, которая следует из волновых свойств света,
- искажения, для устранения которых требуется сложная математическая обработка: смаз, дефокусировка, зашумленность изображения.

В настоящее время науку об обработке изображений называют иконикой [19-20]. Само слово «иконика» имеет древнегреческие корни, так как произошло от древнегреческого слова *eikon* — изображение, образ. В современном мире под термином «иконика» понимается компьютерная обработка изображений.

В самом общем виде ЦОИ обычно содержит распознавание образов, кодирование и обработку изображений (устранение искажений выше

перечисленных видов) [18]. В диссертационной работе рассматриваются 1, 3 виды искажений и физико-технические искажения.

1.4 Обзор основных методов цифровой обработки изображений, применяемых при решении задач дефектоскопии

В настоящее время существует достаточно много методов ЦОИ, используемых при решении задачи дефектоскопии. Кратко рассмотрим некоторые из них. Отметим, что методы ЦОИ достаточно часто классифицируются числом пикселей, которые участвуют в каждом шаге преобразования изображения.

Поточечные методы. В этом случае значение в точке $a(m,n)$ преобразуется в значение $b(m,n)$ без учета значений в соседних точках.

Локальные (окрестностные) методы. В этом случае значение в точке $a(m,n)$ преобразуется в значение $b(m,n)$ с учетом значений окружающих точек в окрестности $a(m,n)$.

Глобальные методы. В этом случае значение в точке $a(m,n)$ преобразуется в значение $b(m,n)$ с учетом всех значений исходного изображения.

1.4.1 Линейное контрастирование

Задача контрастирования ставится как повышение согласованности динамического диапазона изображения и экрана, на который выводятся результаты визуализации. Если для цифрового представления любого отсчета цифрового изображения отводят байт (8 бит), то выходной или входной сигналы обычно принимают значение из диапазона $0 \dots 255$. Принято считать, что величина равная 0 соответствует при визуализации уровню черного цвета, а 255 – это белый цвет.

Обозначим через x_{\min} и x_{\max} минимальную и максимальную яркость исходного изображения. В случае, когда значения одного из этих параметров, или сразу обоих, достаточно сильно отличны от известных граничных величин

яркостного диапазона, то тогда визуализированная картина на экране становится ненасыщенной, неудобной, утомляющей при исследовании.

В случае линейного контрастирования используется поэлементное линейное преобразование:

$$y = ax + b,$$

в котором, y результирующий сигнал после контрастирования, а величины параметров a и b рассчитываются из условия удовлетворения значениям минимальной и максимальной выходной яркости, то есть из системы уравнений:

$$y_{\min} = a \cdot x_{\min} + b$$

$$y_{\max} = a \cdot x_{\max} + b$$

Вычислив параметры a и b , получаем:

$$y = \frac{x - x_{\min}}{x_{\max} - x_{\min}} (y_{\max} - y_{\min}) + y_{\min}$$

1.4.2 Соляризация

При соляризации изображения формула преобразования имеет следующий вид:

$$y = k \cdot x \cdot (x_{\max} - x)$$

где x_{\max} – максимум значения входного сигнала;

k – константа, при помощи которой производится управление динамическим диапазоном преобразованного изображения.

Основная идея соляризации заключена в следующем: участки на исходном изображении, у которых уровень белого или близкого к нему уровня яркости, обработанные после по выше приведенной формуле, будут иметь уровень черного. При этом уровень черного сохраняется у участков, которые имели его до преобразования на исходном изображении.

Если же участок на исходном изображении имеет средний уровень яркости (уровень серого), то после преобразования он будет иметь уровень белого.

1.4.3 Препарирование

Препарирование представляет собой множество поэлементных преобразований изображения. Препарирование достаточно часто используют в автоматических системах обработки изображений, так как подготовленный препарат часто содержит достаточное количество информации, которая необходима при последующей (вторичной) обработке. Например, если при наблюдении стоит задача автоматического обнаружения цели на изображении какого-то объекта с известной конфигурацией, то эту задачу можно достаточно часто решить при помощи бинарного препарата, передающего необходимую конфигурацию.

1.4.4 Эквализация (преобразование гистограмм)

При ЦОИ преобразование распределений яркости обычно проводят за 2 этапа.

На 1-м этапе определяется гистограмма исходного изображения. Если шкала яркостей цифрового изображения входит в целочисленный диапазон $[0...255]$, то гистограмма представляется таблицей из 256 чисел, показывающее количество точек в кадре с данной яркостью.

Если разделить все числа этой таблицы на длину выборки, равную числу задействованных точек изображения, то получится оценка распределения вероятностей яркости изображения.

На 2-м этапе происходит нелинейное преобразование, которое обеспечивает необходимые свойства выходного изображения. В этом случае неизвестное истинное интегральное распределение заменяется его оценкой, которая вычисляется по гистограмме.

Учитывая это обстоятельство, все методы поэлементного преобразования изображений, цель которых заключается в видоизменении законов распределения, носят название гистограммных методов. В частности, преобразование, в результате которого выходное изображение будет иметь равномерное распределение, назвали эквализацией (выравниванием) гистограмм.

Методы преобразования гистограмм применяются, как к изображению в целом, так и к отдельным его фрагментам. Это бывает очень полезно, например, в случае обработки нестационарного изображения, свойства которого достаточно сильно отличаются по своим характеристикам на разных участках. В таких случаях очень хороший эффект можно получить, если применять к отдельным участкам гистограммную обработку.

Необходимо также иметь в виду, что результат обработки не даст идеальное распределение вероятностей выходного изображения. Отсюда следует, что полезно производить контроль гистограммы.

Одна из характерных черт изображений, которые получаются в реальных снимающих системах, – это большой удельный вес участков, имеющих темную интенсивность, и сравнительно небольшое количество участков с большой яркостью. При помощи эквализации можно подкорректировать изображение, выравнявая интегральные характеристики участков с разными яркостями.

1.4.5 Масочная фильтрация

Масочная фильтрация применяется для удаления или выделения объектов изображения, имеющих известную конфигурацию. Линейное представление масочной фильтрации есть один из вариантов двумерной КИХ-фильтрации.

В роли маски выступает заданное во всех точках окрестностей множество весовых коэффициентов. Обычно эти коэффициенты симметрично окружают рабочую точку кадра. Одним из самых распространенных видов окрестности, применяемых на практике, является квадрат 3×3 , у которого в центре находится рабочий элемент.

В настоящее время в ЦОИ применяют различные маски. Например, равномерная маска, у которой все весовые коэффициенты равняются $1/9$. В этом случае значения коэффициентов отвечают условию соблюдения величины средней яркости, и, следовательно, центрирование изображения в процессе обработки не требуется.

Необходимо отметить факт существования различия в оценке качества, которое дает человеческий глаз, и применяемые количественные показатели. Отсюда следует, что некоторые результаты, плохие с математической с точки зрения, могут быть визуально достаточно удовлетворительными.

Методы масочной фильтрации широко используют в разнообразных информационных системах с автоматическим принятием решений, базирующимся на ЦОИ.

Функционирование систем при отсутствии человеческого глаза, полностью подчиняется программному обеспечению, и качество работы оценивается при помощи математического обеспечения. Следовательно, и качество изображений, обрабатываемых в таких системах, может быть оценено лишь при помощи математических критериев.

1.4.6 Нелинейная фильтрация

Применение математического аппарата на базе линейных алгоритмов фильтрации приводит к сглаживанию резких перепадов яркости в изображениях.

В случаях гауссовского распределения помехи наблюдаемых данных линейные процедуры становятся оптимальными. А этим условиям в большинстве случаев удовлетворяют шумовые помехи в изображение. В связи с этим, применение линейных алгоритмов для подавления шумов, дает хорошие результаты.

Если же задачей ЦОИ является выявление границ объекта, то применение линейной фильтрации не дает приемлемого решения. То есть в этом случае необходимо применение другого математического аппарата.

Достаточно часто в реальных изображениях вышеназванные характеристики не удовлетворяют гауссовскому распределению вероятностей (различный перепад яркостей на границах, переход от одной текстуры к другой и т.п.) [21]. Необходимо уметь обрабатывать изображения, которые искажены помехами других типов. Например, импульсной помехой. Результат воздействия такой помехи на изображение – хорошо наблюдаемые белые и (или) черные

точки, которые хаотично разбросаны по изображению. Примером могут служить радиационные помехи на ПЗС-матрице (белые точки) или видиконе (черные точки). В этом случае использование линейной фильтрации малоэффективно – любой входной импульс, представляющий по сути дела из себя дельта-функцию, выдает отклик в виде импульсной характеристики фильтра, а их сумма содействует формированию помех на всей площади изображения.

Неплохое решение выше названной проблемы, это применение метода медианной фильтрации (МФ) [22]. Необходимо отметить, что МФ – это эвристический метод обработки, то есть алгоритм не есть математическое решение корректно поставленной задачи. Точно так же, как и в методе масочной фильтрации, применение МФ – это последовательная обработка каждого пиксела изображения. Для оценивания берется некоторая окрестность (окно). Достаточно часто используются варианты окон в виде квадрата или креста. Размер окна изменяется в зависимости от задачи или вида изображений.

Рабочая выборка текущего шага представляет собой пиксели изображения, которые находятся в границах окна.

Двухмерное строение окна дает возможность производить, по существу, двухмерную фильтрацию. Это связано с тем, что для вычисления оценки берутся данные как из текущего столбца и строки, так и из соседних.

Формально обозначим рабочую выборку как одномерный массив:

$$Y = \{y_1, y_2, \dots, y_n\},$$

где n – длина массива, равная размеру окна.

Расположение элементов является произвольным. Обычно используют окна, у которых нечетное число точек n (это заведомо выполнено в случае центральной симметрии апертуры при наличии центральной точки в ее составе).

Упорядочив последовательность $\{y_1, y_2, \dots, y_n\}$ по возрастанию, за медианы выбирают элемент выборки, занимающий положение в упорядоченной последовательности. Найденное таким методом число будет являться результатом фильтрации для текущего пиксела окна.

Совершенно ясно, что результат этой обработки не будет зависеть от того, в каких последовательностях находятся пиксели в рабочей выборке Y .

Формально обозначим описанную процедуру так:

$$x^{med} = med\{y_1, y_2, \dots, y_n\}.$$

Предположим, что вблизи границы, которая разделяет темный и светлый участки изображения находится апертура фильтра. Еще предположим, что в области темного участка расположен центр апертуры. В этом случае, с наибольшей вероятностью, в рабочей выборке будет содержаться большее число пикселей с малой величиной интенсивности. А отсюда следует, что медиана будет располагаться среди пикселей рабочей выборки, соответствующие этой области изображения.

Картина изменяется на противоположную в случае, когда центр апертуры находится в области с более высокой яркостью.

Экстремальные значения входной выборки - как положительные, так и отрицательные выбросы - «игнорируются» в результате обработки МФ.

Данный способ подавления помех можно применять для уменьшения шума на изображении.

Но необходимо отметить, что проведенные исследования задачи подавления шума при помощи МФ показывали, что эффективность решения этой задачи ниже, чем с применением методов линейной фильтрации.

Следующим интересным методом является метод, который независимо друг от друга предложили Ричардсон [23] и Люси [24], который так и назвали – «метод Люси-Ричардсона». Отличительная особенность метода от первых трех - в его нелинейности. Это потенциально может давать лучшие результаты.

Вторая особенность метода заключается в его итерационности. Поэтому существуют проблемы с выбором критерия для завершения итераций. Базовая идея заключается в применении метода максимального правдоподобия, в предположении, что вероятности распределения характеристик изображения

подчиняются распределению Пуассона. Вычислительные формулы достаточно простые. Кроме того, вычисления производятся в пространственной области:

$$\hat{f}_{k+1}(x, y) = \hat{f}_k(x, y) \left[h(-x, -y) * \frac{g(x, y)}{h(x, y) * \hat{f}_k(x, y)} \right]$$

где символ «*» обозначает операцию свертки.

Данный метод очень широко применяется в системах обработки астрономических фотографий. В этих системах применение деконволюции (в отличие от применяемых в фоторедакторах unsharpmask) давно де-факто является стандартом.

В настоящее время активно разрабатывается и развивается семейство методов под названием слепая деконволюция (blind deconvolution) [25].

В рассмотренных выше методах всегда присутствовало важное условие – функция искажения PSF точно определена. Но в действительности это не так. О PSF имеются лишь приблизительные сведения, которые формируются из характера наблюдаемых искажений.

Попытка учесть это обстоятельство реализована в методе слепой деконволюции. Если не углубляться в детали, принципиально метод относительно простой. Сначала происходит выбор первого приближения PSF. Затем, используя один из методов, производится деконволюция. Затем, на основе конкретного критерия оценивается качество результата. После этого, на базе оценки пересчитывается PSF. Итерации проводятся до достижения требуемого результата.

1.4.7 Цифровая фотограмметрия

Цифровая фотограмметрия является бурно развивающейся в последние годы дисциплиной и являющейся преемницей аналитической фотограмметрии [26,27]. При помощи методов классической аналитической фотограмметрии в основном проводились исследования метрических соотношений между точками снимков и реальной сцены. А вот при помощи методов современной цифровой

фотограмметрии, особенно так называемых close-range (не совсем удачный перевод звучит как «короткобазисная»), на основе видеоданных с оптических сенсоров ставятся и решаются сложнейшие задачи анализа и 3D-описания сцены.

В настоящее время употребление в широком смысле терминов digital close-range photogrammetry и machinevision многими ведущими западными специалистами происходит, практически, как синонимов.

А вот в узком смысле подразумевается, что цифровая фотограмметрия сконцентрирована прежде всего не на задачах «понимания» сцены или детектирования объектов, а на задачах высокоточного измерения различных ее элементов, а также на задачах реконструкции форм трехмерных поверхностей с применением стерео и многокамерной съемки, с использованием спецструктурированного подсвета.

1.4.8 Фурье методы

Решая практические задачи дефектоскопии, достаточно часто исследователи попадают в ситуацию, когда доступной или неискаженной являются только фаза или модуль неизвестного распределения, которое задано в конечной области. Задача восстановления недостающих Фурье-компонент амплитуды и фазы и, как следствие, искомого распределения получили название соответственно амплитудной и фазовой проблем.

Теоретический анализ амплитудной и фазовой проблем условно можно разделить на 2 направления:

- 1) определение аналитической связи между фазой и модулем;
- 2) прямой анализ задач, базирующийся на различных свойствах Фурье-спектра.

Начиная с конца 50-х годов XX века, исследованием этих задач очень активно занимается множество научных групп в разных странах. В настоящее время уже имеется много теоретических результатов, определяющих вид и количество решений, использующих прямое преобразование Фурье (ППФ) и

обратное преобразование Фурье (ОПФ). Кроме того, разработано много алгоритмов восстановления Фурье-компонент амплитуды и фазы.

Но, тем не менее, в областях, которые представляют основной практический интерес, то есть в двумерном случае и, тем более, для дискретных распределений отсчетов, много теоретических вопросов не решены. Кроме того, остается открытым вопрос разработки и реализации устойчивого и быстрого алгоритма восстановления [28].

1.4.9 Тихоновская регуляризация

Следующий метод, это «Тихоновская регуляризация». Эквивалентные названия: «фильтрация по Тихонову», «сглаживающая фильтрация методом наименьших квадратов со связью».

В связи с тем, что задача восстановления изображений является некорректной, то нельзя получить точного решения основного интегрального уравнения (2.3), которое устойчиво к малым возмущениям во входных данных. Поэтому возникает задача поиска некоторого приближенного решения. Это решение можно получить, ограничив тем или иным образом полосу частот входного сигнала и выбирая какое-нибудь единственное приемлемое решение из всего множества возможных решений. Но при произвольном выборе приближенного решения достаточно просто можно получить ненужное решение. Задача избавления зависимости решения от произвольных факторов и определения общих методов решения некорректных задач сделало актуальной разработку новых решений и алгоритмов. Фундаментальное значение при разработке новых решений имеют математические понятия регуляризации решения и регуляризующего оператора, которые ввел еще в 1943 г. А. Н. Тихонов [29].

Первое понятие, а именно регуляризация решения заключается в построении множества обратных операторов, которые зависят от параметра α , и который называется параметром регуляризации. Любой из операторов этого семейства позволяет найти решение корректной задачи. Необходимо отметить, что при согласованном стремлении к нулю параметра α и ошибок во входных

данных, решение корректной задачи сходиться к истинному решению данной некорректной задачи. Другими словами, если в некорректной задаче $Ax = y$ вместо точной правой части имеется элемент $y_{\text{приб}} \in G$, с условием $\rho_G(y, y_{\text{приб}}) \leq \gamma$, то элемент $x_\gamma \in X$ можно вычислить при помощи оператора, который зависит от α , значение которого необходимо выбирать согласованным с погрешностью γ входных данных $y_{\text{приб}}$. Эта согласованность выражается в том, что при стремлении правой части $y_{\text{приб}}$ к точному значению y (при $\gamma \rightarrow 0$), приближенное решение x_γ стремится к точному решению x (в метрике пространства X). Таким образом, идея регуляризации сводится к поиску такого оператора $\mathfrak{R}(y, \alpha)$, где α – параметр регуляризации, который, действуя на правую часть уравнения $Ax = y$ приводит к решению $x_\alpha = \mathfrak{R}(y, \alpha)$, которое не слишком сильно отличается от точного решения. Таким образом, основной смысл регуляризации заключается в «хорошем» вводе неоднозначности в решение, которое заведомо не превосходит заданных границ.

Главная особенность метода регуляризации А.Н. Тихонова, которая выделяет его из множества других общих методов решения некорректно поставленных задач, заключена в его применимости в ситуациях, когда множество X возможных решений уравнения $Ax = y$ не компактно. Этот случай характерен для задачи восстановления изображения, где обратный оператор (интегральное уравнение) заведомо не будет непрерывным.

Для задачи восстановления изображения основная идея состоит в постановке задачи в матричном виде с дальнейшим нахождением решения для задачи оптимизации.

Само решение записывается следующим образом:

$$\bar{F}(u, v) = \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \alpha |A(u, v)|^2} \right] \cdot G(u, v), \quad (1.1)$$

где α – параметр регуляризации;

$A(u, v)$ – Фурье-преобразование оператора Лапласа;

$H^*(u, v)$ – искажающий оператор (функция);

$G(u, v)$ – Фурье–образ искаженного изображения;

$|H(u, v)|^2 = H(u, v)H(u, v)$;

$H(u, v)$ – комплексно-сопряженная функция $H(u, v)$;

В данной постановке необходима информация о параметре регуляризации α .

1.5 Системы компьютерного зрения

Разработка систем компьютерного зрения в очень большой степени зависима от предметной области их использования, аппаратных средств и заданных условий производительности [32]. Достаточно часто системы компьютерного зрения бывают автономными и решают конкретные задачи по измерению или детектированию. В других случаях системы компьютерного зрения являются подсистемами более крупных систем, содержащие, например, информационные БД (для поиска схожих изображений), интерфейсы человек-машина, подсистемы контроля механических манипуляторов (роботы), и т.д. Можно выделить следующие типичные для большинства систем компьютерного зрения задачи:

Получение изображений: некоторая информация и цифровые изображения поступают от единственного или множества сенсоров. Имеется в виду, что, кроме разного типа светочувствительных камер, информацию предоставляют: ультразвуковые камеры, радары, датчики расстояния и т. д. Необходимо отметить корреляцию между типами датчиков и получаемыми данными, то есть данные будут обычным 2D изображением, 3D изображением или последовательностью изображений.

Абсолютное значение пикселя чаще всего коррелирует с интенсивностью света в конкретной (ых) спектральной (ых) полосе (ах), то есть для цветных или в оттенках серого изображений. Кроме того, это значение может быть связано с

другими физическими измерениями, например, поглощение или отражение звуковых и (или) электромагнитных волн.

Предварительная обработка: прежде чем применять методы компьютерного зрения к видеоданным, с целью извлечения необходимой информации, требуется провести обработку видеоданных, для того, чтобы видеоданные соответствовали необходимым условиям, которые зависят от применяемого метода. В качестве примеров можно привести:

- Повторная выборка для того, чтобы удостовериться в правильности выбора для изображения координатной системы.
- Удаление шума, вносимого сенсорами.
- Изменение контрастности для повышения вероятности обнаружения требуемой информации.
- Масштабирование с целью лучшего различия на изображении разных структур.

Выделение деталей: из полученного изображения выделяются детали различного уровня сложности. В качестве примеров можно привести:

- Линии, границы и кромки.
- Локализованные точки интереса, например, точки или углы. Более сложные детали можно относить к структуре, форме или к движению.

Детектирование/Сегментация: на некотором этапе ЦОИ необходимо принять решение о том, какие точки или участки изображения считать важными и оставить их для дальнейшей цифровой обработки. Примеры:

- Выделение конкретного набора интересующих исследователя пикселей.
- Сегментация единичного или множества участков изображения, содержащие характерный объект.

Высокоуровневая обработка: на этом шаге обрабатываемая информация, в большинстве случаев, представляет собой некоторое множество, представляющее из себя, например, участок изображения, где с заданной вероятностью находится определённый объект.

Примеры высокоуровневой обработки:

- Проверка удовлетворения данных условиям, которые зависят от метода и условий использования.
- Оценка характерных параметров – положение, объекта и т.д.
- Классификация обнаруженного объекта.

1.6 Задача распознавания образов

Постоянно растущий поток данных самой различной природы не может быть эффективно обработан без применения вычислительных средств. Машинная обработка сигналов требуется в различных циклах производства и проектирования, научных исследованиях, военно-стратегических приложениях. Одной из наиболее сложных и актуальных задач цифровой обработки является распознавание образов. Проблема распознавания образов охватывает более широкий круг задач, чем классификация объектов на графических изображениях.

Образ (некоторые авторы используют слово *класс*) является привычной единицей мышления, и в общем случае он сложно формализуем, обладает некоторыми свойствами (признаками); свойства, доступные какому-либо образу, возможно выделить в отдельную категорию. Характерным свойством образа является наследование, т.е. образ может относиться к некоторым другим образам как родитель или потомок, передавая или наследуя их свойства. Следовательно, в общем случае задача распознавания сводится к выделению свойств некоторого объекта и их анализу на предмет принадлежности объекта к некоторому образу (классу). Распознавание образов может быть применено к большому кругу задач. Например, в промышленности актуально распознавание образов некоторых изделий и (или) их элементов при автоматизации; в медицине анамнез пациента можно рассматривать как многомерный сигнал или вектор в многомерном пространстве, характерные особенности которого могут быть использованы для постановки диагноза; в акустике задача распознавания образов – выявление

некоторых сигналов или их последовательностей. Сложность машинной реализации задачи распознавания образов обусловлена отсутствием чёткого определения фундаментального понятия множества. По определению Кантора¹, «множеством является соединение в некоторое целое M хорошо различимых предметов m нашего созерцания или нашего мышления» [33]. Невозможность в общем случае решения задачи распознавания образов с помощью формальной арифметики целесообразно рассматривать как ограничение в соответствии с парадоксами теории множеств и теоремой Гёделя о неполноте.

Итак, объекты, хорошо различимые нашим сознанием, в большинстве случаев достаточно сложно или невозможно классифицировать доступными современными вычислительными методами. Поэтому для исследования и распознавания образов наряду с обычными методами ЦОС применяют методы нечёткой логики, выделяемые в отдельную категорию как содержащие некоторое подобие биологических систем, к ним относят нейронные сети, генетические алгоритмы. Но даже применение таких методов не позволяет решить задачу распознавания образов в общем случае.

Природа исходного сигнала во многом определяет принципы обработки его цифровой формы с целью распознавания образов. Основываясь на модели, предложенной в монографии [34], приведем этапы работы систем распознавания образов с учетом представления и управления данными, структуры машинных алгоритмов и организации вычислительных процессов:

1. Аналого-цифровое преобразование или синтез сигнала, смоделированного при помощи вычислительных средств.
2. Предварительная обработка сигнала (фильтрация шума или для графических данных изменение цветового пространства и т.д.).
3. Формирование графического препарата цифрового сигнала, т.е. некоторой совокупности сигналов, более пригодных для дальнейшего анализа.

¹ Георг Фердинанд Людвиг Филипп Кантор (3 марта 1845, Санкт-Петербург – 6 января 1918, Галле, Германия) – математик, наиболее известен как создатель теории множеств.

Например, может быть получен спектр сигнала, рассчитаны производные, произведена его сегментация, аффинные преобразования и т.д.

4. Анализ сигнала. На данном этапе путём оценки различных параметров формируются описание и характеристика сигнала. Например, могут быть выявлены некоторые особенности спектра, функциональные зависимости и геометрические структуры, присутствующие в сигнале.
5. Классификация (распознавание) образов, этот этап обычно является завершающим.

В существующих системах распознавания образов несколько этапов могут быть связаны между собой в единый вычислительный комплекс. Например, этапы 3–5 могут быть связаны в вычислительной операции при использовании нейронных сетей, некоторые системы могут выполнять несколько последовательных вычислительных операций, каждая из которых содержит все этапы или их часть.

1.7 Выводы по главе

В настоящее время невозможно говорить о современных методах ЦОИ без использования теоретических положений разных фундаментальных разделов математики.

Но необходимо отметить, что уже имеется большой опыт при решении различных задач ЦОИ. Анализ этого опыта позволил выделить следующее семейство характерных особенностей:

- Существует большое число алгоритмов и подходов для решения различных задач ЦОИ. Но, к сожалению, для многих алгоритмов невозможно заранее сказать, насколько обосновано (в смысле быстродействия, качества обнаружения и т.д.) их применение для решения конкретной задачи ЦОИ.
- Для любой задачи практически всегда можно подобрать некоторое количество алгоритмов, которые ее решают. Но вот выбор из них наиболее оптимального исходя из некоторого набора критериев в большинстве случаев базируется на

эвристических принципах и на результатах вычислительных экспериментов по решению конкретной задачи. Вследствие этого значительная доля времени разработчиков тратится на реализацию подходящих алгоритмов и сравнений результатов их работы.

- Большинство случаев решения конкретных задач – это применение различных комбинаций известных алгоритмов, так как для разработки абсолютно нового алгоритма требуется колоссальный опыт работы в области ЦОИ.

Анализ указанных особенностей показал, что одним из направлений по сокращению временных затрат и повышения эффективности и надежности программного обеспечения для ЦОИ при решении задач дефектоскопии, является разработка средств, автоматизирующих процедуры выбора и настройки алгоритмов ЦОИ.

2 Методы обработки дефектоскопических изображений

2.1 Постановка задачи улучшения изображения

Надежная идентификация дефектов напрямую зависит от качества анализируемого изображения. Низкое качество может привести к неправильной идентификации или к недостоверному определению характеристик дефектов. В связи с этим высокое качество улучшения подобных изображений является важной задачей, которую необходимо решать в условиях слабой контрастности и низкой резкости изображений.

Улучшить изображение – это значит провести процесс манипулирования изображением. В результате этого процесса полученное изображение, по сравнению оригиналом, станет более подходящим для конкретной задачи. Необходимо выделить слово «конкретной», так как оно требует применения проблемно-ориентированных методов улучшения изображений. Так, например, метод, который хорошо работает с задачей улучшения рентгеновских изображений, может плохо работать с задачей улучшения спутниковых изображений, которые сняты в ИК спектре.

В настоящее время не существует общей теории улучшения изображений. Например, если изображение обрабатывают для цели визуальной интерпретации, то оценка, как хорошо или плохо работает конкретный метод, дается, в конечном итоге, наблюдателем. Методы улучшения очень разнообразны и в них используется очень много различных подходов для обработки изображения. Поэтому без специальных исследований трудно подобрать в одной главе осмысленное множество методов, которые производят улучшение изображений.

Достаточно часто для улучшения изображений используют термин фильтрация, понимая при этом не только компенсацию шумов и помех или их удаление, но и извлечение из изображений информации о заданных характеристиках локально неоднородных объектов.

Следует учитывать тот факт, что применение методов улучшения

изображений очень часто приводит к искажению информации об объектах, которые присутствуют там. Например, увеличение контраста и усиление краев зачастую приводит к искажениям форм и размеров дефектоскопического объекта, что недопустимо.

Предлагается для решения этой задачи не использовать методы улучшения изображения, а использовать методы фильтрации полезного сигнала, понимая под которым понимаются изображения дефектов. В этом случае сигнал от дефекта может интерпретироваться как локальная неоднородность двумерного конечного нестационарного стохастического сигнала. Следовательно, можно ставить задачу фильтрации на фоне помех локальных неоднородностей в изображении.

Формально процесс искажения исходного изображения $f(x, y)$ можно представить в следующем виде:

$$g(x, y) = H(f(x, y)) + \eta(x, y), \quad (2.1)$$

где $g(x, y)$ – искаженное изображение;

$\eta(x, y)$ – аддитивный шум;

$H(*)$ – искажающий оператор

Исходя из этой формулы, можно сформулировать задачу улучшения изображения следующим образом.

Имеем:

- искаженное изображение $g(x, y)$;
- информацию об операторе $H(*)$ и основных параметрах $\eta(x, y)$.

Требуется: построить приближенное изображение $\tilde{f}(x, y)$ максимально близкое к исходному изображению.

Схематически эта постановка представлена на Рисунке 1.

Понятно, что чем больше информации об операторе $H(*)$ и основных параметрах $\eta(x, y)$, то тем ближе (в заданной метрике) изображение $f(x, y)$ к

функции $\bar{f}(x, y)$. Ниже будут рассмотрены различные методы построения функции $\bar{f}(x, y)$.

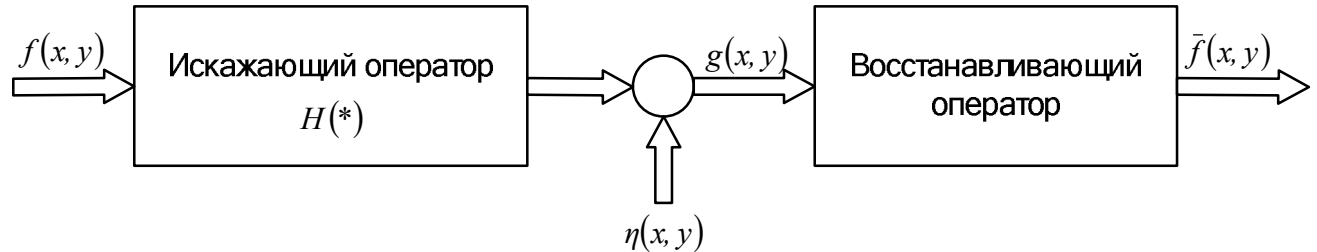


Рисунок 1. - Схема представления задачи восстановления изображения

Необходимо отметить, что в ситуациях, когда искажения в изображение вносит исключительно шум, то (2.1) преобразуется в более простое выражение:

$$g(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y).$$

В этих случаях для подавления шума можно применять методы пространственной фильтрации.

А если заранее известно, что H является линейным трансляционно-инвариантным оператором, то $g(x, y)$ можно представить в виде:

$$g(x, y) = h(x, y) * f(x, y) + \eta(x, y),$$

где $h(x, y)$ – пространственное представление искажающего оператора или передаточная функция. Она также носит название – функция разброса точек (PSF – Point Spread Function);

* – операция свертки.

Так как операция свертки двух функций во временной области (или, как в данном случае пространственной) эквивалентна их произведению в частотной области, то это уравнение можно записать так:

$$G(u, v) = H(u, v)F(u, v) + N(u, v).$$

Здесь заглавными буквами обозначены результаты преобразования Фурье соответствующих функций.

Функция $H(u, v)$ называется оптической передаточной функцией (OTF –

Optical Transfer Function)

2.2 Градационные методы

2.2.1 Анализ градационных преобразований

Анализ градационных методов улучшения изображений начнем с рассмотрения методов градационного преобразования. Их относят к классу простейших из всех методов улучшения изображений.

В дальнейшем будем обозначать через r и s значения пикселя до и после обработки соответственно. Эти значения зависят друг от друга через выражение $s = T(r)$, где T – преобразование, отображающее значение пикселя r в значение пикселя s .

В качестве иллюстрации градационных преобразований рассмотрим Рисунок 2, где отображены 3 основных типа градационных преобразований, которые достаточно часто используются при улучшении изображения: линейное (тождественное преобразование и негатив), логарифмическое (логарифм и обратный логарифм), и степенное (корень n -й степени и n -я степень).

Тождественное преобразование – это тривиальный случай, при котором значение входной яркости идентично яркости на выходе. Это преобразование приведено на графике лишь для полноты анализа методов градационных преобразований.

2.2.2 Преобразование исходного изображения в негатив

Для того, чтобы преобразовать изображение в негатив с яркостями в диапазоне $[0, L-1]$ применяют негативное преобразование, представленное на Рисунке 2, и задаваемое формулой:

$$s = L - 1 - r .$$

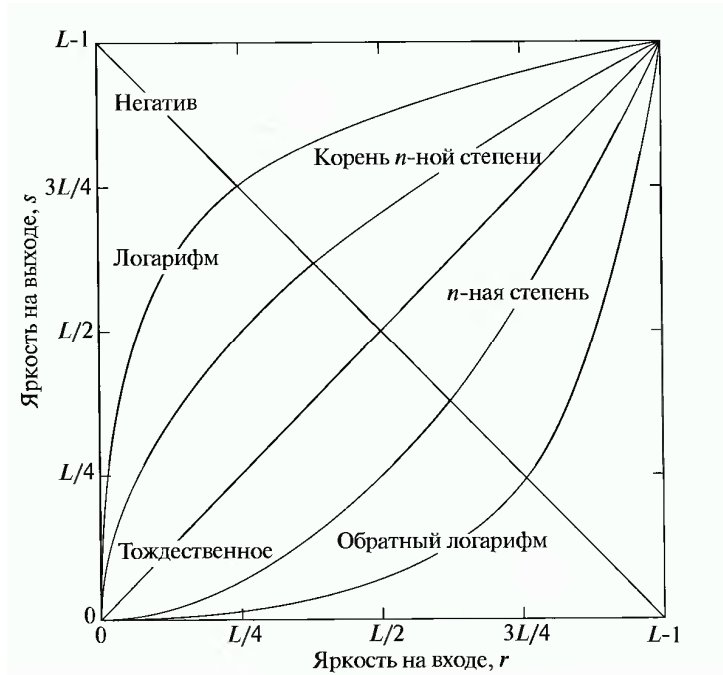


Рисунок 2. - Основные функции градационных преобразований, которые применяют для улучшения изображений

Такой переворот уровней яркостей изображения создает эквивалент фотографического негатива. Данное преобразование особенно хорошо применять для усиления на фоне темных областей изображений серых или белых деталей. Наиболее этот эффект заметен в случаях, когда у темных областей имеются преобладающие размеры.

2.2.3 Анализ логарифмического преобразования

Общий вид логарифмического преобразования выражается формулой:

$$s = c \log(r + 1),$$

где $c = \text{const}$ и $r > 0$.

Анализ формы логарифмической кривой на Рисунке 2 показал, что приведенная формула преобразует достаточно узкий диапазон малых значений яркостей, присутствующий в исходном изображении, в достаточно большой диапазон выходных значений. И, наоборот, для большого значения входного сигнала верно противоположное утверждение.

Этот вид преобразования предлагается использовать в случае необходимости растяжения на изображении диапазона значений темных

пикселей, одновременно сжимая диапазон значений ярких пикселей. Обратное логарифмическое преобразование применяют в случае необходимости растяжения диапазона ярких пикселей. В этом случае происходит сжатие диапазона темных пикселей.

Каждая кривая, которая имеет общий вид, близкий к показанной на рисунке 2 логарифмической функции, осуществляет растяжение/сжатие диапазонов яркости на изображении. Но в настоящее время для этой цели гораздо более универсальными, по сравнению с логарифмическими, являются степенные преобразования, которые будут рассмотрены ниже. Но, несмотря на это, логарифмическая функция обладает важной особенностью, которая позволяет производить сжатие динамического диапазона изображений, которые имеют большие вариации в значениях пикселей. Классический пример, где значения пикселей имеют большой динамический диапазон, это спектр Фурье.

2.2.4 Анализ степенных преобразований

Степенные преобразования имеют вид:

$$s = cr^{\gamma},$$

где c и γ – положительные константы.

Иногда эту функцию записывают так:

$$s = c(r + \epsilon)^{\gamma}.$$

Это делается с целью введения смещения - измеримый (ненулевой) выход, то есть когда на входе имеется нулевой сигнал. Но, в силу физических свойств, при калибровке устройств обязательно возникает смещение. И по этой причине, смещение в уравнение не записывается.

Графики зависимости s от r при разных значениях γ представлены на Рисунке 3. Точно так же, как и в случае с логарифмическим преобразованием, при малых γ , кривые степенных зависимостей переводят небольшой диапазон малых входных значений в достаточно большой диапазон выходных значений. Но для больших входных значений имеет место быть верным обратное утверждение.

Следует заметить, что в отличие от логарифмических функций, здесь возникает множество семейств кривых возможных преобразований, получаемое при помощи простейшего изменения параметра γ . В этом случае, как и ожидалось, рисунок 3 показывает, что расчет кривых с $\gamma > 1$ дает прямо противоположный эффект относительно кривых, рассчитанных при $\gamma < 1$. И, наконец, можно заметить, что уравнение $s = cr^\gamma$ переходит в тождественное преобразование при $c = \gamma = 1$.

Степенному закону достаточно часто соответствует амплитудная характеристика устройств, применяемых для ввода или визуализации изображений, например, видикон. Принято в уравнении степенного преобразования показатель степени называть «гамма». Поэтому символ γ используют в уравнении $s = cr^\gamma$. Процедуру, которую используют для коррекции данной степенной характеристики, называют гамма-коррекцией.

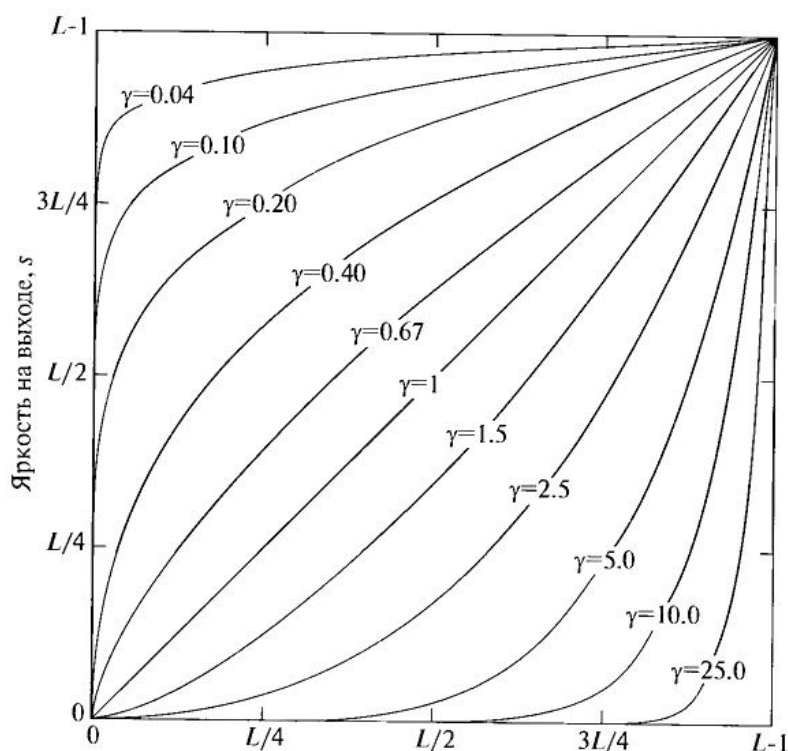


Рисунок 3. - Графики уравнения $s = cr^\gamma$ для разных значений γ ($c = 1$ для всех случаев)

Проанализировав кривую $\gamma = 2.5$ на рисунке 3, можно сделать вывод, что

данная система отображения имеет особенность воспроизведения изображений более темными, чем они являются в действительности.

Гамма-коррекцию применяют, если необходимо достаточно точно воспроизвести изображение на экране компьютера. Неправильно откорректированные изображения, как правило, выглядят или “выбеленными”, или, что более вероятно, как очень темные.

В настоящее время гамма-коррекция становится более востребованной, поскольку происходит увеличение коммерческого использования цифровых изображений в Интернете. Достаточно часто изображения, которые размещены на популярнейших сайтах Интернета, рассматривают миллионы людей. В большинстве случаев пользователи имеют разные мониторы или разные настройки мониторов. Имеются даже компьютерные системы, включающие в себя встроенную частичную гамма-коррекцию. Кроме того, применяемые в настоящее время стандарты изображений не имеют исходного значения γ , при котором изображение формировалось, тем самым усложняя получение хорошего изображения. Зная о подобных ограничениях, можно предложить подход, при котором хранящиеся изображения на сайте в Интернете подвергаются предобработке с величиной γ , которое отражает «средние» параметры компьютерных систем или мониторов.

2.2.5 Анализ кусочно-линейных функций преобразования

Подходом, который дополняет рассмотренные выше методы, является подход на базе кусочно-линейных функций.

Основное достоинство кусочно-линейных функций по сравнению с рассмотренными выше заключается в том, что их форма может быть любой степени сложности. Практическую реализацию основных преобразований можно осуществить только при помощи кусочно-линейных функций. Главный недостаток кусочно-линейных функций – требуется задание большого количества параметров для их описания.

Усиление контраста

Первым из простых случаев применения кусочно-линейных функций рассмотрим усиливающее контрасты преобразование. Слабый контраст изображения может являться следствием не очень хорошего освещения, неоправданно большого динамического диапазона сенсора, неправильно выставленной при съемке диафрагмы объектива. Увеличение контраста можно достичь, если изменить на обрабатываемом изображении динамический диапазон яркостей.

Вырезание диапазона яркостей

Достаточно часто встает задача выделения на изображении какого-нибудь конкретного диапазона яркостей. Например, при практическом применении возникает задача улучшения контраста конкретных деталей – участки воды на спутниковых фотографиях или дефект изделия на рентгеновском снимке.

Имеется множество различных методов вырезания уровней яркости. Но в большинстве своем – это вариации 2 базовых методов.

При первом методе происходит отображение всех представляющих интерес уровней, какой-то выбранной большой яркостью. А все другие уровни отображаются другой, более низкой, яркостью. В конечном итоге это преобразование приводит к бинарному изображению.

Другой метод, базирующийся на преобразовании с функцией, увеличивает из заданного диапазона яркость точек. Но при этом сохраняются яркости остальных точек изображения и яркость фона.

Вырезание битовых плоскостей

Достаточно часто, взамен выделения диапазонов яркостей, оказывается полезным знание информации о вкладе в общее изображение различных битов.

Положим, что любой пиксель изображения представляется 8 битами. Тогда всё изображение представимо в виде 8-битовых плоскостей, которые ранжированы от плоскости 0 с наименее значащими битами до плоскости 7 с наиболее значащими. Другими словами можно сказать, что плоскость 0 содержит

все младшие биты, а плоскость 7 – все старшие биты из байтов, составляющие изображение.

На базе выбора битовых плоскостей из 8-битового изображения достаточно легко доказать, что (бинарное) изображение битовой плоскости 7 можно получить при помощи обработки исходного изображения пороговым градиационным преобразованием, отображающим все уровни изображения от 0 до 127 в некоторый один (например, 0); и отображающим все уровни от 128 до 255 в другой (например, 255).

2.3 Выделение границ

Задача выделения границ при ЦОИ возникает достаточно часто. Дело в том, что многие методы распознавания изображений базируются на определении краев. Это связано с тем, что анализ на краях, мало чувствителен к общей освещенности. Обнаружение краев выделяет контраст (градиент). По определению контраст – это разная яркость (значения пикселей). А ввиду того, что контраст между объектами и задним фоном происходит на границах, то это обстоятельство и лежит в основе выделения границы объектов на изображении. Можно отметить, что и человеческое зрение выделяет границы объектов таким же образом.

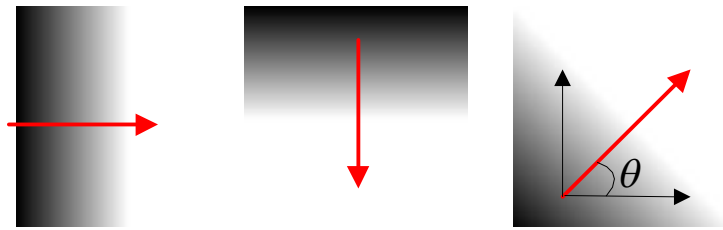
Существует достаточно много математических методов выделения границ [30,31]. Но все эти методы базируются на операции дифференцирования (в непрерывном случае) или замене конечными разностями в дискретном случае. Кроме того, практически все методы можно формально разделить на две категории: осуществляющие поиск максимумов; осуществляющие поиск нулей. Методы, осуществляющие поиск максимумов, определяют границы при помощи вычисления «силы края», за которую чаще всего берется выражение первой производной, например – значение градиента, и затем происходит поиск локальных максимумов силы края, применяя заданное направление границы, которым часто служит перпендикуляр к вектору градиента.

Так как интенсивность изображения задается функцией от двух переменных $f(x,y)$, то ее градиент показывает направление максимального изменения интенсивности (Рисунок 4) и вычисляется так:

$$\nabla f = \left[\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right]$$

Направление градиента (угол) вычисляют по формуле:

$$\theta(x,y) = \arctan \left(\frac{\frac{\partial f(x,y)}{\partial y}}{\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}} \right) = \arctan \left(\frac{\nabla f_y}{\nabla f_x} \right)$$



$$\nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, 0 \right] \quad \nabla f = \left[0, \frac{\partial f}{\partial y} \right] \quad \nabla f = \left[\frac{\partial f}{\partial x}, \frac{\partial f}{\partial y} \right]$$

Рисунок 4. - Направление градиента $\nabla f = \left[\frac{\partial f(x,y)}{\partial x}, \frac{\partial f(x,y)}{\partial y} \right]$

«Сила» края задается формулой:

$$\nabla f = \sqrt{\left(\frac{\partial f}{\partial x} \right)^2 + \left(\frac{\partial f}{\partial y} \right)^2}$$

Методы, при помощи которых происходит поиск нулей, находят точки пересечения оси абсцисс со 2-ой производной. Наиболее часто это множество нулей лапласиана или множество нулей нелинейного дифференциального выражения. Обычно на этапе предобработки изображения для выделения границ применяют методы сглаживания изображений, например, фильтр Гаусса.

Все методы выделения границ различаются типами фильтров для сглаживания изображений, а также способами расчета силы края. Даже несмотря

на то, что большинство методов выделения границ базируются на расчете градиента изображения, все они различны по типам фильтров, которые применяются для расчета градиентов в x – и y – направлениях.

Обозначенную задачу можно решать при помощи алгоритмов выделения контуров. Наиболее часто используются следующие методы – Собеля, Превитта, Робертса. Эти методы используют базовое свойство сигнала яркости – разрывность. Самый общий алгоритм нахождения разрывов состоит в использовании скользящей маски, которую также называют фильтром, окном, ядром или шаблоном. По сути, маска - это квадратная матрица, которая поставлена в соответствие с заданным множеством пикселей в исходном изображении. Элемент матрицы называют коэффициентом. Математические преобразования для локальных областей изображения с использованием этой матрицы называют пространственной фильтрацией или просто фильтрацией.

Процесс пространственной фильтрации базируется на линейной перестановке маски фильтра от одной точки изображения к другой. Для вычисления отклика фильтра для любой точки (x, y) предварительно задаются связи. Например, для случая линейной пространственной фильтрации, для области, которая покрыта маской фильтра, отклик задают при помощи суммы произведения коэффициентов фильтра на соответствующие значения пикселей.

Для обнаружения перепадов яркости применяются аналоги производных первого и второго порядка.

Первая производная одномерной функции $f(x)$ задается как разность между значениями соседних элементов:

$$\frac{\partial f(x)}{\partial x} = f(x+1) - f(x).$$

Данная нотация записи в виде частной производной использована для сохранения тех же обозначений и в случае 2-х переменных $f(x, y)$, где будут участвовать частные производные по 2-м координатным осям. Применение частной производной не изменяет существо вопроса.

Далее, вторая производная задается через разность между соседними значениями первой производной:

$$\frac{\partial^2 f(x)}{\partial x^2} = f(x+1) + f(x-1) - 2f(x).$$

Расчет первой производной при ЦОИ базируется на дискретном приближении двумерного градиента. Градиент изображения $f(x,y)$ в точке (x,y) определяется как вектор [35]:

$$\nabla f = \begin{bmatrix} G_x \\ G_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix}$$

Хорошо известно, что максимальная скорость изменения функции $f(x,y)$ в точке (x,y) совпадает с направлением вектора градиента [36]. Особую роль при детектировании контуров играет модуль этого вектора, обозначаемый через ∇f и равный величине:

$$\nabla f = |\nabla f| = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Данная величина равна значению максимальной скорости изменения функции $f(x,y)$ в точке (x,y) . Максимум достигается в направлении вектора ∇f . ∇f очень часто называют градиентом [36].

Направление вектора градиента также является важнейшей характеристикой. Обозначим через (x,y) угол между осью x и направлением вектора ∇f в точке (x,y) . Из курса математического анализа [19] известно, что:

$$(x,y) = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right).$$

По этой формуле достаточно легко находится направление в точке (x,y) , перпендикулярное направлению вектора градиента в данной точке. Расчет градиента изображения возможен после вычисления величин частных

производных $\frac{\partial f}{\partial x}$ и $\frac{\partial f}{\partial y}$ для любой точки.

2.3.1 Оператор Собеля

При детектировании границ на изображениях в оттенках серого цвета используется множество различных алгоритмов, например, оператор Собеля. Этот оператор широко используется в ЦОИ в основном для выделения границ на изображении и расчете направления перепадов яркости (направление градиента), хотя и представляет собой неточное приближение градиента изображения [37]. В классе разностных фильтров с нечетным числом коэффициентов оператор Собеля является наименьшим. Он усредняет изображение в ортогональном дифференцированию направлении.

В сравнении с простым разностным фильтром ошибка в величине угла у оператора Собеля в два раза лучше.

Для вычисления приближения соответствующего градиента изображения, оператор Собеля берет значения величин интенсивности у любого пиксела в ограниченной 3×3 окрестности. Кроме того, при оценке градиента весовые коэффициенты яркости имеют исключительно целочисленные значения.

В операторе Собеля применяется следующая плавающая матрица:

$$P = \begin{pmatrix} P_{11} & P_{12} & P_{13} \\ P_{21} & P_{22} & P_{23} \\ P_{31} & P_{32} & P_{33} \end{pmatrix}.$$

Данная матрица попиксельно накладывается на изображение, таким образом, чтобы P_{22} поочередно совмещался со всеми пикселями изображения (там, где это возможно).

Для маски P результат (отклик) R линейной фильтрации в точке (x, y) изображения вычисляется следующим образом:

$$\begin{aligned} R = & P_{31}f(x-1, y-1) + P_{21}f(x-1, y) + P_{11}f(x-1, y+1) + P_{32}f(x, y-1) + \dots \\ & + P_{22}f(x, y) + P_{12}f(x, y+1) + P_{33}f(x+1, y-1) + P_{23}f(x+1, y) + P_{13}f(x+1, y+1). \end{aligned}$$

Данное выражение представляет сумму произведений коэффициентов маски на значения функции интенсивности в зависимости от координат пикселей. Отметим, что коэффициент P_{22} находится при значениях $f(x, y)$, делая в точке (x, y) маску центрированной.

Для расчета перепада яркости в пикселе с координатами (x, y) используется следующий градиентный оператор Собеля:

$$\begin{aligned} G_x &= (P_{31} + 2P_{32} + P_{33}) - (P_{11} + 2P_{12} + P_{13}) \\ G_y &= (P_{13} + 2P_{23} + P_{33}) - (P_{11} + 2P_{21} + P_{31}). \end{aligned}$$

На основании этих данных вычисляется перепад яркости:

$$G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}.$$

Кроме того, зная G_x и G_y можно рассчитать угол направления градиента:

$$\varphi = \arctan\left(\frac{G_y}{G_x}\right).$$

Кроме того, существуют дополнительные маски оператора Собеля, предназначенные для вычисления перепада яркости в конкретном направлении.

2.3.2 Фильтр Робертса

Фильтр Робертса или, как еще его иногда называют, перекрёстный оператор Робертса, является представителем семейства ранних алгоритмов для обнаружения границ. В этом случае между диагонально смежными пикселями маска вычисляет сумму квадратов разниц. Это выполняется при помощи операции свертки исходного изображения с 2 ядрами:

$$\begin{bmatrix} +1 & 0 \\ 0 & -1 \end{bmatrix} \text{ и } \begin{bmatrix} 0 & +1 \\ -1 & 0 \end{bmatrix}.$$

Преобразование любого пиксела при помощи перекрёстного оператора Робертса позволяет показывать производную изображения вдоль ненулевой диагонали. Комбинация этих преобразованных изображений является градиентом от двух верхних пикселей к двум нижним. В настоящее время оператор Робертса

ещё используют ввиду его скорости вычислений. Но все же он проигрывает в сравнении с альтернативными методами. Это связано с его большой чувствительностью к шуму и ограниченной функциональностью (например, он несимметричен, его нельзя обобщить для обнаружения краев, угол наклона кратный 45° и т. д.). Но надо отметить, что оператор Робертса даёт линии тоньше, чем аналогичные методы.

2.3.3 Оператор Кэнни

Джон Кэнни изучал математическую задачу создания фильтра, который бы был оптимальным по критериям минимизации нескольких откликов одного края, локализации и выделения. Он доказал, что требуемый фильтр – это сумма 4 экспонент. Кроме того, он доказал, что данный фильтр можно достаточно хорошо приближать первой производной Гауссианы. Джон Кэнни дал определение понятия Non-Maximum Suppression (подавление не-максимумов), означающее, что пикселями границ будут называться те пиксели, на которых в направлении вектора градиента достигается локальный максимум градиента.

Детектор границ Кэнни является одним из наилучших детекторов, даже несмотря на то, что работа Джона Кэнни была опубликована на заре компьютерного зрения. Если не считать особенных частных случаев, достаточно трудно найти детектор, работающий существенно лучше, по сравнению детектором Кэнни.

Цель Кэнни заключалась в необходимости разработки оптимального алгоритма обнаружения границ, и который бы удовлетворял 3 условиям:

- хорошее обнаружение (Кэнни трактовал это свойство как повышение отношения сигнал/шум);
- хорошая локализация (правильное определение положения границы);
- единственный отклик на одну границу.

На базе этих условий строится целевая функция стоимости ошибок. Решая задачу ее минимизации можно найти «оптимальный» линейный оператор Кэнни.

Необходимо отметить, что алгоритм поиска границы включает в себя не только вычисление градиента сглаженного изображения. Кроме этого происходит выбор точки максимума градиента изображения на контуре границы. Далее происходит удаление не максимальных точек, которые лежат рядом с границей. Для этой цели учитывается информация о направлении границы. Это необходимо для того, чтобы удаление точек происходило именно рядом с границей, и не было необходимости для разрыва самой границы в окрестности локальных максимумов градиента.

Далее при помощи 2-х порогов производится удаление слабых границ. Фрагмент границы в этом случае считается единым целым.

В случае превышения верхнего порога значением градиента на обрабатываемом фрагменте, то этот фрагмент считается «допустимой» границей даже в тех местах, где величина градиента упала ниже этого порога. В случае, если на всем фрагменте отсутствуют точки со значением большим верхнего порога, то происходит его удаление. Такой гистерезис снижает количество разрывов в выходных границах.

Наличие в алгоритме Кэнни шумоподавления с одной стороны повышает устойчивость результатов, а с другой – повышает вычислительные затраты, а также происходит искажение, а иногда и потеря подробностей границ. Например, этот алгоритм скругляет углы объектов и разрушает границы в точках соединений.

Детектор Кэнни применяет многоступенчатый алгоритм для детектирования широкого спектра границ в изображении. Кратко его можно описать так:

1. Гауссовый фильтр с заданным стандартным отклонением σ сглаживает изображение для снижения шума.

2. В любой точке производится вычисление градиента $G = \sqrt{G_x^2 + G_y^2}$ и направление края $(x, y) = \arctg\left(\frac{G_y}{G_x}\right)$. Величины G_x и G_y можно находить так же, как и при вычислении оператора Собеля (раздел 2.2.1). Точки локального максимума градиента определяют точки перепада.

3. Рост гребней на изображении модуля градиента вызван точками перепада, которые определены в п. 2. Далее алгоритм вычисляет верх этих гребней с присвоением нулевого значения точкам, не лежащим на гребне. В конечном итоге на выходе будет построена тонкая линия. Этот процесс носит название «не максимальное подавление».

Далее пиксеты гребня подвергают пороговой обработке с применением 2-х порогов T_1 и T_2 , причем $T_1 < T_2$. Пиксеты, величины которых лежат в интервале $[T_1, T_2]$, называют «слабыми». А «сильными» пиксетами гребня, называют пиксеты со значениями больше T_2 .

4. И в заключении алгоритм производит объединение, добавляя к сильным пикселям слабые, которые 8-связаны с сильными.

2.3.4 Выделение границ методами второго порядка

В некоторых методах выделения границ вместо работы с градиентом применяются вторые производные яркости изображения. При помощи этого естественным образом определяется сила изменения градиента. Отсюда следует, что в идеальном случае, вычисление нулей второй производной позволяет обнаруживать локальные максимумы градиента.

Для сглаженного фильтром Гаусса изображения, применяется оператор Марра-Хилдрета, который базируется на вычислении корней оператора Лапласа. Однако, было доказано, что данный оператор определяет на однородных участках изображения ложные границы, а именно там, где у градиента имеется локальный минимум. Ко всему прочему, при помощи данного оператора плохо локализуются скругленные края. А отсюда в настоящее время оператор Марра-Хилдрета

представляет собой больше историческую ценность, чем практический метод для использования.

2.3.5 Дифференциальное выделение границ

Более мощный способ детектирования границ второго порядка, с выделением границ с пиксельной точностью, – это применение дифференциального подхода для поиска нулей второй производной по направлению вектора градиента.

Для начала введем в любой точке изображения локальную систему координат (u, v) , где v – направление параллельно градиенту. Если предположить, что изображение уже сглажено фильтром Гаусса, и масштабное представление $L(x, y; t)$ на масштабе t было вычислено, можно ставить условия выполнения требований: величина градиента масштабного представления, равная первой производной по направлению L_v в v - направлении, должна иметь равную нулю первую производную в v - направлении, равную нулю $\partial_v(L_v) = 0$; так как интересны только максимумы, то значение второй производной в v -направлении от L_v должно быть отрицательным, то есть $\partial_{vv}(L_v) \leq 0$.

Написанное в виде явного выражения от локальных частных производных L_x, L_y, \dots, L_{yyy} , такое определение края можно записать также в виде нулевых линий дифференциального инварианта:

$$L_v^2 L_{vv} = L_x^2 L_{xx} + 2L_x L_y L_{xy} + L_y^2 L_{yy} = 0,$$

удовлетворяющему условию:

$$L_v^3 L_{vvv} = L_x^3 L_{xxx} + 3L_x^2 L_y L_{xxy} + 3L_x L_y^2 L_{xyy} + L_y^3 L_{yyy} \leq 0$$

где L_x, L_y, \dots, L_{yyy} обозначены частные производные, рассчитанные на масштабном представлении L , которое получено при помощи обработки фильтром Гаусса исходного изображения.

В этом случае края автоматически представляют собой непрерывные кривые с пиксельной точностью. К рассчитанным краям можно дополнительно применить выделение при помощи порогов с запозданием.

В условиях практики, первые производные можно вычислять так, как описывалось выше. Вторые производные можно вычислить из масштабного представления L :

$$\begin{aligned} L_{xx}(x, y) &= L(x-1, y) - 2L(x, y) + L(x+1, y), \\ L_{xy}(x, y) &= \frac{L(x-1, y-1) - L(x-1, y+1) - L(x+1, y-1) + L(x+1, y+1)}{4}, \\ L_{yy}(x, y) &= L(x, y-1) - 2L(x, y) + L(x, y+1), \end{aligned}$$

соответствуя следующим операторам:

$$L_{xx} = [1, -2, 1] \cdot L \text{ и}$$

$$L_{xy} = \begin{bmatrix} -\frac{1}{4} & 0 & \frac{1}{4} \\ 0 & 0 & 0 \\ \frac{1}{4} & 0 & -\frac{1}{4} \end{bmatrix} \cdot L, \quad L_{yy} = \begin{bmatrix} 1 \\ -2 \\ 1 \end{bmatrix} \cdot L$$

Производные старших порядков можно вычислять таким же образом.

2.3.6 Методы согласованности фаз

В настоящее время для обнаружения границ достаточно часто применяют частотный подход.

Методы, которые используют согласованность фаз, ищут такие области на изображении, где все синусоиды в частотном пространстве находятся в фазе. Такие области обычно соответствуют областям воспринимаемой границы, причем независимо от того, как сильно там изменяется яркость.

Основное преимущество такого метода заключено в том, что он с высокой вероятностью вычисляет «полосы Маха» и поэтому не допускает вокруг грубого края типичных ложных границ.

2.4 Обработка смаза

В реальных условиях при решении задачи дефектоскопии достаточно часто возникает искажение цифрового изображения, называемое смаз. Существуют исследователи, которые считают, что размытие является

необратимой операцией при которой безвозвратно теряется информация. Это связано с тем, что каждый пиксель преобразуется в пятно и все смешивается. При наличии большого радиуса размытия по всему изображению получается однородный цвет. Но это не совсем так – дело в том, что в этом случае вся информация по какому-то закону перераспределяется. Следовательно, с некоторыми оговорками ее можно однозначно восстановить. Но существует и исключение – если края изображения имеют ширину в радиус размытия, то невозможно полноценно восстановить это изображение.

Процесс искажения любого пикселя исходного изображения для случая расфокусировки заключается в образовании пятна, и для случая простого смаза в отрезок. Другими словами можно сказать, что любой пиксель искаженного изображения «собирается» из пикселей некоторой окрестности исходного изображения. Все это друг на друга накладывается, и в результате получается искаженное изображение. Функцией искажения называют закон размазывания или сбора в один пиксель. Существуют и другие названия этой функции – PSF (Point spread function – функция распределения точки), ядро искажающего оператора, kernel и другие. Обычно размерность данной функции меньше размерности самого изображения

Операцию применения искажающей функции к другой функции (например к изображению) называют сверткой (convolution) и обозначают через оператор «*». Другими словами некоторую область исходного изображения при помощи свертки сворачивают в один пиксель искаженного изображения. Операцию, обратную свертке, называют деконволюцией (deconvolution). Поиск решения этой задачи является достаточно сложным.

Для улучшения изображения (удаления смаза) необходимо дать математическую постановку этой задачи.

Пусть за время экспозиции τ камера с ПЗС-матрицей совершила равномерное и прямолинейное смещение (сдвиг) со скоростью $v = const$ вдоль некоторого направления на величину $\Delta = v\tau$. Зададим неподвижную

прямоугольную систему координат $\eta O\xi$. Направление оси ξ совместим с направлением сдвига. В этом случае изображение на ПЗС-матрице станет смазанным (смещенным, сдвинутым) по оси ξ . А отсюда возникает задача о восстановлении (реконструкции) истинного (неискаженного изображения), зная смазанное изображение, направление и величину смаза Δ .

Для удобства введем еще одну подвижную прямоугольную систему координат xOy . Пусть в начальный момент система координат xOy совпадает с системой координат $\eta O\xi$, причем ось x направлена вдоль оси ξ . Далее, пусть на выбранную точку ПЗС-матрицы с координатами (x, y) за время экспозиции τ проецируется непрерывное множество точек P с абсциссами $\xi = x$ до $\xi = x + \Delta$ с разными интенсивностями $f(\xi, y)$. Интегральная интенсивность $g(x, y)$ в точке (x, y) равна сумме (интегралу) интенсивностей:

$$g(x, y) = \frac{1}{\Delta} \int_x^{x+\Delta} f(\xi, y) d\xi. \quad (2.2)$$

Множитель $\frac{1}{\Delta}$ поставлен перед интегралом для того, чтобы в случае отсутствия смаза ($\Delta \rightarrow 0$) выполнялось $g(x, y) \rightarrow f(x, y)$. Кроме того, в случае постоянного (неподвижного) изображения ($f(x, y) = \text{const}$) всегда будет выполняться условие $g(x, y) = \text{const}$.

Перепишем уравнение (2.2) в следующем виде:

$$\frac{1}{\Delta} \int_x^{x+\Delta} f(\xi, y) d\xi = g(x, y), \quad (2.3)$$

где $g(x, y)$ – измеренное изображение, а Δ – величина смаза;

$f(x, y)$ – искомое распределение интенсивности на неискаженном изображении (то есть такая интенсивность, которая была бы на изображении в случае отсутствия смаза, т.е. при $\Delta = 0$).

Уравнение (2.3) – это базовое уравнение при решении задачи реконструкции смазанных изображений [38-42]. В этом уравнении ось x

направлена вдоль смаза. Необходимо отметить, что данное уравнение является одномерным интегральным уравнением типа Вольтерра I рода относительно $f(\xi, y)$ при любом фиксированном значении y , которое играет роль параметра. Другими словами, можно сказать, что (2.3) является множеством одномерных интегральных уравнений. Следовательно, учитывая помехи на изображении, (2.3) можно записать так [41]:

$$\frac{1}{\Delta} \int_x^{x+\Delta} f(\xi)_y d\xi = g_y(y) + \delta y \quad (2.4)$$

где δy – помеха.

Следуя терминологии [42], данное уравнение будет являться *неклассическим* уравнением Вольтерра I рода. Это связано с тем, что пределы интегрирования являются переменными. Кроме того, это уравнение можно отнести к *нестандартным*, так как в нем не содержится в явном виде ядро (но можно считать ядро равным $\frac{1}{\Delta} = const$)

Необходимо еще отметить тот факт, что достаточно часто априори неизвестна величина Δ . Поэтому ее обычно задают методом подбора на базе визуальной оценки рассчитанных для ряда значений $f(\xi, y)$ решений [44-48].

Еще возможно получение оценки величины Δ , и дополнительно информацию о направлении смаза, по штрихам на снимке. В случае, когда на изображении хотя бы один из этих штрихов является результатом смазывания яркой точки, этот метод особенно хорошо работает.

Таким образом, правильно задав направление оси x (вдоль смаза) и величину смаза Δ , т.е. определить параметры смаза, можно, разрешив интегральное уравнение (2.4) (более точно, совокупность уравнений), восстанавливать в принципе неискаженные снимки (истинные изображения) $f(x, y)$ по искаженным изображениям $g(x, y)$.

2.5 Сегментация

Практически все методы ЦОИ, рассмотренные выше, имеют цель в улучшении распознавания интересующих объектов, т.е. нахождение требуемых локальных признаков, позволяющих отличать их от других объектов и от фона [49-57].

Следующим шагом будет проверка принадлежности каждого пикселя к интересующему объекту, или нет. Такую проверку называют сегментацией. Таким образом, при сегментации изображение разбивается на составные части и объекты. Решаемая задача диктует выбор степени детализации этого разделения. Другими словами, когда интересующие объекты уже выделены или изолированы – сегментацию останавливают.

После сегментации становится известно, к какому объекту принадлежит конкретный пиксель и становится возможным проводить анализ изображения.

Сегментация сложных изображений является весьма нетривиальной задачей ЦОИ. Точность сегментации во многом определяет успех конечных компьютеризованных процедур анализа изображений. По этой причине повышенное внимание должно быть уделено надежности первичной сегментации. В некоторых случаях, например, в приложениях контроля промышленных изделий, можно в определенной степени управлять условиями текущей съемки. В других прикладных задачах, например, при дистанционном зондировании, разработчик может лишь сосредоточить свои усилия на выборе подходящих сенсоров и детекторов.

Обычно сегментация монохромных изображений базируется на одном из 2-х основных свойств яркости изображения: однородности и разрывности. При помощи первой группы методов производят разбиение изображения на области, однородные в смысле определенных, заранее заданных уровней интенсивности. Во втором случае подход состоит в разбиении изображения на части, анализируя резкие перепады значений яркости, происходящие, например, на границе объектов.

2.5.1 Сегментация на базе анализа пикселей

Сегментация на основе анализа точек, или пикселей, концептуально представляет собой простейший подход, который можно использовать для сегментации.

Можно также утверждать, что он является также самым лучшим подходом. Причина состоит в том, что вместо попытки применить сложную процедуру сегментации мы должны скорее сначала использовать всю палитру методов, рассматриваемых до сих пор в данной работе, для выделения тех признаков, которые однозначно характеризуют объект, прежде чем применить процедуру сегментации. Всегда лучше решать проблему в корне. Если изображение неравномерно освещено, к примеру, то первое, что мы должны сделать - это оптимизировать освещенность сцены. Если это невозможно, то следующим шагом было бы определение неравномерности системы освещения и использование соответствующих методов обработки изображений для ее корректировки.

Если мы определили хороший признак для отделения объекта от фона, то гистограмма этого признака будет показывать бимодальное распределение с двумя отчетливыми максимумами. Мы не можем полагать, что вероятность для уровней яркости между двумя пиками будет равна нулю. Даже если имеет место четкий переход уровней яркости на контуре объектов, всегда будут существовать некоторые промежуточные значения, обусловленные ненулевой функцией рассеяния точки оптической системы и датчика. Чем меньше объекты, тем большую область на изображении занимают промежуточные значения, заполняющие гистограммы между значениями для объекта и фона [56].

2.5.2 Сегментация на базе анализа областей

Если мы используем не исходное изображение, а изображение признака для процесса сегментации, то признаки представляют не отдельный пиксель, а малую окрестность в зависимости от размеров масок используемых операторов.

На контурах объектов, однако, где маска включает как пиксели от объекта, так и от фона, не может вычисляться никакой признак, который мог бы быть полезным. Корректная процедура заключалась бы в ограничении размера маски на контуре до точек либо объекта, либо фона. Но как это может быть выполнено, если мы можем разделить объект и фон только после вычисления признака?

Очевидно, что эта проблема не может быть решена одним шагом. Ее можно решить, итерационно используя процедуру, в которой вычисление признака и сегментация выполняются поочередно. В общем, действуем следующим образом. На первом шаге мы вычисляем признаки, не обращая внимания на какие-либо границы объекта. Затем выполняем предварительную сегментацию и опять вычисляем признаки, теперь с использованием результатов сегментации для ограничения масок операций над соседними элементами на контурах объекта либо пикселями объекта, либо фона, в зависимости от расположения центрального пикселя. Для улучшения результатов мы можем повторять вычисление признаков и сегментацию до тех пор, пока процедура не сойдется к устойчивому результату.

2.5.2.1. Связывание пирамиды

Бюрт (Burt) [58,59] предложил алгоритм связывания пирамиды как эффективное выполнение комбинированного алгоритма сегментации и вычисления признаков. Мы продемонстрируем его с использованием наглядного примера зашумленного ступенчатого контура. В этом случае вычисленный признак является просто средним уровнем яркости. Алгоритм включает следующие шаги:

Вычисление пирамиды Гаусса. Уровни яркости четырех соседних пикселей усредняются для формирования пикселя на следующем, более высоком уровне пирамиды. Это соответствует операции сглаживания с фильтром-ящиком.

Сегментация посредством связывания пирамиды. Поскольку каждый пиксель вносит вклад в каждый из двух пикселей на более высоком уровне, мы можем теперь решить, к какому из них он наиболее вероятно принадлежит.

Решение принимается просто — посредством сравнения уровней яркости и выбора пикселя, близкого к нему. Связь изображается посредством соединения ребрами двух пикселей. Эта процедура повторяется по всем уровням пирамиды. В результате связи в пирамиде образуют новую структуру данных. Начиная с вершины пирамиды, один пиксель соединяется с несколькими пикселями на следующем, более низком уровне. Такая структура данных называется деревом в компьютерной науке. Связи называются ребрами, точки данных являются уровнями яркости пикселей и обозначаются как узлы или вершины. Узел на самом высоком уровне называется корнем дерева, а узлы без дальнейших связей называются листьями дерева. Узел, связанный с узлом на более низком уровне, обозначается как родительский узел этого узла. Соответственно каждый узел, связанный с узлом на более высоком уровне, определяется как дочерний узел этого узла.

Усреднение связанных узлов. Далее, результирующая структура связей применяется для перевычисления средних уровней яркости теперь с использованием только связанных пикселей, т.е. новый уровень яркости каждого родительского узла вычисляется как средний уровень яркости из всех дочерних узлов. Эта процедура начинается на самом низком уровне и продолжается по всем уровням пирамиды.

Последние два шага итерационно повторяются до тех пор, пока мы не достигаем устойчивого результата. Анализ дерева связей позволяет увидеть результат процедуры сегментации. Мы распознаем два поддеревья, которые имеют корни на третьем уровне пирамиды. На следующем, более низком уровне возникают четыре поддеревья. Но различия в уровнях яркости на этом уровне значительно меньше. Таким образом, мы заключаем, что структура уровней яркости, очевидно, разбивается на две области. Тогда мы получаем окончательный результат процедуры сегментации посредством переноса уровней яркости в корни двух поддеревьев к связанным узлам на самом низком уровне. Эти значения можно представить, как числа, заключенные в круглых скобках.

Процедура связывания пирамиды соединяет сегментацию и эффективное вычисление средних признаков для выделенных объектов с помощью построения дерева по пирамиде. Также является преимуществом, что нам не нужно знать число уровней сегментации заранее. Они содержатся в структуре дерева. Дополнительные детали сегментации посредством связывания пирамиды рассматривается в работах Бюрта и др. (Burt) [60, 61] Питикейнена (Pietikainen) и Поуларикаса (Poulikas) [62].

2.6 Выделение порогов и объединение

После того, как сила границы найдена (например, величина градиента), то на следующем шаге необходимо применение порога, для знания о нахождении или нет границы в конкретной точке изображения.

Если величина порога мала, то будет находиться много границ. Но в этом случае результат будет сильнее восприимчив к шуму и будут выделяться много лишних данных на изображении.

И наоборот, если величина порога высока, то можно пропустить слабые края или получать границу фрагментами.

В результате простого применения порога к изображению величины градиента, найденные границы изображаются толстыми линиями и необходима дополнительная постобработка, которая сделает края тонкими и более точными.

Выделение границы при помощи Non-Maximum Suppression делает по определению их тонкими. Далее их можно соединять в полигоны при помощи процедуры соединения краев (прослеживания границы).

Используя дискретную сетку этап подавления не максимумов можно реализовать при помощи оценки направления градиента. В этом случае используются: – первые производные; округление направления на значения с шагом 45 градусов; сравнение; значений градиента в полученном направлении градиента.

Традиционный подход к решению задачи поиска подходящего порога – это применение порогов «с запозданием». Данный метод применяет несколько порогов. Для того, чтобы найти точку начала границы можно использовать верхний порог. После получения стартовой точки отслеживается граница, точка за точкой, до тех пор, пока величина силы края выше нижнего порога. При использовании этого алгоритма подразумевается, что границы являются непрерывными кривыми. И поэтому можно отслеживать слабые участки границ без допущения того, что все зашумленные точки изображения будут отмечены как края. Но, тем не менее, и для этого метода все равно существует задача выбора подходящих значений порогов. Это связано с тем, что от изображения к изображению оптимальные параметры могут изменяться.

2.7 Вейвлет - преобразование

Если объекты на изображениях понимать, как распределения функции яркости, то под этими объектами можно понимать локальные неоднородности (особенности) двумерных сигналов.

В настоящее время для выделения локальных особенностей сигналов и их анализа применяют непрерывное вейвлет-преобразование, которое обладает, кроме всего прочего, и всеми преимуществами многомасштабной обработки [63].

Для практического применения вейвлетов нужно четкое понимание отличий между Фурье-преобразованиями и вейвлет-преобразованиями. Кроме того, необходимо знать их достоинства и принципиальные недостатки.

Базой представления периодического сигнала $y(t)$ рядом Фурье является выражение:

$$y(t) = \sum_{n=0}^N c_n e^{in}, \quad (2.5)$$

где i – мнимая единица.

Функция $y(t)$ представлена суммой произведений синусоид, за что отвечает член e^{in} , на коэффициенты Фурье c_n . Они вычисляются как:

$$c_n = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} y(t) e^{in} dt.$$

Исходя из этого определения видно, что коэффициенты Фурье являются комплексными числами. Они представляют из себя набор (спектр) гармонических сигналов, которые называются гармониками. Число n – номер гармоники (0, 1, 2, ...).

Теоретически ряд Фурье может иметь бесконечное число гармоник. Но вот на практике количество гармоник всегда конечно и равняется N . Поэтому ряд (2.5) записывают приближенно.

Гармоники, которые представляют из себя синусоиды с различной частотой и кратной частоте первой гармоники, и имеющие разные фазы, формируются умножением c_n на e^{in} . Кроме алгебраического вида, (2.5), имеет представление в тригонометрической форме.

В общем случае при произвольная (в том числе непериодическая) функция $y(t)$ имеет ППФ, означающее переход от временного представления сигнала к его частотному представлению:

$$F(\omega) = \int_{-\infty}^{\infty} y(t) e^{i\omega t} dt.$$

Исходя из вышесказанного понятно как, на базе спектрального подхода, решать задачу поиска временной зависимости выходного сигнала $y_0(t)$ имея известную временную зависимость входного сигнала $x_i(t)$, АЧХ и ФЧХ искажающего устройства.

Но если отталкиваться от точного представления ППФ произвольных сигналов и функций, то следует выделить ряд недостатков:

- ППФ даже для одной заданной частоты требует знание сигнала не только в прошлом, но и в будущем, что является теоретической абстракцией.
- В условиях практически неизбежного ограничения числа гармоник или спектра колебаний точное восстановление сигнала после ППФ и ОПФ

теоретически (и, тем более, практически) невозможно, например, из-за эффекта Гиббса;

- Базисными функциями при разложении в ряд Фурье являются гармонические (синусоидальные) колебания, которые математически определены на временном интервале $[-\infty, +\infty]$ и имеют постоянные во времени параметры;

- Численное интегрирование на интервале $[-\infty, +\infty]$ при ППФ и на $[-\infty, +\infty]$ в частотной области при обратном преобразовании Фурье (ОПФ) вызывает иногда большие вычислительные трудности;

- Отдельные особенности сигнала (например, разрывы или пики) вызывают незначительные изменения частотного образа сигнала на всем интервале частот $[-\infty, +\infty]$, которые «размазываются» по всей частотной оси, что делает их обнаружение по спектру практически невозможным;

- Понятно, базисная функция (синусоида), очень плавная. Поэтому она в принципе не может отражать перепады сигналов с бесконечной крутизной, хотя такие сигналы (прямоугольные импульсы) применяют на практике достаточно часто;

- Единственной возможностью для представления быстрых изменений сигналов (перепады или пики, или) – резкое увеличение количества гармоник. Но они влияют на форму сигнала и за пределами локальных особенностей сигнала;

- По составу высших составляющих спектра практически невозможно оценить местоположение особенностей на временной зависимости сигнала и их характер;

- Для нестационарных сигналов (а таковых сейчас большинство), трудности ППФ и ОПФ многократно возрастают.

В последнее время наметилась тенденция к использованию широкополосных импульсных и цифровых сигналов (видеоимпульсная локация, видеосредства компьютеров т.д.) Общепринятым подходом к анализу таких сигналов $s(t)$ является их представление в виде взвешенной суммы простых составляющих – базисных функций $\psi_k(t)$, помноженных на коэффициенты C_k :

$$s(t) = \sum_k C_k \psi_k(t). \quad (2.6)$$

Поскольку базисные функции $\psi_k(t)$ зафиксированы как функции определенного типа, то, следовательно, только коэффициенты C_k содержат информацию о конкретном сигнале. Отсюда следует, что можно ставить задачу возможности представления произвольных сигналов на базе рядов с различными базисными функциями.

В ряде Фурье (2.5) используются в качестве базисных функций синусоиды. Они предельно локализованы в частотной области, но очень плохо локализованы во временной области. Иначе обстоит дело с импульсной функцией:

$$\psi_k(t) = \delta_k(t) = \begin{cases} 1, & k = t \\ 0, & k \neq t \end{cases}.$$

Она четко локализована во временной области и потому идеально подходит для представления разрывов сигнала. Но эта базисная функции не несет информации о частоте сигнала и потому плохо приспособлена для представления сигналов на заданном отрезке времени и, тем более, периодических сигналов.

Термин вейвлет впервые ввел Морлетт (J. Morlet). В переводе с английского wavelet означает «короткая волна». В России этот термин изначально переводили как «всплеск», «выброс» и т. д. Такой перевод менее удачен, так как происходит игнорирование колебательного характера формы вейвлетов. Вейвлеты занимают промежуточную нишу между крайними случаями (синусоиды и импульсные функции). Они создают заданный набор функций, удовлетворяющих требуемым условиям и базирующихся на представлении сигналов в виде (2.6).

Базисными функциями вейвлетов могут быть различные функции, в том числе, напоминающие модулированные импульсами синусоиды, функции со скачками уровня и т. д. Это обеспечивает представление сигнала с локальными скачками и разрывами наборами вейвлетов того или иного типа. Почти все вейвлеты не имеют аналитического представления в виде одной формулы и могут

задаваться итерационными выражениями. Следовательно, можно говорить об итерационном уточнении вейвлетов.

Вейвлеты характеризуются своим временным и частотным образами. Временной образ задается некоторой ψ -функцией времени $\psi(t)$. Частотный образ задается ее Фурье-образом $\bar{\psi}(t)$, который задает огибающую спектра вейвлета. Если вейвлет в пространстве сужается, его «средняя частота» повышается, спектр вейвлета перемещается в область более высоких частот и расширяется. Этот процесс можно считать линейным – если вейвлет сужается вдвое, то его средняя частота и ширина спектра возрастают также вдвое.

Даже интуитивно понятно, что совокупность волновых пакетов, напоминающих модулированную импульсами синусоиду, способна хорошо представлять локальные изменения сигналов. Но тем не менее, вопрос о представлении произвольного сигнала в произвольно заданной промежуток времени пока остается открытым. Он решается при помощи кратномасштабного анализа и ортогональных вейвлетов.

Для реализации представления сигнала на основе суммирования представления с детализирующими локальными представлениями в его разных местах существует ряд вейвлетов, относящихся к ортогональным. Их можно создать, в общем случае, на представлении пространства сигналов V в виде системы вложенных подпространств V_j , отличающихся друг от друга только перемасштабированием независимой переменной. Основанный на этом анализ называют кратномасштабным анализом (multiresolution analysis) – КМА.

Итак, при помощи вейвлетов сигнал представлен совокупностью волновых пакетов – вейвлетов, сформированных при помощи некоторой базовой функции $\psi_0(t)$. Эта совокупность, разная в разных частях временного интервала определения сигнала, и представляет последний с той или иной степенью детальности. Данный подход называется вейвлет-анализом сигнала.

Количество применяемых при разложении сигнала вейвлетов задает уровень декомпозиции сигнала. При этом за нулевой уровень декомпозиции принимается сам сигнал, а уровни декомпозиции образуют ниспадающее вейвлет-дерево того или иного вида. Точность представления сигнала по мере перехода на более низкие уровни декомпозиции снижается, но зато появляется возможность вейвлет-фильтрации сигналов, удаления из сигналов шумов и аффективной компрессии сигналов.

Применение непрерывного вейвлет-преобразования для выделения объектов базируется на следующем обстоятельстве: при сопоставимых размерах особенности и фильтра, амплитуда вейвлета, соответствующего области особенности, стремиться к максимуму.

Данное свойство выполняется как для одномерных, так и для двумерных вейвлетов.

Ввиду того, что локальные особенности изображений являются двумерными, то очевидно, что они на изображениях могут обладать анизотропными характеристиками (например, размеры объекта по каждому из направлений просмотра изображения могут существенно различаться).

В этом случае для фильтрации особенностей целесообразно использовать сепарабельное вейвлет-преобразование отдельно по строкам и столбцам изображения. При этом фильтрация каждой особенности будет заключаться в фильтрации особенностей одномерных сигналов, соответствующих строкам или столбцам изображения, на которых эти особенности проявляются.

Такая постановка задачи, очевидно, позволяет разрабатывать алгоритмы фильтрации с выбором масштабирующего коэффициента адаптивно к размеру поперечного сечения особенности в заданной точке и направлении.

Другим возможным подходом к фильтрации подобных особенностей является использование двумерного непрерывного вейвлет-преобразования. Одним из возможных вариантов используемого при этом вейвлета может служить вторая производная функции Гаусса, обобщенная на двумерный случай [63-67].

Для двумерного преобразования возможно задание двух различных масштабирующих коэффициентов, что приводит к различной степени сжатия вейвлета по двум осям. Тогда возможна фильтрация особенностей с различными размерами по двум направлениям, которые могут быть заданы углом поворота вейвлета.

Таким образом, использование вейвлет-преобразования в задачах анализа дефектоскопических изображений позволяет, по сравнению с традиционно применяемыми подходами к обработке изображений, получить более качественные результаты. Это обусловлено следующим: возможностью проводить обработку изображений на фоне помех без снижения информативности исходных снимков; приспособленностью двумерных вейвлетов к изменениям геометрических характеристик объектов изображений в зависимости от направления просмотра; возможностью анализировать характеристики изображений на тех масштабах разложения, на которых эти характеристики проявляются лучшим образом [65].

2.8 Выводы по главе

В данной главе рассмотрены основные методы, применяемые при ЦОИ. Акцент был сделан на основных свойствах этих методов.

В настоящее время достаточно часто для улучшения цифровых изображений применяют методы пространственной обработки. По этой причине рассмотрение этих методов обусловлено их фундаментальной значимостью для проведения диссертационных исследований.

Были рассмотрены методы улучшения изображений, в том числе методы фильтрации с использованием пространственных масок.

В настоящее время считается, что улучшение изображений как область знаний представляет из себя набор апробированных на практике средств для получения удовлетворительных результатов в конкретных приложениях. Большая часть используемых методов базируется на хорошем математическом или статистическом обосновании, но их использование строго проблемно-

ориентированно. Можно сказать, что улучшение изображений больше искусство, чем наука. А вот методы восстановления, в отличие от рассмотренных методов улучшения изображений, базируются в большей степени на объективных критериях, чем на субъективных. По существу, методы восстановления значительно лучше структурированы.

Сегментация изображения является важным предварительным шагом большинства задач автоматического распознавания образов и анализа сцен. Выбор того или иного метода сегментации диктуется по большей части специфическими особенностями рассматриваемой задачи.

Вейвлеты и вейвлет-преобразования являются сравнительно новыми средствами обработки изображений, причем круг задач, для решения которых они применяются, стремительно расширяется.

Неполный список приложений, которые допускают подход с позиций вейвлет-анализа, включает задачи сопоставления, регистрации, сегментации, подавления шумов, улучшения, сжатия и морфологического анализа.

3 Разработка процедур автоматизированного выбора методов цифровой обработки и анализа изображений при решении задач дефектоскопии

В настоящее время выбор наилучших вариантов выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии связан с большими затратами труда и времени проектировщиков и во многом зависит от их опыта. Это требует совершенствования технологии предпроектных работ на основе автоматизации принятия обоснованных решений [67-75]. А отсюда следует актуальность темы разработки процедур автоматизированного выбора методов цифровой обработки и анализа изображений, исходя из необходимости разработки теоретических и практических вопросов автоматизированного выбора наилучших методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии.

3.1 Процедура выбора параметров при Винеровской фильтрации

Винеровский фильтр (ВФ), названный по имени Н. Винера, который предложил данный подход, – это один из самых первых разработанных методов восстановления изображений. При помощи ВФ вычисляется приближение \bar{f} , минимизирующее среднеквадратическое отклонение:

$$e^2 = M(f - \bar{f})^2,$$

где M – математическое ожидание,

f – исходное изображение.

В частотной области формула для решения этой экстремальной задачи выглядит так:

$$\bar{F}(u,v) = \left[\frac{1}{H(u,v)} \times \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2 + S_n(u,v)/S_f(u,v)} \right] \cdot G(u,v), \quad (3.1)$$

где $H(u,v)$ – искажающий оператор (функция);

$G(u,v)$ – Фурье–образ искаженного изображения

$|H(u,v)|^2 = H(u,v)H(u,v)$;

$H(u,v)$ – комплексно-сопряженная функция $H(u,v)$;

$S_{\eta}(u, v) = |N(u, v)|^2$ – энергетический спектр шума;

$S_f(u, v) = |F(u, v)|^2$ – спектр неискаженного изображения;

$S_{\eta}(u, v) / S_f(u, v)$ – энергетическое соотношение шум/сигнал (NSPR, Noise-to-Signal-Power Ratio).

Из определения NSPR видно, что если $S_{\eta}(u, v) = 0$ для любых u и v , то NSPR тоже равно нулю. В этом случае ВФ переходит в инверсный фильтр.

В разработанной ниже процедуре автоматизированного выбора параметров ВФ будут участвовать две величины:

$$\eta_A = \frac{1}{MN} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N S_{\eta}(u, v) \text{ – средняя энергия шума;}$$

$$f_A = \frac{1}{MN} \sum_{u=1}^M \sum_{v=1}^N S_f(u, v) \text{ – средняя энергия изображения.}$$

Величины M и N равны размерностям матрицы изображения или шума.

Из определения величин η_A и f_A следует, что они скаляры. Их отношение можно использовать при построении постоянной матрицы, в которой $S_{\eta}(u, v) / S_f(u, v)$ заменяют η_A / f_A . В этом случае, даже не зная истинное NSPR, можно в интерактивном режиме, экспериментально изменяя константу η_A / f_A , наблюдать за результатами восстановления. Такой метод носит название – параметрический винеровский фильтр.

Схема алгоритма автоматизированного выбора параметров ВФ, объединяющего параметрический винеровский фильтр и NSPR представлена на рисунке 5.

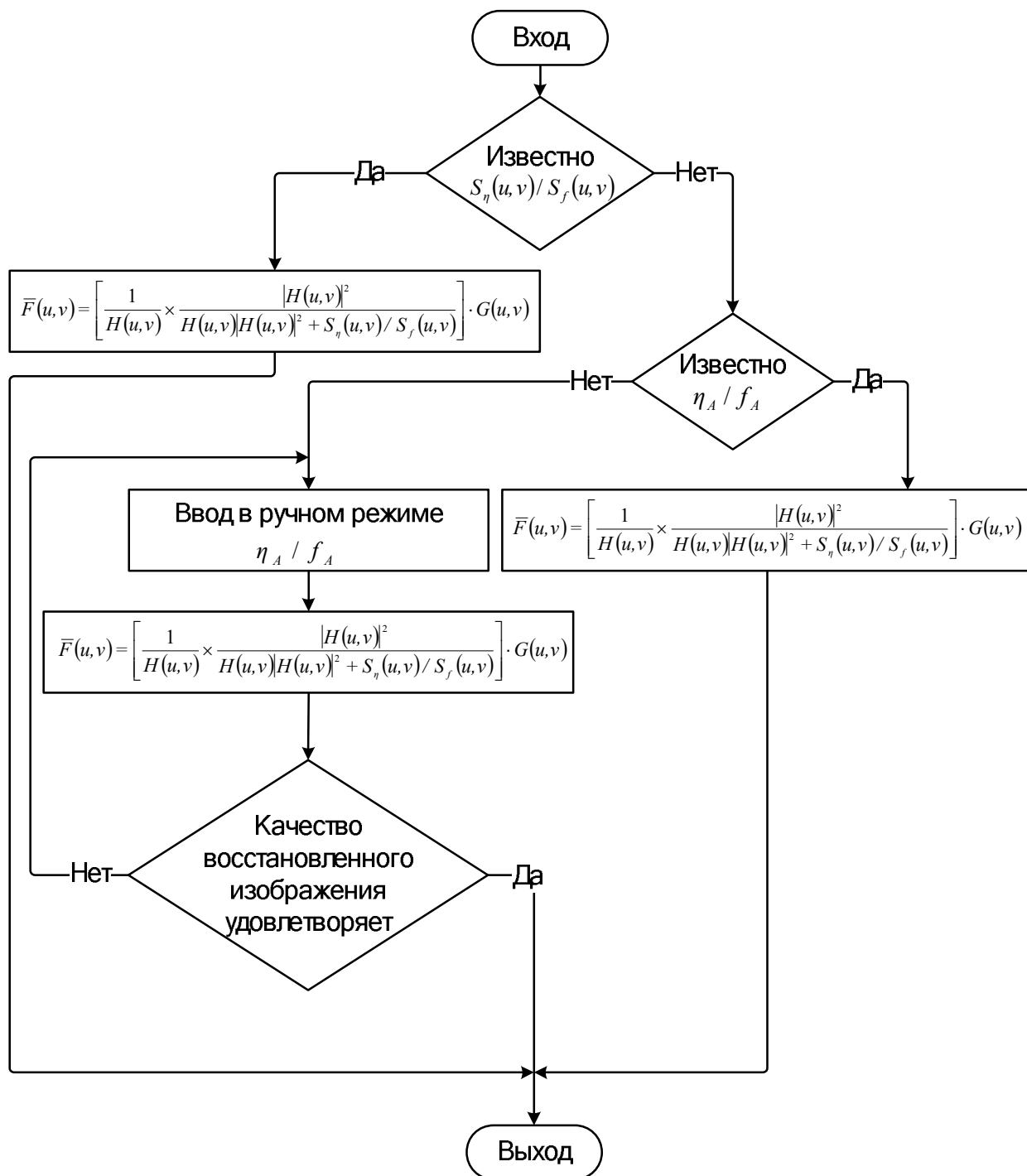


Рисунок 5. - Схема алгоритма автоматизированного выбора параметров Винеровского фильтра

3.2 Процедура выбора параметров для маски Лапласа

Оператор Лапласа изображения $f(x, y)$ можно записать так [77]:

$$\Delta f(x, y) = \nabla^2 f(x, y) = \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} + \frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2}. \quad (3.2)$$

Так как изображение представляется дискретной функцией, то в качестве приближений (3.2) используются различные формулы, например:

$$\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial x^2} = f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y),$$

$$\frac{\partial^2 f(x, y)}{\partial y^2} = f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y).$$

Отсюда следует, что:

$$4f(x, y) = [f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1)] - 4f(x, y).$$

и соответствующая маска Лапласа имеет вид:

$$ML_I = \begin{pmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

Кроме того, в практике ЦОИ применяются следующие фильтры (маски) высоких частот Лапласа:

$$ML_2 = \begin{pmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & -8 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad ML_3 = \begin{pmatrix} -1 & -3 & -4 & -3 & -1 \\ -3 & 0 & 6 & 0 & -3 \\ -4 & 6 & 20 & 6 & -4 \\ -3 & 0 & 6 & 0 & -3 \\ -1 & -3 & -4 & -3 & -1 \end{pmatrix}.$$

Если качество восстановленного изображения не устраивает оператора, то он может выбрать следующую маску:

$$ML_\alpha = \begin{pmatrix} \frac{\alpha}{1+\alpha} & \frac{1-\alpha}{1+\alpha} & \frac{\alpha}{1+\alpha} \\ \frac{1-\alpha}{1+\alpha} & -\frac{4}{1+\alpha} & \frac{1-\alpha}{1+\alpha} \\ \frac{\alpha}{1+\alpha} & \frac{1-\alpha}{1+\alpha} & \frac{\alpha}{1+\alpha} \end{pmatrix}.$$

В этом случае, оператор в интерактивном режиме подбирает подходящий параметр α для более «тонкой» настройки. Схема алгоритма автоматизированного выбора маски Лапласа представлена на Рисунке 6.

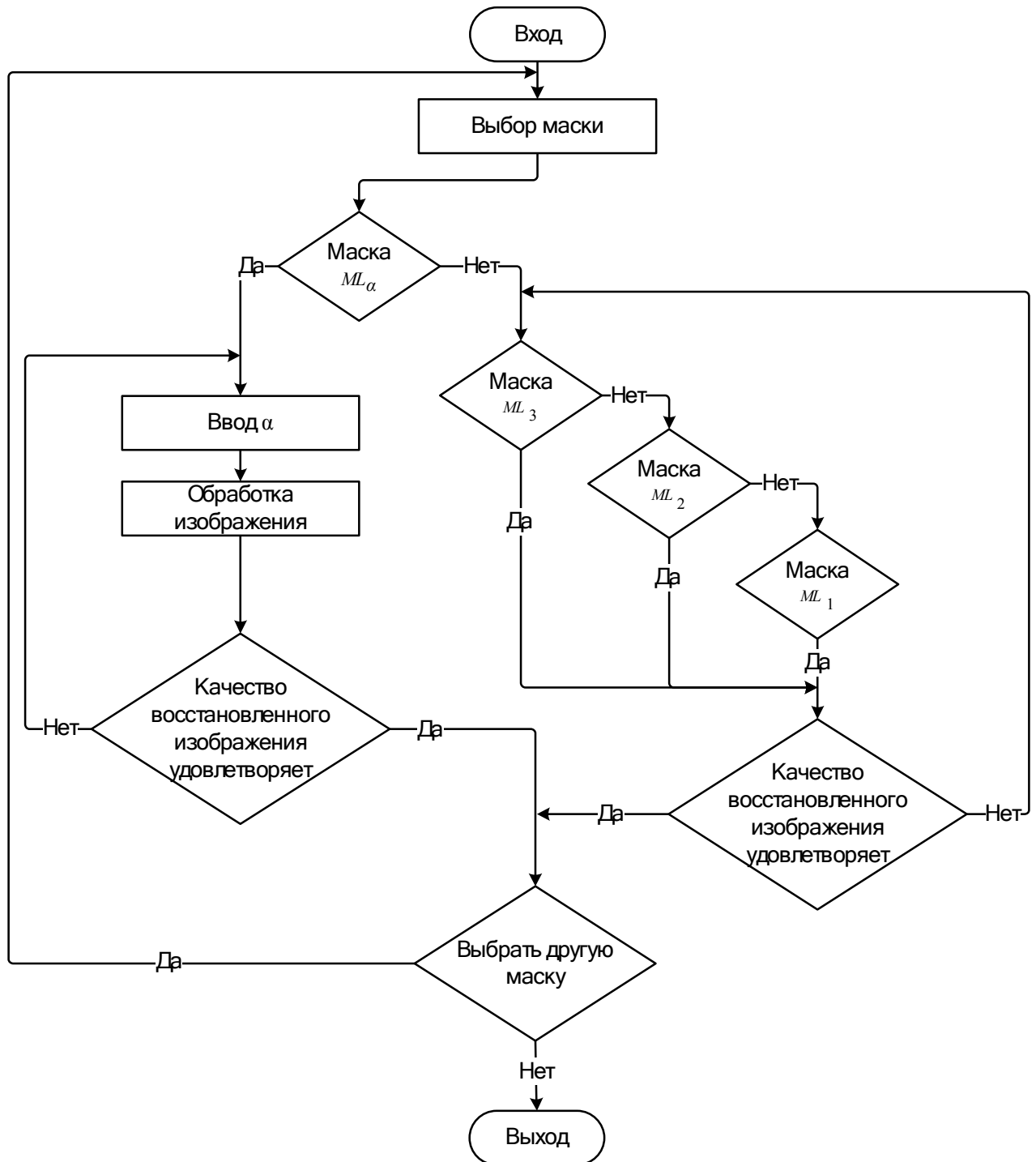


Рисунок 6. - Схема алгоритма автоматизированного выбора параметров маски Лапласа

3.3 Процедура выбора метода выделения границ

Процедура автоматизированного выбора метода выделения границ позволяет оператору воспользоваться методами, рассмотренными в 2.3. Это метод Собеля, перекрёстный оператор Робертса, оператор Кэнни, выделение границ методами второго порядка, дифференциальное выделение границ, частотный метод обнаружения границ. Все эти методы более детально рассмотрены в 2.3.

Блок-схема разработанного алгоритма автоматизированного выбора метода выделения границ представлена на рисунке 7.

В идеале рассмотренные выше методы должны обнаруживать только пиксели, принадлежащие краям и перепадам яркости. Однако на практике выделенные пиксели редко относятся только к этой категории в силу многих причин: воздействия шума, разрыва краев из-за неравномерного освещения и других факторов, которые вносят ложные перепады яркости в изображения. Поэтому за алгоритмом обнаружения краев обычно следует процедура компоновки выделенных пикселей краев в настоящие, осмысленные линии и краевые сегменты. Один из подходов к выполнению подобных действий основан на преобразовании Хафа [78-86].

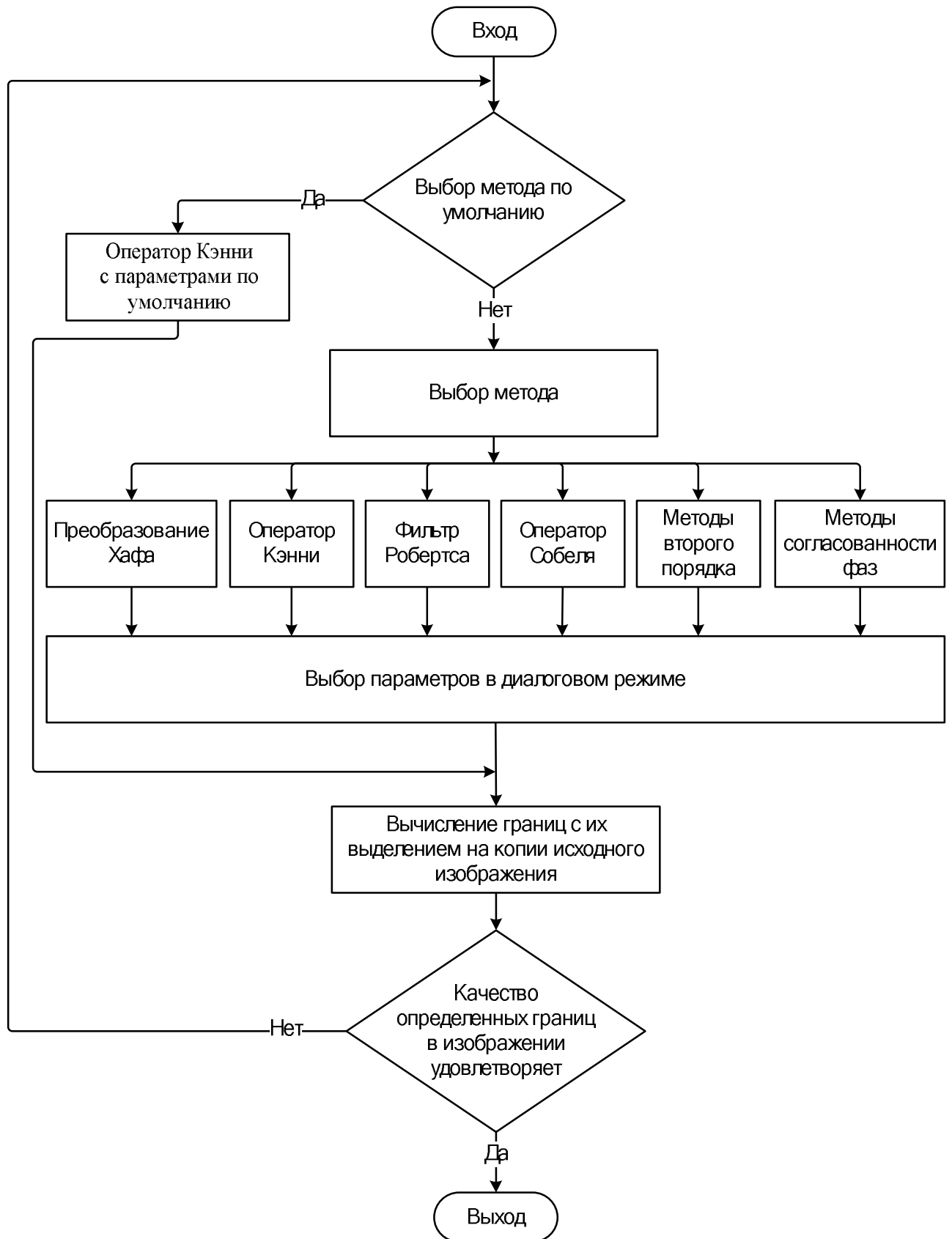


Рисунок 7. - Схема алгоритма автоматизированного выбора метода выделения границ

3.4 Процедура выбора метода обработки смаза

В ходе работы над диссертацией были разработаны автоматизированные процедуры обработки смаза. Все они базируются на решении неклассического уравнения Вольтерра I рода:

$$I = \frac{1}{\Delta} \int_x^{x+\Delta} f(\xi)_y d\xi = g_y(y) + \delta y,$$

где δy – помеха (шум). Для удобства аналитического описания предполагаем шум приблизительно Гауссовым [44];

$g_y(y) + \delta y$ – измеренный сигнал (изображение);

Δ – величина смаза;

$f(\xi)_y$ – искомое распределение интенсивности на неискаженном изображении.

Значение Δ часто априори неизвестно и его обычно определяют путем подбора, на основе визуальной оценки получаемых для ряда значений $f(\xi, y)$ решений [45-47].

Достаточно часто оценку величины Δ , а также направление смаза определяют по штрихам на снимке. Этот метод особенно эффективен, если хотя бы один из этих штрихов есть результат смазывания яркой точки на изображении.

Изображение, полученное в результате смаза, может быть представлено в виде исходного изображения, к которому применен смазывающий оператор – функция импульсного отклика. В таком случае задача восстановления смазанного изображения будет состоять из двух этапов: нахождение функции импульсного отклика и получение исходного изображения по найденной функции [86, 88]. Если смаз инвариантен к сдвигу, он может быть смоделирован с помощью конволюции (свертки) скрытого изображения с ядром сдвига, где ядро описывает след от датчика. Тогда удаление смаза, полученного при движении, осуществляется операцией деконволюции. Существует несколько подходов к восстановлению изображений. При «неслепой» деконволюции ядро сдвига

известно, и задача состоит в том, чтобы восстановить скрытое изображение из искаженного, используя это ядро – классические линейные методы восстановления. Существует много методов деконволюции, применяемых в такой ситуации, таких как обратная фильтрация, фильтр Винера, фильтрация методом наименьших квадратов, рекурсивный фильтр Калмана и принудительные итеративные деконволюционные методы [89].

Во многих практических ситуациях функция смаза часто неизвестна, а количество информации о реальном изображении очень мало. Поэтому исходное изображение должно быть восстановлено непосредственно из смазанного с использованием неполной информации о процессе смаза. Такие оценочные подходы, в которых модель искажения предполагается линейной, называются слепой деконволюцией [90, 91]. Методы слепого восстановления содержат много проблем, не имеющих однозначного решения, поэтому в этой области возможно проведение многочисленных исследований. Слепое восстановление изображений применяется в различных технических областях, таких как астрономические изображения, дистанционное зондирование, рентгенография, оптика, фотография, приложения высоких разрешений, приложений отслеживания движений и многих других [92].

Ввиду того, что число неизвестных превышает число известных данных, слепая деконволюция одиночного объекта – это некорректная задача. Проблемой существующих методов является неустойчивость решения, поэтому для получения точного решения задачи восстановления необходимо использовать априорную информацию об изображении, такую как неотрицательность изображения и параметрическую форму функции импульсного отклика [86]. Чтобы уменьшить некорректность слепой деконволюции, накладываются такие ограничения на смаз, как линейность параметризованного движения. Также смаз предполагается однородным по всему изображению [90]. На данный момент не существует универсальных алгоритмов решения проблемы. Все алгоритмы дороги в вычислительном отношении, требуют большой предварительной

обработки и полагаются на экспертные знания пользователя или нуждаются в существенных взаимодействиях с ним для алгоритмической калибровки [93]. Из-за плохо изложенной природы частой проблемой алгоритмов являются нехватка стабильности, надежности и сходимости [89,94].

Постановка задачи.

Задача слепой деконволюции состоит в получении четкого изображения путем восстановления исходного смазанного изображения. Кроме того накладывается условие о незнании ядра смаза.

Целью слепой деконволюции является определение $f(\xi)_y$ и Δ из измеренного сигнала. Данная задача плохо обусловлена и существует бесконечный набор пар $(f(\xi)_y, \Delta)$, удовлетворяющий измеренному сигналу.

Некорректная природа проблемы предполагает, что для измеренного сигнала или Δ должны быть введены дополнительные предположения [91]. В данной работе в качестве дополнительного условия предполагается, что Δ неотрицательно и его величина мала по сравнению с размером изображения.

Схема алгоритма решения задачи устранения смаза представлена на рисунке 8.

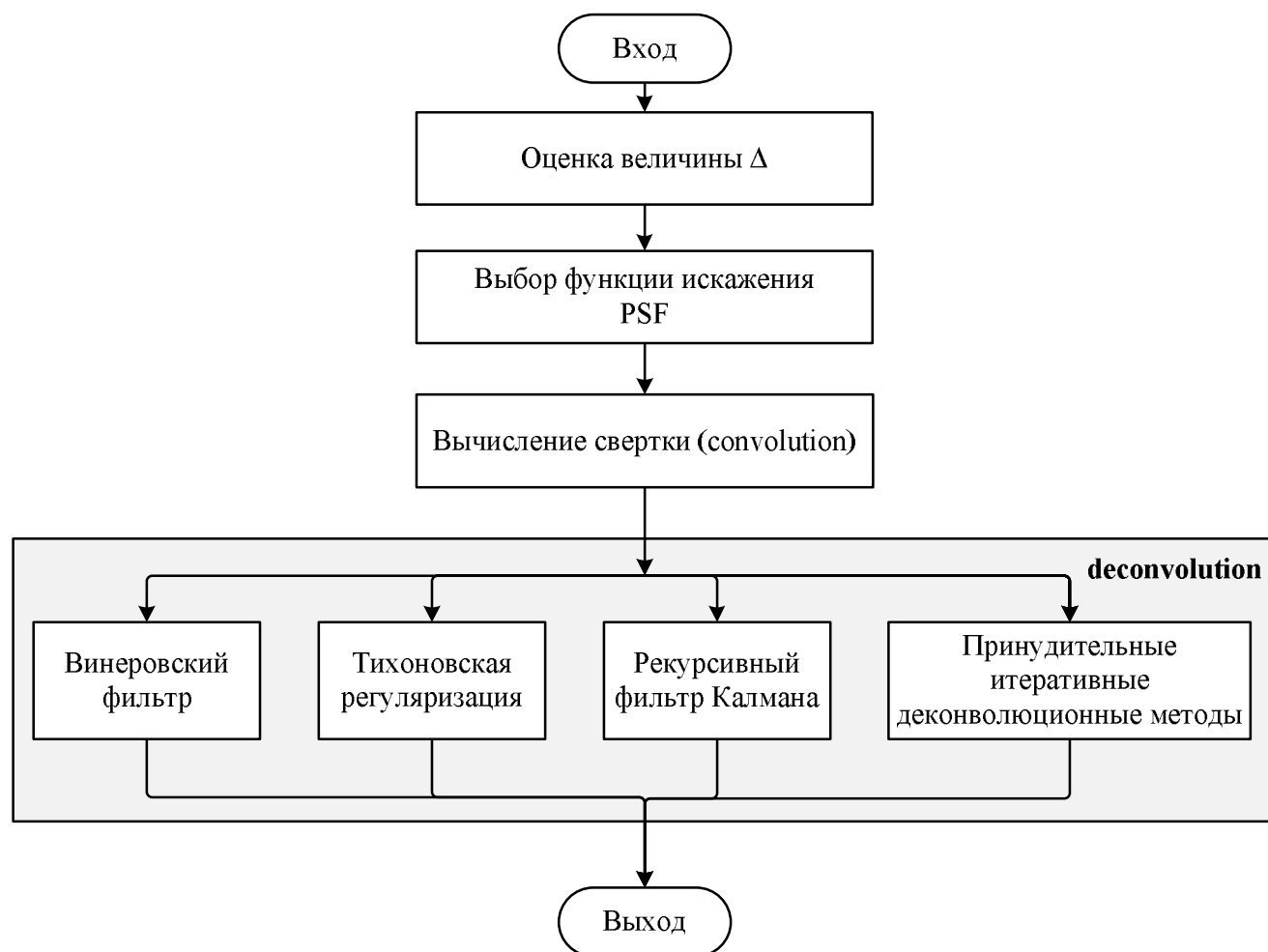


Рисунок 8. - Схема алгоритма решения задачи устранения смаза

3.5 Выводы по главе

В данной главе представлены разработанные автоматизированные процедуры: выбора параметров при Винеровской фильтрации; выбора параметров для маски Лапласа; выбора метода выделения границ; выбора метода обработки смаза.

Все эти процедуры базируются на математическом аппарате и методах, рассмотренных в Главе 2. Результаты вычислительных экспериментов, полученных при помощи разработанных процедур, будут представлены в Главе 4.

4 Моделирование процессов решения задач дефектоскопии

Под *математическим моделированием* будем понимать процесс установления соответствия данному реальному объекту некоторого математического объекта (математической модели, ММ), и исследование этой

ММ, позволяющее получать характеристики рассматриваемого реального объекта [10, 95-97].

В самом общем случае вид ММ зависит как от природы реального объекта, так и задач исследования объекта и требуемой достоверности, и точности решения этой задачи. Любая ММ, как и всякая другая, описывает реальный объект лишь с некоторой степенью приближения к действительности.

В дальнейшем под ММ будем понимать различные множества соотношений, таких как уравнения, неравенства, логические условия, операторы и т.д., определяющие параметры состояний объекта моделирования. Выходные значения параметров реакции определяются через зависимости от значений параметров состояния объекта-оригинала, входных воздействий, начальных и граничных условий, а также времени.

Полученные достижения в области применения компьютерной техники для целей моделирования у многих пользователей часто вызывают иллюзию, что применение современной вычислительной техники гарантирует возможность анализа любой сложной системы. Но пользователи упускают тот факт, что в основе любой ММ лежит требующий больших затрат времени и материальных ресурсов предварительный анализ явлений, происходящих в объекте-оригинале.

От того, как полно исследованы реальные явления, как грамотно произведена их формализация и алгоритмизация, зависит в конечном итоге успех моделирования конкретного объекта-оригинала [95].

4.1 Вычислительные эксперименты для решения задачи восстановления изображений

4.1.1 Выбор маски Лапласа

Для выбора маски Лапласа, пункт 3.2, были проведены численные эксперименты, результаты которых представлены на рисунках 9 – 15.

На рисунке 9 представлено исходное изображение.

На рисунке 10 представлен результат обработки исходного изображения маской ML_1 (согласно пункту 3.2).

На рисунке 11 представлен результат обработки исходного изображения маской ML_2 .

На рисунке 12 представлен результат обработки исходного изображения маской ML_3 .

На рисунке 13 представлен результат обработки исходного изображения маской ML_α ($\alpha=0.6$).

На рисунке 14 представлен результат обработки исходного изображения маской ML_α ($\alpha=0.8$).

На рисунке 15 представлен результат обработки исходного изображения маской ML_α ($\alpha=1.0$).

По результатам экспериментов сделан вывод о целесообразности выбора маски Лапласа ML_α ($\alpha=0.8$). Обоснование вывода приведено ниже.

4.1.2 Выбор параметра регуляризации

В ходе диссертационных исследований были проведены численные эксперименты для определения параметра регуляризации в (1.1):

$$\bar{F}(u, v) = \left[\frac{H^*(u, v)}{|H(u, v)|^2 + \alpha |A(u, v)|^2} \right] \cdot G(u, v).$$

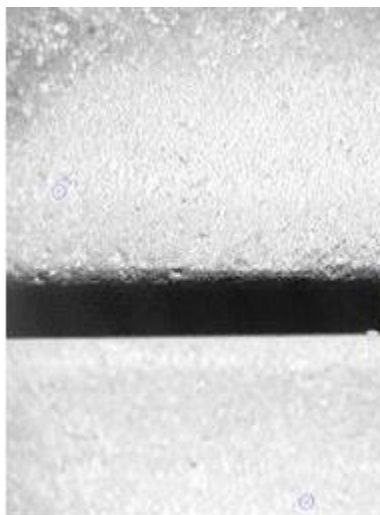


Рисунок 9. - Исходное изображение



Рисунок 10. - Результат обработки маской ML_1

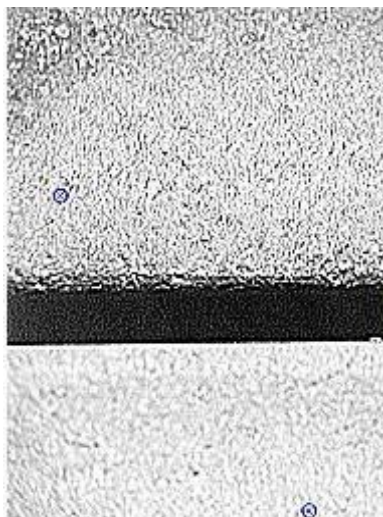


Рисунок 11. - Результат обработки маской ML_2



Рисунок 12. - Результат обработки маской ML_3

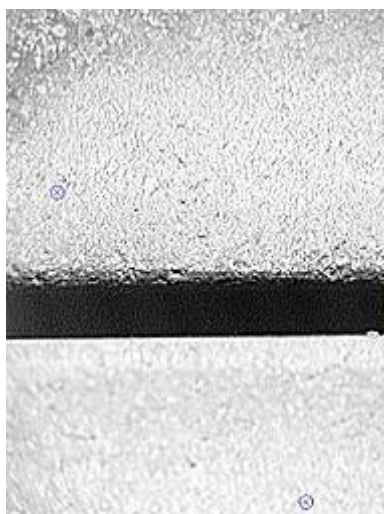


Рисунок 13. - Результат обработки маской ML_α ($\alpha=0.6$)

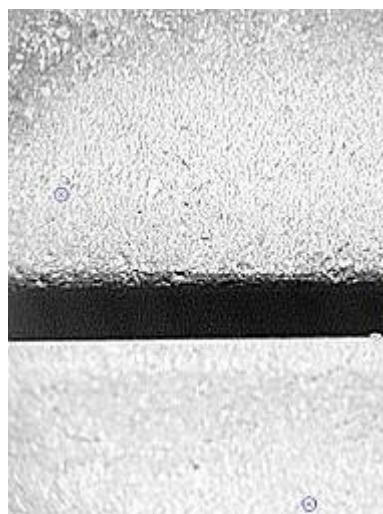


Рисунок 14. - Результат обработки маской ML_α ($\alpha=0.8$)

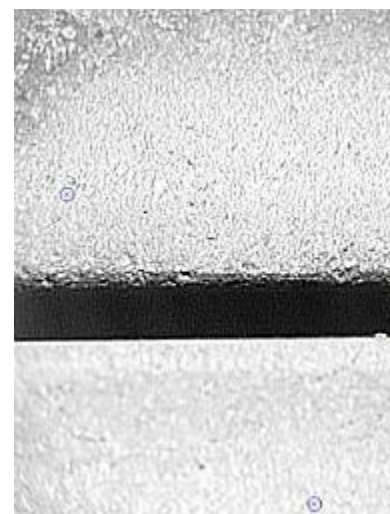


Рисунок 15. - Результат обработки маской ML_α ($\alpha=1.0$)

4.1.2.1 Выбор метода решения восстановления изображения

В первом эксперименте было взято изображение, представленное на Рисунке 16. Исходное изображение было обработано процедурой смаза с длиной в 10 пикселей. К результату был добавлен однопроцентный гауссовский шум (Рисунок 17). Восстановление изображения происходило при помощи метода квадратур с регуляризацией Тихонова: 1 – с размытыми краями и переопределенной системой линейных алгебраических уравнений (СЛАУ), 2 – с усеченными краями и СЛАУ.

В ходе эксперимента, для количественной оценки погрешности, рассчитывалось относительное среднеквадратическое отклонение (СКО) $\sigma_{rel}(\alpha)$ восстановленного изображения от исходного:

$$\sigma_{rel}(\alpha) = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m [f_{\alpha}(i, j) - f(i, j)]^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m f(i, j)^2}}, \quad (4.1)$$

где α – параметр регуляризации

$f(i, j)$ – исходное изображение;

$f_{\alpha}(i, j)$ – восстановленное изображение при заданном α .

На Рисунке 18 представлена в логарифмическом масштабе зависимость σ от параметра регуляризации α . Метод 1 представлен кривой 1, и, соответственно, метод 2 представлен кривой 2. В результате оптимальные значения α (то есть для минимального σ в случае конкретного метода) таковы:

- для метода 1: $\alpha = 0.05011$ $\sigma_{rel}(\alpha) = 0.15958$

- для метода 2: $\alpha = 0.02511$ $\sigma_{rel}(\alpha) = 0.08582$.

Таким образом, исходя из полученных результатов, для задачи восстановления изображения в дальнейшем будет применяться метод 2.

Разработанная процедура автоматизированного выбора методов расчета параметров Тихоновской регуляризации представлена на рисунке 16.

На Рисунке 19 представлены результаты восстановления зашумленного изображения методом 1 и 2.

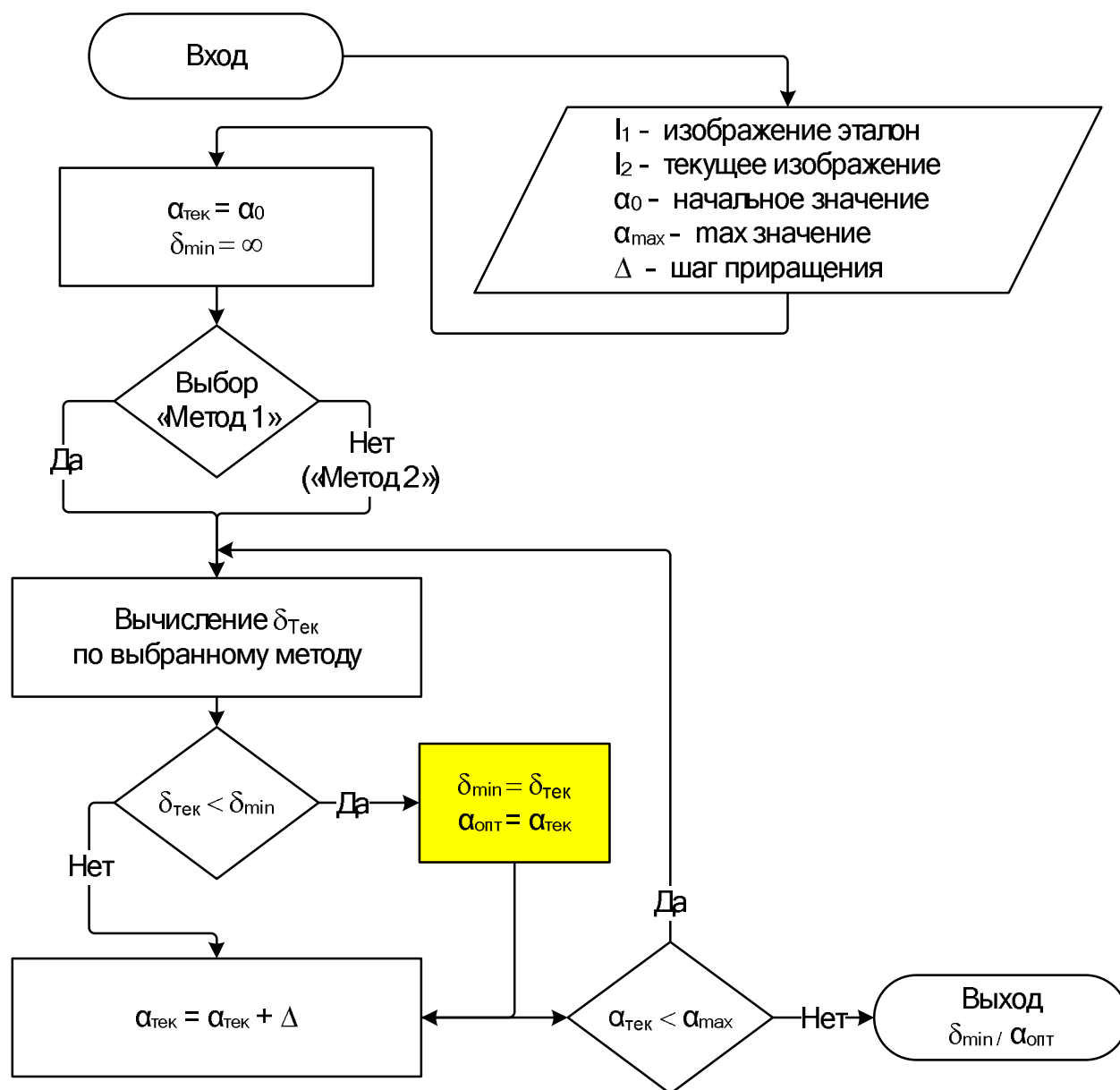


Рисунок 16. - Процедура автоматизированного выбора методов расчета параметров Тихоновской регуляризации



Рисунок 17. - Исходное и смазанное изображение

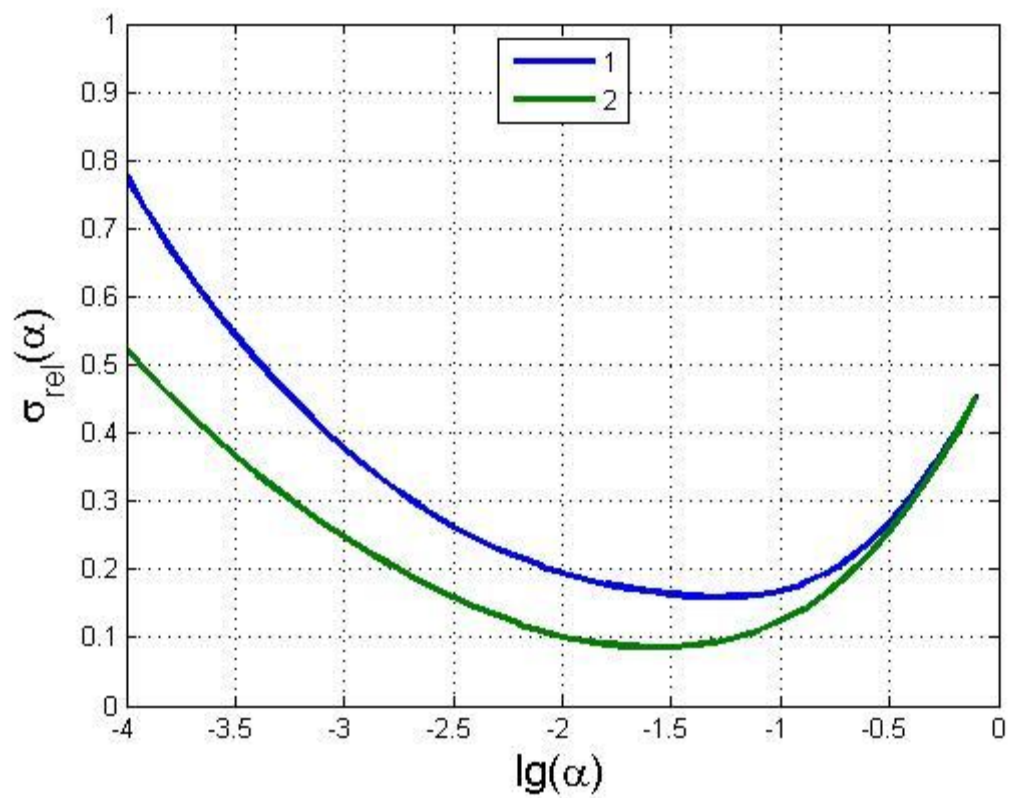


Рисунок 18. - Зависимость σ от параметра регуляризации α .

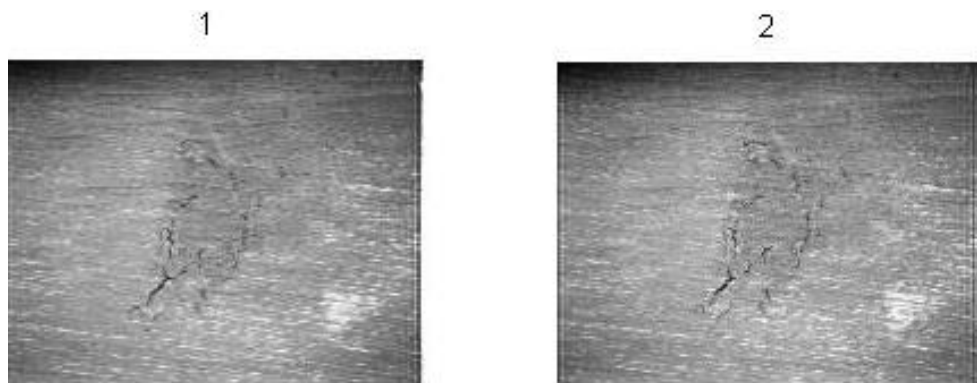


Рисунок 19. - Результаты восстановления смазанного изображения методом 1 и 2.

4.1.2.2 Определение параметра регуляризации для различных типов изображений

Во втором эксперименте определялись параметры регуляризации для различных видов дефектов, используя разработанную процедуру автоматизированного выбора методов расчета параметров Тихоновской регуляризации (рисунок 16). На Рисунке 20 представлена фотография с сеткой трещин в наплавке корпуса реактора (Трещина 1). На Рисунке 21 представлена фотография, показывающая расстояние между блоками графитовой колонны. На Рисунке 22 представлена фотография трещины - разлома графитового блока и его сдвига относительно колонны (Трещина 2). И, наконец, на Рисунке 23 представлена фотография топливной сборки с дефектом на дистанцирующей решетке (Дефект).

После этого все изображения были обработаны процедурой смаза с длиной в 10 пикселей. К результатам был добавлен полупроцентный гауссовский шум. Результаты представлены на Рисунках 24 – 27.

Далее для всех изображений методом 2 рассчитывалось $\sigma_{rel}(\alpha)$ при различных α . Результаты расчетов представлены в логарифмическом масштабе на Рисунке 28.

Полученные в результате расчетов оптимальные значения α_{opt} и $\sigma_{rel}(\alpha_{opt})$ для разных видов изображений представлены в таблице 1.

Восстановленные изображения представлены на Рисунках 29 – 32.

На восстановленных изображениях появились эффекты на краях (эффект Гиббса) [98]. С ним можно бороться различными методами, например, регуляризирующие множители Ланцоша и Фейера [98,99].

Но, так как нас интересует в основном внутренняя область, то для решения задачи обнаружения дефектов, эти эффекты не имеют существенного значения.



Рисунок 20. – Исходное изображение
Трещина 1

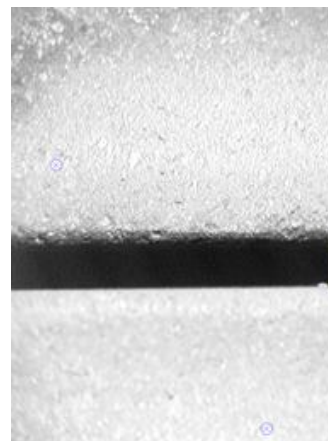


Рисунок 21. – Исходное изображение
Расстояние между блоками

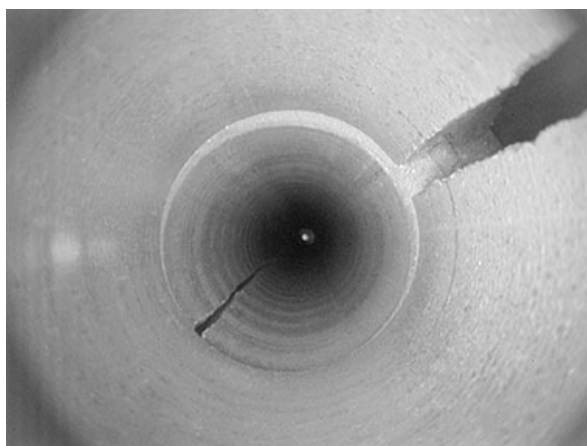


Рисунок 22. – Исходное изображение
Трещина 2

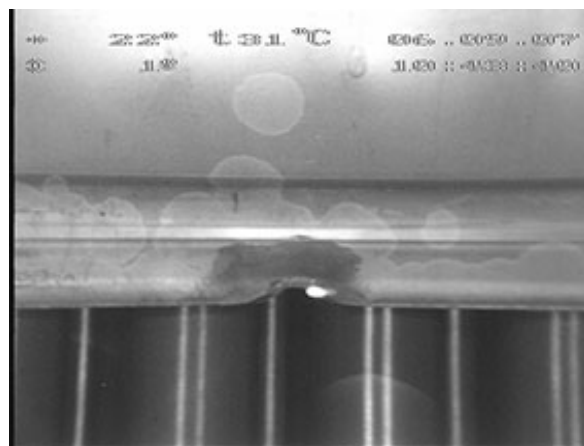


Рисунок 23. – Исходное изображение
Дефект



Рисунок 24. – Смазанное изображение
Трещина 1

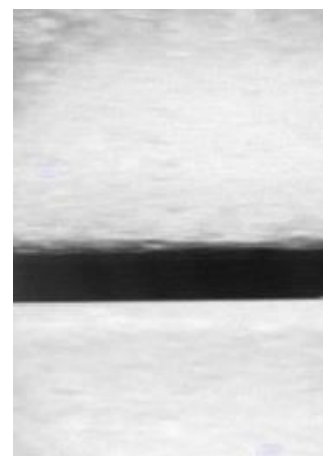


Рисунок 25. – Смазанное изображение
Расстояние между блоками

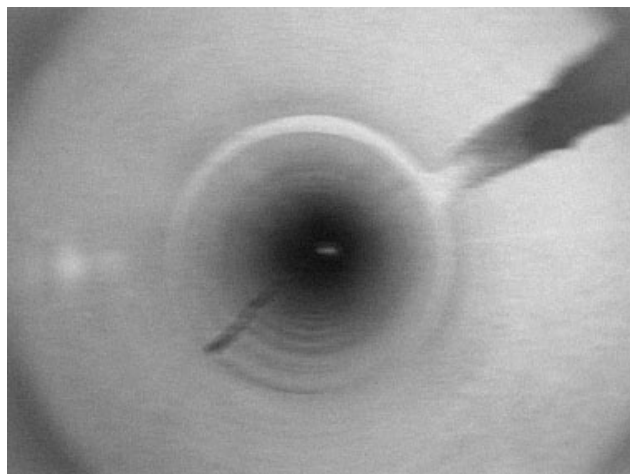


Рисунок 26. – Смазанное изображение
Трещина 2

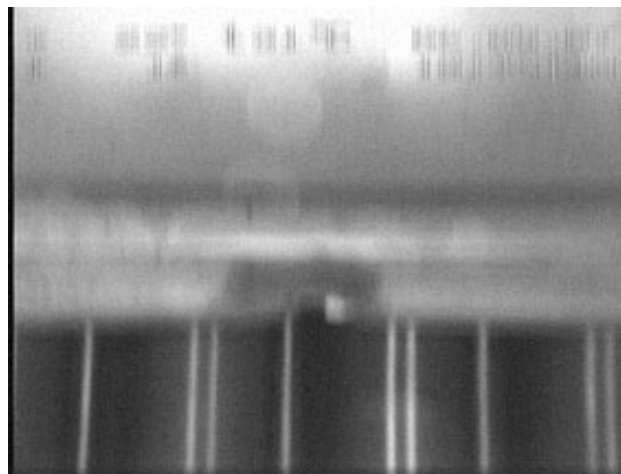


Рисунок 27. – Смазанное изображение
Дефект

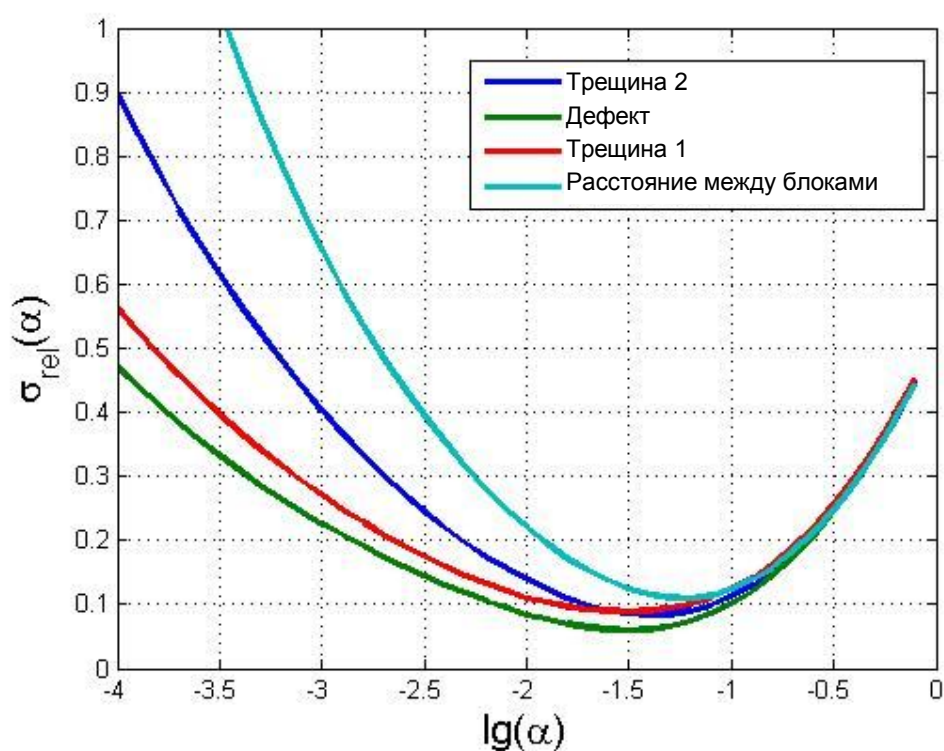


Рисунок 28. - Результаты расчетов $\sigma_{rel}(\alpha)$ регуляризации
для различных видов дефектов

Таблица 1.

Оптимальные значения α_{onm} и $\sigma_{rel}(\alpha_{onm})$ для разных видов изображений

	Расстояние между блоками	Трещина 1	Трещина 2	Дефект
α_{onm}	0.1099	0.0316	0.0398	0.0316
$\sigma_{rel}(\alpha_{onm})$	0.0630	0.0891	0.0835	0.0594

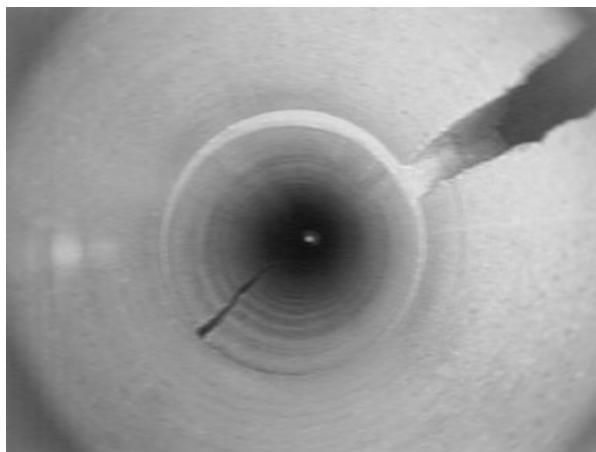


Рисунок 29. - Восстановленное
изображение Трещина 2

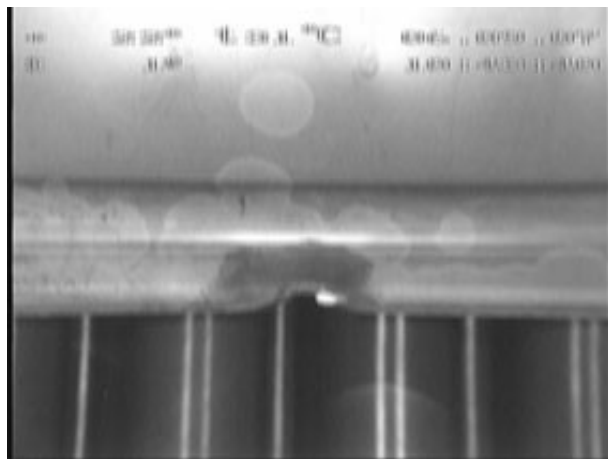


Рисунок 30. - Восстановленное
изображение Дефект



Рисунок 31. - Восстановленное
изображение Трещина 1

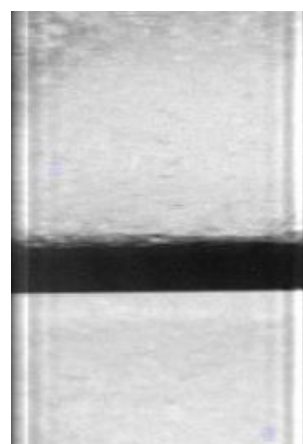


Рисунок 32. - Восстановленное
изображение Расстояние между
блоками

4.2 Вычислительные эксперименты по выделению границ объектов на изображении

В ходе диссертационных исследований были проведены численные эксперименты с выбором различных методов определения границ объектов на изображении согласно автоматизированной процедуре, разработанной выше в п. 3.3.

Полученное в 4.1 и представленное на Рисунке 14 изображение было обработано с целью выделения границ различными методами.

4.2.1 Морфологическая обработка

Для начала определим формально некоторые понятия теории множеств [100].

Под Z ниже будет обозначаться множество целых чисел. Такое обозначение является общепринятым [101].

Применяя терминологию теории множеств, определим цифровое изображение. Обозначим через A множество пар целых чисел (координат изображения, пикселей) $A = \{(x, y) | x \in Z, y \in Z\} \subset Z^2$. Тогда под цифровым изображением будем понимать отображение $f: A \rightarrow \mathfrak{R}$.

Совместно с широко применяемыми понятиями, как объединение, пересечение, разность и дополнение далее будут использованы понятия, которые используются при морфологическом анализе во время ЦОИ. Определим их. Пусть $V \subset Z^2$. Тогда.

Центральное отражение: $\hat{A} = \{w | w = -a, a \in A\}$;

Сдвиг (параллельный перенос): $A_z = \{w | w = a + z, a \in A, z \in Z^2\}$.

4.2.1.1 Применение операций дилатации и эрозии

Формально операцию дилатации множества A по множеству B можно определить следующим образом: $A \oplus B = \{w | \hat{B}_w \cap A \neq \emptyset\}$.

Здесь множество A является изображением, а множество B – структурообразующим элементом. Но можно отметить, что эта операция коммутативна, то есть $A \oplus B = B \oplus A$.

Формально операцию эрозии множества A по множеству B можно определить следующим образом:

$$A \ominus B = \{w \mid B_w \cap \hat{A} = \emptyset\}.$$

При помощи операции эрозия «ужимаются» или «утончается» объекты на бинарных изображениях. Кроме того, также как при выполнении дилатации, размер и вид эрозии обуславливается структурообразующими элементами.

На Рисунке 33 представлены фотографии исходного и бинарного изображения.

Выберем в качестве структурообразующего элемента горизонтальную прямую.

Результаты применения операций дилатации и эрозии бинарного изображения по структурообразующему элементу представлены на Рисунке 34.

4.2.1.2 Применение морфологического замыкания и размыкания

При ЦОИ операции дилатации и эрозии достаточно часто используются вместе. Например, на изображение воздействуют последовательностью операций дилатации и (или) эрозии с одним или разными структурообразующими элементами. Конкретный вид таких последовательностей называются «морфологическим замыканием» или «морфологическим размыканием». Дадим их математическую формулировку.

«Морфологическое размыкание» множества A по множеству B можно определить следующим образом: $A \circ B = (B_z \mid B_z \subseteq A)$. Тожественная запись выглядит следующим образом: $A \circ B = (A \ominus B) \oplus B$

«Морфологическое замыкание» множества A по множеству B можно определить так: $A \cdot B = (A \oplus B) \ominus B$.

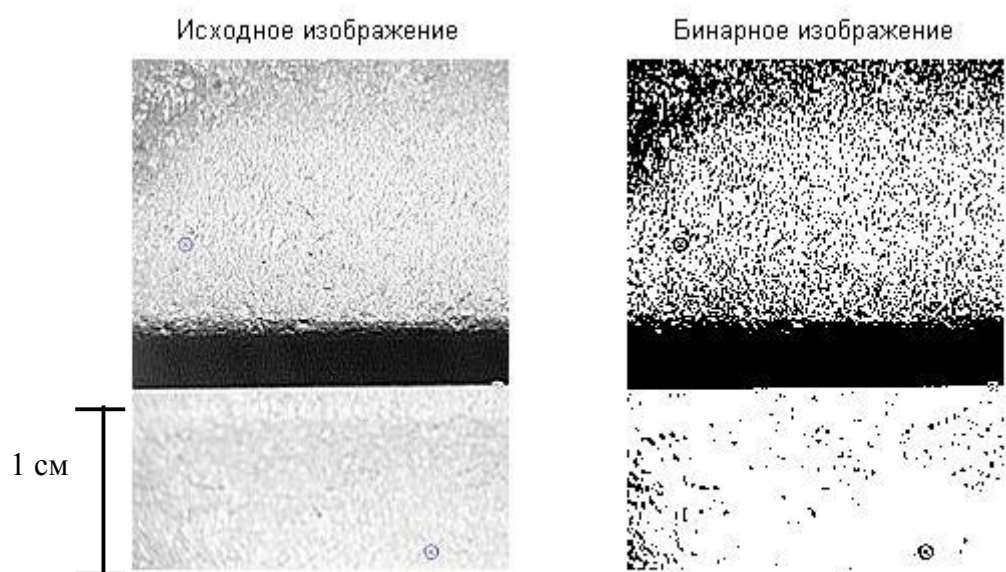


Рисунок 33. - Исходное и бинарное изображения.

Эрозия к бинарному изображению



Дилатация к бинарному изображению



Рисунок 34. - Результаты применения операций эрозии и дилатации к бинарному изображению.

Результаты применения операций «Морфологическое размыкание» и «Морфологическое замыкание» к бинарному изображению представлены на Рисунке 35.

Результаты применения операции Дилатация к результатам применения операций «Морфологическое размыкание» и «Морфологическое замыкание» представлены на Рисунке 36.

Результаты применения операции Эрозия к результатам применения операций «Морфологическое размыкание» и «Морфологическое замыкание» представлены на Рисунке 37.

Результаты расчетов по определению границ при помощи детектора Кэнни представлены на Рисунке 38.

Результаты расчета минимального расстояния между блоками представлены на Рисунке 39.

Это расстояние равно 30 пикселей. (3.6 мм).

Морфологическое размыкание



Морфологическое замыкание



Рисунок 35. – «Морфологическое размыкание»
и «Морфологическое замыкание»

Дилатация к
Морфологическому размыканию



Дилатация к
Морфологическому замыканию



Рисунок 36. - Результаты применения операций Дилатация к результатам применения операций «Морфологическое размыкание» и «Морфологическое замыкание»

Эрозия
Морфологическое размыкание



Эрозия
Морфологическое замыкание



Рисунок 37. - Результаты применения операций Эрозия к результатам применения операций «Морфологическое размыкание» и «Морфологическое замыкание»

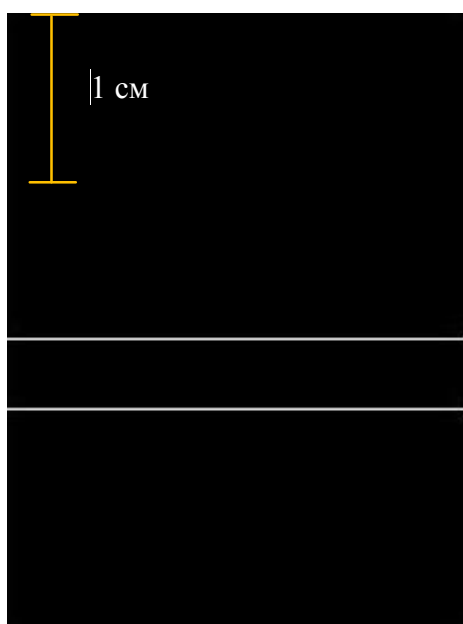


Рисунок 38. - Определение границ при помощи детектора Кэнни

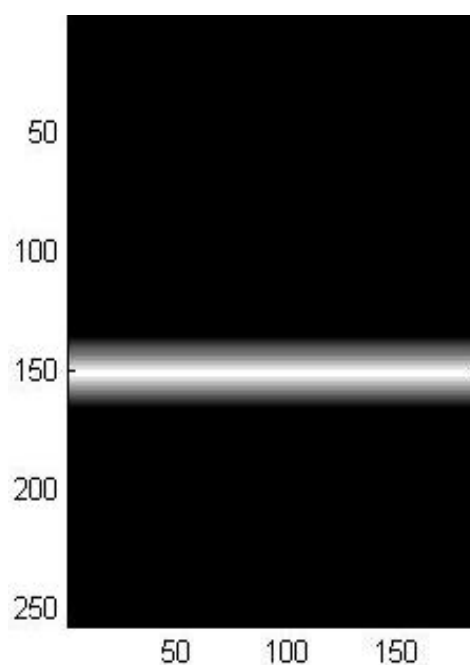


Рисунок 39. - Определение Евклидова расстояния

4.3 Моделирование задачи определения длины рельсовых стыков

4.3.1 Обработка смазанных изображений

В реальных условиях, при решении задачи определения длины рельсовых стыков, вследствие достаточно большой скорости движения платформы с установленной на ней съемочной аппаратурой, достаточно часто возникает искажение цифрового изображения (смаз) [102-104].

При проведении вычислительных экспериментов по решению задачи устранения смаза была использована проектная процедура, разработанная в пункте 3.4.

Для эксперимента было взято изображение, представленное на Рисунке 40. Это изображение было обработано процедурой смаза с длиной в 10 пикселей. К результату был добавлен однопроцентный гауссовский шум (Рисунок 41). Восстановление изображения происходило при помощи двух модификаций метода квадратур с регуляризацией Тихонова: 1 – с размытыми краями и переопределенной системой линейных алгебраических уравнений (СЛАУ), 2 – с усеченными краями и определенной СЛАУ.

В ходе эксперимента, для количественной оценки погрешности, рассчитывалось относительное среднеквадратическое отклонение (СКО) $\sigma_{rel}(\alpha)$ восстановленного изображения от исходного по формулам (4.1).

На Рисунке 42 представлена в логарифмическом масштабе (более понятная в данном случае для зрительного восприятия) зависимость σ от параметра регуляризации α . Метод 1 представлен кривой 1, и, соответственно, метод 2 представлен кривой 2. Как видно из графика, оптимальное значение α для метода 1 равно $\alpha_{1opt} = 0.1$ и $\sigma_{rel}(\alpha_1) = 0.26$. Оптимальное значение α для метода 2 равно $\alpha_{2opt} = 0.02$ и $\sigma_{rel}(\alpha_2) = 0.11$.

Согласно полученным результатам для удаления смаза рекомендуется применять метод 2 с параметром регуляризации $\alpha = 0.02$.



Рисунок 40. - Исходная фотография



Рисунок 41. - Зашумленная фотография

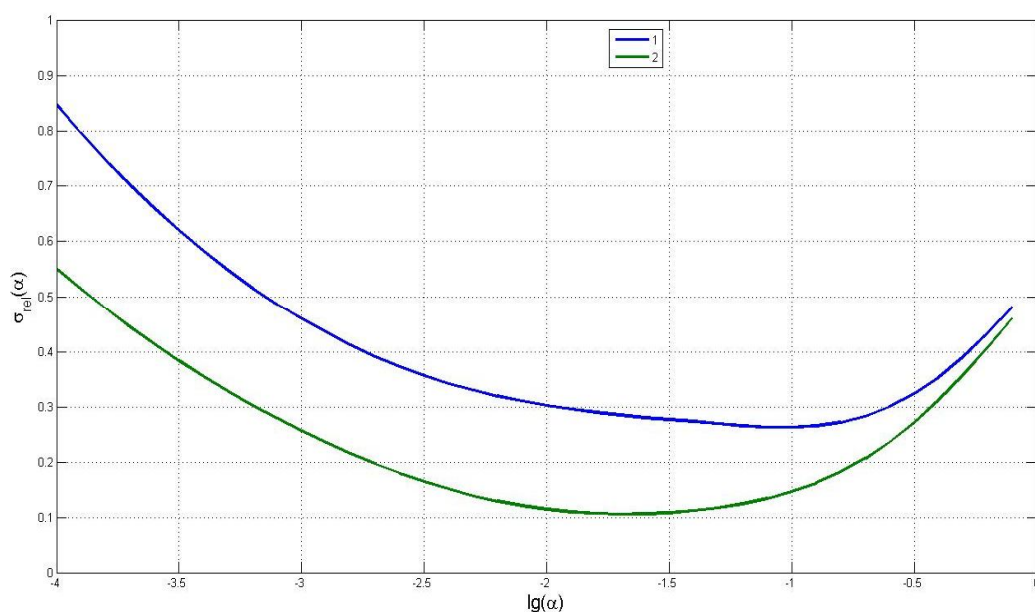


Рисунок 42. - Расчет параметра регуляризации

4.3.2 Автоматизированная оценка длины рельсового стыка

Рассмотрим разработанную методику цифровой обработки изображений, позволяющую в автоматизированном режиме оператору, обслуживающему контрольно-измерительную аппаратуру, оценивать длины рельсовых стыков. Эта методика базируется на методах морфологической обработки изображений, а именно на операции эрозии и дилатации, а также их различной совокупной последовательностью воздействий, называемых морфологическим замыканием и морфологическим размыканием.

Необходимо отметить, что измерение длины на изображении происходит в пикселях. Поэтому для перевода в метры, или его производные, необходима привязка. В представленном эксперименте это будет ширина головки рельса равная 75 мм.

4.3.2.1 Первый этап

На первом этапе производится «обрезание» исходного изображения (Рисунок 40) с целью выделения области, где имеется рельсовый стык, Рисунок

43. Далее, для более четкого выделения области рельсового стыка производим «температурную обработку» до минус 95° С (Рисунок 44).

Заканчиваем первый этап бинаризации, то есть переводом (Рисунок 44) в черно-белое (бинарное) изображение с порогом 0.09 (Рисунок 45).

4.3.2.2 Этап морфологической обработки

На данном этапе производится последовательное применение операций морфологического замыкания и размыкания с целью удаления темных пятен в светлой области и удаления светлых пятен в темной области. Для этого берется образующий элемент «Line». Этот выбор продиктован предположением, что область рельсового стыка можно практически считать прямоугольной.



Рисунок 43 Обрезанное изображение



Рисунок 44. «Холодное» изображение



Рисунок 45. Бинарный образ изображения



Рисунок 46. Результат этапа морфологической обработки

Далее рассчитываем компоненты связности. В данном примере их число составило 21. Другими словами на бинарном изображении обнаружена 21 область.

После этого происходит вычисление площадей этих областей, исключая область, помеченную как 0 (zero). Она считается фоном. Берем область с максимальной площадью. Интенсивность остальных переводим в фон. Результат этого этапа представлен на Рисунке 46.

4.3.2.3 Оценка длины рельсового стыка

На данном этапе, базируясь на предположении прямоугольной области рельсового стыка, рассчитывается максимальное евклидово расстояние в пикселах по оси X в области, представленной на Рисунке 46. Результат – 12.5 пикселей.

Для перехода к абсолютным значениям длины, воспользуемся предположением об одинаковом формате всех изображений. В этом случае ширина головки рельса равная 75 мм соответствует 155 пикселям. То есть длина в 1 пиксел на изображении всегда соответствует 0.48 мм. Эти данные всегда можно получить до начала измерений.

Таким образом, на изображении, представленном на Рисунке 40, оценка длины рельсового стыка составляет 6 мм.

4.4 Автоматизированная процедура обработки изображений при решении задачи магнитной дефектоскопии

При решении задачи поиска дефектов в поверхностных слоях стальных деталей достаточно часто применяют методы, базирующиеся на анализе рассеяния магнитных полей возле дефектов после намагничивания этих изделий [105]. В локальной области, где присутствует нарушение сплошности, происходит изменение магнитного потока. Картина распределения магнитного поля будет определяться глубиной залегания дефекта, его величиной и формой. Например, у поверхностных трещин, которые ориентированы перпендикулярно магнитному потоку, наблюдаются резко выраженное рассеяние магнитного поля.

А вот у дефектов, которые ориентированы вдоль магнитного потока, поля рассеяния практически не наблюдаются [106].

Одним из наиболее известных методов магнитной дефектоскопии является метод магнитного порошка [107]. В этом случае на поверхность намагниченной детали высыпают магнитный порошок (сухой метод) или наносят магнитную суспензию (мокрый метод) [108]. Магнитные частицы порошка или суспензии, которые попадут в зоны магнитных полей рассеяния, осядут на поверхности детали в области нахождения дефектов.

При использовании магнитной дефектоскопии основным намагничиванием является циркулярное. Продольное намагничивание применяют обычно тогда, когда предполагается, что в исследуемом изделии дефекты строго поперечные, или использование циркулярного намагничивания неприемлемо [109].

При использовании люминесцентных порошков или суспензий, на изображениях исследуемых деталей, дефекты видны значительно лучше. Поэтому появляется возможность автоматизированной обработки таких изображений [110,111]. Ниже представлена разработка автоматизированной процедуры выбора методов обработки изображений на предмет обнаружения дефектов.

4.4.1 Выбор метода улучшения изображения

Решение задачи начинается с ввода цифровой фотографии исследуемой детали [19, 112]. В настоящее время обычно используют цветное фото [5, 113].

Изображение принято определять через функцию $f(x,y)$, где x и y являются пространственными (плоскостными) координатами, а амплитуду f для каждой пары координат (x,y) называют интенсивностью или яркостью изображения в точке с этими координатами. Словосочетание «уровень серого» часто применяют для обозначения яркости монохромного изображения. Цветные изображения формируются комбинацией нескольких монохромных изображений. Например, в цветовой системе RGB цветное изображение строится из трех отдельных монохромных компонент (красной, зеленой и синей). По этой причине

многие методы и приемы, разработанные для монохромных изображений, могут быть распространены на цветные изображения путем последовательной обработки трех монохромных компонент.

В качестве примера изображения в данной работе будет обрабатываться фотография приваренного к трубе фланца (Рисунок 47). Данное изделие было обработано люминесцентной суспензией Magnaglo 14HF, создавая люминесцентный зеленый индикаторный рисунок, который наблюдается в ультрафиолетовом свете при длине волны 365 нм. Наибольший интерес представляет место сварки фланца к трубе.

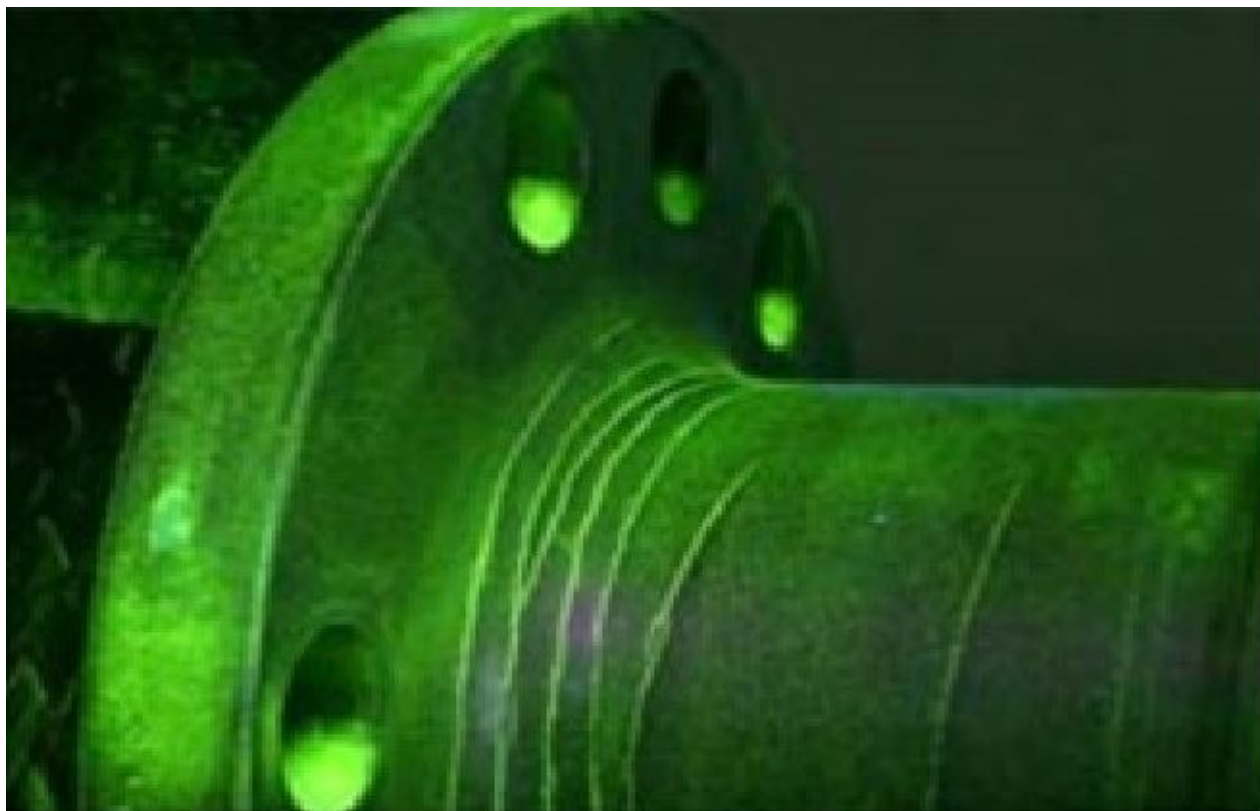


Рисунок 47. - Фотография приваренного к трубе фланца

После загрузки изображения необходимо принять решение об улучшении его качества [3]. Это связано с тем, что надежная идентификация дефектов напрямую зависит от качества анализируемого изображения [114]. Низкое качество может привести к неправильной идентификации или к недостоверному определению характеристик дефектов [16]. В связи с этим надежное качество улучшения подобных изображений является важной задачей, которую

необходимо решать в условиях слабой контрастности и низкой резкости изображений [115].

Необходимо учитывать, что методы улучшения изображений зачастую приводят к искажению информации об объектах, присутствующих на них, например, повышение контраста и усиление краев может привести к искажению формы и размеров дефектоскопического объекта, что недопустимо.

Возможным вариантом решения этой задачи является не использование методов улучшения изображений, а методов фильтрации полезного сигнала, под которыми в данном случае следует понимать изображения дефектов. Сигналы от дефектов могут быть интерпретированы как локальные неоднородности двумерного конечного нестационарного стохастического сигнала. Тогда возникает задача фильтрации локальных неоднородностей изображений на фоне помех [116].

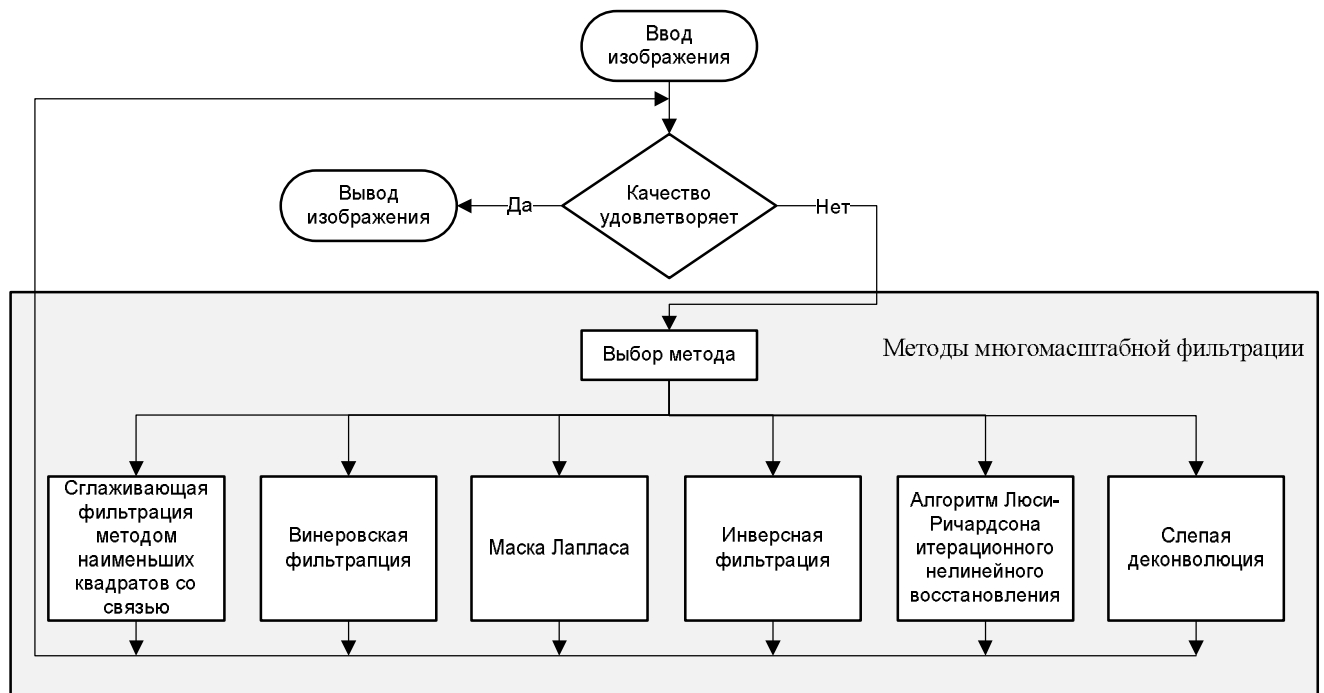


Рисунок 48. - Блок-схема автоматизированного выбора алгоритма улучшения изображения

На Рисунке. 48 Представлена блок-схема автоматизированного выбора алгоритма улучшения изображения. Как видно из Рисунка 48 в данной методике реализованы следующие методы: инверсная фильтрация, Винеровская

фильтрация, сглаживающая фильтрация методом наименьших квадратов со связью, алгоритм Люси-Ричардсона итерационного нелинейного восстановления, слепая деконволюция.

Можно отметить, что в последнее время методы слепой деконволюции приобретают все большую популярность.

Для рассматриваемого примера, наиболее предпочтительным, на субъективный взгляд автора, оказалась обработка изображения методом Люси-Ричардсона (Рисунок 49) [117].

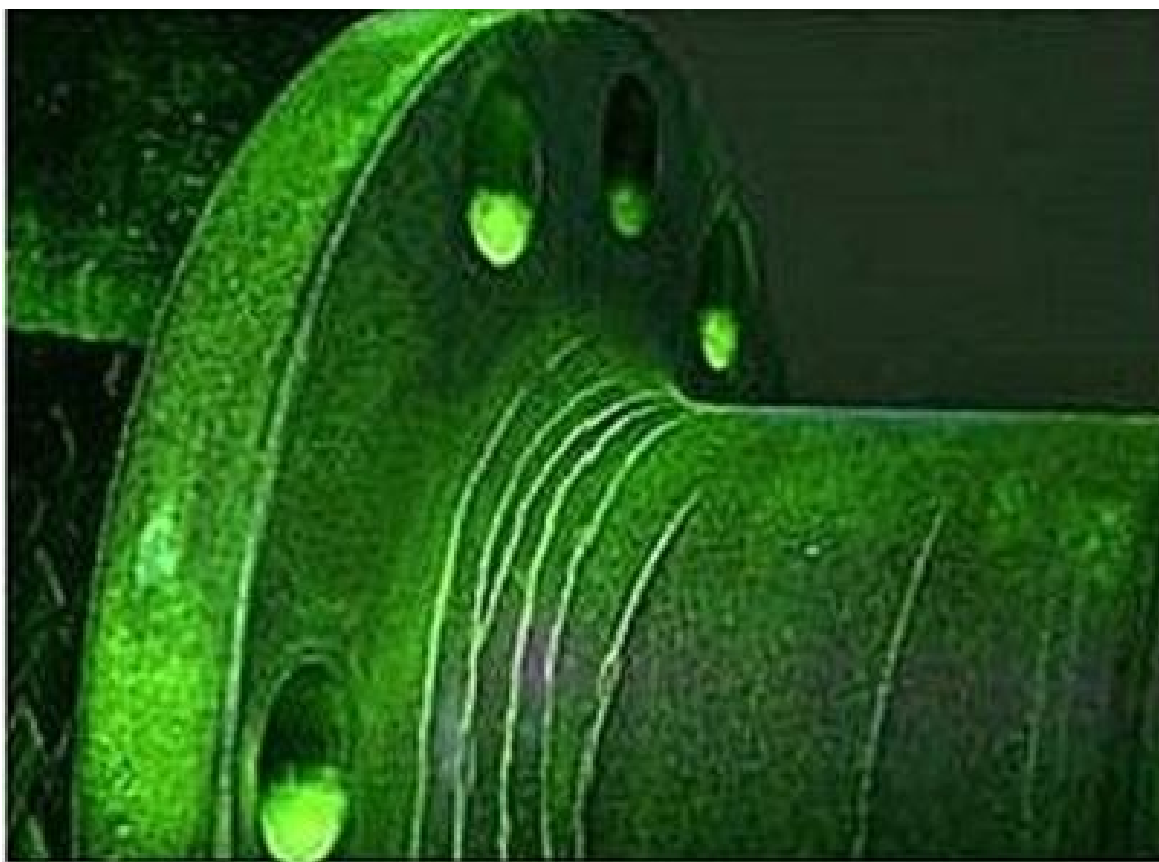


Рисунок 49. - Изображение приваренного к трубе фланца, обработанное методом Люси-Ричардсона

Можно отметить, что в последнее время методы слепой деконволюции приобретают все большую популярность.

После получения изображения удовлетворительного для исследователя качества и, используя информацию о границах объектов, полученной, например, при помощи методов, рассмотренных в 2.3, проведем морфологическую обработку этого изображения. Такая обработка нужна для извлечения

определенных компонентов изображения. Другими словами, для обнаружения дефектов, то есть для решения поставленной задачи. Тогда процесс решения поставленной задачи можно представить в виде схемы (Рисунок 48). А сам этап «Морфологическая обработка изображения» представляется в виде схемы на Рисунке 50. Продемонстрируем работу этого этапа, продолжая с ввода изображения (Рисунок 49).

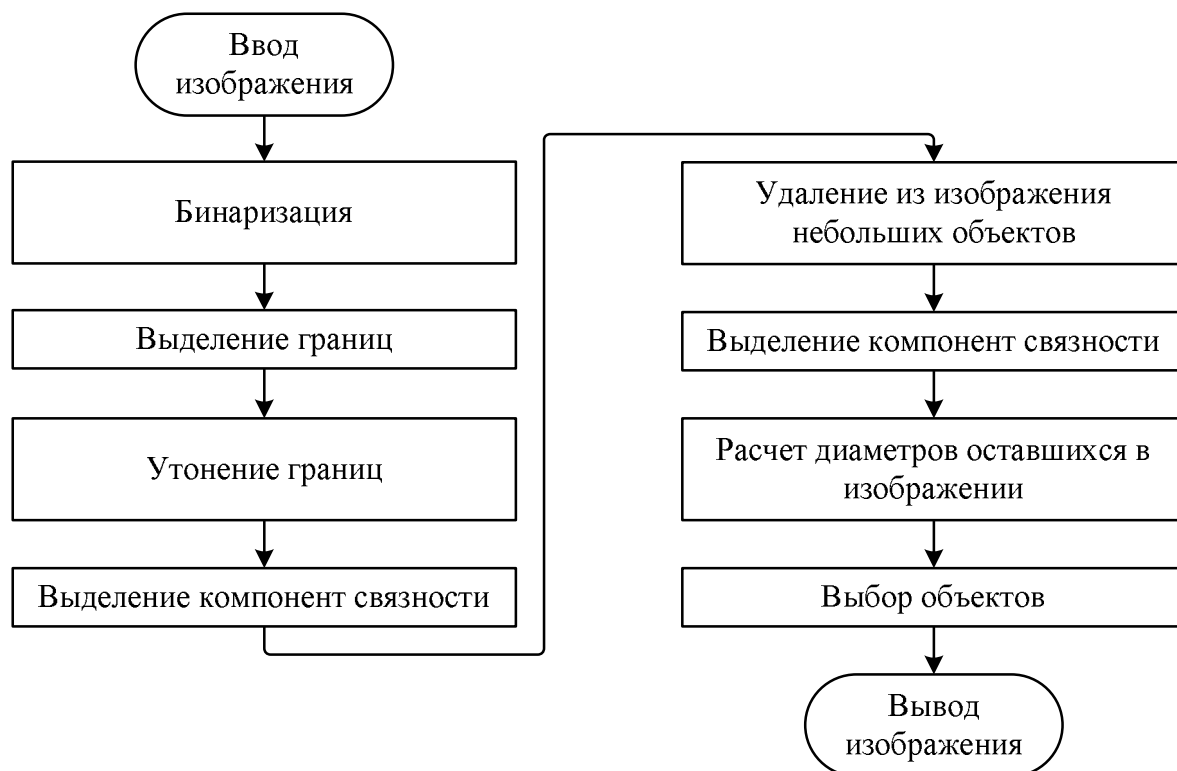


Рисунок 50. - Схема этапа «морфологическая обработка изображения»

Для начала проводится бинаризация изображения, то есть значения у пикселей изображения будут равняться 1 или 0 (Рисунок 51).

При помощи морфологической реконструкции очистим изображение от объектов, которые соприкасаются с границей. (Рисунок 52).

Далее произведем утонение границ объектов на изображении. Результат представлен на рисунке 53.

После этого на полученном изображении выделяем компоненты связности. Для рисунка 53 имеется 56 компонент связности. Это означает, что на изображении присутствует 56 объектов. При помощи операции

морфологического замыкания, и используя компоненты связности, удалим небольшие объекты на изображении. Результат представлен на рисунке 54.

Определяем для полученного изображения компоненты связности. Их - 7. Используя эти данные, рассчитаем для 7-ми объектов диаметры. Объект, с наименьшим диаметром, можно удалить.

Далее, взглянув на Рисунок 54 и 49, можно сделать вывод о том, что два левых объекта на Рисунке 54 не являются результатом сварочных работ (отверстие и грани фланца). Поэтому они не учитываются при выработке решения о наличии дефектов во фланце.

В результате работы представленного алгоритма, специалист получает информацию, на основании которой он делает вывод о наличии дефектов в исследуемом изделии. В рассмотренном примере видно, что линии (объекты справа) непрерывны и не имеют резкой смены направлений. Поэтому можно сделать вывод об отсутствии нарушений сплошности (дефектов) в изделии.

Разработанная типовая процедура автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии представлена на рисунке 55.

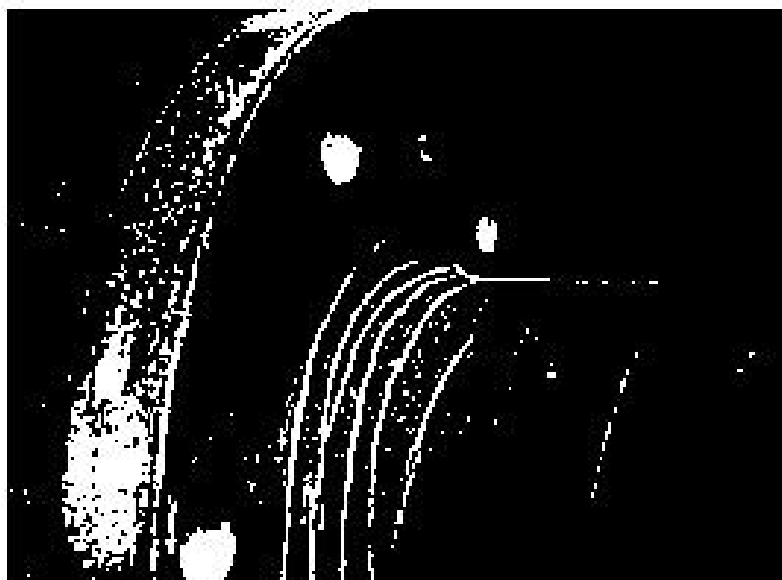


Рисунок 51. - Бинарное изображение

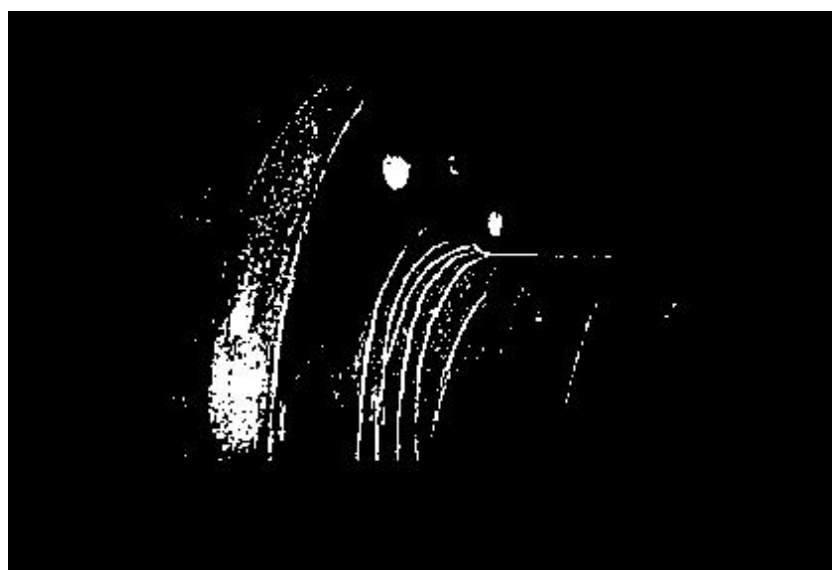


Рисунок 52. - Очищенное изображение от объектов, соприкасающихся с границей

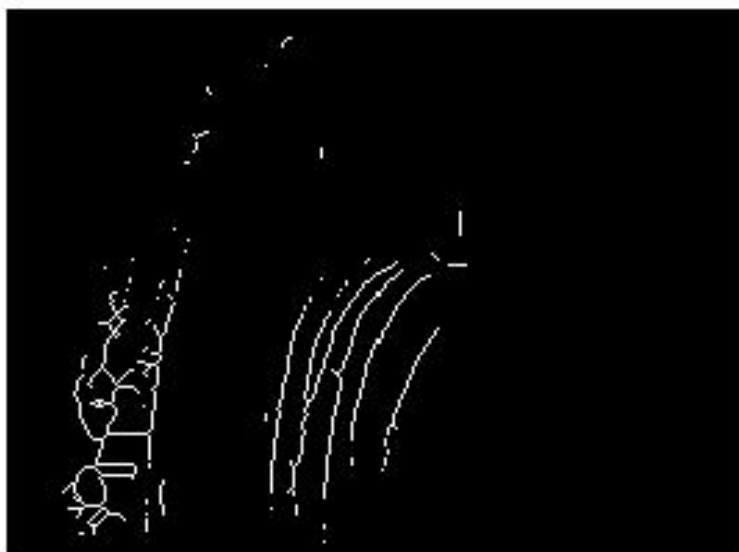


Рисунок 53. - Утонение границ объектов на изображении



Рисунок 54. - Удаление небольших объектов

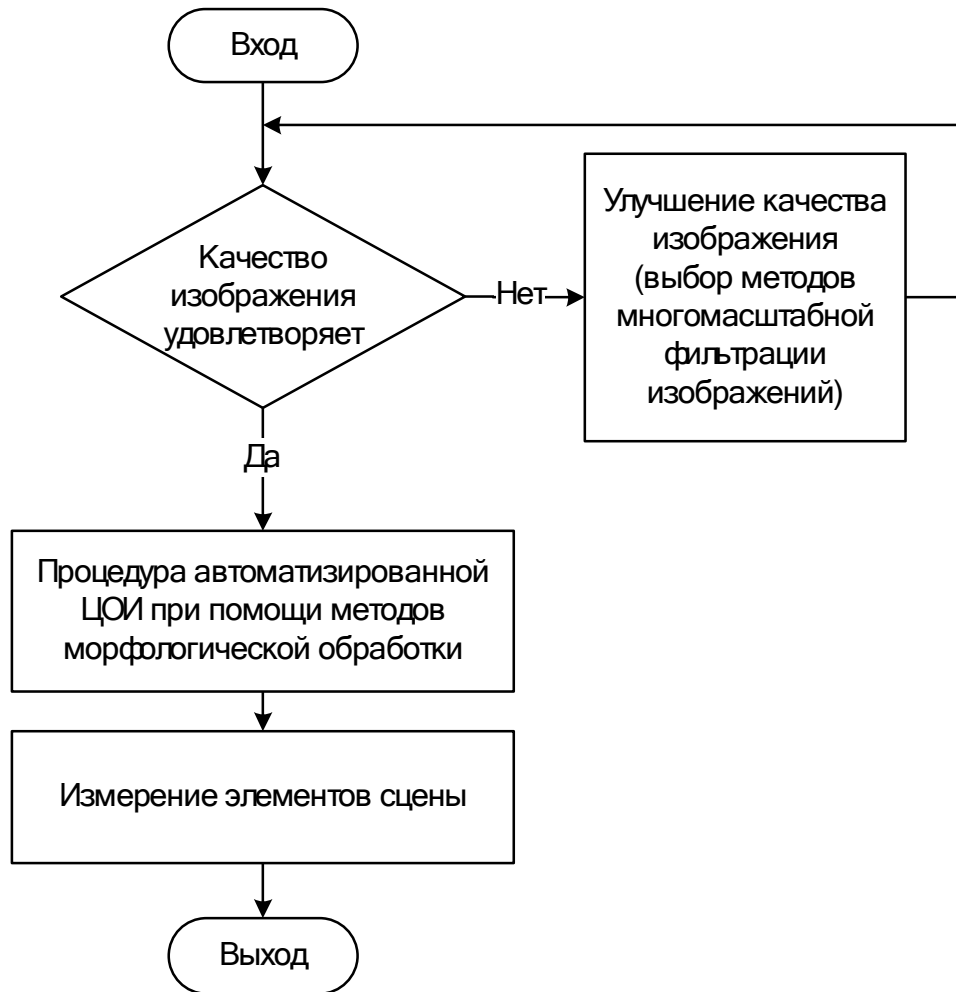


Рисунок 55. - Процедура автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии

4.5 Выводы по главе

Рассмотренные морфологические понятия и методы образуют мощный набор инструментов для выделения интересующих признаков в изображении. Один из наиболее привлекательных аспектов морфологических методов обработки изображений состоит в их исчерпывающем теоретическом обосновании. С точки зрения реализации важным преимуществом является то, что и дилатация, и эрозия представляют собой примитивные операции, которые лежат в основе широкого класса морфологических алгоритмов. На базе морфологии разработаны процедуры сегментации изображений.

Была произведена оценка параметра регуляризации при восстановлении «смазанного» изображения при помощи двух модификаций метода квадратур. Был сделан вывод о выборе предпочтительного метода.

Произведены вычислительные эксперименты по определению длины рельсового стыка на цифровом изображении.

Заключение

В настоящее время в мировом сообществе есть понимание того, что методы ЦОИ не могут быть едиными для различных задач, то есть для разных задач методы ЦОИ разные. Поэтому разработка систем автоматизированного проектирования ЦОИ, и в частности, разработка проблемно-ориентированных подсистем, с реализацией в этих подсистемах определенных иерархических процедур проектирования, которые удовлетворяют требованиям общей теории автоматизированного проектирования, является актуальной задачей. В ходе диссертационных исследований были проведены работы по автоматизированному проектированию процедур, позволяющих при помощи ЦОИ решать задачу обнаружения дефектов.

На примере работы оператора, обслуживающего контрольно-измерительную аппаратуру, оценивающую длину рельсовых стыков, показано, что сокращение времени «ручной» обработки составило 10 %.

На примере работы оператора, обслуживающего диагностический комплекс по оценке качества сварного шва на фланце, показано, что сокращение времени «ручной» обработки составило 12 %.

Разработанные проектные процедуры автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии, отличаются возможностью выбора как широко используемых методов ЦОИ, таких как: свертка с импульсной характеристикой; фильтр Винера; анизотропная фильтрация и других методов; так и достаточно специфических, на базе Тихоновской регуляризации.

На основании полученных результатов сделан вывод, что поставленная в диссертационной работе **цель – достигнута.**

Основные результаты диссертационной работы:

1. Проведен анализ существующих методов ЦОИ на предмет их использования для решения задачи дефектоскопии.
2. Разработана проектная процедура автоматизированного выбора методов выделения границ при ЦОИ.

3. Разработана проектная процедура автоматизированного выбора методов многомасштабной фильтрации изображений.

4. Разработана проектная процедура автоматизированного выбора методов ЦОИ для решения задач дефектоскопии на предпроектной стадии.

5. Разработана процедура автоматизированного выбора методов расчета параметров Тихоновской регуляризации для смазанных цифровых изображений.

6. Разработана процедура автоматизированной ЦОИ при помощи методов дилатации, эрозии, морфологического замыкания и морфологического размыкания для решения задачи измерения элементов сцены.

7. Разработаны процедуры многокритериального анализа множества допустимых методов ЦОИ для решения задачи дефектоскопии. Отличительная особенность этих процедур заключается в том, что они позволили проектировщикам анализировать различные методы ЦОИ как по заданному набору показателей качества (распознавание образов и визуализации данных), так и с точки зрения обобщенной оценки качества. Кроме того, в предложенных процедурах можно применять как количественные, так и неформальные критерии качества.

Список использованных источников

1. Гатчин Ю.А., Коробейников А.Г. Проектирование интегрированных автоматизированных технологических комплексов. - СПб: СПб ГИТМО (ТУ), 2000. - 171 с.
2. Коробейников А.Г. Методы автоматизированного проектирования. // LAP LAMBERT Academic Publishing, 2011. - 248 с. - ISBN 978-3-8465-1652-2
3. Гришенцев А.Ю., Коробейников А.Г. Методы и модели цифровой обработки изображений. - СПб: Политехнический университет, 2014. – 190 с. - ISBN 978-5-7422-4892-7.
4. Коробейников А.Г., Божьев А.Н., Гатчин Ю.А., Савков С.В., Ашевский Д.Ю., Алексанин С.А., Заколдаев Д.А. Вероятностный подход к оценке информационных угроз радиоэлектронных объектов. // Вестник Чувашского государственного университета. - Чебоксары: федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Чувашский государственный университет им. И.Н. Ульянова», 2015. - № 3. - Информатика, вычислительная техника и управление. - С. 154-163. - ISSN 1810-1909.
5. Грузман И.С., Киричук В.С. и др. Цифровая обработка изображений в информационных системах: Учебное пособие. – Новосибирск: НГТУ, 2002. - 352 с.
6. Абламейко С.В., Лагуновский Д.М. Обработка изображений: технология, методы, применение. Учебное пособие. - Минск.: Амалфея, 2000. - 304 с.
7. Шовенгерд. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. – М.: Техносфера, 2010. – 560 с
8. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. - М.: Радиотехника, 2008. - 176 с.

9. Aleksanin S.A. Automated image processing using magnetic defectoscopy/S.A. Aleksanin, A.G. Korobeynikov, O.A. Perezyabov. // ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. - 2015.- Vol. 10, iss. 17. - P. 7488-7493.
10. Aleksanin S.A. Evaluation of chromaticity coordinate shifts for visually perceived image in terms of exposure to external illuminance. / S.A. Aleksanin, I.O. Zharinov, A.G. Korobeynikov, O.A. Perezyabov, O.O. Zharinov// ARPN Journal of Engineering and Applied Sciences. - 2015.- Vol. 10, iss. 17. - P. 7494-7501.
11. Коробейников А.Г. Разработка и анализ математических моделей с использованием MATLAB и MAPLE. – СПб: СПбГУ ИТМО, 2010. – 144 с.
12. Коробейников А.Г. Проектирование и исследование математических моделей в средах MATLAB и MAPLE. - Санкт-Петербург: СПбГУ ИТМО, 2012. - 160 с.
13. Коробейников А.Г., Гришенцев А.Ю. Разработка и исследование многомерных математических моделей с использованием систем компьютерной алгебры. – СПб.: СПб НИУ ИТМО, 2013. - 100 с.
14. Коробейников А.Г. Математическое моделирование. Проектирование и анализ многомерных математических моделей с применением систем компьютерной алгебры. // LAP LAMBERT AcademicPublishing. - 2014. - 125 с. - ISBN 978-3-659-16593-1.
15. Штанчаев Х.Б. Математическая модель представления изображения в системах распознавания образов. // Интернет-журнал «Мир науки», 2015, №2 URL: <http://mir-nauki.com/PDF/29TMN215.pdf>
16. Красильников Н. Н. Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений: учеб. пособие. — СПб.: БХВ-Петербург, 2011. — 608 с.: ил. — (Учебная литература для вузов) ISBN 978-5-9775-0700-4.
17. Быков Р.Е., Фрайер Р., Иванов К.В., Манцветов А.А. Цифровое преобразование изображений. / Под ред. Р.Е. Быкова. - М.: Горячая линия. — Телеком, 2003. – 228 с.

18. Бейтс Р., Мак-Доннелл М. Восстановление и реконструкция изображений. - М.: Мир, 1989. - 336 с.
19. Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю. Компьютерная обработка и распознавание изображений. Уч. пособие. — СПб.: Изд-во СПбГУ ИТМО, 2008. - 192 с.
20. Методы компьютерной обработки изображений. / Ред. Сойфер В.А. - М.: Физматлит, 2001. - 784 с
21. Вентцель Е. С. Теория вероятностей. - М.: «Академия», 2005. - 576 с. — ISBN 5-7695-2311-5
22. Прэтт У. Цифровая обработка изображений/Перев.с англ. – М.: Мир, 1982. – Т.2 – 790 с.
23. Richardson W.H. Bayesian-Based Iterative Method of Image Restoration. // Journal of the Optical Society of America. – 1972. – Vol. 62, № 1.– P. 55–59.
24. Lucy L.B. An iterative technique for the rectification of observed distributions. // The Astronomical Journal. – 1974.– Vol. 79, № 6.– P. 745–754.
25. Levin A., Weiss Y., Durand F. and Freeman W.T. Understanding and evaluating blind deconvolution algorithms. // Technical report, MIT-CSAIL-TR-2009-014, 2009.
26. Назаров А.С. Фотограмметрия. // Учебное пособие для ВУЗов. – Минск: ТетраСистемс, 2010. – 400 с.
27. Ким Н.В. Обработка и анализ изображений в системах технического зрения: Учебное пособие. – М.: Изд-во МАИ, 2001. - С. 20-37.
28. Гонсалес Г., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — М.: Техносфера, 2006. - 1072 с.
29. Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач.— М.: Наука, 1979.—286 с.
30. Красильников Н.Н., Красильникова О.И., Шелепин Ю.Е. Эффект кажущего размытия резких и обострения размытых границ при наблюдении движущихся объектов. // Оптический журнал. – Т. 71(2004). - № 11. – С. 61–68.

31. Allebach Jand Wong P.W. Edge-Directed Interpolation//IEEE Int'l Conf Image Processing (ICIP 97), IEEE Press, Piscataway, N.J. – 1996.– P. 707 -710
32. Конушин А., Баринаова О., Конушин В., Якубенко А., Велижев А. Введение в компьютерное зрение. // МГУ ВМК, Graphics&MediaLab. – 2008 (<http://courses.graphicon.ru>)
33. Кантор Г. Труды по теории множеств. - М.: Наука, 1985. - 431 с.
34. Гридин В. Н., Титов В. С., Труфанов М. И. Адаптивные системы технического зрения. - М.: Наука, 2009. - 441 с.
35. Растровая графика - Википедия [Электронный ресурс]: Растровая графика. - Электрон дан. - Режим доступа: [ru.wikipedia.org/wiki/ Растровая_графика](http://ru.wikipedia.org/wiki/Растровая_графика) - Загл. с экрана.
36. Фихтенгольц Г. М. Курс дифференциального и интегрального исчисления: Учебник. В 3-х тт. Том 1. – СПб.: Лань, 2009. – 608 с. – (Учебники для вузов. Специальная литература). ISBN 978-5-8114-0672-2 (Общий) ISBN 978-5-8114-0673-9 (Том 1).
37. Оператор Собеля - Википедия [Электронный ресурс]: Оператор Собеля. - Электрон дан. - Режим доступа: ru.wikipedia.org/wiki/.
38. Арефьева М.В., Сысоев А.Ф. Быстрые регуляризирующие алгоритмы цифрового восстановления изображений. // Вычислит, методы и программирование. 1983, Вып. 39. - С. 40-55.
39. Вакушинский А.Б., Гончарский А.В. Некорректные задачи. Численные методы и приложения. — М.: Изд-во МГУ, 1989. - 199 с.
40. Василенко Г.И., Тараторин А.М. Восстановление изображений. — М.: Радио и связь, 1986. - 304 с.
41. Тихонов А.Н., Гончарский А.В, Степанов В.В. Обратные задачи обработки фотоизображений//Некорректные задачи естествознания. // М.: Изд-во МГУ, 1987. - С. 185-195.
42. Коробейников А.Г., Федосовский М.Е., Алексанин С.А. Разработка автоматизированной процедуры для решения задачи восстановления

- смазанных цифровых изображений. // Кибернетика и программирование. – 2016.– № 1.– С.270-291. DOI: 10.7256/2306-4196.2016.1.17867. URL: http://e-notabene.ru/kp/article_17867.html.
43. Турчин В.Ф. Решение уравнения Фредгольма I рода в статистическом ансамбле гладких функций. // Ж. вычислит. матем. и физики. 1967. Т. 7. № 6. - С. 1270- 1284.
 44. Градов В.М., Филиппов М. В. Решение обратных задач методом регуляризации. МГТУ им. Н. Э. Баумана, 1998. - 28 с.
 45. Ягола А.Г., Кошев Н.А. Восстановление смазанных и дефокусированных цветных изображений. // Вычислительные методы и программирование. 2008. Т. 9. - С. 207- 212.
 46. Апарцин А.С. Неклассические уравнения Вольтерра I рода: теория и численные методы. — Новосибирск: Наука. 1999. - 193 с.
 47. Вакушинский А.Б., Гончарский А.В. Некорректные задачи. Численные методы и приложения. — М.: Изд-во МГУ, 1989. - 199 с.
 48. Korobeynikov A.G., Grishentsev A.Y., Velichko E.N., Korikov C.C., Aleksanin S.A., Fedosovskii M.E., Bondarenko I.B. Calculation of regularization parameter in the problem of blur removal in digital image. // Optical Memory and Neural Networks (Information Optics) - 2016, Vol. 25, No. 3, pp. 184-191
 49. Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Князь В.А., Ходарев А.Н., Моржин А.В. Обработка и анализ цифровых изображений с примерами на LabVIEW IMAQ Vision. - М.: ДМК Пресс, 2008. - 464 с.
 50. Сегментация изображений.- [Электронный ресурс]. - Режим доступа: http://courses.graphicon.ru/files/courses/vision/2010/cv_2010_05.pdf
 51. Лекция по сегментации .- [Электронный ресурс]. - Режим доступа: http://www.slideshare.net/kulikov_victor/3-9352090.
 52. Бакут П.А., Колмогоров Г.С., Ворновицкий И.Э. Сегментация изображений: методы пороговой обработки. // Зарубежная радиоэлектроника. № 10, 1987. - С. 6–24

53. Селянинов М.Ю., Чернявский Ю.А. Сегментация дактилоскопических изображений в автоматизированных информационных системах. // Информатика - 2005. - №2. - С. 86 - 92.
54. Сегментация изображений.- [Электронный ресурс]. - Режим доступа: http://courses.graphicon.ru/files/courses/vision/2010/cv_2010_05.pdf
55. Лекция по сегментации.- [Электронный ресурс]. - Режим доступа: http://www.slideshare.net/kulikov_victor/3-9352090.
56. Губанов П.В. Автоматическая сегментация текстурированных изображений на основе локальных распределений характеристик//Вестник Томского государственного университета. – Т. 271. – 2000. – С. 74-77
57. Крылов В.Н., Полякова М. Морфологический метод контурной сегментации изображений на основе регулярного вейвлет-преобразования. // Труды Одесского политехнического университета. – Одесса: 2006. – С. 98 – 103.
58. P. J. Burt. The pyramid as a structure for efficient computation. In Rosenfeld, ed., Multiresolution image processing and analysis, vol. 12 of Springer Series in Information Sciences, pp. 6—35.Springer, New York, 1984.
59. Чочиа П.А. Пирамидальный алгоритм сегментации изображений. // Информационные процессы. – Т. 10 (2010). № 1. - С 23 – 35.
60. P.J. Burt and E. H. Adelson. The Laplacian pyramid as a compact image code. IEE Trans. COMM, 31:532-540, 1983.
61. P. J. Burt, T. H. Hong, and A Rosenfeld. Segmentation and estimation of image region properties through cooperative hierarchical computation.IEE Trans. SMC, 11:802-809, 1981.
62. A. D. Poularikas, ed. The Transforms and Applications Handbook. CRC, Boca Raton, 1996
63. Астафьева, Н.М. Вейвлет-анализ: основы теории и примеры применения. // Успехи физических наук. Т. 166.— 1996.— № 11.— С. 1145 – 1170.
64. Добеши, И. Десять лекций по вейвлетам. / Пер. – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2001.— 464 с.

65. Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов. // Пер. – М.: Мир, 2005. – 671 с.
66. Смоленцев Н.К. Основы теории вейвлетов. Вейвлеты в MATLAB. – М.: ДМК Пресс, 2014. – 628 с.
67. Воробьев В. И., Грибунин В.Г. Теория и практика вейвлет-преобразования. - СПб: ВУС, 1999. – 204 с.
68. Коробейников А.Г. Метод концептуального моделирования в задачах проектирования систем сбора и обработки информации// Изв. Вузов Приборостроение, 2001, Т.44 № 2 - С. 8-13.
69. Коробейников А.Г. Метод инфологического моделирования в проектировании систем сбора и обработки информации. // Изв. Вузов Приборостроение, 2001, Т.44 № 5 - С. 12-18.
70. Коробейников А.Г. Концептуальное и инфологическое моделирование в задачах проектирования систем сбора и обработки информации. // Информационные технологии, № 8, 2001. - С. 20-24.
71. Коробейников А.Г., Гатчин Ю.А. Концептуальное и инфологическое моделирование проектно-конструкторских задач в интегрированных САПР. // Проектирование и технология электронных средств, № 4, 2001. – С. 32-34.
72. Коробейников А.Г., Алексанин С.А. Методы автоматизированной обработки изображений при решении задачи магнитной дефектоскопии. // Кибернетика и программирование. - 2015. №4. - С. 49 - 61. DOI: 10.7256/2306- 4196.2015.4.16320.
URL: http://www.e-notabene.ru/kp/article_16320.html
73. Алексанин С.А. Разработка процедур автоматизированного выбора методов анализа и цифровой обработки изображений при решении задач дефектоскопии. // Кибернетика и программирование. — 2015. - № 4. - С. 62 - 71. DOI: 10.7256/2306-4196.2015.4.16331.
URL: http://e-notabene.ru/kp/article_16331.html
74. Коробейников А.Г., Федосовский М.Е., Поляков В.И., Алексанин С.А. Автоматизированная процедура определения длины трещины в графитовом

- стержне. / Труды Конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям "IS&IT'16". Научное издание в 3-х томах. – Таганрог: Изд-во ЮФУ, 2016 г. Т. 1. – 344 с. – ISBN 978-5-9275-2049-7 ISBN 978-5-9275-2050-3ю - С. 81 – 85.
75. Федотов А.А. Основы цифровой обработки биомедицинских изображений: учебное. пособие. / Самара: Изд-во СГАУ, 2013. – 108 с.
 76. Алексанин С.А. Автоматизированный выбор метода цифровой обработки изображений при решении задач дефектоскопии. / С.А. Алексанин, А.Г.Зыков, А.Г. Коробейников, В.И. Поляков. // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям IS&IT'15. Научное издание в 3-х томах. - Таганрог: ЮФУ, 2015. - Т. 2. - Высокопроизводительные системы и нейрокомпьютеры. - С. 174-180.
 77. Алексанин С.А., Федосовский М.Е. Разработка автоматизированной процедуры улучшения цифрового изображения при помощи маски Лапласа. // Кибернетика и программирование. –2016. - № 1. - С.258-269.
DOI: 10.7256/2306-4196.2016.1.17851.
URL: http://e-notabene.ru/kp/article_17851.html.
 78. Hough P. V.C. [1962]. "Methods and Means for Recognizing Complex Patterns." U.S. Patent 3,069,654.
 79. Tuytelaars Tinne The Cascaded Hough Transform. / Tinne Tuytelaars, Marc Proesmans, Luc Van Gool. – Esat Mi. – 1998. // [Электронный ресурс]. – Режим доступа:
<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.45.2686>
 80. Van den Braak Fast Hough transform on GPUs: exploration of algorithm trade-offs / G.J. Van den Braak, C. Nugteren, B. Mesman, H. Corporaal. // Springer, Advances Concepts for Intelligent Vision Systems, Lecture Notes in Computer Science. – 2011. – Vol. 6915. – P. 611- 622.
 81. Chan R. New parallel Hough transform for circles. / R. Chan, W. C. Siu. // IEE PROCEEDINGS-E. – 1991. – Vol. 138.– № 5.– P. 335-344.

82. Gomez-Luna Juan Parallelization of the Generalized Hough Transform on GPU. / Juan Gomez-Luna, Jose Maria Gonzalez-Linares, Jose Ignacio Benavides, Emilio L. Zapata, Nicolas Guil. – XXII Jornadas de Paralelismo, 2011. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://jp2011.pcg.ull.es/sites/jp2011.pcg.ull.es/files/Load.pdf>
83. Денисюк В.С. Применение и оптимизация преобразования Хафа для поиска объектов на изображении. / В.С. Денисюк. // Межд. конгресс по информатике: информационные системы и технологии: Мат. межд. научного конгресса 31 октября – 3 ноября 2011 г.: в 2 ч. Ч. 2. – Минск: БГУ, 2011. – С. 162-165.
84. Kiryat N. A probabilistic Hough transform / N. Kiryati, Y. Eldar, A.M. Bruckstein // Pattern Recognition. – 1991. – Vol 24. – Issue 4. – P. 303-316.
85. Matas J. Progressive Probabilistic Hough Transform / J. Matas, C. Galambos, J. Kittler // British Machine Vision Conference. – London, 1998. – Vol. 1. – P. 256-265.
86. Khoshelham K. Extending Generalized Hough Transform to detect 3D objects in laser range data. / K. Khoshelham // IAPRS. – 2007. – Vol. XXXVI. – Part 3. – P. 206-210.
87. Holmes. Blind deconvolution quantum-limited incoherent imagery: maximumlikelihood approach // J. Opt. Soc. Am..1992, A9. Pp. 1052-1061.
88. Wang, Y., Yin, W. Compressed Sensing via Iterative Support Detection. // CAAM Technical Report TR09-30. 2009, Pp. 13-18.
89. Yitzhaky Y., Mor I., Lantzman A. and Kopeika N. S. Direct method for restoration of motion-blurred images // Journal of Opt. Soc. Am. A. 1998, 15, 6. Pp. 1512-1519.
90. Shan, Q., Jia, J., Agarwala, A. High-quality motion deblurring from a single image // ACM Trans. 2008, 27. Pp. 35-42.
91. Cho, S., Lee, S. Fast motion deblurring // ACM Trans. 2009, 28

92. Fergus, R., Singh, B., Hertzmann, A., Roweis, S.T., Freeman, W.T. Removing camera shake from a single photograph. // ACM Trans. 2006, No. 25. - PP. 787–794.
93. Levin A., Fergus R., Durand F. and Freeman W.T. Image and depth from a conventional camera with a coded aperture. // ACM Trans. 2007, Vol. 26, No. 3. Article no. – 70 p.
94. Wang, Y., Yang, J., Yin, W., Zhang, Y. A new alternating minimization algorithm for total variation image reconstruction. // SIAM Journal on Imaging Sciences. 2008, No. 1. - PP. 248–272.
95. Бусленко Н. П. Моделирование сложных систем. – М.: Наука, 1988. - 400 с.
96. Нейман В. И. Цифровая обработка изображений в современном приборостроении. // Приборы. Ежемесячный научно-технический, производственный и справочный журнал. - М.: № 2, 2007.- С. 57-63.
97. Ежова К.В. Моделирование и обработка изображений. // Учебное пособие. – СПб: НИУ ИТМО, 2011. – 93 с.
98. Федотов А.А. Акулов, С.А. Акулова А.С. Методы компьютерной обработки биомедицинских изображений в среде MATLAB: учебное пособие. - Самара: Изд-во СГАУ, 2015. – 88 с.
99. Воробьев С. Н. Цифровая обработка сигналов. - М.: Академия, 2013. – 320 с. ISBN: 978-5-7695-9560-8
100. Френкель А., Бар-Хиллел И. Основания теории множеств. / Перевод с английского Ю. А. Гастева // Под редакцией А. С. Есенина-Вольпина. — М.: Мир, 1966. — 556 с.
101. Коробейников А.Г., Гатчин Ю.А. Математические основы криптологии. — СПб.: СПб ГУ ИТМО, 2004. — 106 с.
102. Коробейников А.Г., Федосовский М.Е., Алексанин С.А., Сухостат В.В. Автоматизированная обработка изображений при решении практических задач дефектоскопии. / Гибридные и синергетические интеллектуальные системы: материалы III Всероссийской Пospelовской конференции с

- международным участием. / Под ред. д.т.н., проф. А.В. Колесникова. - Калининград: Изд-во БФУ им. И. Канта, 2016. - С. 263-268.
103. Aleksanin S.A. Usage of Digital Image Processing Methods in the Problem of Determining the Length of the Rail Joints. / S.A. Aleksanin, A.G. Korobeynikov, V.L. Tkalich, V. I. Polyakov. // *Advances in Intelligent Systems and Computing* - 2016, Vol. 451. - PP. 335-344.
 104. Коробейников А.Г., Поляков В.И., Федосовский М.Е., Алексанин С.А. Автоматизация определения длины стыков рельсов на основе цифровой обработки изображений. // *Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения*. – Ростов-на-Дону: 2016. - Вып. 63. - № 3. – Информационные технологии, автоматика и телекоммуникации. - С. 36-41. – ISSN 0201-727X
 105. Соснин Ф.Р. Неразрушающий контроль Т1. Кн 1. Визуальный и измерительный контроль. / Под общ. ред. В.В. Ключева. - М: Машиностроение, 2008. - 323 с. ISBN: 978-5-94275-410-5
 106. Исаев М.А., Круглов И.А. Дефекты сварных соединений. Фотоальбом. Практическое пособие. - М.: Изд. дом «СПЕКТР», 2013. - 84 с. ISBN 978-5-4442-0037-7
 107. ГОСТ Р ИСО 9934-1-2011. Контроль неразрушающий. Магнито-порошковый метод. Часть 1. Основные требования. ISO 9934-1:2001. Non-destructive testing — Magnetic particle testing — Part 1: General principles (IDT). - М.: Стандартиформ. – 2013. – 20 с.
 108. Шелихов Г.С., Глазков Ю.А. Магнитопорошковый контроль. Учебное пособие. - М.: Изд. дом «СПЕКТР», 2011. – 183 с.
 109. Шелихов Г.С. Магнитопорошковая дефектоскопия. - М.: Изд. дом «СПЕКТР», 2010. - 336 с.
 110. Gonzalez R.C., Woods R.E. Digital Image Processing. // *Pearson International Edition prepared by Pearson Education*. – 2008. – 954 p.

111. Конушин А., Баринаова О., Конушин В., Якубенко А., Велижев А. Введение в компьютерное зрение. - М.: МГУ ВМК, Graphics&MtdiaLab. – 2013. - [Электронный ресурс]. - Режим доступа: <http://courses.graphicon.ru>.
112. Gatchin, Y.A., Zharinov, I.O., Korobeynikov, A.G., Zharinov, O.O. Theoretical estimation of Grassmann's transformation resolution in avionics color coding systems. // Modern Applied Science, 2015. Vol. 9, № 5. - P. 197-210. - ISSN 1913-1844.
113. Коробейников А.Г., Сидоркина И.Г., Кудрин П.А. Алгоритм распознавания трехмерных изображений с высокой детализацией. - Йошкар-Ола: Марийский государственный технический университет, Серия «Радиотехнические и инфокоммуникационные системы». Вып. 2. № 9, 2010. - С. 91-98.
114. Красильников Н.Н. Реставрация изображений с учетом их структуры. // Оптический журнал. — Т. 76, № 2, 2009. - С. 7 - 12
115. Jahne B., Digital Image Processing. 6th revised and extended edition. // Springer Science & Business Media, 2005.
116. Voskoboinikov Yu. E. A Combined Nonlinear Contrast Image Reconstruction Algorithm under Inexact Point-Spread Function. // Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing. 2007, №6. - 489-499 p. ISSN: 1934-7944
117. Кирьянов К.А. Инструментальная реализация алгоритмов реконструкции искаженных изображений. // Труды 20-й Междунар. конф. «GraphiCon-2010». — СПб.: СПбГУ ИТМО, 2010. - С. 188-191.
118. Коробейников А.Г., Поляков В.И., Федосовский М.Е., Алексанин С.А. Автоматизированная цифровая обработка изображений при решении задачи магнитной дефектоскопии // Программные продукты и системы - 2016. - Т. 29. - № 4. - С. 165-170.