Министерство науки и высшего образования РФ Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Ульяновский государственный технический университет»

На правах рукописи

МАГДЕЕВ Радик Гильфанович

РАЗРАБОТКА АДАПТИВНЫХ ПСЕВДОГРАДИЕНТНЫХ АЛГОРИТМОВ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА БИНАРНЫХ И ПОЛУТОНОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

1.2.2. Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук

> Научный руководитель доктор технических наук, Ташлинский А. Г.

Ульяновск — 2025

содержание

ВВЕДЕНИЕ
Глава 1. ОБНАРУЖЕНИЕ, РАСПОЗНАВАНИЕ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ
ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ 14
1.1 Постановка задачи14
1.2 Подходы и требования к распознаванию объектов
на изображениях16
1.3 Методы идентификации объектов, основанные на сравнении
с эталоном 21
1.4 Идентификация объектов, основанная на сравнении с адаптивным
шаблоном
1.5 Алгоритмы сегментации объектов на изображении 37
1.6 Выводы и постановка задач исследования 43
Глава 2. ПРОЦЕДУРА И АЛГОРИТМЫ ПСЕВДОГРАДИЕНТНОЙ
ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ 46
2.1 Постановка задачи исследований. Математическая модель
объекта идентификации 46
2.2 Эффективность использования псевдоградиентных процедур для
оценивания параметров идентификации объектов на изображениях 49
2.3 Уменьшение количества шаблонов при идентификации объектов 61
2.4 Использование совокупности критериев для повышения
достоверности идентификации объектов. Выбор пороговых
значений 64
2.5 Сравнительный анализ эффективности псевдоградиентного
подхода к идентификации объектов на бинарных изображениях73
2.6 Основные результаты и выводы
Глава 3. ОПТИМИЗАЦИЯ И АПРОБАЦИЯ АЛГОРИТМОВ
ПСЕВДОГРАДИЕНТНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ
НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ 86

3.1 Постановка задачи исследований 86
3.2 Параметрическая оптимизация алгоритмов псевдоградиентной
идентификации
3.3 Примеры псевдоградиентной идентификации объектов на
полутоновых изображениях91
3.4 Методика нахождения параметров объектов микроструктуры
стали по металлографическим изображениям 99
3.5 Основные результаты и выводы 111
Глава 4. КОМПЛЕКС ПРОГРАММ, РЕАЛИЗУЮЩИЙ
ПСЕВДОГРАДИЕНТНЫЕ АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ
ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ 113
4.1 Постановка задачи113
4.2 Структура и состав комплекса исследовательских программ 114
4.3 Блок модулей псевдоградиентной оценки параметров
идентификации и принятия решения об идентификации объектов 131
4.4 Блок модулей оценки микроструктурных характеристик стали 137
4.5 Основные результаты и выводы 142
ЗАКЛЮЧЕНИЕ
СПИСОК ОСНОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ 148
ЛИТЕРАТУРА
Приложение А. Некоторые операции методики определения микроструктурных
характеристики тали и примеры результатов 168
Приложение Б. Блок-схемы вычисления псевдоградиента целевых
функций идентификации185
Приложение В. Акты внедрения 191

введение

Актуальность темы исследования

Одной из ключевых проблем обработки изображений и компьютерного зрения является распознавание образов. Многие методы и алгоритмы обнаружения объектов на изображениях, их идентификации, классификации и слежения уже применяются в коммерческих продуктах, составляя основу систем, решающих сложные задачи обработки изображений. При этом другие методы и возможности их программной реализации находятся в стадии фундаментальных исследований. Необходимость распознавания объектов, как на отдельных изображениях, так и на видеопоследовательностях возникает в самых разных областях – от военного дела и систем безопасности до оцифровки всевозможных аналоговых сигналов. Отметим только специализированные задачи: поиск изображений по содержанию, оптическое распознавание символов и знаков, оценка положения и параметров искомого объекта. Распознавание объектов на изображении можно определить, как возможность отнесения его на основе исходных данных к определенному классу путем сопоставления выделенных существенных признаков, характеризующих данный класс. Основной проблемой при этом является установление соответствия между выделенным на исследуемом изображении объектом и эталонным изображением на основе конечного набора некоторых свойств и признаков. Данная проблема является одной из фундаментальных проблем методов распознавания, классификации и идентификации.

Перспективными остаются подходы и методы, основанные на сравнении исследуемого изображения объекта с эталонным изображением (далее шаблоном), для которых характерны высокая достоверность и универсальность, что позволяет применять разработанные алгоритмы в различных технических приложениях. При этом вся информация, имеющаяся в распоряжении, часто ограничивается выбранной мерой сходства для различных шаблонов. Основными решаемыми задачами являются: обнаружение (проверка изображения объектов интереса или его части на соответствие определённым условиям), распознавание (нахождение одного или нескольких предварительно заданных объектов (классов объектов) на

изображении) и идентификация (распознание на изображении объекта с оценкой его параметров и принятием решения). Решение всех указанных задач требуют задания математической модели объекта. Данное исследование направлено на разработку и математическое моделирование адаптивных алгоритмов идентификации объектов. При этом под идентификацией объекта понимается распознавание объекта с использованием эталонного изображения с оценкой его местоположения и заданных геометрических параметров.

Степень разработанности темы исследования

Методы идентификации объектов на изображениях долгие годы вызывают большой интерес как отечественных [4, 13, 14, 28, 50, 88, 116] и др., так и зарубежных [152, 154, 156, 161, 193] исследователей. Основными требованиями, которые предъявляются к методам идентификации, являются робастность, локализация и вычислительная простота [48].

При обнаружении и распознавании объектов в последнее время очень распространение получили нейронные сети [135, 150, 159, 200]. широкое В частности, методы глубокого обучения нейронных сетей легко справляются с распознаванием объектов интереса. Однако с обнаружением и одновременным оцениваем геометрических параметров объекта и его местоположения на сцене возникают проблемы [166], связанные, как правило, с ограниченными объемами баз изображений для обучения сетей и большими вычислительными затратами на их обучение. Поэтому в работе использовался классический аналитический подход, в котором можно выделить методы, основанные на корреляционноэкстремальном подходе [11, 54, 136], на анализе признаков [46, 59, 143], контурном анализе [22, 113, 129], на сведении плоских объектов к графу [10, 79], на анализе реперных точек [8, 185] и другие. Особенностью указанных методов является то, что шаблон представлен некоторыми атрибутами объекта: внешний контур, остов, реперные точки, другие признаки. Одной из таких форм является и представление объекта в бинарном виде, что сохраняет форму объекта, масштаб, положение на изображении, но лишь частично внутреннюю структуру. Без предобработки к бинарным изображениям применим корреляционно-экстремальный подход, но он

требует больших вычислительных ресурсов и практически не реализуем в системах реального времени. Поэтому разработка быстрых методов идентификация объектов на изображениях, в том числе бинарных, представляет существенный интерес. Основной проблемой при этом является выбор конечного набора некоторых свойств и признаков для установления соответствия между выделенным на исследуемом изображении объектом и шаблоном. Дополнительным мешающим обстоятельством является то, что в результате различных факторов (изменение сцены, движение объекта или фотоприёмной аппаратуры, несовершенства оптических приборов, влияния среды при формировании изображений и пр.) возникают геометрические искажения, вызывающие геометрическое рассогласование между шаблоном и полученным изображением объекта.

Объектом исследований в настоящей работе являются методы и алгоритмы идентификации объекта интереса на изображении. Предметом исследования является метод идентификации объекта на основе математического аппарата псевдоградиентной адаптации.

Цель и задачи диссертационной работы

Целью диссертационной работы является повышение эффективности идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях по шаблону. Под эффективностью понимается уменьшение числа шаблонов при сохранении заданных вероятностей обнаружения объекта и точности оценивания его геометрических параметров, что, в свою очередь, приводит к сокращению вычислительных затрат.

Для достижения цели необходимо решить следующие основные задачи:

1. Разработка нового метода идентификации объектов на изображении, основанного на сравнении изображения объекта с шаблоном, который адаптивно изменяясь по заданному набору параметров идентификации (параметров возможного пространственного рассогласования изображения объекта и эталона), привязывается к изображению объекта в соответствии с заданной целевой функцией (ЦФ) качества идентификации.

2. Разработка новой параметрической математической модели объекта идентификации, способной изменять свою геометрию по заданному набору параметров.

3. Разработка на базе математического аппарата безыдентификационной псевдоградиентной адаптации численной процедуры нахождения параметров идентификации, а также на ее основе – быстродействующих алгоритмов идентификации объекта интереса.

4. Разработка и анализ приемов повышения эффективности псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов на изображениях за счет предобработки исследуемых изображений и совокупности критериев идентификации.

5. Разработка комплекса программ, реализующих псевдоградиентные адаптивные алгоритмы идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях.

6. Апробация полученных результатов на известных датасетах бинарных и полутоновых изображений, а также на металлографических изображениях.

Методы исследований

При решении поставленных задач в диссертационной работе использовались методы теории вероятностей, случайных процессов и полей, математической статистики, численной безыдентификационной адаптации, математического моделирования, статистических испытаний, объектно-ориентированного программирования.

Положения, выносимые на защиту:

1. Метод псевдоградиентной идентификации объектов на изображении (далее МПГИ), основанный на адаптивной привязке по заданному набору параметров шаблона(ов) к изображению исследуемого объекта, и направленный на сокращение числа шаблонов и вычислительных затрат.

2. Разработанная на основе МПГИ математическая модель объекта идентификации, способная изменять свою геометрию по заданному набору параметров.

3. Численная процедура оценивания параметров идентификации, построенная на базе математического аппарата псевдоградиентной адаптации, а также разработанные на ее основе быстродействующие псевдоградиентные алгоритмы идентификации объекта интереса на изображениях.

4. Приёмы предобработки бинарных и полутоновых изображений и совокупность критериев идентификации, направленные на увеличение рабочего диапазона и повышение достоверности идентификации.

5. Комплекс программ, реализующих псевдоградиентные адаптивные алгоритмы идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях.

Научная новизна результатов

1. Разработан новый метод идентификации объектов на изображении, отличающийся от известных методов адаптивной привязкой шаблона(ов) к изображению идентифицируемого объекта, и направленный на сокращение числа используемых шаблонов и вычислительных затрат.

2. На основе метода предложена новая математическая модель объекта идентификации, способная изменять геометрию шаблона по заданному набору параметров.

3. На базе математического аппарата псевдоградиентной адаптации разработана новая численная процедура оценивания параметров модели объекта идентификации и на ее основе – быстродействующие псевдоградиентные алгоритмы идентификации.

4. Предложена совокупность критериев, основанная на анализе характера сходимости оценок параметров идентификации в процессе псевдоградиентного оценивания, позволяющая повысить достоверность идентификации объектов интереса, схожих по форме, на бинарных и полутоновых изображениях.

5. Разработан комплекс прикладных программ для реализации, моделирования и оценки эффективности разработанного МПГИ. С использованием математического моделирования проведено исследование метода на тестовых бинарных и полутоновых изображениях, подтвердившее его преимущества перед известными подходами, выработаны рекомендации по использованию.

Теоретическая и практическая значимость

Теоретическая значимость полученных результатов, обладающих научной новизной, состоит в разработке новых МПГИ, параметрической математической модели объекта идентификации и псевдоградиентной процедуры оценивания параметров идентификации, а также критериев идентификации на основе анализа сходимости оценок параметров идентификации при их псевдоградиентном оценивании, направленных на повышение эффективности идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях.

Практическая значимость результатов состоит в разработке комплекса алгоритмов и программ, реализующих МПГИ объектов интереса на бинарных и полутоновых изображениях, которые могут быть использованы при решении широкого круга прикладных задач обработки изображений. В частности, разработанный комплекс программ был применен при разработке методики оценивания по металлографическим изображениям параметров микроструктур сталей перлитного класса [123, 176], анализе временной динамики дефектов мостовых сооружений по аэроизображениям с БПЛА [190] и идентификации плавательных средств по спутниковым изображениям [174].

Достоверность и апробация результатов работы

Достоверность полученных результатов подтверждается корректностью математических выкладок и экспериментальными исследованиями, проведёнными с помощью разработанного программного обеспечения.

Основные положения диссертационной работы докладывались, обсуждались и получили положительную оценку на международных конференциях «Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies» (Самара, 2013), «Construction and energy efficiency in the 21st Century – Second Russian-German scientific conference» (Ulyanovsk, 2013), «Научное и технической творчество молодежи» (Москва, НТТМ-2010 и НТТМ-2013 (отмечена медалью НТТМ), «Информационные технологии и нанотехнологии» (Самара, ИТНТ 2017, 2018, 2019, 2020, 2021, 2022, 2023), «Обследование зданий и сооружений: проблемы и пути их решения» (Санкт-Петербург, 2015), на всероссийских конференциях

«Молодежный инновационный форум Приволжского федерального округа. Конкурс научно-технического творчества молодежи (НТТМ)» (Ульяновск, 2010, 2015), «Теоретические и практические аспекты развития отечественного авиастроения» (Ульяновск, ИАТУ, 2014), научных сессиях, посвященных дню радио (Москва, 2010, 2012, 2013, 2014, 2020), на всероссийских конференциях «Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем» (Ульяновск, 2009, 2010, 2012, 2013, 2020, 2021, 2022), «Современные проблемы радиоэлектроники» (Красноярск, 2013, 2014).

Соответствие специальности

Работа соответствует паспорту научной специальности 1.2.2. Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ и охватывает следующие области исследования, входящие в эту специальность: «Разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий» (п. 2), «Реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента» (п. 3) и «Постановка и проведение численных экспериментов, статистический анализ их результатов, в том числе с применением современных компьютерных технологий» (п. 9).

Апробация результатов

Результаты диссертационной работы использованы при выполнении грантов РФФИ 13-01-00555 «Оптимизация и оценка достоверности процедур привязки изображений последовательности цифровых В условиях интенсивных пространственно-коррелированных помех» (исполнитель), 16-47-732053 «Развитие безыдентификационного рекуррентного методов оценивания параметров геометрических деформаций последовательностей изображений применительно к задачам радиолокации, управления автономными беспилотными летательными аппаратами и контроля состояния микроструктуры металлов» (исполнитель), 19-47-730004 «Разработка методики и алгоритмов обработки металлографических изображений идентификации параметров для микроструктуры металла» (руководитель), 19-29-09048 «Построение математических моделей и процедур

привязки разнородных цифровых видеоданных на основе глубоких гауссовых моделей и безыдентификационной стохастической адаптации» (исполнитель), гранта РНФ 23-21-00249 «Разработка алгоритмов обнаружения дефектов на изображениях стальных и железобетонных конструкциях» (исполнитель), грантов Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере по программе «У.М.Н.И.К.» №8773р/14001 и №10122р/16840 «Разработка сталей (для методики определения степени старения малоуглеродистых изображениям металла трубопроводов) ПО с оптического микроскопа» (руководитель) и по программе «У.М.Н.И.К. на СТАРТ» №12483р/23934 «Разработка алгоритмов цифровой обработки изображений микроструктуры материала» (руководитель), а также при разработке программного обеспечения для ООО «Телеком.ру», ООО «ИНТЕГРА» и ООО «НПП Русмодуль».

Публикации

По теме диссертации опубликовано 35 научных работ, в том числе: 5 статей опубликованы в журналах рекомендованных ВАК РФ (3 из которых входят в международные реферативные базы SCOPUS и WOS); 4 публикации опубликованы в журналах входящих в базу данных RSCI; 10 – в докладах конференций, индексируемых в SCOPUS; получены 4 свидетельства на регистрацию программ для ЭВМ; 12 работ опубликованы в прочих изданиях. Некоторые результаты отражены в отчетах по НИОКР.

Личный вклад автора

В публикациях автору принадлежит следующий вклад. В работах [63, 125, 173] предложены МПГИ и новая математическая модель объекта идентификации, а также рассмотрен [125, 173] комплексный критерий эффективности идентификации. В работах [61, 172] предложена и исследована численная процедура нахождения параметров идентификации на основе МПГИ, при этом в [172] проведен также сравнительный анализ ее эффективности с методом контурного анализа и корреляционно-экстремальным методом на бинарных изображениях. В работах [40, 62, 64] численная процедура нахождения

микрошлифов стали. В работе [72] исследованы возможности параметрической оптимизации МПГИ. В работах [70, 170] на основе экспериментальных данных проведен сравнительный анализа вариантов реализации МПГИ при использовании различных ЦФ идентификации на полутоновых изображениях. В работе [71] рассмотрены подходы уменьшения необходимого количества начальных приближений шаблонов для исследуемых баз данных изображений, в том числе за счет процедур сегментации и учета симметрии объектов. В работах [68, 175, 177] предложены процедуры предобработки изображений, расширяющие рабочий диапазон МПГИ на бинарных и полутоновых изображениях, проведены экспериментальные исследования по оптимизации размера масок низкочастотных фильтров. В работе [124] выполнены экспериментальные исследования, на основе которых найдено пороговое значение коэффициента корреляции принятия решения об идентификации при использовании МПГИ, а также проложены дополнительные критерии идентификации. В работе [174] получены пороговые значения для критериев идентификации объектов схожей формы, обоснована эффективность использования критериев при идентификации по бинарным [67, 69, 171] проведен В работах изображениям. вычислительный И экспериментальный сравнительный анализ процедур построения выпуклой оболочки, и апробация реализованных алгоритмов на металлографических изображениях. В работах [25, 169] получены экспериментальные данные по сходимости оценок параметров идентификации при анализе разновременных изображений, выработаны рекомендации для предобработки таких изображений. В работах [123, 176] – использована новая математическая модель перлитной области и на основе МПГИ разработана методика оценки параметров микроструктур сталей по металлографическим изображения. В работе [24] разработан идентификации алгоритм перлита на металлографических изображениях, направленный на определение доли зернистой фазы в перлите. В работе [158] апробировано использование МПГИ для идентификации плавательных средств по спутниковым изображениям. В работах [65, 189, 190] МПГИ применен для анализа динамики дефектов мостовых конструкций по

разновременным изображениям, полученным БПЛА. В работах [66, 157] МПГИ апробирован для решения задачи поиска областей, в которых произошли изменения при анализе разновременных изображений исторических зданий. В работах [103, 104, 105, 106] предложена программная реализация алгоритмов на основе МПГИ, направленных на оценивание параметров металлографических изображений. В приведенных работах более шестидесяти процентов выполненных исследований принадлежит соискателю лично.

Во введении обоснована актуальность темы диссертационной работы, сформулированы цель и задачи исследований, научная новизна и практическая ценность полученных результатов, приведены сведения об использовании, реализации и апробации результатов работы, о структуре диссертации.

В первой главе проведен сравнительный анализ известных методов идентификации объектов на изображениях, основанных на сравнении с эталоном, рассмотрены основные этапы и характеристики качества идентификации, проанализированы проблемы идентификации в сложных условиях, предложен новый метод идентификации объектов на базе аппарата псевдоградиентной адаптации шаблона(ов) к изображению объекта и сформулированы основные задачи исследований диссертационной работы.

Во второй главе на основе МПГИ предложена новая математическая модель объекта идентификации, разработаны быстродействующие численные алгоритмы идентификации, исследованы возможности повышения эффективности МПГИ при обработке бинарных изображений за счет их предварительной низкочастотной фильтрации и использования совокупности критериев идентификации. Проведен сравнительный анализ разработанного метода с КЭМ и МКА.

Третья глава посвящена исследованию возможностей параметрической оптимизации МПГИ и результатам апробации псевдоградиентных алгоритмов идентификации на бинарных и полутоновых изображениях.

Четвертая глава посвящена разработке алгоритмического обеспечения и комплекса программ для реализации и оценки эффективности разработанного МПГИ.

Глава 1. ОБНАРУЖЕНИЕ, РАСПОЗНАВАНИЕ И ИДЕНТИФИКАЦИЯ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

1.1 Постановка задачи

В настоящее время в цифровой обработке изображений системы компьютерного зрения занимают важное место [56, 93, 95, 141, 156]. Одной из ключевых задач ими решаемых является распознавание образов. Теория распознавания образов – это научное направление, развивающее теоретические основы и методы классификации и идентификации предметов, явлений, процессов, сигналов, ситуаций и объектов, которые характеризуются конечным набором некоторых свойств и признаков [45, 126, 128, 131].

Необходимо отметить, что большое число методов и алгоритмов, позволяющих обнаруживать объекты на изображениях, производить их идентификацию, классификацию и слежение, уже применяются в коммерческих продуктах, составляя основу систем, решающих сложные задачи обработки изображений [29, 56, 108, 132], многие методы и возможности их программной реализации находятся в стадии фундаментальных исследований. Вместе с тем, создание искусственных систем распознавания образов остаётся сложной теоретической и технической проблемой. Можно выделить два основных направления развития теории распознавания образов [91, 137]:

- изучение способностей к распознаванию, которыми обладают живые существа, объяснение и моделирование их [7, 89, 150, 159];

- развитие теории и методов построения устройств, предназначенных для решения отдельных задач в прикладных целях [26, 27, 107].

Необходимость распознавания образов, как на отдельных изображениях, так и на видеопоследовательностях возникает в самых разных областях – от военного дела и систем безопасности до оцифровки всевозможных аналоговых сигналов. Для примера отметим только некоторые специализированные задачи, использующие распознавание образов:

- поиск изображений по содержанию, предполагающий выбор из большого набора изображений только тех, которые отвечают определённому содержанию [37, 93, 95, 111];

- оптическое распознавание знаков: распознавание символов и знаков на изображениях печатного или рукописного текста [26, 91, 93];

 - оценка положения и параметров искомого объекта: определение параметров местоположения определённого объекта на изображении и/или его геометрических и яркостных параметров [19, 37, 128].

Распознавание образов на изображении можно определить, как возможность его отнесения на основе исходных данных к определенному классу (группе классов или эталонов) путем сопоставления выделенных существенных признаков, характеризующих данный класс. Основной проблемой при этом является установление соответствия между выделенным на исследуемом изображении объектом и эталонном на основе конечного набора некоторых свойств и признаков. Данная проблема является одной из фундаментальных проблем методов распознавания, классификации и идентификации предметов и объектов [26, 29, 131, 132].

Перспективными для использования в различных технологиях остаются подходы и методы, основанные на сравнении исследуемого изображения объекта с эталоном. Они отличаются высокой достоверностью распознавания объектов, а также универсальностью, что позволяет применять реализованные алгоритмы для решения различных технических задач [137, 161]. При этом вся информация, имеющаяся в распоряжении, часто ограничивается выбранной мерой сходства для различных эталонов [19, 161].

Как уже отмечалось, создание систем распознавания образов на изображении по-прежнему остается сложной проблемой, как с точки зрения теории, так и с точки зрения технической реализации. Обычно выделяют следующие основные задачи распознавания образов [56, 78]:

- обнаружение: проверка изображений или его части на наличие определённого условия, для обнаружения обычно используются несложные и достаточно быстродействующие алгоритмы вычислений [56, 80];

- распознавание: нахождение одного или нескольких предварительно заданных или изученных объектов, или классов объектов на изображении [29, 58, 131];

- идентификация: на изображении распознается индивидуальный экземпляр объекта с оценкой его параметров и принятием решения [126, 139].

Данное диссертационное исследование, направленное на разработку адаптивных алгоритмов идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях, связано с задачей идентификации объектов на основе сравнения исследуемого изображения объекта с эталонным изображением. Под идентификацией объекта в дальнейшем понимается распознавание с использованием эталона объекта с оценкой его местоположения и геометрических параметров.

В параграфе 1.2 первой главы диссертационной работы рассмотрены подходы и требования к распознаванию объектов на изображениях, в параграфе 1.3 дан сравнительный обзор методов идентификации объектов, основанных на сравнении с эталоном. Новый метод идентификации объектов, основанный на сравнении с адаптивным эталоном, предложен в параграфе 1.4. Там же рассмотрен псевдоградиентный подход к оцениванию параметров идентификации объекта. Исследование и выбор алгоритмов сегментации объектов на изображении проведены в параграфе 1.5. Параграф 1.6 посвящён постановке и обоснованию задач диссертационного исследования.

1.2 Подходы и требования к распознаванию объектов на изображениях

Разработка и совершенствование методов и систем распознавания образов остается важным направлением развития цифровой обработки изображений.

В частности, актуальными задачами, решаемыми такими системами [3, 56, 80], являются:

- улучшения видения и распознания в сложных условиях наблюдения, например, при наличии шумов, вибрации или слабой освещенности [29, 137, 141];

- обнаружение и распознавание движущихся и неподвижных объектов, наблюдаемых на фонах различных типов [49, 78, 112];

- высокоточное сопровождение объектов, связанное с организацией непрерывного управления перемещением объекта и его положением в пространстве [38, 80, 182].

Можно также отметить биомедицинские приложения, задачи контроля качества, зрения роботов, дистанционного сбора данных и многие другие [91, 107, 161].

Методы распознавания образов в большинстве практических случаев используют в качестве вспомогательных инструментов такие алгоритмы цифровой обработки изображений, как выделение контуров [81, 97, 153], сегментация [91, 161], извлечение признаков объекта и построение его структурного описания [56, 92, 131].

Задачам распознавания образов и классификации объектов посвящено большое число научных публикаций, в которых исследуются различные подходы и методы получения характерных признаков. Особое внимание уделено процедурам сопоставления исследуемого объекта с эталоном. При идентификации объектов на реальных изображениях приходится иметь дело с наличием сложного комплекса мешающих факторов: временная и пространственная неоднородность характеристик полезных изображений И полей помех, неоднородность чувствительности и дефекты датчиков изображений, импульсные помехи, наличие сложной фоновой составляющей и многое другое [130, 137, 161]. Даже если все мешающие факторы могли бы быть учтены в полной мере, модель изображений объектов оказалась бы очень сложной, а процедуры идентификации, основанные на такой модели, труднореализуемыми в реальном времени. По своей природе указанные факторы имеют случайный характер, соответственно, при описании

реальных изображений практически всегда присутствует как параметрическая, так и непараметрическая априорная неопределенность. Реальные информационные системы обработки изображений характеризуются очень большими скоростями поступления данных. Это обусловливает актуальность создания новых, ориентированных на реализацию в реальном времени, процедур распознавания объектов [130, 172, 192].

Основными требованиями к методам и алгоритмам распознавания объектов на изображениях являются [5, 48, 56]:

- робастность: устойчивость к значительным искажениям;

- локализация: способность не только обнаруживать объект, но и точно указывать его положение, как в системе координат изображения, так и в параметрах геометрии искажения (угол поворота, масштаб, параметры преобразований и пр.);

- вычислительная реализуемость: все процедуры должны иметь конечное время вычисления и стремиться к возможности использования в системах реального времени.

При разработке методов и алгоритмов распознавания объектов на изображениях требуется учет особенностей и ограничений, связанные с характером решаемых задач, таких как [3, 19, 141].

- объем априорной информации о размерах, форме, пространственном положении исследуемого объекта и фона;

- требования к быстродействию (вычислительным затратам), что часто обусловлено требуемой степенью оперативности принятия решения;

- степень автономности (автоматизации) обнаружению и идентификации, роль оператора.

Среди систем распознавания объектов можно выделить системы обучающиеся (самообучающиеся) и системы без обучения. Первые строятся на основе нейронных сетей. Такой подход требует либо большого количества примеров распознавания (с правильными ответами), либо специальной структуры нейронной сети, учитывающей специфику данной задачи. Применение теории искусственных нейронных сетей, как правило, основывается на получение

результата путем эксперимента [4, 51, 108]. Системы без обучения используют базовые подходы к улучшению видения и выделения объекта, в том числе в сложных условиях с применением различных методов линейной и нелинейной пространственно-временной фильтрации. При решении задач подобного плана стараются пользоваться математическим языком и, в отличие от теории искусственных нейронных сетей, эксперимент заменяют логическими рассуждениями и математическими доказательствами [93, 128, 137].

Рассмотрим также подходы к принятию решения при обнаружении по эталону объекта на изображении. Пусть есть некоторое множество $\{\mathbf{Z}^{\mathfrak{s}}\}$ эталонов. Необходимо, опираясь на меру сходства (признаки объекта, корреляция, описание специальных точек и т.п.), соотнести исследуемый объект **Z**^o к определённому эталону \mathbf{Z}_{i}^{9} , i = 1, 2, ..., N, то есть создать классификатор. Способ принятия решения зависит от выбора меры сходства с эталоном и объема априорной информации об объекте [17, 21, 29, 52]. Рассмотрим задачу в следующей постановке: задано N эталонов $\mathbf{Z}_1^{\mathfrak{I}}, \mathbf{Z}_2^{\mathfrak{I}}, ..., \mathbf{Z}_N^{\mathfrak{I}}$. Исследуемый объект $\mathbf{Z}^{\mathfrak{O}}$ на изображении должен быть отнесён к одному из эталонов, но к какому именно заранее неизвестно. Выдвигаются гипотезы $H_1, H_2, ..., H_N$, где H_i – гипотеза, определяющая принадлежность объекта к эталону $\mathbf{Z}_i^{\mathfrak{I}}$, и предполагаются заданными априорные распределения вероятностей этих гипотез, то есть известно, с какой вероятностью $P(H_i)$ объект \mathbf{Z}^{o} может принадлежать классу $\mathbf{Z}_i^{\mathfrak{I}}$. При этом суммарная вероятность $\sum_{i=1}^{k} P(H_i)$ равно 1, т.к. по условию объект должен принадлежать одному из эталонов [19, 17, 52, 137]. Необходимо исходя из меры сходства $X_i(\mathbf{Z}^{o})$ исследуемого объекта \mathbf{Z}° и множества эталонов $\{\mathbf{Z}^{\circ}\}$ определить к какому классу принадлежит объект. Общий вид классификатора, позволяющего построить оценку $\tilde{g}(x)$ на основании множества $X(\mathbf{Z}_o)$, выглядит следующим образом:

$$\widetilde{g}(X(\mathbf{Z}^{o})): \mathbf{Z}^{o} \to \mathbf{Z}^{\mathfrak{I}}_{\mathsf{M}}, \qquad (1.1)$$

где $X(\mathbf{Z}^{o})$ – мера сходства; \mathbf{Z}_{M}^{3} – один из эталонов множества $\{\mathbf{Z}^{3}\}$. Если классификатор принимает решение о том, что объект \mathbf{Z}^{o} принадлежит классу \mathbf{Z}_{j}^{3} , когда на самом деле он принадлежит классу \mathbf{Z}_{i}^{3} , то с вероятностью P_{ij} возникает ошибка. При этом общая вероятность ошибки распознавания определяется как сумма: $\sum_{i} \sum_{i \neq i} P_{ij}$ [17, 18, 21].

Наилучшую минимизацию ошибок $\sum_{i} \sum_{j \neq i} P_{ij}$ с точки зрения математического

ожидания (МО) полных потерь обеспечивает Байесовское правило принятия решений. Предположим, что, принимая решение о соответствии тому или иному эталону, решающее устройство несёт определённые потери (штрафы). Величины данных потерь зависят от того, к какому классу принадлежит объект в действительности и к какому эталону был отнесён данный объект в результате исследования. Значения величин потерь задаются матрицей риска $\mathbf{R} = \|r_{ij}\|$, где r_{ij} – потери в случае принятия решения в пользу принадлежности объекта классу j, тогда как в действительности он принадлежит классу i (при j = i значения потерь равны нулю). При этом выражение для среднего риска (средних условных потерь) принимает вид [17, 20]:

$$\overline{\mathbf{R}}_{j}(X(\mathbf{Z}^{\circ})) = \sum_{i=1}^{N} r_{ij} p(H_{i} | X(\mathbf{Z}^{\circ})), \qquad (1.2)$$

где $p(H_i | X_i(\mathbf{Z}^\circ))$ - вероятность принадлежности объекта \mathbf{Z}° к эталону \mathbf{Z}_j° .

При минимизации вероятность ошибки критерием принятия гипотез является МО полных потерь на множестве всех решений [17, 18, 19, 137]. Находятся значения условных средних потерь $\overline{\mathbf{R}}_1(X(\mathbf{Z}^\circ)), \overline{\mathbf{R}}_2(X(\mathbf{Z}^\circ)), ..., \overline{\mathbf{R}}_N(X(\mathbf{Z}^\circ))$ для случаев отнесения исследуемого объекта к различным эталонам, среди которых выбирается то значение, которому соответствуют наименьшие условные потери. Если плотность распределения вероятностей (ПРВ) $p(X(\mathbf{Z}^\circ)|H_i)$ множества $X(\mathbf{Z}^\circ)$ при условии, что объект \mathbf{Z}° классифицирован как соответствующий эталону $\mathbf{Z}_i^{\mathfrak{I}}$, то вероятность принадлежности $\mathbf{Z}^{\mathfrak{O}}$ эталону $\mathbf{Z}_i^{\mathfrak{I}}$ определяется формулой Байеса:

$$p_{i} = p(H_{i} | X(\mathbf{Z}^{o})) = \frac{P(H_{i})p(X(\mathbf{Z}^{o}) | H_{i})}{\sum_{i=1}^{N} P(H_{i})p(X(\mathbf{Z}^{o}) | H_{i})}.$$
(1.3)

Так как знаменатель (1.3) для всех p_i одинаков, минимум общих потерь от него не зависит, и его можно не учитывать. Тогда выражение для средних потерь сводится к соотношению [17, 18]:

$$\overline{\mathbf{R}}_{j}(X(\mathbf{Z}^{o})) = \sum_{i=1}^{N} r_{ij} P(H_{i}) p(X(\mathbf{Z}^{o}) | H_{i}), j = 1, 2, ..., N.$$
(1.4)

Объект относится к тому эталону, при котором ожидание общих потерь минимально, т.е. $\overline{\mathbf{R}}_{i}(X(\mathbf{Z}^{o})) \to \min$, если $p(H_{i} | X(\mathbf{Z}^{o})) \to \max$.

В п. 1.4 будет показано, что в качестве меры сходства $X(\mathbf{Z}^{o})$ исследуемого объекта \mathbf{Z}^{o} и эталонов \mathbf{Z}_{i}^{9} в настоящей диссертации в соответствии с целью исследования целесообразно использовать корреляцию и средний квадрат разности яркостей. Тогда признаками отнесения исследуемого объекта \mathbf{Z}_{j}^{o} к определённому эталону \mathbf{Z}_{i}^{3} , обеспечивающими минимум ожидания общих потерь $\mathbf{\overline{R}}_{j}(X(\mathbf{Z}^{o}))$, будут соответственно максимум коэффициента корреляции и минимум среднего квадрата разности яркостей.

1.3 Методы идентификации объектов, основанные на сравнении с эталоном

Классификацию методов идентификации объектов на изображении принято производить по ряду признаков и подходов [56, 107, 131]. Рассмотрим методы, основанные на сравнении с эталоном, которые соответствуют решаемым в диссертации задачам. К таким методам отнесем методы, в которых сравнение происходит непосредственно с шаблоном, а также признаковые методы, в которых результат основан на получении признаков объекта и сравнении их с признаками эталонов. Кроме того, сюда же можно отнести методы, в которых сравниваются некие образы, выделенные из эталона и исследуемого объекта. Ниже приведена краткая характеристика ряда методов, получивших наибольшее распространение.

Корреляционно-экстремальные методы (полного перебора)

Идея корреляционно-экстремального метода (КЭМ) сводится к сравнению изображения объекта и шаблона посредством корреляционной меры, которая принимает экстремальное значение при совпадении их положений. Наиболее используемой мерой является взаимная корреляционная функция. При совпадении исследуемого и эталонного изображений она достигает максимального значения, а её производная – минимального [11, 54].

КЭМ основаны на корреляционно-экстремальной обработке каждого возможного варианта расположения шаблона (во всевозможных повернутых и растянутых формах): $\mathbf{Z}_{0}^{\text{m}}, \mathbf{Z}_{1}^{\text{m}}, \dots, \mathbf{Z}_{N-1}^{\text{m}}$ и изображения исследуемого объекта $\mathbf{Z}^{\circ} \in \{\mathbf{Z}^{\circ}\}$, где $\{\mathbf{Z}^{\circ}\}$ – множество изображений, $\{\mathbf{Z}^{\text{m}}\}$ – множество эталонов. В результате этой обработки формируются статистики $(\mathbf{Z}^{\circ})^{T} \mathbf{Z}_{0}^{\text{m}}, (\mathbf{Z}^{\circ})^{T} \mathbf{Z}_{1}^{\text{m}}, \dots, (\mathbf{Z}^{\circ})^{T} \mathbf{Z}_{N-1}^{\text{m}}$, которые сравниваются, и в результате чего выбирается максимальное значение, которое и определяет принятие решения. Данный метод имеет высокую устойчивость к различным видам шумов, но практически не реализуем в системах реального времени, ввиду больших вычислительных затрат, связанных с необходимостью формирования большого количества шаблонов, применяемых для сравнения [6, 53].

Поиск объекта во всех возможных положениях ведет к необходимости создания базы данных, хранящей все возможные шаблоны положения объекта [17, 58]. В ряде случаев КЭМ требует проведения предварительной фильтрации изображения, например, для усиления чёткости углов и границ [97, 161].

Недостатками КЭМ являются высокая чувствительность к отклонению масштаба, ориентации, яркости шаблона объекта и значительный объем вычислений. Первый недостаток преодолеваются использованием большого количества шаблонов, соответствующих различным положениям объекта по

масштабу и ориентации. Второй недостаток приводит к необходимости использования параллельных вычислений на множестве специализированных микропроцессоров, достигая высокой скорости из-за потери универсальности вычислителя. Имеется также субъективизм в выборе порога, вида фильтрации и некоторых других параметров [11, 53].

Корреляционные методы распознавания были популярными в системах компьютерного зрения вплоть до 80-х годов прошлого века ввиду высоких надежности и вероятности правильного распознавания в широком диапазоне внешних условий, а также их высокой помехозащищенности [30, 54]. Однако по мере возрастания требований к быстродействию и надёжности алгоритмов обнаружения во всё более сложной реальной обстановке недостатки данной группы методов стали проявляться всё более явно. Это, прежде всего высокая вероятность аномальных ошибок, необходимость в большом количестве шаблонов для описания разноракурсовых образов трёхмерных объектов [56, 128].

Также стоит отметить, что ввиду большой вычислительной сложности, но устойчивости к шумам и надежности КЭМ предпринимались неоднократные попытки его упрощения. Одним из таких упрощений является применение процедур предварительной обработки изображений, в соответствии с парадигмой Марра [76, 96]. Другим приемом упрощения КЭМ является сравнение не самих изображений объекта и эталона, а их частотных (Фурье) образов. Такой подход позволяет не учитывать смещение объекта на изображении, поскольку сдвиг объекта в пространственной области не приводит к изменению модуля преобразования Фурье [16, 161]. Однако, хоть данный метод и позволяет существенно снизить вычислительные затраты, но большая чувствительность к шумам делают проблематичным его использование в условиях априорной неопределенности. Для компенсации влияния шумовой составляющей изображения используются сложные алгоритмы сегментации [56, 159, 161].

Методы идентификации объектов на основе сопоставления признаков

Данные методы основаны на сопоставлении не самих эталонного и искомого изображений, а сопоставления их характеристик и признаков, таких как контуры и

углы, векторы яркостей и др.

Выделяют два основных подхода к сопоставлению изображений по наборам признаков [91, 107]:

- поиск такого положения исследуемого объекта относительно эталона, при котором совпадет наибольшее количество структурных элементов [47, 99, 130];

- сопоставление групп взаимосвязанных элементов [76, 130].

С вычислительной точки зрения оба подхода являются достаточно трудоемкими. При первом необходимо перебирать большое количество возможных положений. Для второго проблемой является экспоненциальный рост сложности при увеличении размера групп элементов, по которым строится набор гипотез [26, 99, 130].

В последнее время достигнут значительный прогресс в обнаружении и сравнении признаков объектов. Одним из популярных способов сокращения вычислительных затрат и оптимальной классификации объектов на основе сопоставления признаков является использование при распознавании объекта решающих деревьев [27, 47, 56]. При этом исследуемые объекты описываются в признаковом пространстве. Синтез решающего дерева представляет собой итерационный процесс. Для построения очередной вершины дерева выбирается признак, наилучшим образом удовлетворяющий некоторому критерию ветвления. По значениям этого признака и осуществляется ветвление. Процедура повторяется для каждой из ветвей. Для построения решающего дерева при выборе конкретных признаков и их атрибутов основываются на следующих критериях [47]:

- присутствие / плотность – наличие характерных черт на всех эталонах и их достаточная плотность для выделения искомого объекта;

- редкость / уникальность – уникальность характерных черт каждого эталона;

- инвариантность / устойчивость – робастность по отношению к геометрическим искажениям и слабую чувствительность к шумовой составляющей;

локализация – возможность точной классификации;

- интерпретация – возможность быстрого соотнесения к конкретному эталону;

- скорость – ограниченность времени выделения характерных черт из исходного изображения [29, 47, 142].

Приведенные критерии являются противоречивыми. Поэтому при решении реальных задач конкретный выбор характерных признаков и их атрибутов практически всегда зависит от производительности имеющихся вычислительных средств и от степени уникальности признаков объекта [27, 142].

Достоинством методов на основе сопоставления признаков является стабильное нахождение параметров при правильно заданной модели и выборе характерных черт, признаков объекта и подобранном дереве сопоставления характерных черт (от наиболее общих к более частным). Данный метод хорошо подходит для нахождения и сопоставления характеристик простых фигур: ромб, овал, треугольник и т.п. [26, 99, 57]. Недостатком является то, что подбор признаков и характерных черт объекта должен предварительно осуществлять оператор, что несет элемент субъективности. К другим недостаткам можно отнести сильную чувствительность к шумам и нелинейное увеличение сложности определения дополнительных параметров при идентификации объектов со сложной формой и структурой [47, 99].

Методы контурного анализа

Методы контурного анализа (МКА) основаны на предположении, что форма объекта может быть представлена его внешними и внутренними контурами и были первоначально разработаны для задач распознавания фигур [22, 98]. МКА позволяет представить объект в виде своих внешних контуров, которые позволяют описать и сравнивать объекты. При этом предполагается, что в контурах содержится вся информация о форме объекта, поэтому внутренние точки объекта не анализируются [98, 161]. Это ограничивает область применения МКА, но позволяет перевести задачу распознавания объектов из двумерного пространства матрицы пикселей, составляющих изображение, к одномерному пространству замкнутой линии - контура, что снижает вычислительную сложность [98, 133].

Контур является границей объекта, то есть совокупностью точек, лежащих на границе между объектом и фоном. Системы цифровой обработки изображений

различают несколько способов кодирования контура. С точки зрения идентификации, наиболее приемлемым является полигональный код Фримена [22, 133], при котором кодирование контура осуществляется последовательностью комплексных чисел, которая происходит в несколько этапов:

1. на изображении фиксируется некоторая точка, являющаяся начальной точкой контура $p_{HMK}(x_p, y_p)$;

2. контур обходится (правый обход) и каждый полученный вектор кодируется комплексным числом a + ib, где a – смещение точки по оси 0X, а b – смещение по оси 0Y относительно предыдущей точки;

3. формируется вектор-контур [98].

При использовании контурного анализа для распознавания объектов необходима предварительная обработка изображений, включающая [22, 98]: выделение объектов и их контурных линий, выравнивание длин вектор-контуров – приведение всех длин к единой длине и принятие решения о распознавании исследуемого вектор-контура, на основании его полного перебора с вектор-контуром эталонов [22].

В силу физической природы трехмерных объектов, их контуры всегда замкнуты и не могут иметь самопересечения. Основные элементы методов контурного анализа рассмотрены в работах [22, 98].

Основными достоинствами МКА является инвариантность к сдвигу, повороту и изменению масштаба объекта на изображении. Необходимо отметить, что МКА отличается и высоким быстродействием [22, 98]. Недостатком являются учёт только внешних границ объекта, что ведёт к потере информации об объекте, такой как градиенты яркости объекта, внутренние разрывы и т.п. Другим существенным недостатком является низкая помехоустойчивость, которая определяется помехоустойчивостью сегментации контурных линий объекта в вектор-контуре [56, 161, 182].

Методы, основанные на сведении плоских объектов к графу

Методы этой группы направлены на сокращение вычислительных затрат. Одним из подходов, получивших распространение при морфологической

обработке изображений, является выделение остова (скелета) плоской фигуры [79, 134, 161]. Остовом фигуры принято называть линии, полученные из центров окружностей, имеющих как минимум 2 точки, для которых контур объекта является касательной. Пример найденного остова показан на рисунке 1.1. Другим подходом, предложенным Блюмом [91, 161], является преобразование к главным осям.



Рисунок 1.1 - Пример фигуры объекта с найденным остовом

Исследования остова и другие процедуры морфологической обработки позволяют определить качественные признаки изображения, не чувствительные к геометрическим деформациям, которые используются для идентификации объектов. Однако методы, основанные на сведении к графу, обладают требует больших высокой сложностью реализации И относительно вычислительных затрат, что делает проблематичной их реализацию в системах реального времени. Кроме того, использование остова малоприменимо при анализе округлых объектов. Еще одним недостатком является то, что сам объект и его границы должны быть точно обнаружены и различимы на изображении [79, 134].

Методы, основанные на обнаружении устойчивых признаков изображения

Идентификация объектов на основе данного подхода состоит в обнаружении на изображениях эталона и исследуемого объекта особых (уникальных) точек для их сопоставления с использованием специальных дескрипторов [164, 182]. Сопоставлением наборов дескрипторов эталонов и исследуемого объекта обнаруживается объект. Характерными представителями методов, основанных на таком подходе, являются методы SURF (Speeded Up Robust Features) [1, 42, 73, 147] и SIFT (Scale Invariant Feature Transform) [94, 168, 178]. Можно выделить две основные задачи, решаемые этими методами: - поиск особых точек на изображении;

- получение дескрипторов, не зависящих от масштаба объекта и его положения.

Принцип обнаружения особых точек можно пояснить на примере матрицы Гессе, используемой в методе SURF. В качестве особых точек изображения выбирают такие пиксели, в которых детерминант матрицы Гессе (гессиан) достигает экстремума [73, 94, 147], или точки с максимальным изменением градиента яркости [164, 197]. Особые точки хорошо обнаруживаются в пятнах, углах и краях линий. Гессиан инвариантен к повороту объекта, но не инвариантен к его масштабу. Для устранения данного недостатка в методе SURF используются матрицы масштабов для нахождения гессианов в различных масштабах. Для каждой особой точки, на основании преобразований Хафа, высчитывается максимальный градиент и масштаб, соответствующей масштабному коэффициенту матрицы Гессе.

После отыскания особых точек, необходимо сформировать их дескрипторы, которые представляют собой набор из 64 чисел. Эти числа отображают изменение значений градиента около ключевой точки. Так как особая точка имеет максимальное значение градиента в области, то окрестность особой точки содержит участки с различными градиентами, что обеспечивает различие дескрипторов для разных особых точек [1, 73].

Вычисление значений градиентов вокруг особой точки производится относительно направления градиента в целом, то есть по всей окрестности точки. Это позволяет достигать инвариантность метода SURF к повороту объекта. Инвариантность к масштабу объекта можно обеспечить при использовании фильтров матрицы различных размеров [42, 73].

Так как гессиан является градиентом, он зависит только от перепада яркости в локальной области и не зависит от перепадов яркостей всего изображения, то есть изменение уровня освещения в методе SURF не влияет на обнаружение основных точек. На рисунке 1.2. приведён пример использования метода SURF для идентификации объектов на реальных изображениях.



Рисунок 1.2 - Идентификация Лондонской башни с использованием метода SURF

Достоинствами методов, основанных на обнаружении устойчивых признаков, является инвариантность к повороту и к незначительным аффинным искажениям, высокая достоверность распознавания объектов, даже при частичном скрытии объекта, а также нечувствительность к изменению яркости фона изображения. Недостатками являются сложность реализации, высокие вычислительные затраты, а также низкая точность оценки масштаба объекта [42, 73].

Метод, основанный на сравнении отрезков

Изображения эталона и исследуемого объекта представляются набором отрезков, для каждого из которых известны координаты концов с точностью до пикселя, а также направление и средняя амплитуда градиента яркости в точках отрезка. Основная идея заключается в изменении стратегии перебора возможных перебора всех возможных положений перебираются положений. Вместо структурные элементы, которые могут совпадать [12]. В результате вычислений каждого положения находится для число совпадающих элементов. получено Преобразования, при которых малое количество совпадений, игнорируются, поэтому объем вычислений резко снижается. Такой подход близок к обобщенному преобразованию Хо [187].

Проведенный анализ показал, что для решаемой в диссертации задачи (задачи идентификации объектов на изображении) наиболее приемлемы КЭМ и МКА,

которые и будут использованы для сравнения с предлагаемым методом (которое проведено в п. 2.5 второй главы и п. 3.1 третьей главы).

1.4 Идентификация объектов, основанная на сравнении с адаптивным шаблоном

В диссертации предлагается новый метод идентификации объектов на изображении, который основан на сравнении изображения объекта с адаптивным шаблоном. Метод базируется на том, что шаблоны адаптивно изменяясь по заданному набору параметров идентификации, привязываются к изображению объекта. Набор параметров идентификации, значения которого рекуррентно оптимизируются в рабочем диапазоне по заданному критерию качества идентификации, задается априорно. В исследованиях использовались частные случаи аффинной модели.

Для нахождения параметров идентификации в предложенном методе использованы рекуррентные псевдоградиентные безыдентификационные процедуры (обоснование применения которых приведено ниже). Поэтому метод назван метод псевдоградиентной идентификации (МПГИ).

Использование аппарата псевдоградиентной адаптации позволило обеспечить высокое быстродействие метода, сходимость формируемых оценок параметров идентификации к оптимальным значениям при довольно слабых условиях и эффективность в условиях априорной неопределенности влияющих факторов.

Рассмотрим кратко свойства псевдоградиентных процедур $(\Pi\Gamma\Pi).$ Нахождение точных параметров $\vec{\alpha}$ идентификации, которые в предложенном методе представляют собой параметры геометрических деформаций (ГД) шаблона \mathbf{Z}° $\mathbf{Z}^{\mathrm{III}}$ относительно изображения исследуемого объекта, практически невозможно из-за неполноты описания объекта изображением [17, 20, 75]. Обойти процесс описания объектов при нахождении оценок $\hat{\vec{\alpha}}$ позволяют градиентные процедуры. Оценки формируются рекуррентно на основе анализа получаемых

значений целевой функции $Q(\vec{\alpha}, \mathbf{Z}^{o}, \mathbf{Z}^{m})$ качества идентификации на итерациях оценивания:

$$\hat{\vec{\alpha}}_t = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \Lambda_t \nabla \mathbf{Q}(\hat{\vec{\alpha}}_{t-1}, \mathbf{Z}^{\mathrm{o}}, \mathbf{Z}_t^{\mathrm{III}})$$
(1.5)

где \hat{a}_t – вектор оцениваемых параметров (следующее за \hat{a}_{t-1} приближение к точке экстремума Q(·)); Λ_t – матрица усиления (положительно определенная матрица, определяющая величину шага изменения оценок); $\nabla Q(\cdot)$ - градиент функции Q(·) [130, 140].

В процедуре поиска (1.5) каждый следующий шаг из точки $\hat{\vec{a}}_{t-1}$ производится по направлению антиградиента (наискорейшего спуска), что в определенных $\hat{\vec{\alpha}}$ $\vec{\alpha}^*$. сходимости к оптимальным приводит К значениям условиях [84, 101, 130, 139]. Но приведенная процедура в системах реального времени практически не реализуема из-за требования огромных вычислительных затрат. Значительно сократить вычислительные затраты позволяет использование вместо градиента $\nabla Q(\vec{a}, \mathbf{Z}^{\circ}, \mathbf{Z}^{m})$, его усечения $\nabla Q(\hat{\vec{a}}_{t-1}, \mathbf{Z}_{t})$ на некоторую часть \mathbf{Z}_{t} изображений $\mathbf{Z}^{\circ}, \mathbf{Z}^{m}$ – локальную выборку. Примером такой выборки \mathbf{Z}_{t} может служить случайный выбор заданного числа отсчетов из исследуемых изображений. Тогда на каждой итерации в (1.5) требуется значительно меньше вычислений, однако вместо градиента $\nabla Q(\cdot)$ будут использоваться его значения $Q(\cdot)$ со случайной погрешностью [118, 119]. Отметим, что в ряде методов стохастического поиска [21] случайная составляющая при определении направления очередного шага вводится искусственно для повышения скорости сходимости. [130, 159].

Проведенный в работах [84, 87, 130] анализ подходов к синтезу алгоритмов оценивания межкадровых ГД изображений, к которым можно отнести и рассогласование шаблона и изображения исследуемого объекта, показал, что требованию простоты, быстрой сходимости и работоспособности в различных реальных условиях удовлетворяют рекуррентные адаптивные ПГП:

$$\hat{\vec{a}}_t = \hat{\vec{a}}_{t-1} - \Lambda_t \beta_t, \ t = 1, 2, \dots,$$
 (1.6)

где $\hat{\vec{\alpha}}_0$ - начальное приближение вектора оцениваемых параметров; $\overline{\beta}_t$ - некоторый случайный вектор в пространстве параметров, зависящий от предыдущего значения $\hat{\vec{\alpha}}_{t-1}$ и от номера шага t; $t = \overline{1,T}$ [139, 159]. Матрица усиления, как правило, выбирается диагональной:

$$\Lambda_{t} = \begin{vmatrix} \lambda_{1t} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_{2t} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_{mt} \end{vmatrix}, \ \lambda_{kt} > 0, \ k = \overline{1, m}; \ m -$$
число оцениваемых параметров).

Направление $\overline{\beta}_t$ будет ПГ функционала $Q(\overline{\alpha})$ в точке $\vec{\alpha}_{t-1}$, если выполнено условие [138, 140]:

$$\left[\mathbf{Q}(\vec{\alpha}_{t-1})\right]^T \mathbf{M}\{\vec{\beta}_t\} \ge 0, \qquad (1.7)$$

а процедура (1.6) будет псевдоградиентной, если на каждой итерации условие (1.7) выполняется. В частности, рекуррентная процедура будет псевдоградиентной, если

$$\mathbf{\Lambda}_{t} = \mathbf{\Lambda} = \begin{vmatrix} \lambda_{1} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_{2} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_{m} \end{vmatrix}, \quad \lambda_{i} > 0, \quad i = \overline{1, m},$$

или при $\Lambda_t = \lambda_t \mathbf{B}$, где \mathbf{B} - любая положительно определенная матрица. Например, если $\mathbf{B} = \mathbf{E}$, где \mathbf{E} - единичная матрица, а $\lambda_t = t^{-1}$ [123, 130, 139], то

$$\mathbf{\Lambda}_{t} = \mathbf{\Lambda} = \lambda_{t} \mathbf{E} = \begin{vmatrix} \lambda_{t} & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \lambda_{t} & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \lambda_{t} \end{vmatrix}, \ \lambda_{t} > 0,$$
(1.8)

приводит к методу стохастической аппроксимации. При этом скалярные множители λ_t должны удовлетворять условиям: $\sum_{t=1}^{\infty} \lambda_t = \infty$ и $\sum_{t=1}^{\infty} \lambda_t^2 < \infty$, которые для широкого класса функций Q(·) и ПРВ помех обеспечивают сходимость оценок $\hat{\vec{a}}_t$

к оптимальному решению. Указанным условиям удовлетворяет, например, $\lambda_t = t^{-1}$

[82, 101, 130]. Если последовательность λ_t ограничить снизу (например, с некоторой итерации оставить λ_t постоянными), то дисперсии погрешностей оценок $\hat{\vec{a}}_t$ перестанут уменьшаться, имея порядок λ_t^2 . Тогда по достижении установившегося режима будет осуществляться некоторая квазиоптимальная обработка [117, 120].

Выбор целевых функций и псевдоградиента

Важным этапом при синтезе псевдоградиентных алгоритмов оценивания является выбор целевой функции (ЦФ) и получение соответствующего этому выбору псевдоградиента [101]. В работах [123, 130] показано, что упрощение оптимального градиента приводит к выражениям:

$$\hat{\mathbf{Q}}(\vec{\alpha}, \mathbf{Z}^{\mathrm{o}}, \mathbf{Z}^{\mathrm{m}}) = \sigma_{\theta}^{2} \sum_{\vec{j}, \vec{i} \in \Omega} \frac{\partial \hat{x}_{\vec{j}}^{\mathrm{m}}}{\partial \vec{\alpha}} (\hat{x}_{\vec{j}}^{\mathrm{m}} - z_{\vec{j}}^{\mathrm{o}}),$$
(1.9)

$$\hat{\mathbf{Q}}(\vec{\alpha}, \mathbf{Z}^{\mathrm{o}}, \mathbf{Z}^{\mathrm{m}}) = -\sum_{\vec{j}, \vec{i} \in \Omega} \frac{\partial \hat{x}_{\vec{j}}^{\mathrm{m}}}{\partial \vec{\alpha}} z_{\vec{j}}^{\mathrm{o}}, \qquad (1.10)$$

где: $z_{\overline{l}}^{o} \in \mathbb{Z}^{o}$; $\hat{x}_{\overline{l}}^{m} \in \tilde{\mathbb{Z}}^{m}$; $\tilde{\mathbb{Z}}^{m}$ - интерполированное \mathbb{Z}^{m} ; σ_{θ}^{2} - дисперсия шума.

Заметим, что в (1.10) для нахождения оптимальных оценок параметров требуется максимизация ЦФ. Это предполагает выполнения шагов алгоритма (1.6) не в направлении антиградиента, а в направлении градиента, чему в (1.10) соответствует знак минус. Уменьшения объема вычислений в (1.9) и (1.10) можно достичь при их упрощении, т.е. переходом к псевдоградиенту (ПГ) [101, 123].

Заметим, что выражение (1.9), определяющее ПГ ЦФ соответствуют задаче минимизации среднего квадрата разности яркостей (СКРЯ), а выражения (1.10) - задаче максимизации коэффициента корреляции яркостей (ККЯ). Таким образом, в исследуемой задаче оценивания параметров ГД изображений основными ЦФ могут являться СКРЯ и ККЯ.

Дальнейшего сокращения вычислительных затрат можно достичь на основе некоторой интерполяции [82, 83, 130], использующей на каждой итерации оценки \hat{a} , полученные на предыдущей итерации. При этом на *t*-ой итерации локальная выборка ЦФ будет представлять собой:

$$\mathbf{Z}_{t} = \left\{ z_{jt}^{o}, \widetilde{z}_{jt}^{\mathfrak{m}} \right\}; \ z_{jt}^{o} \in \mathbf{Z}^{o}, \ \widetilde{z}_{jt}^{\mathfrak{m}} = \widetilde{z}^{\mathfrak{m}}(\vec{j}_{t}, \hat{\vec{a}}_{t-1}) \in \widetilde{\mathbf{Z}}^{\mathfrak{m}},$$

где $\tilde{\mathbf{Z}}^{\text{m}}$ – непрерывное изображение, полученное из \mathbf{Z}^{m} с помощью интерполяции. Тогда с точностью до постоянного множителя соотношения (1.9) и (1.10) примут соответственно вид [123]:

$$\vec{\beta}_{t} = \sum_{\bar{j}_{t} \in \Omega_{t}} \frac{\partial \vec{z}^{\mathrm{III}}(\bar{j}_{t}, \vec{\alpha})}{\partial \vec{\alpha}} \left(\vec{z}^{\mathrm{III}}(\bar{j}_{t}, \vec{\alpha}) - z^{\mathrm{o}}_{\bar{j}t} \right)_{\vec{a} = \hat{\vec{a}}_{t-1}},$$
(1.11)

$$\vec{\beta}_t = -\sum_{\vec{j}_t \in \Omega_t} \frac{\partial \vec{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_t, \vec{\alpha})}{\partial \vec{\alpha}} z_{\vec{j}t}^{\mathrm{o}} \bigg|_{\vec{a} = \hat{\vec{a}}_{t-1}}.$$
(1.12)

В ряде случаев [83, 130] в качестве ПГ ЦФ можно выбрать вектор $\vec{\beta}_t = \vec{\upsilon}(\nabla Q(\vec{\alpha}_{t-1}, \mathbf{Z}_t))$, где $\vec{\upsilon}$ - векторная функция той же размерности, что и Q. Например, очень простые и в то же время хорошо сходящиеся алгоритмы оценивания параметров получаются при выборе в качестве $\overline{\upsilon}$ знаковой функции [83, 119, 123, 130]

$$\vec{\beta}_t = \operatorname{sign}\left(\nabla \operatorname{Q}(\vec{\alpha}_{t-1}, \mathbf{Z}_t)\right),$$

что и использовано в диссертации.

Оценивание при заданном наборе параметров деформаций

Если набор оцениваемых параметров $\vec{\alpha} = (\alpha_1, \alpha_2, ..., \alpha_m)^T$ идентификации известен, то при выбранной ЦФ качества оценивания требуется найти оценки параметров $\hat{\vec{\alpha}} = (\hat{\alpha}_1, \hat{\alpha}_2, ..., \hat{\alpha}_m)^T$ для каждой пары шаблон $\mathbf{Z}^{\text{III}} = \{z_{\vec{j}}^{\text{III}}\}$ - изображение исследуемого объекта $\mathbf{Z}^{\text{o}} = \{z_{\vec{j}}^{\text{o}}\}$, где $\{\vec{j} = (j_x, j_y): j_x = \overline{1, N_x}, j_y = \overline{1, N_y}\} = \Omega$ – двумерная сетка отсчётов. Использование знаковой функции и выбор для (1.6) в качестве ЦФ СКРЯ (1.9) и ПГ (1.11) приводит следующим ПГП [101, 123]:

$$\hat{\vec{\alpha}}_{t} = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \Lambda_{t} \left(\sum_{\vec{j} \in \Omega_{t}} \frac{\partial \tilde{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha})}{\partial \vec{\alpha}} \left(\tilde{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha}) - z^{\mathrm{o}}_{\vec{j}t} \right) \right)$$
(1.13)

$$\hat{\vec{\alpha}}_{t} = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \Lambda_{t} \left(\sum_{\vec{j} \in \Omega_{t}} \frac{\partial \tilde{z}^{\text{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha})}{\partial \vec{\alpha}} \operatorname{sign} \left(\tilde{z}^{\text{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha}) - z^{\text{o}}_{\vec{j}t} \right) \right)$$
(1.14)

$$\hat{\vec{\alpha}}_{t} = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \Lambda_{t} \left(\operatorname{sign}\left(\sum_{\vec{j} \in \Omega_{t}} \frac{\partial \tilde{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha})}{\partial \vec{\alpha}} \right) \operatorname{sign}\left(\tilde{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha}) - z^{\mathrm{o}}_{\vec{j}t} \right) \right)$$
(1.15)

$$\hat{\vec{\alpha}}_{t} = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \Lambda_{t} \left(\sum_{\vec{j} \in \Omega_{t}} \left(\tilde{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha}) - z^{\mathrm{o}}_{\vec{j}t} \right) \operatorname{sign} \left(\frac{\partial \tilde{z}^{\mathrm{III}}(\vec{j}_{t}, \vec{\alpha})}{\partial \vec{\alpha}} \right) \right)_{\vec{\alpha} = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1}}, \quad (1.16)$$

В ПГП (1.13) оценки параметров на очередной итерации зависят от разностей $\Delta_{jt} = z_{jt}^{o} - \tilde{z}_{jt}^{m}(\vec{j}_{t},\vec{\alpha}), \quad \vec{j}_{t} \in \Omega.$ Это обусловливает большую скорость их сходимости по сравнению с другими приведенными процедурами. Однако при ограниченном числе итераций точность часто ниже, поскольку шаг изменения оценок на завершающих итерациях может оказаться слишком большим по сравнению с требуемой точностью оценивания. В процедуре (1.14) для формирования очередного шага учитывается только знак ($\tilde{z}_{jt}^{m}(\vec{j}_{t},\vec{\alpha})-z_{jt}^{o}$). Эту процедуру целесообразно использовать при наличии импульсных помех. Для той же цели рекомендуется использование процедуры (1.15), но она может плохо работать в окрестности нулевых значений своих аргументов, поскольку если достигнута высокая точность оценивания, то следующий шаг изменения оценок может быть сделан в сторону от оптимальных значений параметров [101].

В процедуре (1.16) сочетается быстрая сходимость при больших значениях $\left(\tilde{z}^{\,\mathrm{m}}(\vec{j}_t,\vec{\alpha})-z_{\,\bar{j}t}^{\,\mathrm{o}}\right)$ с устойчивостью к ошибкам оценок производных, поэтому по сравнению с процедурами (1.14) и (1.15) эта процедура более устойчива к помехам [72]. Она в дальнейшем и будет использована в диссертации.

При рассмотрении в качестве ЦФ ККЯ свойства получаемых алгоритмов, в общем, аналогичны свойствам алгоритмов (1.13) - (1.16). Однако они требуют больших вычислительных затрат (в основном за счет требования большего объема локальной выборки (ОЛВ), а также более чувствительны к локальным экстремумам ЦФ [87, 101, 123, 130].

Отметим также, что ПГП сходятся значительно быстрее, если последовательность отсчетов, по которой определяется ГД, не коррелирована [82, 121]. Поэтому при определении параметров ГД целесообразно выбирать для локальной выборки случайные отсчеты.

Таким образом, к достоинствам ПГП в рамках решаемых задач можно отнести:

- отсутствие необходимости предварительной оценки параметров шаблона и изображения объекта;
- возможность оценивания параметров заданной модели геометрического рассогласования шаблона и искомого объекта в условиях априорной неопределенности;
- высокую точность оценок и низкую вычислительную сложность их формирования;
- устойчивость формируемых оценок к импульсным помехам [138, 139, 140];
- возможность обработки исследуемого изображения в произвольном порядке, что позволяет разрешить противоречие между скоростью поступления изображения и быстродействием имеющихся в распоряжении вычислительных средств. [84, 101]

Отметим также ряд недостатков псевдоградиентного подхода. Сходимость оценок $\hat{\alpha}$ параметров к оптимальным значениям обеспечивается за счет корреляции отсчетов $\{\tilde{z}_{jt}^{\text{m}}\}$ и $\{z_{jt}^{\text{o}}\}$, входящих в локальных выборку. Увеличение ОЛВ позволяет уменьшить требуемое число итерации оценивания. С другой стороны, увеличение ОЛВ ведет к увеличению вычислительных затрат. Поэтому требуемая точность оценивания при заданной доверительной вероятности достигается лишь в некоторой подобласти области определения параметров, которую в дальнейшем будем называть рабочим диапазоном ПГП. В общем случае область определения параметров идентификации превышает рабочий диапазон ПГП. Поэтому для покрытия всей области определения необходимо применить ПГП несколько раз с различными начальными приближениями оцениваемых параметров. При этом рабочие диапазоны должны полностью покрывать область определения параметров. Например, если рабочий диапазон по углу поворота
соответствует ± 60 градусам, то нужно задать как минимум 3 начальных приближения, например, на 0, 120 и 240 градусов [72, 130, 172]. Отметим также, что рассматриваемый недостаток в настоящей работе частично компенсируется предварительной сегментацией изображения, направленной на выделение области расположения объекта [87, 123, 175]. В связи с этим в следующем параграфе рассмотрены известные алгоритмы сегментации объектов на изображении в рамках их возможного использования для решаемой задачи.

Другим недостатком является наличие локальных экстремумов оценки ЦФ, которые могут существенно замедлять скорость сходимости оценок параметров деформаций или даже привести к срыву оценивания. Для борьбы применяют способы апостериорной оптимизации ОЛВ [117, 121], основанные на адаптации локальной выборки на каждой итерации оценивания для выполнения некоторого условия, способствующего выходу процедур из локальных экстремумов.

Нужно отметить также слабую исследованность ПГП при работе с бинарными изображениями. Разрывный характер градиента яркости на таких изображениях приводит к еще большему сужению эффективного рабочего диапазона. Поэтому во второй главе существенное внимание уделено исследованию возможностей расширения рабочего диапазона и увеличения скорости сходимости параметров [87, 101, 130].

1.5 Алгоритмы сегментации объектов на изображении

Большинство из представленных в п. 1.2 подходов к распознаванию объектов на изображениях основано на сравнении шаблона с уже выделенным отдельным объектом исследования. Но, как правило, в задачах идентификации количество объектов на изображении больше одного. При этом возникает задача сегментации объектов (отделения их друг от друга, а также от фоновой составляющей исследуемого изображения). Необходимо отметить, что эффективность процедур сегментации, зависит от решаемой задачи. При этом в практических задачах используют следующее правило: если объекты исследования выделены с

точностью, достаточной для дальнейших процедур идентификации, то данный вид сегментации удовлетворяет для решаемой задачи. Если сегментация не обеспечивает заданной точности, то она не имеет смысла [56, 137, 161]. Поэтому при решении поставленной в диссертации задачи достаточное внимание должно быть уделено анализу алгоритмов сегментации объектов на изображении. Краткий сравнительный анализ таких алгоритмов приведён ниже.

Алгоритмы сегментации принято подразделять на семейства алгоритмов, направленных на выделение контурных линий и на выделение фигур. Кратко рассмотрим их особенности.

Алгоритмы, направленные на выделение контурных линий

Контурная обработка изображений направлена на выделения контуров и граничных линий объектов. При этом предполагается, что значение градиента яркости в месте, где находятся контурные линии, существенно отличаются от среднего градиента яркости всего изображения [57, 81, 161]. Различают несколько подходов к выделению контурных линий на изображениях:

- отслеживающие алгоритмы;

- сканирующие алгоритмы;

- алгоритмы, использующие морфологические свойства изображений.

Последовательные основаны отслеживающие алгоритмы на последовательном отыскании отсчетов, принадлежащих контуру с определёнными параметрами. Примером такого подхода является «алгоритм Жука» [14, 45]. Oh предполагает последовательный поиск отсчетов, принадлежащих исследуемому объекту и являющихся его границей, от начальной точки и до возврата к ней. Поясняющий рисунок приведен на рисунке 1.3. Достоинствами данных алгоритмов является то, что обеспечивается замкнутость контурных линий, а также их единичная толщина. К недостаткам можно отнести рекуррентность поиска, что обусловливает необходимость введения дополнительного условия остановки, для предотвращения зацикливания; зависимость алгоритма от выбора начальной точки и относительно большую вычислительную сложность [22, 45, 91].



Рисунок 1.3 - Пример выделения контуров отслеживающим алгоритмом

Сканирующие алгоритмы основаны на градиентном выделении контурных линий. Традиционное решение задачи выделения контуров с использованием этого подхода включает в себя четыре этапа [29, 57, 137, 161]:

- подчеркивание (усиление) яркостных перепадов;
- выделение граничных точек;
- утоньшение (скелетизация);
- устранение разрывов.

Представителем данного класса алгоритмов, включающем вышеперечисленные этапы, является детектор границ Канни [153]. Пример выделения граничных линий детектором границ Канни приведен на рисунке 1.4. При устранении разрывов эффективным является метод Хафа [45, 161, 182].

Достоинствами алгоритмов данного класса является высокое быстродействие. К недостаткам можно отнести относительно низкую устойчивость к шумам на изображении, что приводит к разрывам в контурных линиях, а также невозможность сегментации контуров, принадлежащих только одному объекту. [22, 133].

Среди *алгоритмов, основанных на применении морфологии* изображения, отметим два крайних подхода. Первый основан на использовании операций дилатации или эрозии и может быть применён лишь к бинарным изображениям [134, 161]. Вторым подход основан на так называемой сегментации по водоразделам. Он сочетает такие приемы сегментации, как обнаружение разрывов,

нахождение контурных линий, выделение областей объектов [79, 134, 161]. Суть представлении изображения в виде трёхмерной модели, где третьей координатой выступает яркость, и нахождение линий «водораздела» при условном постепенном заполнении полученного 3-х мерного пространства «водой». Необходимо также отметить, что данный метод применяют не к самому объекту, а к его градиенту [56, 161, 198]. Разделение областей с использованием второго подхода (разделения по водоразделам) имеет достоинств: ряд малая чувствительность к шуму, отсутствие разрывов контурных линий, возможность выделения областей объектов. К недостаткам можно отнести сложность реализации и большие вычислительные затраты [134, 161].



Рисунок 1.4 - Пример выделения граничных линий детектором границ Канни

Алгоритмы, направленные на выделение фигур

Сегментация фигур на изображении необходима для выделения из множества объектов, присутствующих на изображении, и фона представленной сцены одного объекта, соответствующего некоторым параметрам. Алгоритмы данной группы способны выделять как один объект на изображении, так и несколько объектов, для дальнейшего рассмотрения каждого из объектов в качестве самостоятельной единицы [57, 137].

Выделяют два подхода к сегментации фигур на изображении, основанных на пороговой обработке и нахождении связанных областей.

Процедуры пороговой обработки изображений различаются по способу выбора порога (различают глобальный и адаптивный порог [56, 161]) и области его применения. Необходимо отметить, что существуют различные способы оптимального нахождения порога, в частности, основанные на гистограммном методе [56, 97, 161] и методе среднего значения [57, 107, 137]. Необходимо отметить, что применение глобального порога на изображениях без яркостных искажений ограничено, а адаптивный порог менее чувствителен к яркостным искажениям. Применение пороговой обработки целесообразно при выделении одного объекта из фона изображения. Достоинствами является простота в реализации и низкая вычислительная сложность. К недостаткам следует отнести низкую избирательность, что ведёт к ложной сегментации [56, 81, 161].

Процедуры выделения связанных областей основаны на поиске областей на изображении. Сегментацию можно рассматривать как процесс разбиения Z (область всего изображения) на *n* подобластей Z₁, Z₂, ..., Z_n, для которых выполняются условия:

- сегментация должна быть полной и касаться каждого элемента изображения;

- выполнение условия связанности областей;

- выделенные области не должны пересекаться;

- элементы одного сегмента однородны и сходны между собой;

- элементы из различных сегментов различны, по какому-либо параметру.

Среди алгоритмов выделения связанных областей можно отметить алгоритмы выращивания областей [56, 81, 161] и алгоритмы разделения и слияния областей [81, 161, 137].

Суть выращивания областей заключается в группировке пикселей в подобласти изображения согласно заданным критериям. На основании решаемой задачи, на изображении выбираются «центры кристаллизации», на которые потом наращиваются области путём присоединения к каждому центру тех соседних пикселей, которые по своим свойствам близки к центру кристаллизации (действия алгоритма поясняет рисунок 1.5). Выбор критериев сходства зависит не только конкретной решаемой задачи, но и от вида имеющихся данных, содержащихся в

изображении [56, 161]. Достоинством алгоритмов выращивания областей является возможность выделения большого количества объектов на изображении. К недостаткам можно отнести рекурсивность (что требует задавать правила остановки процесса), а также зависимость от выбора центров кристаллизации и критериев сходства пикселей [137, 161].

Суть разделения и слияния областей заключается в том, чтобы разбить изображение на непересекающиеся области (в том числе и несколько раз), а затем произвести объединение (слияние) соседних областей со схожими параметрами. Достоинствами такого подхода являются достоверность сегментации, получение первоначальных сведений об исследуемом объекте, а также возможность реализации алгоритмов на специализированных графических процессорах [137, 161]. К недостаткам следует отнести рекурсивность, т.е. необходимость правил остановки процедуры, а также необходимость хранения в памяти сведений обо всех проведённых границах и обо всех областях.

12	15	18	16	12	14	11	20	21	15	14	13
16	14	17	18	20	21	24	201	25	203	21	20
14	22	13	19	213	214	206	219	214	202	18	11
23	200	216	209	210	2 51	247	226	229	206	14	13
16	24	211	230	80	249	241	219	219	205	15	18
18	26	209	224	238	255	250	234	210	23	24	20
14	22	205	227	243	239	237	238	218	20	215	14
12	21	208	231	229	234	225	227	224	219	202	19
10	18	19	206	216	209	207	208	215	<mark>2</mark> 05	215	16
8	11	15	20	204	21	25	21	200	21	15	16
2	9	16	20	21	19	17	11	20	15	14	18

Рисунок 1.5 - Пример работы метода выращивания областей

Таким образом, в виду разнородности решаемых задач и алгоритмов, часть из которых описана выше, универсального подхода к сегментации объектов на изображении не существует. Для решения поставленной в диссертации задачи наиболее подходящим является использование последовательных отслеживающих

алгоритмов, направленных на выделение контурных линий, в частности, алгоритма «Жука» [45, 91].

1.6 Выводы и постановка задач исследований

1. Перспективными использования различных ДЛЯ В технических приложениях остаются подходы и методы, основанные на сравнении исследуемого изображения объекта с эталоном, которые отличаются высокой достоверностью и универсальностью. Выделяют следующие основные задачи: обнаружение (проверка изображений или его части на наличие определённого условия), распознавание (нахождение одного или нескольких предварительно заданных или изученных объектов (классов объектов) на изображении) и идентификация (на изображении распознается индивидуальный экземпляр объекта с оценкой его параметров и принятием решения). Данное исследование направлено на разработку адаптивных алгоритмов идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях. При этом под идентификацией объекта понимается распознавание по шаблону класса объекта на изображении с оценкой его местоположения и геометрических параметров.

2. Рассмотрены методы идентификации, в которых сравнение происходит непосредственно с шаблоном, и признаковые методы, в которых результат основан на получении признаков объекта и сравнении их с признаками эталонов (сюда же относятся методы, в которых сравниваются некие образы, выделенные из шаблона и исследуемого объекта). Рассмотрены КЭМ, методы идентификации объектов на основе сопоставления признаков, МКА, методы, основанные на сведении плоских объектов к графу, на обнаружении устойчивых признаков изображения, на сравнении отрезков. Наиболее приемлемы для решаемой в диссертации задачи КЭМ и МКА, которые предполагается использовать для сравнения эффективности с предложенным методом.

3. Большинство подходов к распознаванию и идентификации объектов на изображениях основано на сравнении шаблона с выделенным объектом

исследования. При этом для отделения объектов друг от друга и фоновой составляющей возникает задача их сегментации. В виду разнородности решаемых задач универсального подхода к сегментации объектов на изображении не существует. Поэтому для достижения поставленной цели в диссертации внимание уделено анализу алгоритмов сегментации объектов на изображении, подходящих для решаемых в диссертации задач. Проанализированы алгоритмы, направленные на выделение контурных линий (отслеживающие, сканирующие, использующие морфологические свойства изображений) и на выделение фигур (пороговой обработки, выделения связанных областей). Анализ показал, что для поставленных задач наиболее является подходящим использование последовательных отслеживающих алгоритмов, направленных на выделение контурных линий, в частности, алгоритма «Жука».

4. Предложен новый метод идентификации объектов на изображении (МПГИ), основанный на сравнении изображения объекта с шаблонами, которые адаптивно изменяясь по заданному набору параметров, привязывается к изображению объекта. Набор параметров идентификации, значения которого рекуррентно оптимизируются по заданному критерию качества, задается априорно. Для оценивания параметров использован псевдоградиентный подход. Рассмотрены особенности ПГП, выбраны целевые функций и вид псевдоградиента, отмечены недостатки ПГП.

Проведенный анализ позволяет сформулировать следующую цель диссертационной работы: повышение эффективности идентификации объектов на бинарных изображениях по шаблону.

В последующих главах диссертации для достижения цели диссертации решаются следующие основные задачи:

1. Разработка новой параметрической математической модели объекта идентификации, способной изменять свою геометрию по заданному набору параметров.

2. Разработка на базе математического аппарата безыдентификационной псевдоградиентной адаптации численной процедуры нахождения параметров

идентификации, а также на ее основе – быстродействующих алгоритмов идентификации объекта интереса.

3. Разработка и анализ приемов повышения эффективности псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов на изображениях за счет предобработки исследуемых изображений и совокупности критериев идентификации.

4. Апробация полученных результатов на известных датасетах бинарных и полутоновых изображений, а также на металлографических изображениях.

5. Разработка комплекса программ, реализующих псевдоградиентные адаптивные алгоритмы идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях.

Решению задач 1, 2 и 3 посвящена вторая глава диссертации, решению задач 4 и 5 третья и четвертая главы соответственно.

Глава 2. ПРОЦЕДУРА И АЛГОРИТМЫ ПСЕВДОГРАДИЕНТНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

2.1 Постановка задачи исследований. Математическая модель объекта идентификации

В первой главе предложен новый МПГИ объектов на изображении, основанный на сравнении изображения объекта с шаблонами возможных классов объектов, которые адаптивно изменяясь по некоторому набору параметров идентификации, привязываются к изображению объекта. При этом значения заданного априорно набора параметров идентификации рекуррентно оптимизируются ПГП по некоторому критерию качества. В п. 1.4 показано, что в МПГИ для нахождения параметров идентификации объекта целесообразно использование безыдентификационных ПГП [122]. В дальнейшем будем рассматривать ПГП только релейного типа [192].

Предложенный МПГИ порождает новую математическую модель объекта идентификации. При традиционном подходе математическая модель объекта идентификации (при одном классе объектов) – это множество $\{\mathbf{Z}^{m1}, \mathbf{Z}^{m2}, ..., \mathbf{Z}^{mk}\}$ изображений объекта, которые поочередно по заданному критерию качества сравниваются с наблюдаемым изображением объекта \mathbf{Z}° . Мощность множества определяется требуемой точностью нахождения параметров идентификации (дискретностью изменения параметров идентификации). Изображение шаблона, соответствующее экстремуму ЦФ качества идентификации, и определяет параметры идентификации.

Новая математическая модель объекта идентификации: адаптивный шаблон

$$\mathbf{Z}^{\mathrm{IIIa}} = f(\mathbf{Z}^{\mathrm{III}}, \vec{\alpha}, \mathbf{Z}^{\mathrm{o}}),$$

параметры которого определяются численной процедурой псевдоградиентной адаптации, где: **Z**^m – заданный шаблон объекта: $\vec{\alpha}$ – параметры

идентификации [173]; **Z**[°] – наблюдаемое изображение объекта. В частности, при использовании модели подобия:

$$\mathbf{Z}^{\mathrm{IIIa}} = \left[z_{i,j}^{\mathrm{IIIa}} \right]_{I \times J} = \left[\tilde{z}^{\mathrm{III}} \left(x', y' \right) \right]_{I \times J}, \qquad (2.1)$$

где $\mathbf{Z}^{\text{ша}}$ – шаблон объекта, передискретизированный в соответствии с параметрами h_x, h_y, φ и κ модели; $z_{i,j}^{\text{ша}}, i = \overline{1, I}, j = \overline{1, J}$ – отсчеты $\mathbf{Z}^{\text{ша}}$; $I \times J$ – размер шаблона; $\tilde{z}^{\text{ш}}(x', y')$ – значение яркости в узле (i, j), полученное с использованием некоторой интерполяции по $\mathbf{Z}^{\text{ш}}$; (i, j) – координаты сетки отсчетов $\mathbf{Z}^{\text{ша}}$; $(x' = \kappa \cdot x \cdot \cos \varphi - \kappa \cdot y \cdot \sin \varphi + h_x, y' = \kappa \cdot x \cdot \sin \varphi + \kappa \cdot y \cdot \cos \varphi + h_y)$ – координаты узла (i, j) изображения $\mathbf{Z}^{\text{ша}}$ на изображении $\mathbf{Z}^{\text{ш}}$ при параметрах h_x, h_y, φ и κ [172]. Примечание: h_x, h_y – в шагах сетки отсчетов исследуемого изображения объекта. Например, при использовании билинейной интерполяции:

$$\widetilde{z}_{(x',y')}^{\mathfrak{m}} = z_{(i-1,j-1)}^{\mathfrak{m}} + (x'-i-1) \Big(z_{(i+1,j-1)}^{\mathfrak{m}} - z_{(i-1,j-1)}^{\mathfrak{m}} \Big) + (y'-j-1) \Big(z_{(i-1,j+1)}^{\mathfrak{m}} - z_{(i-1,j+1)}^{\mathfrak{m}} \Big) + (x'-i-1) \Big(y'-j-1 \Big) \Big(z_{(i+1,j+1)}^{\mathfrak{m}} + z_{(i-1,j-1)}^{\mathfrak{m}} - z_{(i+1,j-1)}^{\mathfrak{m}} - z_{(i-1,j+1)}^{\mathfrak{m}} \Big).$$
(2.2)

Разработанная численная процедура нахождения параметров идентификации с использованием ПГП для каждого класса объектов включает три последовательных операции:

1) Оценивание вектора параметров идентификации $\bar{\alpha}$ с использованием адаптивной ПГП:

$$\hat{\vec{\alpha}}_{t} = \hat{\vec{\alpha}}_{t-1} - \Lambda_{t} \operatorname{sign}\left(\vec{\beta}\left(\mathbf{Q}(\hat{\vec{\alpha}}_{t-1}, \mathbf{Z}^{\circ}, \mathbf{Z}_{t}^{\mathrm{III}})\right)\right),$$
(2.3)

где $\vec{\beta}(\mathbf{Q}(\cdot))$ – псевдоградиент ЦФ $\mathbf{Q}(\cdot)$; $\mathbf{Z}^{\mathbf{m}}$ – шаблон; $\mathbf{Z}^{\mathbf{o}}$ – изображение объекта интереса; $t = \overline{\mathbf{I}, T}$ – номер итерации; Λ_t – диагональная матрица усиления (в частности, при модели подобия $\Lambda_t = \vec{\lambda} \mathbf{I}_4$, $\vec{\lambda} = (\lambda_{hx}, \lambda_{hy}, \lambda_{\varphi}, \lambda_{\kappa})^T$, \mathbf{I} – единичная матрица). При этом для нахождения $\vec{\beta}(\mathbf{Q}(\cdot))$ используется не все отсчеты $\mathbf{Z}^{\mathbf{m}}$ и $\mathbf{Z}^{\mathbf{o}}$, а лишь малая их часть – локальная выборка [72]. 2) Вычисление расчетных значений критериев идентификации (предложены и обоснованы в п. 2.4):

3) Сравнение расчетных значений критериев идентификации с пороговыми: если все критерии выполняются, то гипотеза об идентификации объекта интереса с геометрическими параметрами $\vec{\alpha}_T$ принимается (критические значения критериев найдены в 2.4) [124].

В соответствии с анализом, проведенным в п.1.4, в качестве ЦФ в процедуре нахождения параметров идентификации (и соответственно в алгоритмах идентификации) будут использованы СКРЯ и ККЯ **Z**[°] и **Z**^{ша}. Также будем считать, что моделью искажения, позволяющей с точностью до шумов получить из шаблона искомый объект, является модель подобия [122, 130].

Заданная точность оценок параметров деформаций, формируемых ПГП при фиксированном числе итераций, достигается лишь в некоторой подобласти определения параметров, которую будем называть рабочим диапазоном ПГП [87]. В свою очередь рабочий диапазон зависит мощности множества отсчетов с достаточно высоким градиентом яркостей. Для полутоновых изображений она является высокой, и, кроме того, использование ПГП для оценки параметров этого типа изображений хорошо исследовано. Однако для бинарных изображений мощность является весьма ограниченной [118, 68]. Поэтому в п. 2.2 исследованы возможности увеличения скорости сходимости оценок идентификации и расширения эффективного рабочего диапазона ПГП для бинарных изображений за счёт использования сглаживающих фильтров.

Область определения возможных параметров идентификации в общем случае превышает рабочий диапазон ПГП. Поэтому для покрытия всей области определения необходимо использовать несколько подшаблонов, соответствующих нескольким начальным приближениям параметров в ПГП. Задача определения оптимального числа шаблонов рассмотрена в п. 2.3 [71].

В п. 2.4 проведен выбор набора критериев идентификации, обоснования их расчетных и критических значений, разработана методика выбора пороговых

значений, приведены примеры для бинарных и полутоновых изображений из известных датасетов.

Сравнительному анализу эффективности предложенного МПГИ объектов на изображениях и наиболее используемых известных методов идентификации посвящен п. 2.5.

2.2 Эффективность использования псевдоградиентных процедур для оценивания параметров идентификации объектов на изображениях

Рассмотрим эффективность применения ПГП для оценки параметров искажений бинарных изображений. В качестве примера возьмем бинарное изображение простой геометрической фигуры – прямоугольника (рисунок 2.1). На изображении выберем случайную точку A, лежащую внутри фигуры, и проведем из нее две линии, параллельные осям координат – x_1x_2 , y_1y_2 .



Рисунок 2.1 - Пример бинарного изображения простой геометрической фигуры

Как видно из рисунка 2.2, изменения яркостей z (а также изменения модуля производной яркости |dz/dx|) для случайно выбранной строки (прямая x_1x_2) происходит только в точках x_1 и x_2 , в остальных точках строки (столбца) производная равна нулю [161, 177].



Рисунок 2.2 - Изменения яркости и модуля её произвольной для прямой x_1x_2

Из формулы (1.11) псевдоградиета $\vec{\beta}_t$, при использовании в качестве целевой функции СКРЯ, очевидно, что значение $\vec{\beta}_t$ отлично от нуля лишь в точках, в которых производная $\partial \tilde{z}^{\,o}(\vec{j}_t,\vec{\alpha})/\partial \vec{\alpha}$ не равна нулю [130, 177]. Если в ПГП отсчеты локальной выборки на каждой итерации выбираются случайным образом, то эффективность ПГП определяется вероятностью выбора в локальную выборку точек периметра объекта [120, 82]. Оценим данную вероятность для бинарного изображения, представленного на рисунке 2.1 в предположении, что объект занимает около половины всего изображения:

$$P_A = \frac{L_{\Pi}}{L_x \cdot L_y} \cdot \mu \cong \frac{2 \cdot \mu \cdot L_x}{\left(L_x\right)^2} \cong \frac{2 \cdot \mu}{L_x}, \qquad (2.4)$$

где µ- количество точек в локальной выборке (ОЛВ); L_x – размер изображения по оси Ox; L_y – размер изображения по оси Oy; L_{Π} – длина периметра бинарного объекта. Таким образом эффективность одной итерации, например, для бинарного изображения 300х300 пикселей будет составлять $P_A \approx 0,008\mu$ [68].

Пример сходимости оценок сдвига в 11 шагов сетки отсчетов и поворота на 10 градусов приведен на рисунке 2.3, где $\hat{\sigma}_{\Delta \mathbf{Z}}$ – оценка СКО разности яркостей $\Delta \mathbf{Z} = \mathbf{Z}^{o} - \mathbf{\widetilde{Z}}^{3}$.



Рисунок 2.3 - График оценок СКО разностей яркостей $\hat{\sigma}_{\Delta Z}$ от номера итерации ПГП для бинарных изображений

Для улучшения эффективности ПГП на бинарных изображениях предлагается увеличить количество точек, для которых значение производной функции будет отлично от нуля. Этого можно достичь «размытием» границ с использованием сглаживающих фильтров [161, 177].

Рассмотрим изменение эффективности ПГП на фильтрованных изображениях. В качестве характеристик эффективности используем:

- рабочий диапазон ПГП;

- скорость и характер сходимости оценок параметров геометрических деформаций;

- корреляционные характеристики проинтерполированного шаблона и изображения объекта;

- оценки МО и СКО разности яркостей проинтерполированного шаблона и изображения объекта.

Исследования проводились для различных размеров следующих сглаживающих фильтров:

- усредняющий фильтр (рисунок 2.4а);

- фильтр треугольной формы (рисунок 2.4б);

- фильтр Гаусса (рисунок 2.4в).



Рисунок 2.4 - Формы исследуемых сглаживающих фильтров

На рисунке 2.5 представлено изменение яркости границы бинарного изображения после фильтрации вышеперечисленными сглаживающими фильтрами [161, 56].



Рисунок 2.5 - Изменение границы бинарного объекта после фильтрации изображения

Основной целью исследования являлось определение, какой из исследуемых слаживающих фильтров и с каким радиусом маски фильтра целесообразно использовать для предварительной обработки изображений перед применением ПГП. Предварительная фильтрация должна способствовать:

- увеличению скорости сходимости ПГП;

- сохранению устойчивости результатов фильтрации к форме объекта;

- увеличению рабочего диапазона ПГП.

Для определения скорости сходимости искалось количество итераций до установившегося режима [192]. Для этого можно использовать экспериментально полученную зависимость МО и СКО евклидова расстояния рассогласования шаблона и исходного изображений от номера итерации ПГП [68].

Для оценки устойчивости результатов фильтрации к форме объекта применим усредненный коэффициент корреляции [21] между изображением исследуемого объекта и передискретизованным с использованием оценок \hat{a} ПГП случайно выбранного «ошибочного» шаблона [177]. Для этого необходимо:

1) для каждого слаживающего фильтра определить оптимальный радиус маски фильтра;

2) при оптимальном радиусе найти рабочий диапазон ПГП (определить максимально возможные искажения объекта);

3) провести эксперимент с ближайшими по форме эталонами с постепенным увеличением искажений объекта, на основании которых сделать вывод об

оптимальных форме и радиусе сглаживающего фильтра при идентификации бинарных объектов.

Ниже представлены результаты экспериментальных данных (исследования проводились для 200 шаблонов, которые были подвергнуты искусственным искажениям, дополнительно для каждого шаблона использовалось 5 ближайших по форме бинарных шаблонов (далее "соседние шаблоны"). Размер фильтра выбирался как доля от размера объекта на изображении. Такой подход позволяет не привязываться к размеру объекта, а учитывать только соотношение размера объекта и размера маски фильтра. Для исследований использовалась библиотека бинарных изображений [165] со средним размеров изображений 300х300 пикселей. Зависимости необходимого числа T_{cx} итераций до сходимости оценок к оптимальным значениям (непрерывная линия) и средней взаимной корреляции (R_{out}) с изображением передисктетизированного "соседнего шаблона" (пунктирная линия) от размера маски усредняющего фильтра приведены на рисунке 2.6.



Рисунок 2.6 – Число итераций до установившегося режима (непрерывная кривая) и средняя корреляции (пунктирная кривая) от размера маски усредняющего фильтра

Как видно из рисунка количество итераций (T_{cx}) , обеспечивающее сходимость, имеет значительные изменения только до размера маски фильтра примерно 6% от размера объекта. При дальнейшем увеличении размера маски фильтра наблюдается незначительное уменьшение числа итераций. В то же время при увеличении размера маски фильтра наблюдается значительный рост средней

взаимной корреляции (*R_{ou}*) между передискретизированным изображением шаблона другого, близкого по форме объекта, и изображением исследуемого объекта, что увеличивает вероятность ложной идентификации объектов. Для наглядности на рисунках 2.6-2.8 мелким пунктиром показано также пороговое значение коэффициента взаимной корреляции, полученное в п. 2.4 [68].

Таким образом, на основании анализа приведенных выше критериев для усредняющего фильтра в качестве оптимального размера маски фильтра можно принять 6% от размера объекта. Рабочий диапазон ПГП при применении данного фильтра: $\kappa = 0, 2...1, 8$; $\varphi = -40^{0}...+40^{0}$; h = -30...+30 пикселей.

Графики необходимого числа T_{cx} итераций (непрерывная линия) и средней взаимной корреляции (R_{out}) с изображением передискретизированного соседнего шаблона от размера маски фильтра треугольной формы представлены на рисунке 2.7. Из графиков видно, что количество итераций, необходимых для сходимости ПГП, имеет существенные изменения только до размера маски фильтра, равного примерно 9% от размера изображения, после чего число итераций уменьшается незначительное.



Рисунок 2.7 - Число итераций до установившегося режима (непрерывная кривая) и средняя корреляции (пунктирная кривая) от размера фильтра треугольной формы

При этом, как и в случае усредняющего фильтра, наблюдается значительный рост корреляции с близкими по форме эталонами, что приводит к ложной

идентификации. Можно считать, что для фильтра треугольной формы оптимальным размером маски является 9% размера объекта. Рабочий диапазон ПГП при применении такого фильтра: $\kappa = 0, 2...1, 8$; $\varphi = -40^{0}... + 40^{0}$; h = -30... + 30 пикселей [68].

Графики T_{cx} (непрерывная кривая) и R_{out} (пунктирная кривая) от размера маски фильтра Гаусса представлены на рисунке 2.8. Из графиков видно, что количество итераций, необходимых для сходимости ПГП, имеет существенные изменения только до размера фильтра, равного примерно 11% от размера изображения, после чего число итераций уменьшается незначительно. При этом, как и для ранее рассмотренных фильтров, наблюдается рост корреляции с соседними эталонами, что приводит к ложной идентификации. Таким образом, можно считать, что для фильтра Гаусса оптимальным размером маски является 11% размера объекта. Рабочий диапазон ПГП при применении такого фильтра: $\kappa = 0, 2...1, 8; \ \varphi = -42^0...+42^0; \ h = -32...+32$ пикселей [68].



Рисунок 2.8 - Число итераций до установившегося режима (непрерывная кривая) и средняя корреляции (пунктирная кривая) от размера фильтра Гаусса.

Отметим, что оптимальные размеры для рассмотренных фильтров предполагают примерно одинаковое числа T_{cx} итераций до сходимости оценок к оптимальным значениям ($T_{cx} \approx 450{-}500$). Также для различных типов фильтров можно сделать вывод, о том, что рабочий диапазон для выбранных оптимальных

размеров практически идентичен. Поэтому для дальнейшего анализа эффективности был проведен эксперимент с выбранными параметрами фильтров и искажениями исследуемого изображения с шагом:

$$\Delta \vec{\alpha} (\Delta \kappa, \Delta \varphi, \Delta h) = \Delta \vec{\alpha} (\pm 0.008, \pm 0.4^{\circ}, \pm 0.3).$$
(2.5)

Такой шаг соответствует примерно 1% от среднего рабочего диапазона ПГП [63, 68].

Графики зависимости T_{cx} от вида фильтра и величины искажающего параметра $k \cdot \Delta \vec{\alpha}$ представлены на рисунке 2.9, из которого видно, что с исследованными фильтрами эффективность ПГП довольно схожа. Имеются только незначительные отклонения для различных значений искажений. Так при малых искажениях лучшим, с точки зрения сходимости оценок является фильтр Гаусса, на других участках - усредняющий и треугольный фильтры [68].



Рисунок 2.9 - Сходимость ПГП (1 - усредняющий, 2 – треугольный, 3 – Гаусса)

С точки зрения эффективности фильтрации необходимо еще остановиться на вычислительной сложности при реализации фильтра. Наибольшее быстродействие достигаются при наличии свойства сепарабельности (разделение вычислений по *x* и по *y*) [56, 100]. Но благодаря реализации фильтра Гаусса через свёртку достигается высокое быстродействие фильтрации, которое не зависит от его размеров [194, 15]. Так, при размере изображения 1024х1024 пикселей и использовании процессора AMD Athlon II X2 ЗГГц с ОЗУ 6Гбайт время фильтрации одного изображения фильтром Гаусса составляет 191 мс, усредняющим фильтром - 815 мс, а фильтром треугольной формы - 1010 мс.

Таким образом, с учетом всех вышерасмотренных факторов, более высокое быстродействие обеспечивает фильтрация Гаусса. Кроме того, необходимо отметить, что после применения усредняющего фильтра на изображениях наблюдаются осцилляции [68, 194].

На рисунке 2.10 наглядно продемонстрированы различия скоростей сходимости СКО разности яркостей изображения исследуемого объекта и передискретизованного шаблона при бинарных и отфильтрованных изображениях и оценке сдвига в 11 шагов сетки отсчетов и угла поворота на 10 градусов.



Рисунок 2.10 - Сходимость оценок СКО разностей яркостей на бинарных (верхнее) и отфильтрованных (нижнее) изображениях

Отметим также, что дополнительной возможностью повышения эффективности ПГП является способ выбора отсчетов для локальной выборки, который заключается в случайном выборе отсчетов только в окрестности граничной области, а не на всём изображении [84, 121]. Преимущество такого подхода выражается в том, что выбранные отсчеты после процедуры фильтрации изображений нулевого градиента яркости, не имеют что увеличивает эффективность ПГП. Как показали экспериментальные исследования [68, 173, 192], необходимое число итераций при этом снижается на 15-20%.

Отметим также, что аналогичные исследования, с теми же типами фильтров проводились и для полутоновых изображений. В качестве объектов исследования использована база изображений COIL-20 [180], которая содержит 1440 полутоновых изображений. Несколько примеров полутоновых изображений приведено на рисунке 2.11.



Рисунок 2.11 - Примеры полутоновых шаблонов

Ниже приведены примеры обработки правого из полутоновых изображений рисунка 2.11 (деревянные бруски). В частности, на рисунке 2.12 представлены графики изменения яркостей *Z* для отсчетов 64-я строки на полутоновом изображениях до фильтрации (верхний график) и после фильтрации (нижний график), где *z*^п – уровень бинаризации [177].



Рисунок 2.12 - Изменение яркости по строке, вносимое фильтрацией на полутоновом изображении

Пример сходимости оценок среднеквадратического отклонения (СКО) разностей яркостей изображения и шаблона от номера итерации при параметрах их начального рассогласования по сдвигу в 10 шагов сетки отсчетов и повороту в 9

градусов для полутонового изображения приведен на рисунке 2.13, где σ̂ – оценка СКО разности яркостей. Из рисунка видно, что несмотря на полутоновой характер изображения, значение итераций сходимости достаточно велико [175].



Рисунок 2.13 - График оценок СКО разностей яркостей от номера итерации МПГИ для полутоновых изображений

Как показано ранее, повышение эффективности сходимости оценок для бинарных изображений было достигнуто применением предварительной низкочастотной фильтрации. Применение фильтра с теми же размерами маски для полутоновых изображений может привести к обратному эффекту: уменьшению числа отсчетов, в которых производная целевой функции отлична от нуля. Это видно, например, из нижнего графика рисунка 2.11, где размер маски предварительной фильтрации Гаусса составлял 11% размера объекта. Внутри области объекта есть подобласти, в которых яркости не меняются (они сгладились) [161, 177].

Поэтому для полутоновых изображений было проведено аналогичное исследование, результаты которого представлены на рисунке 2.14а. Из графиков видно, что оптимальным размером маски фильтра для полутоновых изображений является размер маски фильтра 2-3% от размера изображения, а превышение порога для корреляции с «соседним» шаблоном происходит при 7% от размера объекта. При предварительной фильтрации полутонового изображения с маской фильтра 3%, число итераций необходимых для сходимости оценок $T_{\rm ex} \approx 520$, а средний рабочий диапазон МПГИ при применении такого фильтра: $\kappa = 0, 4...1, 4$; $\varphi = -38^0...+38^0$; h = -14...+14 пикселей, что уменьшило число итераций сходимости в 2,2 – 2,5 раза [175].



Рисунок 2.14 - Зависимость числа итераций до установившегося режима и средней корреляции с «соседним» шаблоном от размера маски фильтра Гаусса (а - для полутоновых изображений и б- для полутоновых изображений с эквализацией).

Отметим также, что одним из способов снижения влияния размера маски фильтра на сглаживание разрывов внутри объекта является процедура предварительной эквализации, которая позволяет не только выровнять гистограмму изображения, но и увеличить разность яркостей между соседними пикселями [161, 56]. Графики числа итераций до установившегося режима и средней корреляции с «соседним» шаблоном от размера фильтра для полутоновых изображений с предварительной эквализацией представлены на рисунке 2.14б. Из рисунка видно, что оптимальным размером маски фильтра для полутоновых изображений с предварительной эквализацией является размер маски фильтра 3-4% размера изображения объекта, а превышение порога для корреляции с «соседним» шаблоном происходит при 9%. При предварительной фильтрации полутонового изображения с маской фильтра 4%, для которого предварительно выровнена гистограмма, число итераций необходимых для сходимости оценок $T_{cx} \approx 410$, а средний рабочий диапазон МПГИ при применении составляет: $\kappa = 0, 4...1, 4$; $\phi = -45^0...+45^0$; h = -18...+18 пикселей, что примерно на 10% больше по параметрам угла и сдвига по сравнению с результатами, полученными без эквализации [175].

Таким образом, применение предварительной фильтрации для бинарных изображений даёт существенный рост скорости сходимости оценок

идентификации, формируемых МПГИ. По результатам исследований на базах изображений [165, 180] число итераций до сходимости оценок идентификации уменьшается почти в 10 раз (в среднем со 2900 до 300 итераций, что показано на рисунке 2.10) по сравнению с ситуацией без предварительной фильтрации. Низкочастотная фильтрация положительно сказывается и на увеличении рабочего диапазона МПГИ. Оптимальный размер маски фильтра Гауса для бинарных объектов составляет 11% размера объекта. [177] Результаты исследования полутоновых изображений показали, что для них также целесообразна предварительная низкочастотная фильтрация объектов для увеличения скорости сходимости параметров идентификации и расширения эффективного рабочего диапазона, но ввиду особенностей полутоновых объектов оптимальный размер маски фильтра равен 2-3% размера объекта. Способом дополнительно увеличить оптимальный размер маски фильтра ледварительной увеличения которой оптимальный размер маски фильтра Гауса составляет 3-4% размера объекта [177, 175].

2.3 Уменьшение количества подшаблонов при идентификации объектов

В задаче идентификации объектов на изображениях в режимах, близких к реальному времени, использование для объекта большого количества подшаблонов (начальных приближений параметров ПГП) ведет к увеличению времени идентификации, которое примерно линейно зависит от числа подшаблонов [130, 173, 192]. Данное обстоятельство снижает общую скорость алгоритма идентификации. Поэтому целесообразнее рассмотреть пути минимизации количества подшаблонов для каждого объекта.

Как показано в первой главе, количество подшаблонов, необходимых для идентификации одного объекта, зависит от соотношения рабочей области параметров ПГП и всей области определения возможного изменения параметров идентификации. По умолчанию областью определения является всё изображение,

на котором находится объект [87, 130], а рабочий диапазон ПГП по умолчанию определяется по минимальному разбросу по каждому из параметров.

Для того чтобы ответить на вопрос: целесообразно ли применять одинаковый рабочий диапазон для различных объектов, был проведен эксперимент. Для эксперимента использовались изображения объектов из библиотеки тестовых бинарных изображений [165, 180], которые размещались на исследуемом изображении случайным образом. Использовался набор параметров модели подобия: параллельный сдвиг, масштаб и поворот. Полученные рабочие диапазоны параметров Δh , $\Delta \kappa$, $\Delta \phi$ для различных групп бинарных изображений приведены в таблице 2.1.

Как видно из таблицы 2.1 значения рабочего диапазона для коэффициента масштаба незначительно отличается для различных групп, исследованных тестовых бинарных изображений. Однако отличие рабочих диапазонов для параметров сдвига и поворота для различных групп эталонов составляет 2 – 2,5 раза. Таким образом, учитывая совместную оценку параметров деформаций изображений объектов, объемы гиперкубов рабочих диапазонов параметров для различных групп эталонов для сократить количество подшаблонов для отдельных групп эталонов, и в более чем в 2 раза сократить минимальное необходимое количество подшаблонов в базе данных.

Одним из путей сокращения количества шаблонов является предварительная сегментация объектов на изображениях [56, 161]. Так, исследования показали, что обнаружение местоположения объектов размером 150х80 из группы «Простые фигуры» в пределах 300х300 пикселей, позволяет получить область определения:

- по масштабу от 0.7 до 1.41 (уменьшение области в 1,85 раза);

- по сдвигу от -25 до 25 (уменьшение области в 3 раза).

Необходимое число подшаблонов для тестируемой базы изображений [161] после процедуры предварительной сегментации приведено в таблице 2.1. (столбец 7). Сравнивая требуемое количество подшаблонов до и после сегментации (таблица 2.1, столбцы 6 и 7) можно заметить, что оно для каждого шаблона снизилось для различных групп объектов от 8 до 16 раз, а в среднем - в 10,6 раза.

N⁰	Наименование группы эталонов	Δκ	Δφ	Δh	Кол-во под- шаблонов	Кол-во подшаблонов после сегментации
1	2	3	4	5	6	7
Полный диапазон значений		0,21,5	$-180^{\circ}180^{\circ}$	- 7575	-	-
1	«Простые фигуры»	0,381,42	$-65^{\circ}65^{\circ}$	-4242	24	3
2	«Звездноподобные фигуры»	0,421,28	$-50^{\circ}50^{\circ}$	-3434	72	4
3	«Грызуны»	0,441,32	-55^055^0	-2525	72	4
4	«Земноводные и пресмыкающиеся»	0,411,33	-6565	-2020	96	12
5	«Кони»	0,451,25	-4040	-1919	160	16
6	«Кошки»	0,441,28	-4545	-2222	128	16
7	«Насекомые»	0,411,31	-4242	-2626	72	5
8	«Парусные корабли»	0,371,37	-4242	-2929	90	5
9	«Птицы»	0,411,29	-4141	-2727	90	5
10	«Растения»	0,451,25	-3838	-2424	160	20
11	«Рыбы»	0,421,32	-39÷ 39	-2222	160	20
12	«Собаки»	0,441,30	-4848	-2424	128	16
13	«Летучая мышь»	0,381,40	-6262	-3838	24	3
14	«Бабочки»	0,421,40	-6161	-2828	54	3
15	«Верблюды»	0,431,39	-4242	-3838	40	5
16	«Ключи»	0,421,40	-4747	-3434	72	4
17	«Осьминог»	0,411,40	-5757	-2727	72	4
18	«Часы»	0,451,35	-4646	-1616	200	16

Таблица 2.1 - Рабочие диапазоны параметров модели подобия и требуемое количество шаблонов

Еще одним направлением сокращения количества минимально необходимого числа подшаблонов является учёт симметрии изображений эталонов [45, 56]. Проведенный эксперимент показал, что использование этого подхода позволяет для отдельных групп эталонов, например, для простых и звездообразных фигур, уменьшить количество шаблонов от 1,5 до 5 раз.

Таким образом, в рассматриваемом примере предложенные подходы позволили снизить количество подшаблонов в тестируемой базе изображений с 72000 до 3184, что соответствует сокращению в 22 раза. Это, что в свою очередь, как будет показано в параграфе 2.5, увеличивает быстродействие алгоритма идентификации на основе ПГП в более чем в 20 раз.

2.4 Использование совокупности критериев для повышения достоверности идентификации объектов. Выбор пороговых значений

Решение об идентификации объекта обычно принимается по априорно заданному критерию в сравнении с некоторым пороговым (критическим) значением. При оптимальном пороге, формируемом на основании Байевского решающего правила, пороговое значение должно обеспечивать минимальные ошибки идентификации, как первого $P^{(1)}$ так и второго $P^{(2)}$ рода [17, 18, 58].

Для нахождения порогового значения для бинарных изображений объектов на основе эмпирических данных, используем следующую методику:

- вначале в заданной области определения параметров возможных изменений подвергнем шаблон пространственным деформациям, используя случайные значения параметров *α* модели подобия;

- найдем оценки $\hat{\vec{\alpha}}$ параметров идентификации с использованием ПГП для следующих пар изображений:

а) деформированный и исходный шаблоны (далее деформированный и тот же исходный» шаблоны);

б) деформированный шаблон и 10 соседних (ближайших по форме) шаблонов (далее «деформированный и другой» шаблоны);

- сравним корреляцию исследуемого объекта и передискретизованного шаблона, полученного по оценкам параметров $\hat{\alpha}$ пространственных деформации, найденных с использованием ПГП [124].

При реализации методики было использовано 250 случайно выбранных шаблонов различных эталонов.

В качестве основой меры сходства изображений, как правило, используется их взаимная корреляция [17, 139]. В этом параграфе для увеличения надежности идентификации предлагается использование дополнительных критериев, полученных в процессе работы ПГП. В качестве таких критериев использованы усреднённые оценки МО ЦФ Q(·) и СКО в установившемся режиме. При выборе в качестве ЦФ СКРЯ это будут разности яркостей ΔZ исходного Z^{m} и передискретизованного Z^{m} шаблонов, формируемые на каждой итерации ПГП по локальной выборке [124].

На рисунке 2.15 приведен пример графика оценок СКО $\hat{\sigma}_{\Delta Z}$ разности ΔZ от номера итерации ПГП. Там же показана область установившегося режима оценивания, в которой оценивается МО и СКО разности яркостей.



Рисунок 2.15 - Оценки СКО разностей яркостей: а – график для пары «деформированный и тот же исходный» шаблоны; б – график для пары «деформированный и другой» шаблоны

Как видно из графиков на рисунке 2.15, для пары «деформированный и тот же исходный» шаблоны установившийся режим характеризуется небольшими значениями и незначительными колебаниями оценок дисперсии, а для пары «деформированный и другой» шаблоны область установившегося режима менее выражена и характеризуется как существенно большими значениями, так и

значительными колебаниями оценок дисперсий [61], что можно использовать для увеличения надежности идентификации бинарных объектов.

Диапазоны параметров области определения пространственных деформаций, в которой случайным образом выбирались значения параметров, приведены в таблице 2.2. Из таблицы видно, что исследуемая область параметров превышает средний рабочий диапазон ПГП, поэтому, исходя из свойств ПГП, можно выделить следующие области ПРВ w(R) коэффициента корреляции R пары «деформированный и тот же исходный» шаблоны:

Параметр	Исследуемый диапазон	Шаг выбора параметров для исследования	Средний эффективный рабочий диапазон ПГП		
Угол поворота	от 0 до 180 градусов	5 градусов	от 0 до 50 градусов		
Масштаб	от 0,3 до 1,5	0,1	от 0,5 до 1,2		
Сдвиг	от 0 до 60 пикселей	5 пикселей	от 0 до 30 пикселей		

Таблица 2.2 - Диапазоны параметров области определения деформаций

- область **A** – соответствует области $w_1(R)$ от порога идентификации R_{Π} до 1, при этом параметры искажений находятся, как правило, в пределах эффективного рабочего диапазона ПГП;

- область **B** – лежит от 0 до порога идентификации *R*_п, при этом параметры искажений находятся, как правило, за пределами эффективного рабочего диапазона ПГП;

- область **C** – соответствует области $w_2(R)$ и располагается от 0 до порога идентификации $R_{\rm n}$, т.е. характеризуется коэффициентом корреляции ниже порога принятия решения;

- область **D** – находится от порога идентификации *R*_п до 1 (выше порога принятия решения) [124].

Гипотетически ПРВ корреляций имеют качественный вид, приведенный на рисунке 2.16 [21, 58], здесь сплошная кривая соответствует паре

«деформированный и тот же исходный» шаблоны, пунктирная – паре «деформированный и другой» шаблоны. Плотности распределения вероятностей корреляций позволяют определить вероятность ошибочной идентификации – это сумма площадей под областями **B** и **D**.

Рассмотрим пути уменьшения вероятности ложной идентификации объектов.



Рисунок 2.16 - Распределение вероятностей корреляции пар «деформированный и недеформированный» шаблоны при использовании одного шаблона

Как показано в п. 2.3, требуется обеспечение полного покрытия заданной области определения параметров несколькими подшаблонами, [87, 130]. При использовании этого подхода размер области **B** уменьшается до размеров **B**' (см. рисунок 2.17). Стоит отметить, что проведенное исследование показало, что в этом случае ПРВ корреляций для пар «деформированный и тот же исходный» шаблоны и «деформированный и другой» шаблоны близки к нормальному закону распределения. Поэтому пороговое значения принятия решений, откуда видно, что одновременное уменьшение областей **B**' и **D** невозможно, так как уменьшение одной области неизбежно приводит к увеличению другой [17, 18]. Поэтому оптимальным выбором порога $R_{\rm n}$, для нормального распределения вероятностей, является такое значение, при котором совместная ошибка $P_{out} = P^{(1)} + P^{(2)}$

минимальна, где $P^{(1)}$ соответствует площади под областью **B**', а $P^{(2)}$ – площади под областью **D** [21, 58].



Рисунок 2.17 - Распределение вероятностей корреляции пар «деформированный и недеформированный» шаблоны при использовании нескольких подшаблонов

Другим направлением уменьшения вероятности ложной идентификации объектов является использование дополнительных критериев, расчетные значения которых получаются в процессе работы ПГП и характеризуют характер сходимости оценок идентификации, формируемых ПГП в установившемся режиме. Как уже отмечалось выше, в качестве таких критериев использованы усреднённые оценки МО и СКО ЦФ $Q(\cdot)$ в установившемся режиме [124]. Пороговое численное значение этих критериев определялось эвристически. Рассмотрим некоторые полученные экспериментальные результаты. Так, на рисунке 2.18а приведена нормированная гистограмма p_R значений коэффициента корреляции для пары: «деформированный и тот же исходный» шаблоны, а на рисунке 2.186 – для пары «деформированный и другой» шаблоны, где интервалы гистограммы соответствуют шагу 0,01. Гистограммы построены для одного исходного шаблона. Из рисунка видно, что формы гистограмм подтверждают выдвинутую ранее гипотезу о форме ПРВ коэффициента корреляции [124].



На рисунке 2.19а и рисунке 2.19б соответственно представлены нормированные гистограммы p_i оценок МО $m_{\Delta Z}$ разности яркостей ΔZ для пар «деформированный и тот же исходный» шаблоны и «деформированный и другой» шаблоны для i = -90,90, где $i = int [\Delta Z]$, а на рисунках 2.20а и рисунке 2.20б соответственно приведены гистограммы оценок дисперсии $\hat{\sigma}_{\Delta Z}^2$ разности яркостей при $i = \overline{0,75}$, где $i = int [\hat{\sigma}_{\Delta Z}^2]$ для тех же пар изображений в установившемся режиме псевдоградиентного оценивания [124].

Анализ гистограмм показал, что распределение разности яркостей в установившемся режиме ПГП близки к нормальному закону распределения. Среднее значение оценок МО разностей яркостей для приведенных выборок мало (для пары «деформированный и тот же исходный» шаблоны: 0.28, для пары «деформированный и другой» шаблоны: -2.81) и его можно считать стремящимся к нулю [18]. Однако СКО (далее «разброс») оценок МО различаются существенно (для пар «деформированный и тот же исходный» шаблоны: 2,43, а для пары «деформированный и другой» шаблоны: 25,55). Таким образом, в качестве критерия для повышения достоверности идентификации изображения объекта целесообразно использовать СКО оценок МО разностей яркостей.



Рисунок 2.19 - Гистограмма разностей яркостей для пары: а - «деформированный и тот же исходный» шаблоны, б - «деформированный и другой» шаблоны



Рисунок 2.20 - Гистограмма СКО разностей яркостей для пары: а - «деформированный и тот же исходный» шаблоны, б - «деформированный и другой» шаблоны

Показано, что распределения СКО разностей яркостей (рисунки 2.20) близки к распределению Пуассона. При этом для повышения точности оценки единственного параметра этого закона целесообразно использовать эмпирические значения как среднего значения, так и разброса (так, для пар «деформированный и тот же исходный» шаблоны по результатам эксперимента они составили соответственно: 1,960 и 0,778, а для пар «деформированный и другой» шаблоны: 20,95 и 12,42).

На основе анализа значений гистограмм, были определены пороги идентификации, в частности, для приведенных данных они составили:

- для коэффициента корреляции: 0,943;

- для оценки разброса MO: 9,48;
- для среднего значения СКО: 9,16;
- для разброса оценок СКО: 4,63.

Исследования показали, что учет дополнительных критериев позволяет в 2–2,5 раза уменьшить ошибку ложной идентификации [174].

Для примера на рисунке 2.21 приведены графики сходимости дисперсии разностей яркостей, когда в качестве исходного шаблона взят шаблон «Овал», а качестве «другого шаблона» – шаблон «Сердце».



Рисунок 2.21 - Пример оценки СКО разностей яркостей: а) для пары шаблонов «деформированный овал - овал»; б) для пары шаблонов «деформированный овал - сердце»

Для ситуации «деформированный и другой» шаблоны по критерию «коэффициент корреляции» получаем ситуацию идентификации (значение коэффициента корреляции 0,97). Однако идентификация объекта не проходит по дополнительным критериям, поскольку для разброса оценок МО разности яркостей получаем 38.1, а для среднего значения разброса - 24.3, что в обоих случаях выше пороговых значений [61, 174].

Таким образом численная процедура нахождения параметров идентификации, предложенная в п.2.1, для каждого класса объектов принимает вид:

1) Оценивание вектора параметров идентификации $\bar{\alpha}$ с использованием адаптивной ПГП:

$$\hat{\vec{a}}_{t} = \hat{\vec{a}}_{t-1} - \Lambda_{t} \operatorname{sign} \left(\nabla \left(\mathbf{Q}(\hat{\vec{a}}_{t-1}, \mathbf{Z}^{\mathrm{o}}, \mathbf{Z}_{t}^{\mathrm{III}}) \right) \right).$$
(2.6)

2) Вычисление расчетных значений критериев идентификации:

2.1) R – коэффициента корреляции между **Z**[•] и **Z**_T^{ша}, где **Z**_T^{ша} – изображение адаптивного шаблона на *T* -й итерации ПГП;

2.2) \hat{m}^{Q} – оценки МО ЦФ Q(·) в установившемся режиме (последние *К* итераций);

2.3) $\hat{\sigma}^{Q}$ – оценки среднеквадратического отклонения (СКО) ЦФ Q(·) в установившемся режиме.

3) Сравнение расчетных значений критериев идентификации с пороговыми: если $R > R_{\text{пор}}$, $\hat{m}^{\text{Q}} < m_{\text{пор}}^{\text{Q}}$ и $\hat{\sigma}^{\text{Q}} < \sigma_{\text{пор}}^{\text{Q}}$, то гипотеза об идентификации объекта интереса с геометрическими параметрами \hat{a}_{T} принимается.

Соответственно упрощенный алгоритм псевдоградиентной идентификации объектов N классов, например, при выборе в качестве ЦФ ККЯ, а в качестве вектора параметров модели возможных геометрических деформаций изображения объекта относительно шаблона - $\vec{\alpha}$, принимает вид:

- 1⁰. Задание библиотеки шаблонов $\{\mathbf{Z}_{1}^{m}, \mathbf{Z}_{2}^{m}, ..., \mathbf{Z}_{N}^{m}\}$ (один шаблон \mathbf{Z}_{i}^{m} для каждого *i*-го класса объектов, $i = \overline{1, N}$).
- 2⁰. Формирование из каждого шаблона $\mathbf{Z}_{i}^{\text{ш}}$ подшаблонов $\mathbf{Z}_{ik}^{\text{ш}}$ в соответствии с рабочим диапазоном ПГП, где $k = \overline{1, M_{i}}$.
- 3^{0} . Загрузка исследуемого изображения объекта \mathbf{Z}° .
- $4^0.$ Для каждого \boldsymbol{M}_k -го подшаблона i-го шаблона:
 - 4.1⁰. Задание начальных параметров идентификации для ПГП: $\vec{\alpha}_{{}_{\rm Mk,0}}$.
 - 4.2° . Выполнение $t = \overline{1,T}$ итераций:
 - формирование адаптивного шаблона: $\mathbf{Z}_{ik,t}^{\text{m}} \left(\hat{\vec{\alpha}}_{ik,t-1}^{\text{m}}, \mathbf{Z}^{\text{o}} \right);$
- вычисление по локальной $\beta(Q(\hat{\vec{a}}_{ik,t-1}, \mathbf{Z}_{ik,t}^{u}, \mathbf{Z}^{o}))$ ККЯ;

- нахождение в соответствии с (2.6) оценок параметров идентификации $\hat{\vec{\alpha}}_{ik,t}^{\text{m}}$ 4.3⁰. Определение оценок параметров идентификации $\hat{\vec{\alpha}}_{ik,T}^{\text{m}}$. 4.4⁰. Нахождение расчетных значений R_{ik} , $\hat{m}_{ik}^{KK\Re}$ и $\hat{\sigma}_{ik}^{KK\Re}$.

- 5°. Выбор max R_{ik}^{KKR} и сравнение его с R_{nop} , сравнение \hat{m}_{ik}^{KKR} и $\hat{\sigma}_{ik}^{KKR}$ с m_{nop}^{KKR} и σ_{nop}^{KKR}
- 6⁰. Если $R_{ik} > R_{nop}$, $\hat{m}_{ik}^{KK\Re} < m_{nop}^{KK\Re}$ и $\hat{\sigma}_{ik}^{KK\Re} < \sigma_{nop}^{KK\Re}$, то идентифицирован *i* –й эталон с параметрами $\hat{\vec{\alpha}}_{ik,T}^{III}$ [172, 173].

2.5 Сравнительный анализ эффективности псевдоградиентной идентификации объектов на бинарных изображениях

Как показано в первой главе задача идентификации изображений объектов по шаблону может быть сведена к поиску пространственного преобразования, которое минимизирует расстояние между искомым изображением и шаблоном в заданном метрическом пространстве [125].

Проведем сравнительный анализ МПГИ и популярных методов идентификации объектов на изображении для случая обработки бинарных изображений, когда возможные деформации идентифицируемого объекта можно свести к модели подобия [19, 72], то есть шаблон и изображение объекта могут отличаться масштабом к , углом ориентации φ , сдвигами $\vec{h} = (h_x, h_y)^T$ по базовым осям *Ox* и *Oy*, а также аддитивным шумом. В соответствии с анализом, сделанным в первой главе (п. 1.3), для сравнения выберем КЭМ [30, 53], МКА [22, 90, 98].

МКА и МПГИ работают непосредственно с изображением объектов или геометрическими признаками объектов на изображении (контурами). КЭМ может быть применен как для пространственной, так и для частотной областей. Сравнение выбранных методов проведем по вычислительной сложности и вероятности ложной идентификации искомого объекта.

Оценка вычислительной сложности

Для оценки вычислительной сложности найдем число элементарных математических и логических операций, которые требуются для реализации анализируемых методов [72, 173].

Идея КЭМ сводится к вычислению нормированной корреляционной функции исходного изображения и шаблона для всех заданных возможных значений области параметров преобразования [30, 53]. Если в исходном изображении есть похожий фрагмент, то в области его расположения возникнет максимум корреляционной функции.

Основными операциями КЭМ являются вычисление коэффициента корреляции для всех возможных положений объекта (со всеми шаблонами), нахождение максимума коэффициента корреляции и сравнение его с порогом, обеспечивающим заданную вероятность правильной идентификации.

Вычислительная сложность КЭМ зависит от области определения возможных значений параметров и при размере эталонного объекта $l_x \times l_y$ элементов примерно составляет [30, 53]:

$$W_{\rm KPM} \approx 4 \cdot N_{\rm K} \cdot N_{\rm \phi} \cdot N_{hx} \cdot N_{hy} \cdot (l_x \cdot l_y + 1), \qquad (2.7)$$

где: $N_{hx} = (L_x - l_x)/\Delta h_x$, $N_{hy} = (L_y - l_y)/\Delta h_y$, $N_{\kappa} = (\kappa_{\max} - \kappa_{\min})/\Delta \kappa$ и $N_{\phi} = (\phi_{\max} - \phi_{\min})/\Delta \phi$ – количество шаблонов по параметрам \overline{h} , κ и ϕ соответственно; $\phi_{\max(\min)}$ и $\kappa_{\max(\min)}$ - максимальный (минимальный) угол поворота и коэффициент масштаба; $\Delta \kappa$, $\Delta \phi$ и Δh - шаг изменения соответствующих параметров; $L_x \times L_y$ - размер исследуемого изображения. Если ориентация объекта не ограничена, получаем:

$$W_{\text{KMM}} \approx \frac{8 \cdot \pi \cdot (\kappa_{\text{max}} - \kappa_{\text{min}}) \cdot (L_x - l_x) \cdot (L_y - l_y) \cdot (l_x \cdot l_y + 1)}{(\Delta h)^2 \cdot \Delta \kappa \cdot \Delta \varphi}$$
(2.8)

Некоторое снижение вычислительных затрат в ряде случаев дает переход в частотную область [161]. Переход осуществляется в соответствии с дискретным преобразованием Фурье:

$$F(u,v) = \sum_{y=0}^{L_y - 1} \sum_{x=0}^{L_x - 1} z(x,y) \cdot e^{-j\left(\cdot y \cdot \frac{2\pi u}{L_y} + x \cdot \frac{2\pi v}{L_x}\right)},$$

где: x, y - координаты отсчета изображения в пространственной области; u, v - координаты гармоники в частотной области. Большее быстродействие обеспечивает быстрое преобразование Фурье с вычислительной сложностью $L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y)$ [192]. Исследование амплитудно-частотных характеристик эталонов позволяет практически исключить вычислительные затраты, связанные с нахождением параметров сдвига \vec{h} . Тогда вычислительная сложность КЭМ в частотной области:

$$W_{\kappa \to M}^{\Phi} \approx \frac{2 \cdot \pi \cdot \left(\kappa_{\max} - \kappa_{\min}\right) \cdot \left(L_x \cdot L_y\right) \cdot \left(\log(L_x \cdot L_y) + 4\right)}{\Delta \kappa \cdot \Delta \phi}$$
(2.9)

МКА позволяет идентифицировать объекты, представленные их внешними очертаниями – контурами. Для извлечения информации о форме объекта контур задается в виде замкнутого контур-вектора [22, 90, 98]. Длина этого контура (число ℓ элементарных векторов его составляющих), кодированного двумерным кодом, нормируется. Затем вычисляется нормированная корреляционная функция полученного контур-вектора и вектора, сформированного из шаблона путем циклического сдвига его элементарных векторов (что задает взаимный сдвиг контуров). Превышение модулем корреляционной функции заданного порога соответствует идентификации объекта [22, 98].

Оценим вычислительную сложность МКА в предположении использования для выделения границ объектов алгоритма Канни [70], в котором для подавления шумов применен фильтр Гаусса и быстрое преобразование Фурье [160, 161], а для поиска градиентов - оператор Собеля [97]. Основные этапы МКА и требуемое для их реализации число элементарных операций приведены в таблице 2.3.

Таким образом, вычислительная сложность алгоритма Канни составляет:

$$W_{aK} \approx 2 \cdot L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y + 15),$$

а МКА:

$$W_{\rm MKa} \approx 2 \cdot L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y + 15) + 16 \cdot (l_x + l_y) + 6 \cdot \ell^2 + 4 \cdot \ell$$
(2.10)

таолица 2.5 - Вычислительная сложность МК	
Этапы МКА	Число операций
Подавление шумов	$2 \cdot L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y)$
Поиск градиентов	$12 \cdot L_x \cdot L_y$
Подавление локальных максимумов границ в направлении градиента	$8 \cdot L_x \cdot L_y$
Двойная пороговая фильтрация	$2 \cdot L_x \cdot L_y$
Трассировка области неоднозначности	$8 \cdot L_x \cdot L_y$
Представление контуров в векторном виде	$16 \cdot (l_x + l_y)$
Нормализация длины контура, где ℓ – длина контура (число элементарных векторов)	4 ∙ ℓ
Вычисление нормированной корреляционной функции	$6 \cdot \ell^2$

Таблица 2.3 - Вычислительная сложность МКА

В МПГИ параметры $\vec{\alpha}$ идентификации ищутся рекуррентно (2.6). Для иллюстрации работы МПГИ на рисунке 2.22 приведены шаблоны (прямоугольный (а), эллипсоидный (b) и треугольный (c)) и соответствующие им графики изменения оценки ЦФ Q(·) от числа итераций при наличии на изображении прямоугольного объекта.



Рисунок 2.22 - Сходимость оценок целевой функции МПГИ при разных шаблонах

Видно, что для процедуры, соответствующей прямоугольному шаблону, оценки J достигают минимума примерно к 700 итерации, а для остальных принимают случайные значения с примерно одинаковой дисперсией [72].

Эффективный рабочий диапазон оцениваемых параметров (в котором оценки при заданном числе итераций не выходят за требуемый доверительный интервал) МПГИ ограничен [87, 122]. Если он не покрывает область определения параметров, то для обеспечения покрытия требуется задание нескольких подшаблонов с различными начальными приближениями параметров. Для повышения скорости сходимости оценок $\vec{\alpha}$ и расширения рабочего диапазона МПГИ к бинарным изображениям, как показано в п. 2.2, целесообразно применить низкочастотную фильтрацию, например, Гауссову. Это, как уже отмечалось, требует примерно $2 \cdot L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y)$ элементарных операций. Вычислительная сложность собственно псевдоградиентных процедур рассмотрена в работах [70, 130] и составляет при разных способах вычисления псевдоградиента:

- при использовании в качестве Q СКРЯ от $(22\mu + 25)T$ до $(52\mu + 20)T$ элементарных операций,

- при использовании в качестве Q ККЯ от $(51\mu+91)T$ до $(69\mu+48)T$ элементарных операций, где μ – объем выборки отсчетов на каждой итерации, а T- число итераций. Таким образом, вычислительная сложность МПГИ составляет при использовании СКРЯ в среднем [70, 172]:

$$W_{\text{MIII'}\mu}^{\text{скря}} \approx 2 \cdot L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y + 15) + (32 \cdot \mu + 24) \cdot T, \qquad (2.11)$$

при использовании ККЯ:

$$W_{\text{MIII'}}^{\text{KKR}} \approx 2 \cdot L_x \cdot L_y \cdot \log(L_x \cdot L_y + 15) + (60 \cdot \mu + 70) \cdot T. \qquad (2.12)$$

На рисунке 2.23а приведены графики вычислительной сложности исследуемых методов от размера изображения при $L_x = L_y$ при заданном размере объекта 128х128 элементов. Кривая 1 соответствует КЭМ в пространственной области при κ_{max} =1.4, κ_{min} =0.6, Δh = 2, $\Delta \kappa$ = 0.2, $\Delta \phi$ = 0.05; кривая 2 – КЭМ в частотной при тех же значениях параметров; кривая 3 – МКА при ℓ = 50; кривые 4

и 5 – МПГИ при $\mu = 20$, T = 2000 с в выбором в качестве ЦФ СКРЯ и ККЯ соответственно. Видно, что если изображение содержит меньше $5 \cdot 10^5$ пикселей, то меньшую вычислительную сложность имеет МКА, если больше – МПГИ с СКРЯ. Вычислительная сложность КЭМ в пространственной области примерно на два порядка выше и от размера изображения носит примерно квадратичный характер, который на рисунке слабо выражен. Вычислительная сложность КЭМ в частотной области существенно зависит от размера изображения: при $L_x \approx 500$ - она на порядок ниже, чем для пространственной области, а при $L_x \approx 3500$ - уже на порядок выше [61, 63, 70].



Рисунок 2.23 - Зависимость вычислительной сложности методов а) - от размера изображения, б) - от размера объекта

На рисунке 2.236 приведены графики вычислительной сложности от размера объекта ($l_x = l_y$) при постоянном размере изображения (1024х1024 элементов), тех же характеристиках методов и обозначениях кривых (такие же обозначения кривых

использованы и на рисунках 2.24-2.31 настоящего параграфа). Видно, что вычислительная сложность МКА, МПГИ, а также КЭМ в частотной области слабо зависит от размеров объекта, а для КЭМ в пространственной области – носит примерно квадратичный характер. Наименьший объем вычислений требует МПГИ с СКРЯ, наибольший – КЭМ [125, 173].

Проведенный эксперимент с использованием компьютера с процессором AMD Athlon II X2 250 с частотой 3.00 ГГц при $L_x = L_y = 512$, $l_x = l_y = 256$ и 200 реализациях дал среднее время работы КЭМ в пространственной области около 10 минут, в частотной области – 1,5 минуты, МКА – 0.4 сек, МПГИ (СКРЯ) – 0,47 сек и МПГИ (ККЯ) – 0,51 сек. Необходимо заметить, что для МПГИ задавалось три начальных приближения по углу, поскольку эффективный рабочий диапазон метода при использованном числе итераций составляет примерно $\pm 60^{\circ}$. Расчет вычислительной сложности для тех же условий дал: $W_{\text{кэм}} \approx 1,5 \cdot 10^{10}$, $W_{\text{кэм}}^{\circ} \approx 4,6 \cdot 10^{\circ}$, $W_{\text{мка}} \approx 1,1 \cdot 10^{7}$, $W_{\text{мпги}}^{\text{скря}} = 1,6 \cdot 10^{7}$, $W_{\text{мпги}}^{\text{ккя}} = 1,7 \cdot 10^{7}$, что хорошо согласуется с экспериментальными данными [125, 173].

Вероятность ложной идентификации

Вероятность ложной идентификации *P*_{ош} исследовалась экспериментально. При этом определялось влияние аддитивного шума в диапазоне отношений сигнал - шум *g* по дисперсиям от 1 до 10 и рассогласовании местоположения изображения объекта и шаблона, что критично для МПГИ [63, 192].

Графики зависимости P_{out} от отношения сигнал/шум приведены на рисунке 2.24. Лучшую помехоустойчивость благодаря большому объему выборки показал КЭМ в пространственной области. Здесь ошибочная идентификация вызвана в основном достаточно большим шагом изменения параметров идентификации между эталонами ($\Delta h = 5$, $\Delta \kappa = 0.2$, $\Delta \phi = 8^0$), уменьшить которые в эксперименте сложно из-за больших вычислительных затрат. Если искомый объект имеет высокочастотный пространственный спектр, то помехоустойчивость КЭМ в частотной области существенно хуже, чем в пространственной. Отметим также, что высокую помехоустойчивость обеспечивает МПГИ, который при

небольших шумах (g > 8) дал наименьшую P_{out} , что можно объяснить большей точностью идентификации параметров местоположения искомого объекта. Помехоустойчивость МКА из-за ошибок в выделении контуров во всем диапазоне g в несколько раз хуже [72, 192].



Рисунок 2.24 - Зависимость вероятности ложной идентификации исследуемых методов от отношения сигнал/шум

На рисунке 2.25 приведены зависимости вероятности ложной идентификации от рассогласования местоположений эталона и объекта при g = 10. Видно, что этот параметр критичен только для МПГИ, имеющего ограниченный рабочий диапазон. Здесь при изменении рассогласования от 0 до 40 шагов сетки отсчетов P_{out} увеличивается при выборе в качестве ЦФ ККЯ примерно в 4 раза, а при СКРЯ – 5 раз [72, 192].



Рисунок 2.25 - Зависимость вероятности ложной идентификации от пространственного рассогласования эталона и объекта

Сравним также исследуемые методы по интегральному критерию вычислительная сложность – качество распознавания, численное значение которого характеризует степень отклонения от идеальной ситуации [109, 149, 155, 179]: отсутствие ошибочной идентификации и работа в реальном времени. В соответствии с [109, 155] интегральный критерий эффективности находится как произведение вычислительных затрат на вероятность ложной идентификации

$$\Re = W \cdot P_{out}.$$
(2.13)

На рисунках 2.26-2.28 приведены графики зависимости интегрального критерия \Re от размеров изображений для отношений сигнал/шум 9, 6 и 3 соответственно [125, 173]. На рисунках 2.28-2.30 представлены графики зависимости интегрального критерия \Re от значений размеров исследуемого объекта для тех же отношений сигнал/шум: 9, 6 и 3 соответственно.

Из графиков, представленных на рисунках 2.26-2.31 видно, что наилучшее значение интегрального критерия (наименьшую вычислительную сложность при минимальной вероятности ошибки идентификации) имеет МПГИ с целевыми функциями СКРЯ и ККЯ. Отметим также слабую зависимость значений интегрального критерия при увеличении шума [125, 173].



Рисунок 2.26 - Зависимость интегрального критерия от размера изображения при отношении сигнал/шум 9



Рисунок 2.27 - Зависимость интегрального критерия от размера изображения при отношении сигнал/шум 6



Рисунок 2.28 - Зависимость интегрального критерия от размера изображения при отношении сигнал/шум 3



Рисунок 2.29 - Зависимость интегрального критерия от размера объекта при отношении сигнал/шум 9



Рисунок 2.30 - Зависимость интегрального критерия от размера объекта при отношении сигнал/шум 6



Рисунок 2.31 - Зависимость интегрального критерия от размера объекта при отношении сигнал/шум 3

2.6 Основные результаты и выводы

1. На основе МПГИ предложена новая математическая модель объекта идентификации и разработаны численная процедура нахождения параметров идентификации и быстродействующие алгоритмы идентификации, основанные на адаптивном оценивании рассогласования идентифицируемого объекта и шаблона.

2. ПГП при оценивании параметров идентификации бинарных изображений имеют небольшой рабочий диапазон (по сравнению с полутоновыми), расширить который позволяет предварительная низкочастотная фильтрация изображений.

Проанализированы сглаживающие усредняющий фильтр, фильтр треугольной формы и фильтр Гаусса. Найдены оптимальные размеры масок исследуемых фильтров, которые составили соответственно 6%, 9% и 11% от размера объекта. Показано, что после применения сглаживающей фильтрации с оптимальным размером маски фильтра эффективность ПГП слабо зависит от формы фильтра. Учитывая лучшее быстродействие фильтра Гаусса, а также отсутствие осцилляций после его применения, он может быть рекомендован для сглаживающей фильтрации с целью повышения эффективности ПГП при оценке параметров идентификации.

3. Использование для идентификации объекта большого числа шаблонов ведет к увеличению временных затрат. Число шаблонов зависит от соотношения рабочей области ПГП и области определения возможного изменения параметров. Рассмотрено два подхода к сокращению числа шаблонов: предварительная сегментация объектов на исследуемых изображениях и учёт симметрии шаблонов. Первый подход позволил на тестовых бинарных изображениях с интернет-портала [165] снизить число шаблонов в среднем – в 10,6 раза, а второй для разных объектов – от 1,5 до 5 раз. В целом это позволило увеличить быстродействие алгоритма идентификации в более чем в 20 раз.

4. Исследование показало, что плотности распределения вероятностей корреляций для пар «деформированный и тот же исходный» шаблоны и «деформированный и другой» шаблоны близки к нормальному закону распределения, поэтому пороговое значение принятия решения об идентификации можно искать исходя из Байевского критерия. Оптимальным выбором порога при этом можно считать такое, при котором сумма вероятностей ошибки первого и второго рода будет минимальна. Пороговые значения искались по предложенной методика на основе экспериментальных данных. При этом было использовано 250 случайно выбранных шаблонов, а мерой сходства изображений служила их взаимная корреляция. Однако традиционный подход для решаемой задачи не обеспечил достаточной достоверности идентификации объектов. Для уменьшения вероятности ложной идентификации предложено использование дополнительных

критериев, получаемых в процессе работы ПГП. В качестве таких критериев использованы усреднённые оценки МО и СКО разности яркостей значений ЦФ, формируемые на каждой итерации ПГП по локальной выборке. Исследования показали, что использование дополнительных характеристик позволяет в 2-2.5 раза уменьшить ошибку ложной идентификации.

5. Для случая обработки бинарных изображений проведен сравнительный анализ предлагаемого в работе МПГИ с КЭМ и МКА в предположении, что возможные деформации идентифицируемого объекта можно свести к модели подобия. Сравнительный анализ исследованных методов показал, что их вычислительная сложность по-разному зависит от размеров изображения. При относительно небольших размерах изображения меньшую вычислительную сложность обеспечивает МКА, при больших размерах – МПГИ. Вычислительная сложность КЭМ как в пространственной, так и в частотной областях, от размера изображения носит квадратичный характер и примерно на два порядка выше. От размера объекта вычислительная сложность МКА, МПГИ, КЭМ в частотной области зависит слабо, а для КЭМ в пространственной области – носит примерно квадратичный характер. Наименьший объем вычислений требует МПГИ, наибольший – КЭМ. Лучшую помехоустойчивость благодаря большому объему выборки КЭМ пространственной области. ошибочная имеет В Здесь идентификация обусловлена в основном величиной шага изменения параметров идентификации. Хорошую помехоустойчивость обеспечивает также МПГИ. При этом вероятность правильной идентификации в этом методе зависит от рассогласования местоположений искомого объекта и эталона. Вероятность ложной идентификации МКА в условиях шумов в несколько раз выше из-за ошибок при выделении контуров.

Глава 3. ОПТИМИЗАЦИЯ И АПРОБАЦИЯ АЛГОРИТМОВ ПСЕВДОГРАДИЕНТНОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

3.1 Постановка задачи исследований

В настоящей главе рассмотрены возможности параметрической оптимизации алгоритмов, реализующих предложенный МПГИ, при выборе в качестве критерия оптимальности минимума интегрального критерия эффективности [109, 149, 179, 155]. При этом для сравнения эффективности результатов оптимизировались также КЭМ и МКА. Решению этой задачи посвящен параграф 3.2.

В главе 2 исследовано применение МПГИ на известных датасетах бинарных [165] и полутоновых [180] изображений объектов, показавшее его высокую эффективность. Не менее важно исследование эффективности метода в реальных практических приложениях. Поэтому в параграфе 3.3 рассмотрены примеры идентификации апробации псевдоградиентных алгоритмов объектов на полутоновых и бинарных изображениях при решении конкретных практических задач. Для полутоновых изображений рассмотрены задачи идентификации плавательных средств по спутниковым изображениям [158] и применение разработанных алгоритмов для анализа динамики дефектов мостовых конструкций по разновременным изображениям, полученным с использованием беспилотных летательных аппаратов (БПЛА) [189, 190].

Идентификация объектов на бинарных изображениях является более сложным случаем, поскольку, как правило, требует предобработки изображений. Поэтому примеру апробации алгоритмов для этого случая уделено больше внимания. Так, в параграфе 3.4 рассмотрена разработанная методика автоматизированного оценивания в режиме реального времени параметров микроструктур сталей перлитного класса по металлографическим изображениям, основанная на МПГИ. Микроструктура [33, 34, 77] наряду с химическим составом, способом получения и обработки определяет свойства сталей [85, 86, 110].

Описаны этапы методики, в том числе уделено внимание особенностям предобработки бинарных изображений для решения задачи идентификации.

3.2 Параметрическая оптимизация алгоритмов псевдоградиентной идентификации

При использовании МПГИ параметры идентификации ищутся рекуррентно и псевдоградиент целевой функции на каждой итерации рассчитывается по относительно небольшой (единицы, десятки) локальной выборке отсчетов шаблона и исследуемого изображения. Ряд подходов к повышению эффективности МПГИ для бинарных и полутоновых изображений рассмотрен во второй главе, в частности, показано, что предварительная фильтрация бинарных изображений даёт существенное увеличение скорости сходимости оценок параметров идентификации.

Дополнительно можно отметить, что дальнейшее увеличение рабочего диапазона параметров идентификации требует использования нескольких подшаблонов (нескольких начальных приближений параметров идентификации) объекта. При этом возникает задача минимизации числа подшаблонов, необходимых для покрытия требуемой области определения параметров идентификации. Для её решения требуется знание рабочей области, покрываемой подшаблоном в пространстве параметров идентификации. Для примера на рисунке 3.1 приведена форма рабочей области МПГИ для двух параметров: угла поворота ф и сдвига *h* по одной из координатных осей при исследовании отфильтрованных бинарного (область ограничивает кривая 1), полутонового (кривая 2) и полутонового с эквализацией (кривая 3) изображений. Значения параметров нормированы к максимальным величинам, которые составили: $h_{max} = 34$, $\phi_{max} = 58^{\circ}$ [175].

Отметим, что полученный рабочий диапазон для бинарного изображения в 2.7 раз больше, чем для полутонового изображения, и в 2 раз больше, чем для полутонового изображения с эквализацией.



Рисунок 3.1 - Рабочая область параметров идентификации

Рассмотрим возможности уменьшение числа подшаблонов за счет параметрической оптимизации алгоритмов на основе МПГИ при использовании в качестве ЦФ качества идентификации ККЯ и выбрав в качестве критерия оптимальности минимум интегрального критерия эффективности, обеспечиваемый разработанным методом. Для сравнения рассмотрим также эффективность параметрической оптимизации для КЭМ и МКА [170, 172].

Для МПГИ вычислительные затраты во многом определяет число шаблонов для одного эталона [130, 191]. Оптимальное число начальных приближений можно найти из условия, что P_{out} не превышает заданного порога. Для этого нужно найти эффективную рабочую область параметров метода, в которой условие выполняется, и провести покрытие ею требуемой области определения параметров. Для примера на рисунке 3.2 приведена форма рабочей области выполнения условия $P_{out} < 0,02$ для двух параметров: угла поворота φ и сдвига *h* по одной из координатных осей при целевых функциях: СКРЯ (область ограничивает кривая 1) и ККЯ (кривая 2). На графиках значения параметров нормированы к их максимальным величинам, которые составили $h_{max} = 40$, $\varphi_{max} = 60^{0}$. Исследования показали, что границы нормированных параметров, в которых выполняются принятое условие, при использовании ККЯ соответствуют примерно 0,6 от максимального значения ($h_{max} = 24$, $\varphi_{max} = 36^{0}$) для ККЯ и 0,4 - для СКРЯ ($h_{max} = 16$,

φ_{max} =24⁰). Таким образом при двух параметрах местоположения искомого объекта ККЯ обеспечивает примерно вдвое большее покрытие области определения параметров (при четырех параметрах – в четыре раза). Однако ККЯ требует и несколько больших вычислительных затрат (смотри выше).



Рисунок 3.2 - Рабочая область параметров МПГИ для условия $P_{out} < 0.02$ для простых фигур

Таким образом, при близких вычислительных затратах при применении в МПГИ ЦФ ККЯ и СКРЯ, использование ККЯ дает существенно больший рабочий диапазон [175].

Быстродействие и точность КЭМ в пространственной области определяется шагом изменения искомых параметров, в частности, при модели подобия: $\Delta \kappa$, $\Delta \phi$ и Δh . Для примера на рисунке 3.3 приведены зависимости вычислительной сложности W, нормированной к максимальному значению (кривая 1), и вероятности ошибочного распознавания P_{out} (кривая 2) от отношения Δh_x к размеру идентифицируемого объекта l_x ($i = \Delta h_x/l_x$). Там же дан график нормированной оптимизируемой характеристики:

$$\Re_{H} = \frac{W \cdot P_{out}}{\max\left(W \cdot P_{out}\right)}$$

(кривая 3), из которой видно, что минимальное значение \mathfrak{R}_{μ} находится в диапазоне

 $(0.25 \div 0.35) \Delta h_x / l_x$. Для параметров φ и к получаем: $\Delta \varphi = 4^0 \div 7^0$; $\Delta \kappa = 0.08 \div 0.2$ [170, 172].

На быстродействие КЭМ в частотной области параллельный сдвиг не влияет. Однако метод чувствителен к шагу изменения параметров φ и κ . Проведенные экспериментальные исследования показали, что диапазон их квазиоптимальных значений составляет: $\Delta \varphi = 2^0 \div 3^0$; $\Delta \kappa = 0.05 \div 0.1$.



Рисунок 3.3 - Параметрическая оптимизация КЭМ в пространственной области

Для МКА важным параметром является длинна контур-вектора ℓ , определяющая многом вычислительную сложность И BO достоверность распознавания [22, 98]. Графики зависимостей вычислительной сложности W (без учёта затрат на выделение контуров) (кривая 1) и P_{out} (в том числе ошибочного распознавания шумовых составляющих изображений) (кривая 2) от ℓ приведены на рисунке 3.4. Видно, что вычислительная сложность растет с увеличением ℓ . Р_{ош} при малой длине контур-вектора обусловленно резким Увеличение распознания шумовых повышением вероятности ложного состовляющих изображения как отдельных объектов. Повышение Рош при большой длине контурвектора вызвано увеличением вероятности пропуска объектов на изображениях с шумом [90]. Из рисунка видно, что оптимум достигается при $\ell \approx 50$ [172].



Рисунок 3.4 - Параметрическая оптимизация МКА

3.3 Примеры псевдоградиентной идентификации объектов на полутоновых изображениях

В работе [158] МПГИ применен для идентификации плавательных средств спутниковым изображениям. В качестве параметров идентификации ПО использовались параметры подели подобия. Проиллюстрируем результат на примере фрагмента спутникового изображения бассейна реки Волга, полученного с космического аппарата Landsat 8 в видимом спектральном диапазоне (2 канал). На рисунке 3.5 приведено многозональное изображение, полученное наложением на исходный снимок областей, выделенных на этапе анализа спектрального рассогласования (получено совместной дважды стохастической фильтрацией двух предшествующих по времени многозональных изображений [195, 196]). Объектом идентификации является судно, зарегистрированное на последнем многозональном изображении.

Для псевдоградиентной идентификации была использована библиотека изображений (примеры шаблонов приведены на рисунке 3.6). Для каждого из шаблонов был определен примерный пространственный размер объекта. В соответствии с этим размером и пространственным разрешением спутникового изображения выбирались предварительные оценки коэффициента масштаба. В соответствии с этим коэффициентом на базе шаблонов были сформированы

подшаблоны для перекрытия области определения параметров рабочим диапазоном МПГИ. Исследования показали, что по параметру угол поворота достаточно 4 шаблонных изображений типа «плавательные средства» с начальными параметрами: $\varphi_0 = 0^\circ$, $\varphi_0 = 90^\circ$, $\varphi_0 = 180^\circ$, $\varphi_0 = 270^\circ$. Для повышения скорости сходимости оценок и расширения рабочего диапазона МПГИ к полученным шаблонам была применена гауссова фильтрация [172].



Рисунок 3.5 - Выделенные области на фоне исходного снимка

Рисунок 3.6 – Примеры шаблонов

В результате объект «А» идентифицирован как плавательное средство типа «Баржа» (корреляция 95,9%) с азимутом -17^{0} . Объект «Б» идентифицирован как средство типа «Сухогруз» (корреляция 91,4%). Азимут направления исследуемого объекта 74⁰. Для объекта «Б» на рисунке 3.7 представлены зависимости оценок МО $m_{\Delta Z}$ (рисунок 3.7а) и дисперсии $\delta_{\Delta Z}^{2}$ (рисунок 3.7б) от номера итерации псевдоградиентного алгоритма идентификации. Критерии идентификации (параграф 2.4) по пороговым значениям выполнились для шаблона 2 («Сухогруз»).



Рисунок 3.7 - Исследование процесса сходимости для объекта «Б»

Для оценки количественных характеристик эффективности алгоритма на основе МПГИ рассмотрим две ситуации. В первой ситуации будем предполагать,

что известны все геометрические параметры идентификацииетектируемого объекта $(h_x, h_y, \varphi, \kappa)$, но не известна его яркость *s*. Во второй ситуации будем считать все параметры неизвестны и идентифицировать объект используя метод модифицированного отношения правдоподобия. На рисунке 3.8 приведены зависимости вероятности P_D правильного обнаружения от среднего коэффициента яркости объекта на кадрах многозонального изображения для указанных ситуаций (АИ – априорная известность параметров). Во обеих случаях вероятность ложной тревоги P_E =0.0001.

Приведенные результаты свидетельствуют о близости характеристик обнаружителя с использованием МПГИ и обнаружителя на основе модифицированного отношения правдоподобия в условиях полной априорной определенности пространственных параметров детектируемого объекта.



Рисунок 3.8 - Сравнение эффективности псевдоградиентной идентификации со случаем идентификации при известных пространственных параметрах

Рассмотрим также пример применения алгоритмов на основе МПГИ при реализации неинвазивной методики автоматизированного обнаружения и оценивания динамики дефектов инженерных сооружений, которая использует разновременные изображения, формируемые при периодических облетах инженерного сооружения БПЛА. Применение БПЛА открыло новые возможности по проведению мониторинга инженерных сооружений. Методика включает этапы детектирования дефектов, их идентификации с дефектами, полученными с предыдущих облетов, и выявления динамики развития дефекта. Методика апробирована на задаче обнаружения и оценивания динамики трещин в металлических конструкциях мостовых переходов [66, 157, 190]. Основной целью является выявление возможных дефектов и оценка их потенциальной опасности для сооружения.

Сопоставление изображений выделенных дефектов с их изображениями, сделанными в ходе предыдущих осмотров объекта, затруднено наличием их взаимных геометрических искажений из-за разных ракурсов и положений камер при съемке, поэтому возникает задача привязки изображений, которая решена с использованием МПГИ. По привязанным изображениям выявляется динамика развития дефекта [169, 189].

Разработанная методика основана на комбинировании методов сегментации изображений, детектирования, обнаружения и идентификации дефекта, в том числе в условиях априорной неопределенности относительно его параметров. В качестве основы алгоритмов сегментации и детектирования использована искусственные нейросетевые структуры (сверточные нейронные сети U-Net, технология Transfer Learning), показывающие в последнее время впечатляющие результаты для задач распознавании и выделении объектов инфраструктуры [66, 184, 188].

Примеры изображений трещин стальных конструкций и их бинарных масок, отделяющих поверхностные трещины от фона приведены на рисунке 3.9.

Для привязки двух разновременных и разноракурсных изображений, одно из которых (полученное при первичном обследовании диагностируемой конструкции) условно назовем опорным Z^{o} , а полученное при вторичном обследовании – деформированным Z^{d} , использованы параметры идентификации МПГИ]. Целевые функции качества идентификации в зависимости от условий решаемой задачи могут быть весьма разными. В частности, если изображения получены в схожих условиях по погоде и освещенности, то можно использовать СКРЯ. Если условия могут различаться [169, 189] целесообразен выбор ККЯ.



Рисунок 3.9 - Примеры изображений трещин стальных конструкций и их бинарных масок

Алгоритмы на основе МПГИ удовлетворяет требованиям простоты, быстрой сходимости оценок и работоспособности в условиях априорной неопределенности, что для решаемой задачи особенно важно, поскольку разновременные изображения содержат нелинейные яркостные изображения априорно неизвестного вида. Для увеличения рабочего диапазона оцениваемых параметров, применялась предобработка изображений, включающая гауссову фильтрацию, эквализацию яркостей и компенсацию неравномерности освещённости [161, 190]. Критерием выполнения процедуры привязки служило превышение в скользящем окне в течении заданного числа итераций порога по коэффициенту корреляции совмещаемых изображений (корреляционный критерий методики параграфа 2.4).

Пример привязки фрагментов изображений приведен на рис. 3.10, где рис. 3.10а и рис. 3.10б соответствуют опорному и деформированному изображениям, полученным в предыдущем и текущем облетах БПЛА, рис. 3.10в – результат совмещения (в полупрозрачном режиме). В приведенном примере использованы параметры идентификации: сдвиг по горизонтали – 154,3 пикселя, сдвиг по вертикали – 7,2 пикселя, коэффициент масштаба 1,016, угол поворота -1,024°. Из рисунка видно, что трещина на опорном изображении совместилась с трещиной на новом изображении.

Параметры идентификации позволяют учесть геометрические деформации, вызванные изменением ракурса и положения камер, и привязать исследуемое (деформированное по отношению к опорному) изображение дефекта с опорным, полученным в ходе предыдущего осмотра. Однако наличие других мешающих искажений, таких как изменение освещения, тени, появление посторонних объектов и других, часто не позволяет выявить динамику изменений дефекта путем простого нахождения разности изображений.





Рисунок 3.10 - Пример совмещения изображений

Поэтому в методике для выявления изменений дефектов была использована сверточная нейронная сеть с двухэтапной обработкой. На первом этапе из опорного и текущего изображений извлекаются значимые признаки дефекта, на втором – с использованием этих признаков анализируются изменения. Пример выявления изменения дефекта на паре совмещенных разновременных изображений (рис. 4) приведен на рисунке 3.11. Здесь (а) – опорное изображение, (б) – исследуемое

изображение, (в) – трещина на опорном изображении, (г) – выявленное изменение трещины на исследуемом изображении [65, 190].



Рисунок 3.11 - Выявление динамики изменения дефекта

Неинвазивная методика автоматизированного обнаружения и оценивания динамики дефектов инженерных сооружений, основанная на обработке изображений, получаемых при периодических облетах инженерного сооружения БПЛА, позволяет существенно сократить затраты на мониторинг их состояния при увеличении вероятности обнаружения дефектов [25, 65, 189].

3.4 Методика нахождения параметров объектов микроструктуры стали по металлографическим изображениям

Упрощенная блок-схема методики нахождения параметров микроструктуры малоуглеродистых сталей перлитного класса по металлографическим изображениям микрошлифов приведена на рисунке 3.12. Предлагаемую методику можно условно разделить на три основных этапа.

Предварительная обработка исследуемых изображений, направленная на увеличение точности и достоверности нахождения микроструктурных параметров. Содержит операции: сокращения цветности изображения с целью упрощения последующих вычислений; выделения рабочей области обработки для исключения малоинформативных участков изображения; фильтрации изображения для компенсации высокочастотных искажений, вызванных особенностями тракта металлографического микроскопа; выравнивания яркости, компенсирующего неравномерность освещённости микрошлифа; эквализации изображения, выравнивающей гистограмму яркостей изображения [161, 176].

Выделение на металлографических изображениях областей, соответствующих областям перлита, по которым в дальнейшем находятся параметры. Достигается процедурами: микроструктурные сегментации, направленной на выделение перлитных областей [40, 123], математической морфологии для устранения внутренних разрывов в изображениях и исключения из дальнейшего анализа мелких объектов [161], выделения внешних границ и построения выпуклых оболочек перлитных областей для последующего расчета по ним микроструктурных параметров [62, 171].

Оценивание микроструктурных параметров перлитных областей, включающее формирование адаптивных шаблонов для нахождения параметров перлитных областей, гауссову фильтрацию выпуклых оболочек выделенных перлитных областей и сформированных подшаблонов в соответствии с рабочим диапазоном алгоритма МПГИ [123, 176], используемых для оценки микроструктурных параметров, нахождение частных и интегральных микроструктурных параметров перлитных областей [123, 176] и степени зернистости перлитных фаз [24].



Рисунок 3.12 – Блок-схема оценки параметров перлитных областей по металлографическим изображениям микрошлифов

Пример двух металлографических изображений после этапа предобработки приведены на рисунке 3.13.



(a) (b) Рисунок 3.13 - Пример двух металлографических изображений после этапа предобработки

Операции выделения на металлографических изображениях областей, областям соответствующих перлита, а также процедуры сегментации, математической морфологии и выделения внешних границ раскрыты в приложении А. Рассмотрим подробнее выделения внешних границ и построения выпуклых оболочек перлитных областей, также этап оценивания a микроструктурных параметров.

Выделение границ перлитных областей

Границы выделенных объектов находятся алгоритмами последовательного построения контуров, для которых характерны высокое быстродействие, отсутствие разрывов и «лишних» границ при низкой вычислительной сложности. В частности, использован рекурсивный алгоритм «Жука» [56, 91].

Суть этого алгоритма в следующем: «Жук» начинает свое движение с любой найденной точки, принадлежащей объекту, затем осуществляет поиск следующей точки. Алгоритм поясняется рисунком 1.3: если проверяемая точка не принадлежит объекту (точки 1 и 2), то направление "Жука" поворачивается направо, если проверяемая точка принадлежит объекту (точка 3), то направление поворачивается

налево (в направлении точки 4). Процедура повторяется, пока «жук» не вернется в исходную точку [40, 176].

Алгоритм «жука» является рекурсивным, и его вычислительная сложность определяется двумя составляющими:

- поиск первой точки перлитной области (обычно не более $L_x \cdot L_y/2$);

- последовательный поиск следующих точек (не более 4 · *L*_п, где *L*_п – длина внешнего периметра перлитной области).

Таким образом, вычислительная сложность не превышает: $W \approx 3 \cdot L_{\Pi}$. Достоинством алгоритма применительно к рассматриваемой задаче является и то, что он выделяет только внешнюю границу объекта [62, 123].

Выбор алгоритма построение выпуклых оболочек перлитных областей

Для повышения быстродействия в алгоритмах построения выпуклых оболочек (ВО) используются только точки, лежащие на границе объекта, ВО которого строится. Известно много алгоритмов выделения выпуклой оболочки, например, алгоритм Чана, Киркпатрика, Мелькмана [2], но наибольшую распространенность получили алгоритмы Грэхема [162], Джарвиса [167] и так называемый алгоритм «быстрой выпуклой оболочки» (АБВО) [146]. Рассмотрим их эффективность для рассматриваемой задачи на бинарных изображениях простых фигур и перлитных пятен [67, 69].

Алгоритм Грэхема состоит из следующих основных этапов:

1°. Нахождение минимальной точки объекта (c_{\min}) (минимальная точка объекта определяется из условия минимального значения по оси ординат, а если таких точек несколько, то выбирается та, у которой значение по оси абсцисс наименьшее).

 2° . Сортировка точек границ объекта в порядке возрастания полярного угла, измеряемого против часовой стрелки относительно точки c_{\min} (если полярные углы нескольких точек совпадают, то из них выбирается одна, наиболее удалённая от c_{\min}).

3°. Обход Грэхема (в основе которого лежит понятие «левого» и «правого» углов), в результате которого выделяются точки, являющиеся вершинами ВО [2, 162].

4°. Соединение найденных вершин.

Пример, демонстрирующий принцип работы алгоритма Грэхема приведен на рисунке 3.14, где c_i – потенциальная точка, $c_{\rm T}$ – текущая точка, проходящая проверку на «правый» угол, $c_{\rm T-1}$ – точка, состоящая в стеке перед проверяемой точкой, $c_i^{\rm BO}$ – *i* -тая точка ВО исследуемого объекта. Как видно из рисунка 3.14, вершины (c_4, c_6, c_7), не прошедшие проверку на «правый» угол, не являются вершинами ВО [162].



Рисунок 3.14 - Пример работы алгоритма Грэхема

Вычислительная сложность алгоритма Грэхема не зависит от количества найденных вершин и пропорциональна $W = L_{\Pi} \log(L_{\Pi})$, где L_{Π} – количество внешних точек перлитной области (количество точек периметра объекта) [2].

Алгоритм Джарвиса [2, 167] (также известный как алгоритм «упаковки подарка») по сравнению с алгоритмом Грэхема является более простым и наглядным, и состоит из следующих основных этапов:

1°. Нахождение минимальной точки объекта *с*_{тіп} (аналогично алгоритму Грэхема).

2°. Обход Джарвиса [167], который выделяет точки выпуклой оболочки.

3°. Соединение найденных точек.

Пример, иллюстрирующий принцип обхода Джарвиса, показан на рисунке 3.15, где c_i – граничные точки исследуемой перлитной области; $c_{\rm T}$ – текущая точка обхода Джарвиса, c_{cn} – новая точка обхода Джарвиса, найденная на основе предыдущий по минимуму угла между векторами ($c_{\rm T}$, c_{cn})($c_{\rm T-1}$, $c_{\rm T}$) [167].



Рисунок 3.15 - Пример работы алгоритма Джарвиса

Вычислительная сложность алгоритма Джарвиса, в отличие от алгоритма Грэхема, зависит от количества вершин многоугольника и пропорциональна $L_{\Pi}L_{BO}$, где L_{BO} - количество общих точек перлитной области и его выпуклой оболочки, что в худшем случае составляет $(L_{\Pi})^2$ [2].

АБВО состоит из следующих основных этапов [146]:

1°. Выбор двух крайних точек области – левой c_n и правой c_{np} , являющихся вершинами ВО. Выбор точек, имеющих наибольшее и наименьшее значение по оси абсцисс (если существуют несколько точек с одинаковыми значениями, то выбирается любая из них с наибольшим (наименьшим) значением).

2°. Построение прямой, проходящей через точки c_n и c_{np} , и разбиение множества всех точек на два подмножества: расположенных выше и ниже прямой $c_n c_{np}$ соответственно.

3°. Рассмотрение подмножества точек c_i , расположенных выше прямой $c_{n}c_{np}$. Выбор точки c_1^{BO} , являющейся наиболее удалённой от прямой $c_{n}c_{np}$ (если для нескольких точек расстояние до прямой $c_{n}c_{np}$ одинаково, то выбирается та, у которой угол $\angle c_1^{BO}c_{n}c_{np}$ наибольший). Точка c_1^{BO} признается вершиной ВО.

4°. Построение векторов $c_{n}c_{1}^{BO}$ и $c_{1}^{BO}c_{np}$. Исключение из дальнейшего рассмотрения точек, расположенных справа от векторов, как внутренних точек треугольника $c_{1}^{BO}c_{n}c_{np}$, которые не могут принадлежать ВО.

5°. Рассмотрение подмножества точек, расположенных слева от прямой $c_{\pi}c_{1}^{BO}$ для которого находится точка c_{11}^{BO} , наиболее удаленная от прямой $c_{\pi}c_{1}^{BO}$ (аналогично п. 3). Точка c_{11}^{BO} признается вершиной ВО.

6°. Для всех последующих образующихся подмножеств проводятся операции, аналогичные п. 4 и п. 5, пока слева не останется ни одного подмножества, созданного ранее.

7°. Аналогично пп. 3 - 6 рассматривается подмножество точек, расположенное ниже прямой $c_{_{\Lambda}}c_{_{np}}$ [146].

Пример, демонстрирующий работу АБВО, приведен на рисунке 3.16. Вычислительная сложность алгоритма определяется сложностью построения все подмножеств. В лучшем случае задача разбивается на две равномощные подзадачи, тогда сложность алгоритма составляет от $2L_{\rm n}$ до $(L_{\rm n})^2$. Достоинством алгоритма БВО является также возможность параллельных вычислений для всех подмножеств точек [2].



Рисунок 3.16 - Пример работы АБВО

Как уже отмечалось, все рассмотренные алгоритмы нахождения ВО были исследованы на бинарных изображениях простых фигур (из коллекции тестовых бинарных изображений, с интернет-портала [165]) и перлитных областей. На простых фигурах все алгоритмы показали адекватный результат с небольшим различием в быстродействии. На бинарных изображениях реальных объектов – перлитных областей, полученных из изображений микроструктур металлических трубопроводов, алгоритм Джарвиса и АБВО выделяют ВО перлитных областей правильно (рисунок 3.17а), в отличие от алгоритма Грэхема (рисунок 3.17б), дающего ошибки выделения. При этом среднее время работы алгоритма Грэхема составило примерно в 1,1 раза меньше, чем у алгоритма БВО и в 1,9 раза меньше, чем у алгоритма Джарвиса (эксперимент производился на ПК AMD Athlon II X2 ЗГГц с ОЗУ ЗГбайт). Поэтому в методику был включен алгоритм БВО [67, 171].





(а) алгоритмы БВО и Джарвиса
 (б) алгоритм Грэхема
 Рисунок 3.17 – Пример выделения выпуклых оболочек перлитных пятен

Примеры выделения этим алгоритмом выпуклых оболочек перлитных пятен приведены на рисунке 3.18.



(a1) (a2) (б1) (б2) Рисунок 3.18 - Примеры построения выпуклых оболочек перлитных пятен

После выделения выпуклых оболочек с использованием МПГИ (раздел 3.4) находятся связанные с ними геометрические характеристики, таких как: общее количество точек (пикселей) перлитной обрасти – $N_{\rm n}$, общее количество точек (пикселей) ВО перлитной области – $N_{\rm B0}$, длина $L_{\rm n}$ периметра перлитной области, длина периметра ВО перлитной обрасти – $L_{\rm B0}$, которые затем используются при оценке микроструктурных параметров [62, 69].

Псевдоградиентная идентификация микроструктурных параметров Для нахождения микроструктурных параметров перлитных областей использован алгоритм на базе МПГИ [172], разработанный во второй главе. Его особенностью является то, что параметры шаблонов адаптивно подстраиваются под параметры выпуклых оболочек. Начальные приближения параметров шаблонов выбираются с учетом рабочего диапазона псевдоградиентного алгоритма [175]. В качестве априорной информации для нахождения начальных приближений параметров шаблонов используется площадь каждой выделенной выпуклой оболочки на изображении, связанная с площадью искомого эллипса очевидным соотношением: $S = \pi AB$ [176].

Оценка количества зернистой фазы в перлите. На данном этапе производится дополнительный анализ сегментированных перлитных областей. Для каждого области определяют степень зернистости, как отношение: $k_3 = N_3/N_{\pi}$, где N_3 - общее количество точек найденных зерённых областей в перлите, N_{π} - общее

количество точек перлитных областей. Для нахождения среднего количества зернистой фазы в перлите исключаются самое большое и самое маленькое значение, а для оставшихся вычисляют среднее значение. Заметим, что, исходя из структуры областей перлита, в литературе [39, 77, 114] и др. критическим значением количества зернистости для рассматриваемых типов сталей принято считать 40-42%.

Выбор шаблонов при оценивании параметров выпуклых оболочек перлитных областей. Применение МПГИ предполагает использование ряда подшаблонов, которые определяются их эффективным рабочим диапазоном. Шаблоном для перлитных пятен в соответствии с ГОСТ Р 54570-2011 [35] является эллипс. В качестве меры начального приближения выбрана площадь выпуклой оболочки, на основании которой адаптивно находятся параметры эллипса. Исследования показали, что достаточно трех начальных приближений эллиптичности (отношения полуосей): $k = (3)^{-1}$, 1 и 3. При этом учитывая нормировку по площади и то, что эллипс при $k = (3)^{-1}$ отличается от эллипса при k = 3 только поворотом на 90°, получаем в качестве начальных приближений круг ($k_0=1$, $\varphi_0=0^\circ$) и ($k_0=3$, $\varphi_0=90^\circ$). Сказанное поясняется таблицей 3.1 [176].

Начальное приближение		Шаблон
k ₀	φ ₀	шаолон
1	00	
3	00	
3	$\frac{\pi}{2}$	

Таблица 3.1 - Примеры используемых шаблонов
Гауссова фильтрация выпуклых оболочек и шаблонов. Как показано в п. 2.2 для увеличения рабочего диапазона оценивания адаптивные шаблоны и выпуклые оболочки, целесообразно подвергнуть низкочастотной гауссовой фильтрации. При этом для увеличения быстродействия применена процедура приближённой фильтрации [15] с радиусом фильтра 15% от линейного размера объекта [176]. Примеры отфильтрованных выпуклых оболочек перлитных областей приведены на рисунке 3.19.



Рисунок 3.19 - Примеры отфильтрованных выпуклых оболочек

Псевдоградиентная идентификация параметров выпуклых оболочек. В качестве модели возможных деформаций настраиваемого шаблона при его подстройке к выпуклой оболочке предложена новая математическая модель перлитной области, близкая к модели подобия:

$$\begin{aligned} \widetilde{x} &= x_0 + \kappa \left((x - x_0) \cos \varphi_i - k_y (y - y_0) \sin \varphi_i \right) + h_x, \\ \widetilde{y} &= y_0 + \kappa \left((x - x_0) \sin \varphi_i + k_y (y - y_0) \cos \varphi_i \right) + h_y, \end{aligned} \tag{3.1}$$

где в качестве адаптивных параметров использованы коэффициенты масштаба к, коэффициент эллиптичности k_3 , параллельный сдвиг $\vec{h} = (h_x, h_y)$, ϕ – угол отклонения продольной оси области от оси шаблона; (x_0, y_0) – координаты центра поворота перлитной области [123, 176]. При этом отметим, что для обеспечения работы псевдоградиентного алгоритма необходима оценка всех коэффициентов идентификации, а для расчета микроструктурных параметров достаточно параметров к, k_3 и ϕ .

После псевдоградиентной идентификации всех шаблонов к выпуклой оболочке *i*-й перлитной области, по параметрам шаблона, имеющего максимальную корреляцию с выпуклой оболочкой, вычисляются: продольный *a_i* и поперечный *b_i* размеры перлитной области [176]:

$$a_i = A_i \cdot \hat{\kappa}_i , \ b_i = B_i \cdot \hat{\kappa}_i \cdot k_{\mathfrak{I}}, \tag{3.8}$$

где: A_i и B_i - параметры шаблона, к которому было отнесена *i* -я область. На основе a_i и b_i вычисляются средний размер d_i ; коэффициент анизотропности формы k_{ai} , совпадающий в разработанной методике с коэффициентом эллиптичности $k_{_{3i}}$, и вектор направленности $\vec{K}_i^{_{n}}$ (Приложение А). Аналогично определяются параметры всех перлитных областей [176]. В п. 4.4 четвертой главы приведена копия экрана, на которой показан пример результатов работы разработанной в четвертой главе программы, где параметры выбранного шаблона обведены рамкой.

Для примера на рисунках 3.20 – 2.22 приведены гистограммы распределения перлитных областей по среднему размеру, коэффициенту анизотропии формы и углу направленности (в полярной системе координат), полученные при исследовании микроструктур стали, приведенных на рисунках 3.12a и 3.126 соответственно.







по коэффициенту анизотропии формы



Заметим, что выбранный вид гистограммы направленности перлитных областей (от 0 до 180 градусов) в силу специфики задачи, позволяет корректно отобразить направления роста перлитных областей, близких к 0 (180) градусам. При традиционном представлении (0 до 360 градусов) близкие по углу расположения перлиной области, например, 0,3 и 179,8 градусов, будут представлены как сильно отличающиеся, что противоречит физике данной задачи.

3.5 Основные результаты и выводы

1. Рассмотрены возможности параметрической оптимизации МПГИ и методов с которыми он сравнивается по минимуму интегрального критерия эффективности. Оптимизируемым параметром для МПГИ выбрано число подшаблонов (начальных приближений параметров идентификации) при условии не превышения вероятностью ложной идентификации заданного порога, для КЭМ – шаг изменения местоположения искомого объекта, определяющий его быстродействие и точность, для МКА – длина контур-вектора [172]. Показано, что лучшую эффективность с точки зрения интергального критерия также обеспечивает МПГИ. При этом использование в качестве ЦФ ККЯ обеспечивает по сравнению с СКРЯ существенно большее покрытие рабочей областью МПГИ области определения параметров [175].

2. Проведена апробация разработанных на основе МПГИ псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов и оценивания их параметров на полутоновых изображениях в реальных практических приложениях. Рассмотрены примеры аппробации алгоритмов идентификации при решении задачи идентификации плавательных средств по спутниковым изображениям и в неинвазивной методике автоматизированного обнаружения и оценивания динамики дефектов инженерных сооружений по разновременным изображениям, полученным с использованием БПЛА. Апробация подтвердила высокую эффективность разработанных алгоритмов [158].

3. Аппробация псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов на бинарных изображениях проведена на методике автоматизированного оценивания в режиме реального времени параметров микроструктуры низколегированных сталей перлитного класса по металлографическим изображениям. Методику условно можно разбить на несколько этапов: предварительная обработка исследуемых изображений, направленная на увеличение точности и достоверности нахождения микроструктурных параметров, выделение на изображениях областей, соответствующих перлиту псевдоградиентная идентификация И микроструктурных параметров. Рассмотрены операции предобработки, которая как правило, требуется для бинарных изображений: сокращения цветности изображения, выделения рабочей области обработки, фильтрации изображения для компенсации высокочастотных искажений, эквализации изображения для выравнивания гистограммы яркостей, сегментации, направленной на выделение областей расположения перлитных областей, математической морфологии, сегментация областей расположения областей перлита и выделения их внешних границ, построения выпуклых оболочек перлитных областей. Приведены примеры результатов методики на металлографических изображениях микрошлифов трубопроводов. Исследования стальных показали, что параметры. автоматизировано найденные с использованием предложенной методики, и рассчитанные по традиционным методам ГОСТ 5639 [32] отличаются не более чем на 5%. Методика может быть использована для определения прочностных характеристик металла на разных стадиях производства и эксплуатации.

Глава 4. КОМПЛЕКС ПРОГРАММ, РЕАЛИЗУЮЩИЙ ПСЕВДОГРАДИЕНТНЫЕ АЛГОРИТМЫ ИДЕНТИФИКАЦИИ ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

4.1 Постановка задачи

В первой главе диссертационной работы предложен МПГИ, во второй главе на основе МПГИ разработаны новая математическая модель объекта идентификации, численная процедура нахождения параметров идентификации и приемы оптимизации МПГИ объектов на бинарных [172, 173] и полутоновых изображениях [175, 177]. Полученные аналитические результаты необходимо сравнить с экспериментальными данными. Решение этой задачи требует разработки алгоритмического и программного обеспечения. С этой целью в настоящей главе разработан комплекс прикладных исследовательских программ,

Комплекс программ разработан на основе объектно-ориентированного подхода на языке С#. Программы выполнены в среде Microsoft Visual Studio [43, 44], с использованием библиотеки AForge.Net [144]. На часть модулей комплекса получены охранные документы [103, 104, 105, 106]. Описанию структуры и состава комплекса, а также основных программных модулей, их входных и выходных переменных посвящен параграф 4.2. В параграфе 4.3 рассмотрены алгоритмы функционирования, структура и блок-схемы алгоритмов (БСА) модуля оценки ГД и модуля принятия решения. В том же параграфе приведены примеры результатов проведенных экспериментальных исследований по идентификации объектов на бинарных изображениях. В параграфе 4.4 описан блок модулей оценки микроструктурных характеристик металлов на основе анализа их металлографических изображений.

Комплекс программ разрабатывался при непосредственном участии автора и использован при выполнении грантов Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере «Разработка методики определения степени старения малоуглеродистых сталей (для трубопроводов) по изображениям

(НИР микроскопа» программы «У.М.Н.И.К.» металла с оптического №8773р/14001 от 14.01.2011 г. и №10122р/16840 от 10.04.2012 г.) и «Разработка алгоритмов цифровой обработки изображений микроструктуры материала» программы «СТАРТ» (контракт №12483р/23934 от 28 февраля 2014 г.), при разработке программного обеспечения для ООО «ИНТЕГРА», ООО «Телеком.ру» и ООО «НПП Русмодуль», а также при выполнении исследований по грантам РФФИ № 13-01-00555 «Оптимизация и оценка достоверности процедур привязки цифровых изображений последовательности В условиях интенсивных пространственно-коррелированных помех», № 16-47-732053 «Развитие методов безыдентификационного рекуррентного оценивания параметров геометрических деформаций последовательностей изображений применительно к задачам радиолокации, управления автономными беспилотными летательными аппаратами и контроля состояния микроструктуры металлов», №19-47-730004 «Разработка методики и алгоритмов обработки металлографических изображений для №19-29-09048 идентификации параметров микроструктуры металла», «Построение математических моделей и процедур привязки разнородных видеоданных глубоких цифровых гауссовых моделей на основе И безыдентификационной стохастической адаптации»; а также гранта РНФ №23-21-00249 «Разработка алгоритмов обнаружения дефектов на изображениях стальных и железобетонных конструкциях».

4.2 Структура и состав комплекса исследовательских программ

Исследовательский комплекс программ представляет собой набор модулей, позволяющих производить деформацию шаблона и его последующий анализ, оценку параметров идентификации и принятие решения об идентификации объекта. Программный комплекс позволяет также производить предварительную сегментацию изображений, содержащих не менее одного объекта, с последующей идентификацией выделенных объектов.

Функциональный состав комплекса исследовательских программ представлен на рисунке 4.1, где приведены основные блоки программ и их взаимодействие, которое отражено стрелками. Общее управление программой осуществляется в основном модуле. Рассмотрим кратко назначение основных программных модулей.



Рисунок 4.1. Блок-схема исследовательской программы идентификации объектов

1). Основной модуль программы. Через основной модуль программы производится управление процессом исследования от загрузки исследуемого изображения до идентификации объектов в загруженном изображении, а также реализуются функции, связанные с визуализацией, чтением и записью изображений. Все основные переменные также хранятся в основном модуле программы. Основной модуль программы состоит из нескольких окон – графических интерфейсов:

- интерфейс деформации загруженного изображения (рисунок 4.2). Реализует алгоритмы и визуализирует результаты работы блока геометрической деформации загруженного шаблона;

- интерфейс сегментации объектов на изображении (рисунок 4.3). Реализует алгоритмы и визуализирует результаты работы блока предобработки изображения и блока сегментации;



Рисунок 4.2 - Внешний вид интерфейса деформации



Рисунок 4.3 - Внешний вид интерфейса сегментации объектов на изображении



Рисунок 4.4 - Внешний вид интерфейса оценки параметров геометрических искажений и принятия решения об идентификации объекта

- интерфейс оценки параметров геометрических деформаций и принятия решения об идентификации объектов (рисунок 4.4). Реализует алгоритмы и визуализирует результаты работы блока оценки параметров ГД и модуля принятия решения.

- интерфейс отображения изображений с изменением масштаба.

Необходимо отметить, что основной модуль программы включает в себя также процедуру визуализации. Она реализует совокупность функций, обеспечивающих визуализацию изображения, представленного в виде двумерного массива данных.

2). Блок загрузки изображений реализует совокупность функций и процедур, обеспечивающих: считывание изображения из файла или базы данных и запись его в динамический массив, сокращение цветности, вычисление гистограммы яркостей, вычисление МО, дисперсии яркостей и других параметров изображения [161]. Данный модуль применяется для загрузки изображений с одним объектом исследования, изображений, содержащих несколько объектов и требующих их сегментации, а также для загрузки металлографических изображений. Упрощённая схема блока загрузки изображений представлена на рисунке 4.5.

<u>Модуль получения ссылки на изображение</u>. Модуль реализует функцию получения ссылки на расположение объекта загрузки (исследуемого изображения) от оператора в программный комплекс. Модуль может содержать ссылку как на изображение на диске, так и изображение и в базе данных.

Выходной переменной является ссылка на расположения файла изображения.

<u>Модуль загрузки исследуемого изображения</u>. Модуль реализует функцию и процедуры, обеспечивающие загрузку файла изображения в программный комплекс, проверку загруженного изображения на корректность и передачу загруженного изображения в модуль графического интерфейса с целью его отображения в соответствующем окне программы.

Входной переменной является ссылка на расположения файла изображения. Выходной переменной является загруженное изображение в формате RGB **Z**^p_{вх}.



Рисунок 4.5 - Схема блока модулей загрузки изображений

<u>Модуль сокращения цветности изображения и оценки параметров.</u> Реализует функции и процедуры, обеспечивающие перевод цветного изображения в оттенки серого с использованием формулы:

$$z_{oc}(x, y) = 0.299 z_{\kappa}(x, y) + 0.587 z_{3}(x, y) + 0.114 z_{c}(x, y).$$
(4.1)

Входной переменной является загруженное в программу изображение \mathbf{Z}_{Bx}^{p} в формате RGB. Выходные данные: изображение \mathbf{Z}_{Bx}^{o} объекта(ов) или металлографическое изображение (в оттенках серого) в виде массива данных; оценки МО $\hat{m}_{z_{6x}}$ и дисперсии $\hat{\sigma}_{z_{6x}}^{2}$ яркости пикселей загруженного изображения; размеры $L_{x_{u}}$, $L_{y_{u}}$ загруженного изображения по осям *Ox* и *Oy* в пикселях.

3). Блок геометрической деформации изображения содержит в своей структуре набор модулей программ, обеспечивающих получение на основе заданного набора параметров геометрической деформаций искаженного изображения объекта из загруженного с использованием процедур интерполяции яркости изображения [122, 199], аддитивного зашумления белым гауссовым

шумом в соответствии с заданным соотношением сигнал/шум (g) [161]. Схема блока модулей деформации изображения и их связи с другими модулями приведена на рисунке 4.6. Рассмотрим кратко отдельные модули.



Рисунок 4.6 - Схема блока модулей геометрической деформации

<u>Модуль первичной обработки изображения</u>. Реализует совокупность функций и процедур, обеспечивающих: вычисление размеров исследуемого объекта, изменение размеров объектов, с дальнейшим учётом коэффициента масштаба, изменение размера изображения в зависимости от размера исследуемого объекта. Модуль применяется для первичной обработки изображения перед его деформацией.

Входной переменной является: загруженное изображение $\mathbf{Z}_{\text{вх}}^{\text{о}}$.

Выходными переменными: изображение \mathbf{Z}_{o61}^{o} исследуемого объекта после его первичной обработки; размеры L_{xo61} , L_{yo61} изображения, полученного после обработки; оценка \hat{l}_{xo61}^{o} , \hat{l}_{yo61}^{o} размеров объекта в исследуемом изображении. <u>Модуль геометрической деформации изображений по заданным</u> <u>параметрам модели подобия.</u> Реализует совокупность функций и процедур, включающих процедуры вычисления деформированного изображения объекта путем интерполяции исходного изображения по заданным параметрам модели подобия [122, 199].

Входные переменные: загруженное изображение \mathbf{Z}_{ob1}^{o} исследуемого объекта после его первичной обработки; $\vec{\alpha}_{rd}(\kappa, \varphi, h)$ – параметры ГД (масштаб, угол поворота, сдвиг), согласно модели подобия объектов.

Выходная переменная: изображение $\mathbf{Z}_{rд}^{o}$ исследуемого объекта, полученное из загруженного \mathbf{Z}_{o61}^{o} с использованием процедуры интерполяции.

<u>Модуль интерполяции яркости.</u> Обеспечивает вычисление значений яркостей интерполированного изображения в заданной точке с использованием прямоугольной или билинейной интерполяции [9, 199].

Входными переменными является изображение Z_i , отсчеты которого используются для вычисления интерполированного значения; координаты \tilde{x}, \tilde{y} точки, для которой определяется интерполированное значение яркости \tilde{z} . Выходная переменная: интерполированное значение \tilde{z} яркости.

<u>Модуль зашумления изображения аддитивным белым гауссовым шумом.</u> Реализует совокупность функций и процедур, включающих визуализацию изображения, зашумление изображения аддитивным белым гауссовым шумом в соответствии с заданным отношением сигнал/шум [17, 161].

Входными переменными являются: изображение \mathbf{Z}_{rg}^{o} исследуемого объекта и отношение дисперсии изображения к дисперсии шума *g* [19].

Выходная переменная – изображение $\mathbf{Z}_{rд\,ш}^{o}$ исследуемого объекта, полученного из загруженного шаблона с использованием процедуры ГД и процедуры зашумления.

4). Блок предобработки и фильтрации содержит в своей структуре набор модулей программ, обеспечивающих согласование и установку единых размеров

изображений для всех подшаблонов и исследуемого объекта, подготовку изображений к фильтрации, а также саму процедуру низкочастотной фильтрации. Блок-схема блока модулей предобработки и фильтрации, а также их связи с другими модулями приведена на рисунке 4.7. Рассмотрим кратко отдельные модули.



Рисунок 4.7 - Схема блока модулей предобработки и фильтрации

<u>Модуль согласования.</u> Реализует совокупность функций и процедур, включающих передачу данных о размере изображения объекта исследования в модуль обработки шаблонов, изменение размеров изображений исследуемых объектов на основе взаимодействия с модулем обработки шаблонов.

Входные переменные: изображение $\mathbf{Z}_{rд}^{o}$ или $\mathbf{Z}_{rд\,m}^{o}$ исследуемого объекта, в зависимости от того, какая процедура выполнялась последней; множество $\{\hat{l}_{x}^{m}, \hat{l}_{y}^{m}\}_{N^{m}}$ размеров шаблонов мощностью N^{m} , где N^{m} – количество шаблонов. Здесь и далее нижним индексом множества обозначена мощность множества.

Выходные переменные множество $\left\{L_{xo62}^{o}, L_{yo62}^{o}\right\}_{N^{III}}$ размеров исследуемого изображения в соответствии с парой "шаблон – объект"; $\left\{\mathbf{Z}_{o62}^{o}\right\}_{N^{III}}$ – множество

изображений исследуемого объекта; множество $\{\delta\}_{N^{III}}$ размеров масок сглаживающих фильтров для каждой пары "шаблон – объект" (в процентах от размера изображения $\delta = \upsilon \cdot \max(L_x^o, L_y^o)$, где υ – заданный в программе процент).

<u>Модуль обработки шаблонов</u>. Реализует совокупность функций и процедур, включающих изменение размеров шаблонов относительно каждого исследуемого объекта, визуализацию изображений, определение точек периметра шаблонного объекта и их координат – определение вектор-контура шаблона [22], вычисление максимальных размеров изображений для каждой пары "шаблон – объект".

Входные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{u}^{m}\}_{N^{m}}$ входных шаблонов, множество $\{L_{xo62}^{o}, L_{yo62}^{o}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ итоговых размеров исследуемых изображений, определённых в блоке 3 или блоке 5, где N^{c} – количество исследуемых объектов (в данном блоке значение равно 1).

Выходные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{ob}^{\mathfrak{m}}\}_{N^{\mathfrak{m}}}$ шаблонов для каждой пары "шаблон – объект"; множество $\{\overline{\Gamma}^{\mathfrak{m}}\}_{N^{\mathfrak{m}}}$ контур-векторов шаблонов.

<u>Модуль фильтрации</u> бинарных объектов. Реализует совокупность функций и процедур, включающих: «размывание» границ объекта на основе равномерной, линейной или гауссовой фильтрации [56], эквализацию [161].

Входные переменные: множество $\{\delta\}_{N^c \times N^{III}}$ размеров масок сглаживающих фильтров для каждой пары "шаблон – объект"; тип сглаживающего фильтра (усредняющий фильтр, фильтр треугольной формы или фильтр Гаусса); множество $\{\mathbf{Z}_{o62}^o\}_{N^c \times N^{III}}$ изображений исследуемых объектов; множество $\{\mathbf{Z}_{o6}^{III}\}_{N^c \times N^{III}}$ шаблонов.

Выходные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{o}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ фильтрованных изображений, содержащих исследуемый объект; множество $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{m}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ фильтрованных шаблонов.

5). Блок предобработки изображения включает набор модулей программ, обеспечивающих предварительную обработку изображений, содержащем один или более объектов. Структура блока модулей и их связи с другими модулями представлена на рисунке 4.8. Рассмотрим отдельные модули блока.



Рисунок 4.8 - Структура блока предварительной обработки

<u>Модуль фильтрации</u> изображения. Реализует совокупность функций и процедур, включающих: визуализацию изображения, фильтрацию изображения фильтром Гаусса или медианным фильтром [56, 161], реализованных на основе библиотеки AForge.Net [144].

Входной переменной является загруженное изображение \mathbf{Z}_{Bx}^{o} объектов. Выходной - изображение \mathbf{Z}_{o63}^{o} после процедуры фильтрации с использованием выбранного оператором фильтра. <u>Модуль бинаризации изображения</u>. Реализует совокупность функций и процедур для бинаризации изображения с использованием адаптивного порога [56, 161].

Входной переменной является изображение \mathbf{Z}_{o63}^{o} после процедуры фильтрации, *выходной* - бинарное изображение \mathbf{Z}_{o64}^{o} , полученное в результате процедуры бинаризации.

Модуль морфологической обработки изображения

Реализует совокупность функций и процедур, обеспечивающих морфологическую фильтрацию бинарных изображений на основе последовательного выполнения процедур разделения и слияния. Применяется для устранения разрывов в фигурах на изображении [161].

Входной переменной является бинарное изображение \mathbf{Z}_{o64}^{o} после процедуры фильтрации, *выходной* - бинарное изображение \mathbf{Z}_{o65}^{o} , полученное в результате морфологической обработки.

6). Блок сегментации и фильтрации включает набор модулей программ, обеспечивающих сегментацию объектов на изображении и фильтрацию изображения [161]. Структура блока и его связи с другими модулями представлена на рисунке 4.9. Рассмотрим отдельные модули блока.

<u>Модуль сегментации изображения.</u> Реализует совокупность функций и процедур, обеспечивающих сегментацию объектов на изображении, определение количества сегментированных объектов, определения размеров объектов, вычисление их площади, размеров отдельных изображений, создание изображений с заданными размерами и сегментированным объектом [56, 161].

Входные переменные: изображение \mathbf{Z}_{ob4}^{o} или \mathbf{Z}_{ob5}^{o} , в зависимости от того какая процедура выполнялась последней.

Выходные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{c}^{o}\}_{N^{c}}$ изображений объектов исследования, полученных процедурой сегментации изображения, где N^{c} – количество сегментированных объектов.



Рисунок 4.9 - Структура блока сегментации и фильтрации

<u>Модуль согласования</u> объекта и шаблонов. Аналогичен модулю «Согласования параметров» блока 4, с тем отличием, что обработка производится для каждого сегментированного объекта.

Входные переменные: множество изображений $\{\mathbf{Z}_{c}^{o}\}_{N}^{c}$ объектов исследования, множество размеров шаблонов $\{\hat{l}_{x}^{m}, \hat{l}_{y}^{m}\}_{N}^{m}$, где N^{m} – количество шаблонов.

Выходные переменные: множество изображений $\{\mathbf{Z}_{o62}^{o}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ объектов исследования, размер которых изменен в соответствии с парой "шаблон – объект"; множество размеров $\{L_{xo62}^{o}, L_{yo62}^{o}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ исследуемых изображений; множество размеров масок $\{\delta\}_{N^{c} \times N^{m}}$ сглаживающих фильтров для каждой пары "шаблон – объект" в процентах от размера изображения $\delta = \upsilon \cdot \max(L_{x}^{o}, L_{y}^{o}),$ где υ – заданный в программе процент.

<u>Модуль обработки шаблонов</u>. Аналогичен модулю «Обработки шаблонов» блока 4, с тем отличием, что согласование размеров шаблонов производится для каждого сегментированного объекта.

Входные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{u}^{\mathsf{m}}\}_{N^{\mathsf{m}}}$ входных шаблонов, множество $\{L_{x_{0}62}^{\mathsf{o}}, L_{y_{0}62}^{\mathsf{o}}\}_{N^{c} \times N^{\mathsf{m}}}$ итоговых размеров исследуемых изображений.

Выходные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{o6}^{m}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ шаблонов для каждой пары "шаблон – объект"; множество $\{\overline{\Gamma}^{m}\}_{N^{c} \times N^{m}}$ внешних вектор-контуров шаблонов.

<u>Модуль фильтрации</u> бинарных объектов. Аналогичен модулю «Фильтрации бинарных объектов» блока 4.

Входные переменные: множество $\{\delta\}_{N^c \times N^m}$ размеров масок сглаживающих фильтров для каждой пары "шаблон – объект"; тип сглаживающего фильтра (усредняющий фильтр, фильтр треугольной формы или фильтр Гаусса); множество $\{\mathbf{Z}_{o62}^o\}_{N^c \times N^m}$ изображений сегментированных объектов; множество $\{\mathbf{Z}_{o6}^m\}_{N^c \times N^m}$ шаблонов.

Выходные переменные: множество $\{ \mathbf{Z}_{\phi}^{o} \}_{N^{c} \times N^{\mathrm{m}}}$ изображений объектов после фильтрации; множество $\{ \mathbf{Z}_{\phi}^{\mathrm{m}} \}_{N^{c} \times N^{\mathrm{m}}}$ фильтрованных шаблонов.

7). Блок модулей, обеспечивающий оценку параметров идентификации

Содержит в своей структуре набор модулей программ, обеспечивающих оценку параметров идентификации исследуемых объектов относительно шаблонов [172], формирование передискретизированного шаблона на основе найденных оценок для каждой пары "шаблон – объект". Структура блока модулей представлена на рисунке 4.10. Рассмотрим отдельные модули блока.

Модуль оценки параметров ГД.

Реализует функции и процедуры нахождения оценок параметров искажений для пар "подшаблон – объект" в соответствии с принятой моделью ГД [122].

Входные переменные: вид целевой функции Q(·) МПГИ (СКРЯ или ККЯ), используемой для поиска параметров ГД; множество фильтрованных изображений

 $\{\mathbf{Z}_{\Phi}^{o}\}_{N^{c}\times N^{m}}$, содержащих исследуемый объект; множество фильтрованных шаблонов $\{\mathbf{Z}_{\Phi}^{m}\}_{N^{c}\times N^{m}}$; матрица усиления **Л**; ОЛВ µ; заданное число итераций *T*; параметры начальных значений ГД для формирования подшаблонов $\{\vec{\alpha}_{0}\}_{N^{mu}}$, где N^{mm} – количество подшаблонов [72].

Выходные переменные: множество оценок $\left\{\hat{\alpha}\right\}_{N^c \times N^{\text{пш}}}$ параметров ГД, вычисленных с использованием МПГИ для каждой пары "подшаблон – объект"; одномерных массивов значений МО ${m(\hat{Q})}_{N^{c} \times N^{min}}$ множество И СКО $\{\sigma(\hat{Q})_t\}_{N^c \times N^{mu}}$ ЦФ качества оценивания, вычисленных на основе оценок \hat{Q} по МПГИ локальной выборке каждой итерации для каждой на пары "подшаблон – объект" [124].



Рисунок 4.10 - Структура блока оценки параметров ГД.

<u>Модуль передискретизации подшаблонов</u> по оценкам параметров ГД. Реализует совокупность функций и процедур, обеспечивающих передискретизацию подшаблонов, на основе найденных оценок параметров ГД для каждой пары "подшаблон – объект" [72], с использованием модуля интерполяции яркостей изображений [9, 199].

Входные переменные: множество оценок $\{\hat{\alpha}_{N^c \times N^{mu}}^{\circ}$ параметров ГД, вычисленных с использованием МПГИ для каждой пары "подшаблон – объект"; множество фильтрованных шаблонов $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{\circ}\}_{N^c \times N^{m}}$.

Выходные переменные: множество изображений $\{ \widetilde{\mathbf{Z}}^{aul} \}_{N^c \times N^{mul}}$ для каждой пары "подшаблон – объект", содержащее передискретизированный на основе оценок параметров пространственных деформаций шаблон.

<u>Модуль формирования графиков</u> сходимости параметров идентификации. Реализует совокупность функций и процедур, включающих визуализацию графиков, полученных от модуля оценки параметров ГД в виде множества одномерных массивов, и оценку параметров стабилизации оценок параметров идентификации. Визуализация происходит для пары "подшаблон – объект", отображённой в всплывающим окне программы.

Входные переменные: множество одномерных массивов значений МО $\{m(\hat{Q})_t\}_{N^c \times N^{\Pi\Pi}}$ и СКО $\{\sigma(\hat{Q})_t\}_{N^c \times N^{\Pi\Pi}}$ оценок ЦФ качества оценивания, вычисленных на основе оценок \hat{Q} по локальной выборке на каждой итерации ПГП для каждой пары "подшаблон – объект"; количество итераций *T* ПГП.

Выходные переменные: расчетные значения $\{\hat{m}^{Q}\}_{N^{c} \times N^{\Pi\Pi}}$ и $\{\hat{\sigma}^{Q}\}_{N^{c} \times N^{\Pi\Pi}}$ дополнительных критериев идентификации объекта для каждой пары "подшаблон – объект" [124].

8). Модуль принятия решений об идентификации объектов служит для идентификации исследуемых объектов по подшаблонам на основе данных о взаимной корреляции изображений исследуемого объекта и передискретизированного (по оценкам параметров искажений исследуемого объекта) подшаблона и ряда критериев [124, 172].

Входные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{o}\}_{N^{c} \times N^{\mathrm{m}}}$ фильтрованных изображений, содержащих исследуемый объект; множество адаптивных подшаблонов

 $\{ \widetilde{\mathbf{Z}}^{a_{\text{IIII}}} \}_{N^c \times N^{\text{IIIII}}}$, передискретизированных на основе оценок $\{ \widehat{\alpha} \}_{N^c \times N^{\text{IIIII}}}$; множество расчетных значений $\{ \widehat{m}^{\text{Q}} \}_{N^c \times N^{\text{IIIII}}}$ и $\{ \widehat{\sigma}^{\text{Q}} \}_{N^c \times N^{\text{IIIII}}}$ дополнительных критериев идентификации объекта для каждой пары "подшаблон – объект".

Выходные переменные: множество значений $\{R\}_{N^c \times N^{mu}}$ коэффициента корреляций; идентификационное соответствие $\{Z^o \cong Z^m\}_{N^c}$ "объект – шаблон", определяющее идентификацию каждого исследуемого объекта к определенному шаблону. Идентификация производится на основе принятия решения по максимуму коэффициента корреляции, превысившему заданный порог, а также по дополнительным критериям [124].

9). Блок модулей оценки параметров микроструктуры металлов служит для оценки параметров микроструктуры металлов по металлографическим изображениям. Подробное описание модуля приведено в параграфе 4.4. Также в параграфе 4.4. будут рассмотрены модули вычисления локальных и интегральных параметров.

Отметим, что часть программных модулей не были отображены в блоксхеме, представленной на рисунке 4.1, так как они слабо влияют на логику обработки изображений, но тем не менее, данные модули оказывают существенное влияние на оценку параметров, и поэтому краткое описание этих модулей представлено ниже:

<u>Модуль задания параметров МПГИ</u> служит для задания параметров МПГИ, а также задания вида ЦФ– СКРЯ или ККЯ.

Выходные переменные: Q(·) − вид ЦФ МПГИ (СКРЯ или ККЯ); T – количество итераций; µ – ОЛВ; Λ – матрица усиления ПГП.

<u>Модуль сбора данных, используемых для статистического анализа</u> служит для автоматизации процесса сбора таких данных, как зависимость результатов оценок $\hat{\vec{a}}_{rd}(\hat{\kappa}, \hat{\phi}, \hat{\vec{h}})$, среднего времени оценивания параметров ГД и коэффициента корреляции от заданных параметров ГД $\vec{a}_{rd}(\kappa, \phi, \vec{h})$, от отношения сигнал-шум g, вида низкочастотной фильтрации, размера маски фильтра и параметров МПГИ: вида целевой функции $Q(\cdot)$, количества итераций T, объема μ локальной выборки, коэффициентов матрицы усиления Λ . Перечисленные характеристики определяются для одного шаблона. Для оценок данных характеристик для другого шаблона, необходимо загрузить в программный комплекс данный шаблон и повторить исследования для него. Пример приведен в таблице 4.1.

h_x	h_y	k	φ	\hat{h}_x	\hat{h}_y	\hat{k}	φ	R
20	20	0,8	50	22,899	-1,699	0,798	-49,732	0,9992
20	20	0,9	50	25,499	-1,949	0,888	-49,732	0,9996
20	20	0,9	60	24,649	-5,900	0,888	-59,816	0,9996
20	20	1	60	27,449	-6,850	0,982	-60,046	0,9998
20	20	1,1	60	29,899	-6,800	1,081	-59,816	0,9997
20	30	1	50	35,099	5,500	0,991	-50,191	0,9995
30	20	0,8	50	26,999	-6,700	0,789	-49,962	0,9993
30	20	0,9	50	29,999	-7,200	0,879	-49,962	0,9989
30	30	0,9	60	29,849	3,199	0,897	-59,587	0,9713
30	30	1	60	32,999	3,249	1,006	-61,421	0,9708
30	30	1,1	60	36,949	2,599	1,093	-59,358	0,9755

Таблица 4.1 - Пример данных для статистического анализа

4.3 Блок модулей псевдоградиентной оценки параметров идентификации и принятия решения об идентификации объектов

Рассмотрим подробнее некоторые основные модули комплекса программ, описанного в п. 4.2, в частности оценки параметров искажений с использованием МПГИ и принятия решений об идентификации объектов.

1). Модуль оценки параметров искажений с использованием МПГИ

Структура модуля оценки параметров геометрической деформации с использованием МПГИ при выборе в качестве целевой функции СКРЯ и ККЯ приведена на рисунке 4.11.



Рисунок 4.11 - Структура модуля оценки параметров искажений

Блок 1 служит для загрузки из памяти программы следующих переменных: фильтрованное изображение исследуемого объекта \mathbf{Z}_{ϕ}^{o} и шаблона \mathbf{Z}_{ϕ}^{m} , параметров ПГП, параметров изображений. В блоке 2 происходит установка значений параметров, а также начальных параметров $\hat{\vec{\alpha}}_{0nm}(\hat{\kappa}_{0},\hat{\phi}_{0},\hat{h}_{x0},\hat{h}_{y0})$ идентификации,

которые определяют подшаблон. В блоке 3 происходит увеличение счётчика итераций на единицу – начало цикла. В блок 4 передаются оценки параметров МПГИ $\hat{\vec{\alpha}}_{t-1} = (\hat{\kappa}_{t-1}, \hat{\phi}_{t-1}, \hat{h}_{xt-1}, \hat{h}_{yt-1})$, полученные на предыдущей (t-1)-й итерации (в начале цикла передаются значения начальных параметров $\hat{\vec{\alpha}}_{0,\text{ппп}}(\hat{\kappa}_0,\hat{\phi}_0,\hat{h}_{x0},\hat{h}_{y0})).$ Блок 5 в зависимости от вида заданной ЦФ задает формирование текущих оценок идентификации либо в блоке 6 (СКРЯ), либо в блоке 7 (ККЯ). При этом заметим, что если в качестве целевой функции задан СКРЯ, то целевая функция минимизируется (блок 8), если же ККЯ – то целевая функция максимизирует (блок 9) [82]. Алгоритм итеративного оценивания вектора параметров $\vec{\alpha} = (\kappa, \varphi, h_x, h_y)^T$ формированием заканчивается текущей итерации ИХ оценок на $\hat{\vec{\alpha}}_t = (\hat{\kappa}_t, \hat{\phi}_t, \hat{h}_{xt}, \hat{h}_{yt})^T$ В конце цикла сравнивается текущее значения счётчика итераций с заданным числом итераций. Если текущее значение меньше максимального, то найденные значения $\hat{\overline{\alpha}}_t$ передаются в блок 3, если максимум достигнут формируется оценка параметров идентификации итоговая $\hat{\vec{\alpha}}_{\text{пш}} = (\hat{\kappa}_T, \hat{\phi}_T, \hat{h}_{xT}, \hat{h}_{yT})^T$ (блок 11). Более подробно БСА псевдоградиентного оценивания при использовании в качестве ЦФ СКРЯ и ККЯ описаны в работах [101, 130], а основные операции приведены в приложении Б.

2). Модуль принятия решений об идентификации объекта (в п. 4.2 модуль 8) рассмотрим на примере идентификации одного объекта (рисунок 4.12). Если исследуемых объектов больше, процедуры необходимо выполнить для каждого.

Входными переменными блока 1 являются изображения исследуемого объекта и подшаблоны, адаптированые на основании оценок параметров идентификации, а также рассчетные значения дополнительных критериев идентификации. Для увеличения скорости идентификации в блоке 2 производиться отсеивание шаблонов на основании сравнения дополнительных критериев с пороговыми значениями (п. 2.4). Шаблон исключается из дальнейшего анализа, если дополнительные критерии для всех подшаблонов данного шаблона превысили порог [124]. В блоке 2 устанавливаются критерии, определяющие способ

нахождения взаимной корреляции в блоке 5: полутоновых фильтрованных изображений; бинарных изображений; областей изображений вблизи контурных линий; значимой области изображений.



Рисунок 4.12 - Структура модуля принятия решения

В блоке 3 запускается цикл, в соответствии с которым анализируются все шаблоны из базы данных (конец цикла – блок 8), а в блоке 4 цикл проходит по всем подшаблонам для данного адаптивного шаблона (конец цикла – блок 6). В блоке 5 проиходит вычисление взаимной корреляции всех пар "подшаблон – объект". В блоке 7 выбирается тот адаптивный шаблон, у которого корреляция с исследуемым объектом выше заданного порога. Шаблоны, для которых данное условие не выполняется, исключаются из дальнейшего анализа [174]. Если для объекта несколько шаблонов превысили заданный порог, то предпочтение отдаётся тому шаблону, для которого взаимная корреляция интерполированного шаблона и исследуемого объекта наибольшая. В блоке 9 происходит идентификация исследуемого объекта к одному из шаблонов. Идентификация производится по совокупности характеристик: максимальной корреляции передискретизированного шаблона с исследуемым изображением объекта, минимальным значениям дополнительных критериев [64, 174].

На рисунке 4.13 приведен пример интерфейса при идентификации объекта, на рисунке 4.14 - графики сходимости оценки МО и СКО разности яркостей для



Рисунок 4.13 - Пример интерфейса при идентификации исследуемого объекта

пары подшаблон – изображение объект при правильной его идентификации, а на рисунке 4.15 – для ситуации, когда объект только похож на подшаблон. Для последнего случая отметим высокую степень корреляции объекта с передискретизированным подшаблоном, но по дополнительным критериям пороговые значения не были достигнуты [174].



Рисунок 4.14 - Графики сходимости оценок МО и СКО разности яркостей пары шаблон – исследуемый объект



Рисунок 4.15 - Пример сходимости оценок МО для ситуации, когда объект не отнесен ни к одному из шаблонов

4.4 Блок модулей оценки микроструктурных характеристик стали

Функциональный состав блока представлен на рисунке 4.16. Рассмотрим назначение и состав основных модулей блока.

1). Модуль компенсации фоновой составляющей применяется при обработке металлографических изображений и позволяет исключить из дальнейшего рассмотрения края изображения, не попавшие в объектив оптического микроскопа [40, 55]. Краевые эффекты возникают в ситуации совместного использования цифрового фотоаппарата и оптического микроскопа. При получении изображений с использованием специализированного оборудования данного эффекта не возникает [176].



Рисунок 4.16 - Блок модулей для определения характеристик микроструктуры металла

Входная переменная: исследуемое изображение $\mathbf{Z}_{\text{вх}}^{\text{o}}$.

Выходная переменная: бинарный массив данных **Z**^o_{фон}, разделяющий пиксели фона и информативной области.

2). Модуль предобработки изображений реализует процедуры фильтрации (для снижения импульсных искажений и ашумов [56]) и бинаризации объектов (для упрощения дальнейшей обработки [161]).

Входные переменные: исследуемое изображение $\mathbf{Z}_{\text{вх}}^{\text{o}}$, бинарный массив данных $\mathbf{Z}_{\phi \text{oh}}^{\text{o}}$, разделяющий пиксели фона и информативной области.

Выходные данные: Исследуемое изображение в бинарном виде $\mathbf{Z}_{6ин}^{o}$, полученное по адаптивному порогу.

3). Модуль сегментации и оценки контурных линий реализует процедуры:

- морфологической обработки, позволяющая с помощью последовательного выполнения процедур разделения и слияния исключить мелкие объекты из дальнейшего анализа [79, 161]

- сегментации объектов (перлитных областей) для дальнейшего анализа и определения параметров микроструктуры металла [181, 186]; здесь же осуществляется количественная оценка областей перлита и их площадных характеристик [40]

- поиска границы выделенных объектов с помощью алгоритма последовательного построения контуров - алгоритма «Жука» [56, 91].

Входные переменные: бинарное изображение $\mathbf{Z}_{\text{бин}}^{\text{o}}$; бинарный массив $\mathbf{Z}_{\text{фон}}^{\text{o}}$ данных, отделяющий фон и информативную область.

Выходные переменные: N^{c} изображений $\{\mathbf{Z}_{c}^{o}\}_{N^{c}}$ сегментированных объектов, множество $\{\overline{\Gamma}^{o}\}_{N^{c}}$ внешних вектор-контуров сегментированных объектов.

4). Модуль построения выпуклой оболочки реализует алгоритм построения "быстрой выпуклой оболочки" [2, 146] перлитных областей.

Входной переменной является множество $\{\overline{\Gamma}^{3}\}_{N^{c}}$ внешних вектор-контуров сегментированных объектов, а *выходой* - множество $\{\mathbf{Z}_{B0}^{0}\}_{N^{c}}$ изображений выпуклых оболочек перлитных областей [2].

5). Модуль формирования шаблонов реализует функционал построения шаблонов (эллипсов) на основе характеристик перлитной области. Для каждого сегментированной области вычисляются 5 эллипсов с различными начальными приближениями параметров [176].

Входной переменной являются множество $\{\mathbf{Z}_{Bo}^{o}\}_{N^{c}}$ изображений выпуклых оболочек объектов, а выходными - множество $\{S_{Bo}^{o}\}_{N^{c}}$ площадей выпуклых оболочек мощностью N^{c} и множество $\{\mathbf{Z}_{3}^{m}\}_{5\cdot N^{c}}$ шаблонов эллипсисов.

6). Блок модулей оценки параметров геометрических деформаций реализует функционал, аналогичный блоку модулей 8, описанного в п. 4.2. Включает в себя следующие модули:

- модуль фильтрации бинарных изображений, который позволяет с использованием низкочастотной фильтрации «размыть» границы бинарных объектов (как сегментированных объектов, так и подшаблонов) для повышения эффективности МПГИ [172];

- модуль МПГИ, реализующий оценивание параметров идентификации $\vec{\alpha} = (\kappa, \varphi, h_x, h_y, k)^T$ (заметим, что в отличии от п.2.5, здесь оценивается не четыре, а пять параметров) [170]; входными переменными модуля являются: вид ЦФ Q; множества $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{o}\}_{N^c}$ и $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{m}\}_{5 \cdot N^c}$ фильтрованных изображений выпуклых оболочек объектов; матрица усиления Λ ; ОЛВ μ ; заданное число итераций T;

Выходные переменные: множество оценок параметров идентификации $\{\hat{a}\}_{5 \cdot N^c}$ для каждой пары "подшаблон – объект";

- модуль передискретизации шаблонов на основе найденных оценок параметров передискретизирует (адаптирует) шаблон для каждой пары «подшаблон – объект» [172]; входные переменные: множество $\{\hat{a}\}_{5\cdot N^c}$ оценок

параметров идентификации; множество $\{\mathbf{Z}_{\phi}^{\mathsf{m}}\}_{5\cdot N^c}$ фильтрованных изображений шаблонов; *выходные переменные:* множество $\{\mathbf{\widetilde{Z}}_{\phi}^{\mathsf{m}}\}_{5\cdot N^c}$ изображений для каждой пары "подшаблон – объект", содержащие передискретезированные по оценкам $\{\hat{a}\}_{5\cdot N^c}$ шаблоны.

7). Модуль оценивания микроструктурных параметров служит для идентификации исследуемых объектов на основе данных о взаимной корреляции изображения объекта и передискретизированного шаблона [61, 72], а также ряда дополнительных критериев [124]. Идентификация производится на основе принятия гипотезы по заданному порогу коэффициента корреляции [29, 141]. Далее по выражениям (А.17) и (3.8) вычисляются: оценка количества зернистой фазы в перлите \hat{k}_3 [24], продольный a_i и поперечный b_i размеры перлитной области. На основе a_i и b_i по выражениям (А.1), (А.7) и (А.9) находятся соответственно размер перлитной области d_i , коэффициент анизотропности формы k_{ai} и вектор направленности \vec{k}_i^n [176]. Пример результатов оценивания параметров выпуклой оболочки перлитной области представлен на рисунке 4.17.



Рисунок 4.17 - Пример работы программного модуля оценивания параметров выпуклой оболочки перлитной области

Входные переменные: множество $\{\mathbf{Z}_{\Phi}^{o}\}_{N^{c}}$ фильтрованных изображений выпуклых оболочек объектов; множество $\{\mathbf{\widetilde{Z}}_{\Phi}^{ui}\}_{5\cdot N^{c}}$ изображений для каждой пары "подшаблон – объект", адаптированные к объекту по оценкам параметров $\{\hat{a}\}_{5\cdot N^{c}}$.

Выходные переменные: множество $\{R\}_{5\cdot N^c}$ значений коэффициента корреляций для каждой пары "подшаблон – объект"; множество $\{\mathbf{Z}^o \cong \mathbf{Z}^{III}\}_{N^c}$ пар, определяющих идентификацию исследуемых объектов к определенному эталону [173]; множества оценок: коэффициента масштаба $\{\hat{\kappa}\}_{N^c}$; угла отклонения продольной оси перлитной области от оси шаблона $\{\hat{\phi}\}_{N^c}$; продольного a_i и поперечного b_i размеров перлитных областей; среднего размера области d_i ; коэффициента анизотропности области $\{k_{a\,i}\}$; вектора направленности области $\{\vec{K}_i^n\}_{N^c}$; оценки \hat{k}_3 зернистой фазы в перлите [24].

8). Модули построения гистограмм и вычисления интегральных микроструктурных характеристик используется для построения гистограмм и визуализации оценок параметров перлита по среднему размеру, коэффициенту анизотропии формы и углу направленности (в полярной системе координат). На основе полученных данных и параметров каждой перлитной области вычисляются значения интегральных оценок: число n зёрен перлита на изображении, общий вектор направленности зёрен $\overline{K}^{H}_{\Sigma}$ (А.10), средний размер области перлита d (А.2), разброс размеров δ_{d} (А.5), степень упорядоченности ориентаций зёрен k_{y} (А.11), среднее значение коэффициента анизотропности формы $k_{a\kappa}$ (А.8) [176, 123].

Входные переменные: оценка \hat{k}_3 среднего количества зернистой фазы в перлите; множество оценок коэффициента масштаба $\{\hat{\kappa}\}_{N^c}$; угла отклонения продольной оси $\{\hat{\varphi}\}_{N^c}$; продольного a_i и поперечного b_i размеров; среднего размера d_i ; коэффициента анизотропности $\{k_{ai}\}$; вектора направленности $\{\vec{\kappa}_i^H\}$ перлитной области.

Выходные данные: число *n* перлитных областей на изображении (совпадает с N^{c}); общий вектор $\overline{K}_{\Sigma}^{H}$ направленности (представлен двумя параметрами: модулем $\left|\overline{K}_{\Sigma}^{H}\right|$ и углом поворота φ); средний размер областей перлита *d*; разброс размеров δ_{d} ; степень упорядоченности ориентаций k_{y} ; среднее значение коэффициента анизотропности формы $k_{a\kappa}$; средняя площадь *S* перлитных областей [176]. Примеры работы программы представлен на рисунке 4.18.



Рисунок 4.18 - Примеры работы программы модуля построения гистограмм оценок и вычисления интегральных параметров

4.5 Основные результаты и выводы

1. Разработано алгоритмическое обеспечение для исследования и анализа эффективности использования в МПГИ в качестве целевых функций СКРЯ и ККЯ и оптимизации процедуры МПГИ объектов на бинарных и полутоновых изображениях. Также разработано алгоритмическое обеспечение, реализующее на базе МПГИ основные этапы методики оценивания параметров микроструктур сталей перлитного класса по металлографическим изображениям. На основе алгоритмического обеспечения разработан комплекс программ, позволяющий исследовать адекватность предложенных решений на различных классах реальных и имитированных изображений. Получено подтверждение правильности теоретических предположений.

2. Комплекс программ представляет собой набор модулей, позволяющих производить эксперименты по деформации шаблона и его последующему анализу, оценки параметров идентификации и принятия решения об факте идентификации объекта. Комплекс позволяет производить предварительную сегментацию изображений, содержащих не менее одного объекта, последующей С идентификацией выделенных объектов и состоит из следующих составляющих: основной модуль программы производит управление процессом исследования от загрузки исследуемого изображения до идентификации объектов, а также реализует функции, связанные с визуализацией, чтением и записью изображений; модуль загрузки изображений реализует совокупность функций и процедур, обеспечивающих считывание изображения из файла и запись его в динамический массив, сокращение цветности, визуализацию, вычисление гистограммы яркостей, вычисление МО, дисперсии яркостей и других параметров изображения; Блок шаблона модулей деформации загруженного обеспечивает визуализацию изображения, получение на основе заданных параметров идентификации деформированного изображения объекта из загруженного с использованием интерполяции яркости изображения, аддитивного зашумления изображения белым гауссовым шумом в соответствии с заданным соотношением сигнал/шум; блок модулей сегментации объектов на изображении обеспечивает сегментацию объектов на изображении, визуализацию изображения, аддитивное зашумление, фильтрацию изображения и его бинаризацию; модуль интерполяции яркостей обеспечивает вычисление значений яркостей интерполированного изображения в заданной точке с использованием прямоугольной или билинейной интерполяции; модуль обработки шаблонов реализует совокупность функций и процедур, включающих изменение размеров шаблонов относительно каждого исследуемого

объекта, визуализацию изображений, определение вектор-контура шаблона, изображений вычисление максимальных размеров для каждой пары "шаблон – объект"; блок модулей, обеспечивающий оценку параметров идентификации обеспечивает предварительную фильтрацию изображений для повышения эффективности псевдоградиентной идентификации, оценку параметров идентификации, формирование передискретизированного шаблона; модуль формирования графиков сходимости параметров идентификации реализует совокупность функций и процедур, включающих визуализацию графиков и оценку параметров стабилизации оценок идентификации; модуль принятия решений об идентификации объектов служит для идентификации исследуемых объектов по шаблонам на основе данных о взаимной корреляции изображений исследуемого объекта и передискретизированного по оценкам параметров идентификации шаблона и дополнительных критериев; блок модулей оценки параметров микроструктуры металлов служит для оценки параметров микроструктуры металлов по металлографическим изображениям; модуль сбора данных, используемых для статистического анализа служит для автоматизации процесса сбора таких данных.

3. Комплекс программ написан на языке С# с использованием объектноориентированного подхода. Программы выполнены в среде Microsoft Visual Studio. Они является частью библиотеки программ, которая разрабатывалась при непосредственном участии автора в ходе выполнения грантов программы «У.М.Н.И.К.», а также программы «У.М.Н.И.К. на С.Т.А.Р.Т.» Фонда содействия развитию малых форм предприятий в научно-технической сфере, грантов РФФИ № 13-01-00555, № 16-47-732053, №19-47-730004, №19-29-09048, грантом РНФ № 23-21-00249 при разработке программного обеспечения для ООО «ИНТЕГРА», ООО «Телеком.ру» и ООО «НПП Русмодуль». Часть программ зарегистрирована в государственном реестре программ для ЭВМ (свидетельства 2010614848, 2010614850, 2011611005, 2015610220).
ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Ha базе безыдентификационной математического аппарата разработан МПГИ объектов псевдоградиентной новый адаптации на изображениях, обеспечивающий высокие достоверность обнаружения и точность оценивания параметров геометрических деформаций исследуемого объекта по отношению к шаблону в сочетании с быстродействием и работоспособностью в Метод позволил условиях интенсивных помех. существенно сократить необходимое число шаблонов. Сравнение с известными методами идентификации объектов КЭМ и МКА, показало, что он превосходит их по критериям быстродействие и вероятность ошибки идентификации. Показана возможность параметрической оптимизации метода.

2. На основе метода предложена новая математическая модель объекта идентификации и разработаны быстродействующие численные алгоритмы идентификации, основанные адаптивном на оценивании параметров рассогласования идентифицируемого объекта и шаблона. Исследованы походы и разработаны алгоритмы предварительной обработки исследуемых изображений, позволяющие существенно повысить эффективность идентификации. В качестве подхода, направленного на увеличение скорости сходимости оценок параметров идентификации и рабочей области применена низкочастотная фильтрация, увеличению быстродействия способствует сужение области поиска параметров идентификации за счет предварительной сегментации объекта на изображении, учёта его симметрии, а также оптимизация числа шаблонов в базе данных. Показано, что при выборе условием определения рабочей области метода не ложной идентификации превышение вероятностью заданного порога, использование в качестве целевой функции ККЯ обеспечивает по сравнению с СКРЯ примерно на 33% большее покрытие заданной области определения параметров.

145

3. Предложена и исследована совокупность критериев, основанная на анализе характера сходимости оценок параметров идентификации, и позволяющая повысить достоверность идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях, в том числе, схожих по форме. В качестве основного критерия использован корреляционный, в качестве дополнительных – не превышение заданного порога СКО оценок МО и дисперсии целевой функцией качества оценивания. Для каждого из параметров были определены оптимальные пороги идентификации. Применение дополнительных критериев позволило в 2 – 2,5 раза уменьшить ошибку ложного обнаружения объектов.

4. Эффективность предложенного метода апробирована, в том числе, на металлографических изображениях. Разработана методика автоматизированного оценивания параметров микроструктур сталей перлитного класса по металлографическим изображениям (в рамках которой предложена также новая математическая модель перлитного пятна), ориентированная на последующий прогноз ресурсных и прочностных характеристик металлических изделий.

5. C использованием математического моделирования проведено экспериментальное исследование МПГИ на тестовых бинарных изображениях, подтвердившее его работоспособность и преимущества перед известными методами; выработаны рекомендации по использованию метода. Разработана методика оценивания параметров микроструктур сталей перлитного класса по металлографическим изображениям. Методика включает этапы: предварительная обработка исследуемых изображений, направленная на увеличение точности и достоверности нахождения микроструктурных параметров перлитных областей; выделение на металлографических изображениях областей, соответствующих зернам перлита; оценивание микроструктурных параметров перлитных областей, с использованием адаптированного под решение данной задачи МПГИ. Апробация методики на реальных металлографических изображениях показала, что средние областей. автоматизировано найденные параметры с использованием рассмотренной методики, и рассчитанные по традиционным методам ГОСТ 5639 отличаются не более чем на 5 %.

146

6. Разработан комплекс прикладных программ для реализации и оценки эффективности разработанного метода идентификации объектов, а также разработанной методики оценивания параметров микроструктур сталей перлитного класса по металлографическим изображениям. Приведены примеры его использования. Разработанное алгоритмическое и программное обеспечение может быть непосредственно использовано в различных прикладных задачах идентификации объектов на изображении.

СПИСОК ОСНОВНЫХ СОКРАЩЕНИЙ И ОБОЗНАЧЕНИЙ

- АБВО алгоритм быстрой выпуклой оболочки
- БСА блок-схема алгоритма
- ВК вектор-контур
- ВО выпуклая оболочка
- ГД геометрическая деформация
- ККЯ коэффициент корреляции яркостей шаблона и исследуемого изображения
- КЭМ корреляционно-экстремальный метод
- МО математическре ожидание
- МКА метод контурного анализа
- МПГИ метод псевдоградиентной идентификации
- ОЛВ объем локальной выборки
- ПГП псевдоградиентная процедура
- ПРВ плотность распределения вероятности
- СКО среднеквадратическое отклонение
- СКРЯ средний квадрат разности яркостей исследуемого и эталонного изображений
- ЦФ целевая функция

g — отношение сигнал / шум

$$\overline{h} = (h_x, h_y)^T$$
 — параллельный сдвиг

- *L_x* размер изображения по оси *Ox*
- L_y размер изображения по оси Оу
- l_x размер изображения объекта по оси Ox
- l_y размер изображения объекта по ос
и Oy
- m_x МО параметра x
- $N_{\rm X}$ общее количество точек объекта X на изображении

- *Р_{ош}* вероятность ложной идентификации
- Q целевая функция качества идентификации
- Я интегральный критерий эффективности
- *R* коэффициент корреляции
- *R_{ou}* коэффициент корреляции между изображением передискретизированного ошибочного шаблона и изображением исследуемого объекта
- *t* номер итерации
- *Т* число итераций псевдоградиентной процедуры
- T_{cx} число итераций ПГП до сходимости оценок к оптимальным значениям
- *W* вычислительная сложность

w(r) — ПРВ параметра r

- *х̂* оценка *х*
- $\mathbf{Z} = \{z_{\overline{j}}\}$ изображение
- **Z**[°] изображение объекта
- $\widetilde{\mathbf{Z}} = \{\widetilde{z}\}$ непрерывное изображение, полученное из \mathbf{Z} посредством некоторой интерполяции
- Z_t локальная выборка ПГП на t-й итерации
- $\mathbf{Z}^{^{\mathrm{m}}}$ шаблон
- *z* яркость пикселя на изображении
- α вектор параметров идентификации

$$\hat{\overline{\alpha}}_t = (\hat{\overline{\alpha}}_{1,t}, \hat{\overline{\alpha}}_{2,t}, ..., \hat{\overline{\alpha}}_{m,t})^T$$
 — оценка вектора $\overline{\alpha}$ на *t* -й итерации

- $\overline{\beta}$ псевдоградиент Q
- к масштабный коэффициент
- Λ_t матрица усиления на t-й итерации
- μ объем локальной выборки
- $\hat{\sigma}_{\Delta Z}$ оценка СКО разности яркостей
- ф угол поворота

ЛИТЕРАТУРА

- 1. Аксентий Е. И. Выделение объектов из транспортного потока методом обнаружения устойчивых признаков изображения [Электронный ресурс] / Е. И. Аксентий, В. А. Сумин // Молодежный научный форум: Технические и математические науки : электрон. сб. ст. по материалам II Междунар. студ. науч.-практ. конф. URL: https://nauchforum.ru/archive/MNF_tech/2(2).pdf (дата обращения: 07.10.2022).
- Алгоритмы. Построение и анализ / Т. Х. Кормен, Ч. И. Лейзерсон, Р. Л. Ривест [и др.]; пер. с англ. И. В. Красикова. — 3-е изд. — Москва : Вильямс, 2019. — 1328 с. — ISBN 978-5-8459-2016-4.
- Алпатов Б. А. Оптимальное оценивание параметров движущегося объекта в последовательности изображений / Б. А. Алпатов // Автометрия. – 1994. – № 2. – С. 32–37.
- 4. Андриянов Н. А. Обнаружение объектов на изображении: от критериев Байеса и Неймана-Пирсона к детекторам на базе нейронных сетей / Н. А. Андриянов, В. Е. Дементьев, А. Г. Ташлинский // Компьютерная оптика. 2022. Т. 46, № 1. С. 139–159. DOI: 10.18287/2412-6179-СО-922.
- Анисимов Б. В. Распознавание и цифровая обработка изображений : учебное пособие для студентов вузов / Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов, В. К. Злобин. – М. : Высшая школа, 1983. – 295 с.
- 6. Баклицкий К. Корреляционно-экстремальные В. методы навигации И наведения. Тверь : ТО «Книжный клуб», 2009. 360 _ _ c. ISBN 978-5-903830-03-8.
- 7. Барский А. Б. Искусственный интеллект и логические нейронные сети : учебное пособие для вузов / А. Б. Барский. СПб. : ООО "Издательский центр "Интермедия", 2019. 360 с. ISBN 978-5-4383-0204-0.
- Белов Н. В. Анализ дескрипторов ключевых точек в компьютерном зрении / Н. В. Белов, В. М. Петухов // Наука, общество, технологии: актуальные вопросы, достижения и инновации : монография. – Пенза: Наука и Просвещение, 2024. – С. 53–63.
- 9. Берг, Й. Интерполяционные пространства. Введение / Й. Берг, Й. Лёфстрём ; пер. с англ. Москва : Мир, 1980. 264 с.
- 10. Бобенко С. С. Опорные точки в представлении растровых изображений и метод их поиска / С. С. Бобенко, Н. И. Корсунов, А. И. Титов // Информационные системы и технологии. 2024. № 1 (141). С. 24–30.
- Бобков А. В. Корреляционно-экстремальные методы распознавания изображений : учебно-методическое пособие / А. В. Бобков, М. В. Палкин. – М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2022. – 68 с. – ISBN 978-5-7038-4789-2.

- 12. Бобков А. В. Сопоставление изображений на основе сравнения отрезков / А. В. Бобков // Автоматизация и современные технологии. 2006. № 9. С. 29-35.
- Бобков В. А. Идентификация и расчет траекторий динамических объектов по стереоизображениям / В. А. Бобков, А. П. Кудряшов // Программирование. – 2020. – № 1. – С. 3–14. – DOI: 10.31857/S0132347420010021.
- 14. Борисова И. В. Компьютерное зрение. Цифровая обработка и анализ изображений : учебное пособие / И. В. Борисова. Новосибирск : Изд-во НГТУ, 2022. 163 с. ISBN 978-5-7782-4851-9.
- 15. Быстрое размытие по Гауссу [Электронный ресурс] // Habr. 2012. URL: https://habr.com/ru/articles/151157/ (дата обращения: 15.10.2023).
- 16. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т.С. Хуанг [и др.]; пер. с англ. М. : Радио и связь, 1984. 220 с.
- 17. Васильев К. К. Методы обработки сигналов : учебное пособие / К. К. Васильев. Ульяновск : Издательство УлГТУ, 2001. 80 с.
- 18. Васильев К. К. Методы фильтрации многомерных случайных полей / К. К. Васильев, В. Р. Крашенинников. Саратов : Издательство СГУ, 1990. 128 с.
- 19. Васильев К. К. Оценивание параметров деформаций многомерных изображений, наблюдаемых на фоне помех / К. К. Васильев, А. Г. Ташлинский // Распознавание образов и анализ изображений: новые информационные технологии : тр. IV Всерос. конф. : в 2 ч. – Новосибирск : СО РАН, 1998. – Ч. 1. – С. 261-264.
- 20. Васильев К. К. Прием сигналов с дискретным временем : учебное пособие / К. К. Васильев. Ульяновск : Изд-во УлГТУ, 2014. 102 с. ISBN 978-5-89155-201-3.
- 21. Васильев К. К. Статистический анализ многомерных изображений / К. К. Васильев, В. Р. Крашенинников. Ульяновск : УлГТУ, 2007. 170 с. ISBN 978-5-89155-201-3.
- 22. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов / Я. А. Фурман, А. В. Кревецкий, А. К. Передреев [и др.]; под ред. Я. А. Фурмана. 2-е изд., испр. Москва : Физматлит, 2002. 592 с. ISBN 5-9221-0274-4.
- 23. Виноградов, А. И. К вопросу о трансформации зеренной структуры металла при пластическом деформировании / А. И. Виноградов, А. И. Трайно, И. А. Сарычева // Металлы. 2009. № 2. С. 54-60. ISSN 0026-0819.
- 24. Виноградова, Л. А. Алгоритм определения доли зернистой фазы в перлите трубных сталей со структурой феррит и перлит / Л. А. Виноградова, Ю. А. Курганова, Р. Г. Магдеев // Ремонт, восстановление, модернизация. 2012. № 6. С. 41-44. ISSN 1729-6399.

- 25. Влияние эффективности предварительной сегментации области интереса при псевдоградиентном совмещении изображений / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский, О. В. Шидиков, Е. Л. Лушин // Радиоэлектронная техника : межвузовский сборник научных трудов / под ред. В. А. Сергеева. Ульяновск : Ульяновский государственный технический университет, 2022. С. 133–141.
- 26. Воскресенский Е. М. Метод оценки эффективности систем распознавания текстовых меток на сложном фоне с использованием дерева вероятностных характеристик / Е. М. Воскресенский, В. А. Царев // Компьютерная оптика. 2008. Т. 32. № 3. С. 283–289.
- 27. Выделение и описание характерных элементов изображения [Электронный pecypc] // Wiki Техническое зрение. URL: http://wiki.technicalvision.ru (дата обращения: 21.02.
- 28. Ганичев А. В. Структурное распознавание образов / А. В. Ганичев, А. В. Ганичева. Тверь: Тверской государственный технический университет, 2018. 108 с. ISBN 978-5-7997-1123-8.
- 29. Горелик А. Л. Методы распознавания : учебное пособие для вузов / А. Л. Горелик, В. А. Скрипкин. 4-е изд. М. : Высшая школа, 2004. 262 с. ISBN 5-06-004534-8.
- 30. Гороховатский В. А. Корреляционные методы распознавания изображений путем голосования систем фрагментов [Электронный ресурс] / В. А. Гороховатский, Е. О. Передерий // Радіоелектроніка. Інформатика. Управління. – 2009. – № 1. – С. 74–81. – URL: http://www.gsrc.ca/gorohovatsky1.pdf (дата обращения: 21.02.2017).
- ГОСТ 380-2005. Сталь углеродистая обыкновенного качества. Марки. Введ. 2006-07-01. — Москва : Стандартинформ, 2008. — 5 с. — ISBN 978-5-94938-601-5.
- 32. ГОСТ 5639-82. Стали и сплавы. Методы выявления и определения величины зерна. Введ. 1983-01-01. Москва : Изд-во стандартов, 1982. 27 с.
- 33. ГОСТ 5640-2020. Сталь. Металлографический метод оценки микроструктуры проката стального плоского. — Взамен ГОСТ 5640-68; введ. 2021-07-01. — М. : Стандартинформ, 2020. — 12 с. — (Межгосударственный стандарт).
- 34. ГОСТ 8233-56. Сталь. Эталоны микроструктуры. Введ. 1957-01-01. Москва : Стандартинформ, 2004. 10 с.
- 35. ГОСТ Р 54570-2011. Сталь. Методы оценки степени полосчатости или ориентации микроструктур. Введ. 2012-09-01. Москва : Стандартинформ, 2012. 32 с.
- 36. Гребеньков, С. К. Деформация и разрушение низкоуглеродистых мартенситных сталей / С. К. Гребеньков, В. А. Скуднов, А. А. Шацов // Металловедение и

термическая обработка металлов. — 2016. — № 2. — С. 33-38. — ISSN 0026-0819.

- 37. Гринченко Н. Н. Разработка системы визуального поиска изображений / Н. Н. Гринченко, В. Ю. Тарасова, А. С. Тарасов // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2019. № 2. С. 63–74.
- 38. Губанов А. В. Методы оценивания взаимного смещения фрагментов изображений / А. В. Губанов, М. В. Ефимов, В. С. Киричук [и др.] // Автометрия. – 1988. – № 3. – С. 70–79.
- 39. Гуляев, А. П. Металловедение / А. П. Гуляев. Москва : Металлургия, 1986. 544 с. ISBN 5-229-00002-4.
- 40. Дементьев В. Е. Использование алгоритмов обработки изображений при обследовании стальных трубопроводов / В. Е. Дементьев, Р. Г. Магдеев, Е. Г. Дементьев // Обследование зданий и сооружений: проблемы и пути их решения : Материалы VI международной научно-практической конференции, Санкт-Петербург, 15–16 октября 2015 года. Санкт-Петербург: Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования "Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого"
- 41. Дефектность труб нефтепроводов и методы их ремонта / под ред. А. Г. Гумерова. Москва : Недра-Бизнесцентр, 1998. 252 с. ISBN 5-247-03812-5.
- 42. Джгаркава М. Г. Использование метода SURF для обнаружения устойчивых признаков изображения при создании сферических панорамных снимков / М. Г. Джгаркава, Д. Н. Лавров // Математические структуры и моделирование. 2011. № 22. С. 95-100.
- 43. Документация по С# [Электронный ресурс] // Microsoft Learn. URL: https://learn.microsoft.com/ru-ru/dotnet/csharp/ (дата обращения: 15.10.2023).
- 44. Документация по Visual Studio 2015 (архив) [Электронный ресурс] // Microsoft Learn. URL: https://learn.microsoft.com/ru-ru/visualstudio/vs-2015-archive?view=vs-2022 (дата обращения: 15.10.2023).
- 45. Дуда Р. Распознавание образов и анализ сцен / Р. Дуда, П. Харт ; пер. с англ. Г. Г. Ванштейна, А. М. Васьковского ; под ред. В. Л. Стефанюка. М. : Мир, 1976. 511 с.
- 46. Дюкова Е. В. Логические методы корректной классификации данных / Е. В. Дюкова, Г. О. Масляков, А. П. Дюкова // Информатика и ее применения. 2023. Т. 17, № 3. С. 64–70. DOI: 10.14357/19922264230309.
- 47. Дюкова Е.В. Об алгоритме классификации на основе полного решающего дерева / Е.В. Дюкова, Н.В. Песков // Математические методы распознавания образов : доклады 11-й Всерос. конф. (ММРО-11). М., 2003. С. 68-71.

- 48. Желтов С. Ю. Перспективы интеллектуализации систем управления ЛА за счёт применения технологий машинного зрения / С. Ю. Желтов, Ю. В. Визильтер // Труды МФТИ. 2009. Т. 1, № 4. С. 164–182.
- 49. Загоруйко Н. Г. Методы распознавания и их применение. М. : Советское радио, 1972. 208 с.
- 50. Игнатьев Н. А. Компактность объектов классов и селекция обучающих выборок / Н. А. Игнатьев // Информационные технологии. 2019. Т. 25, № 9. С. 545–552. DOI: 10.17587/it.25.545-552.
- 51. Кабанова В. В. Применение искусственного интеллекта при работе с мультимедийной информацией / В. В. Кабанова, О. С. Логунова // Вестник Череповецкого государственного университета. 2022. № 6 (111). С. 23–41. DOI: 10.23859/1994-0637-2022-6-111-2.
- 52. Камынин Л. И. Курс математического анализа : в 2 т. М. : Изд-во МГУ, 2001. ISBN 5-211-04438-5 (Т. 1); ISBN 5-211-04439-3 (Т. 2).
- 53. Ковалевский В. А. Корреляционный метод распознавания изображений / В. А. Ковалевский // Журнал вычислительной математики и математической физики. 1962. Т. 2, № 4. С. 684-694.
- 54. Ковалевский В. А. Методы оптимальных решений в распознавании изображений. М. : Наука, 1976. 328 с.
- 55. Кокорин, В. Н. Способ определения плотности пористых структур с использованием телекоммуникационного метода обработки визуальной информации / В. Н. Кокорин, А. С. Марков, В. Е. Дементьев // Известия Самарского научного центра РАН. 2009. Т. 11, № 3(2). С. 369-372.
- 56. Конушин А. С. Введение в компьютерное зрение [Электронный ресурс] :

 видеокурс
 / А. С. Конушин
 // Лекториум. –

 URL: https://www.lektorium.tv/course/22847 (дата обращения: 04.08.2020).
- 57. Красильников Н.Н. Цифровая обработка 2D- и 3D-изображений / Н.Н. Красильников. СПб. : БХВ-Петербург, 2011. 608 с. ISBN 978-5-9775-0726-2.
- 58. Крашенинников В. Р. Основы теории обработки изображений : учебное пособие для вузов / В. Р. Крашенинников. – Ульяновск : УлГТУ, 2003. – 152 с. – ISBN 5-89155-123-4.
- 59. Куляс О. Л. Поиск и выделение изображений государственных регистрационных знаков в ТВ системах с видеоаналитикой / О. Л. Куляс, А. С. Лошкарев // Инфокоммуникационные технологии. 2019. Т. 17, № 2. С. 207–214.
- 60. Лисин, Ю. В. Исследования изменений свойств металла трубопроводов в процессе эксплуатации: обобщение результатов и перспективные разработки Уфимской научной школы / Ю. В. Лисин, Д. А. Неганов, В. И. Суриков [и др.]

// Наука и технологии трубопроводного транспорта нефти и нефтепродуктов. — 2017. — Т. 7, № 2. — С. 22-30. — ISSN 2223-9594.

- 61. Магдеев Р. Г. Анализ эффективности некоторых методов идентификации объектов на бинарных изображениях / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Радиоэлектронная техника. 2013. № 1 (6). С. 133-140.
- 62. Магдеев Р. Г. Выделение на металлографических изображениях малоуглеродистой стали перлита / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Радиотехника. — 2018. — № 6. — С. 33-37. — ISSN 0033-8486.
- 63. Магдеев Р. Г. Использование псевдоградиентного алгоритма для решения задач идентификации объектов на бинарных изображениях / Р. Г. Магдеев // Вузовская наука в современных условиях : материалы 55-й науч.-техн. конф. : в 3 ч. Ульяновск : УлГТУ, 2021. Ч. 1. С. 211-214. ISBN 978-5-89155-201-3.
- 64. Магдеев Р. Г. Обработка металлографических изображений на базе псевдоградиентного оценивания / Р. Г. Магдеев // Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем : Сборник научных трудов. Том Выпуск 12. Ульяновск : Ульяновский государственный технический университет, 2020. С. 116-125.
- 65. Магдеев Р. Г. Использование псевдоградиентной привязки изображений для оценки динамики дефектов мостовых конструкций / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский, В. Е. Дементьев // РЭУС-2022 : доклады Всероссийской конференции (с международным участием), Москва, 08–10 июня 2022 года. Москва : Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А. С. Попова, 2022. Т. LXXVII. С. 150–154.
- Γ. 66. Магдеев Р. Методика обнаружения аномалий на временных изображений последовательностях на основе псевдоградиентной идентификации объектов / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский, В. Е. Дементьев // Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем : сборник научных трудов / отв. ред. В. Е. Дементьев. – Ульяновск : Ульяновский государственный технический университет, 2021. – Вып. 13. – С. 54–62.
- 67. Магдеев Р. Г. Применение алгоритмов построения выпуклой оболочки при анализе изображений микроструктуры металла / Р. Г. Магдеев, Л. Ш. Биктимиров // Известия Самарского научного центра Российской академии наук. – 2014. – Т. 16, № 6 (2). – С. 496–500.
- Магдеев Р. Г. Сравнительный анализ методов априорной фильтрации бинарных изображений при псевдоградиентной идентификации объектов / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий - РЭУС-2020, Москва, 27–29 мая 2020

года. – Москва: Российское научно-техническое общество радиотехники, электроники и связи им. А. С. Попова, 2020. – С. 108–112.

- 69. Магдеев Р. Г. Сравнительный анализ методов выпуклой оболочки на изображениях микроструктур металлов / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Радиоэлектронная техника. – 2015. – № 1 (7). – С. 114–120.
- 70. Магдеев Р. Г. Сравнительный анализ среднего квадрата межкадровой разности и коэффициента межкадровой корреляции для задач идентификации объектов на полутоновых изображениях / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем : сборник научных трудов / отв. ред. В. Е. Дементьев. – Ульяновск : Ульяновский государственный технический университет, 2021. – Вып. 13. – С. 62–69.
- 71. Магдеев Р. Г. Уменьшение количества шаблонов при идентификации объектов на бинарных изображениях методом псевдоградиентной идентификации / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем : сборник научных трудов. – Ульяновск : Ульяновский государственный технический университет, 2020. – Вып. 12. – С. 111–116.
- 72. Магдеев Р. Г. Эффективность идентификации объектов на бинарных изображениях с использованием процедур псевдоградиентной адаптации / Р. Г. Магдеев, А. Г. Ташлинский // Радиотехника. — 2014. — № 7. — С. 96-102. — ISSN 0033-8486.
- 73. Макаров А. С. Сравнительный анализ методов обнаружения особых точек на изображениях при различных уровнях освещения / А. С. Макаров, М. В. Болсуновская // Научно-технические ведомости Санкт-Петербургского государственного политехнического университета. Информатика. Телекоммуникации. Управление. 2018. Т. 11, № 2. С. 7-18. DOI: 10.18721/JCSTCS.11201.
- 74. Малыгин, Г. А. Пластичность и прочность микро- и нанокристаллических материалов (Обзор) / Γ. А. Малыгин // Физика твердого тела. 2007. Т. 49, вып. 6. С. 961-982. ISSN 0367-3294.
- 75. Марков Л. Н. Оптимальная оценка сдвига случайных полей / Л. Н. Марков, В. Б. Хлякин // Радиотехника и электроника. 1983. Т. 28, № 10. С. 1921-1925.
- 76. Марр Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов / Д. Марр ; пер. с англ. М. : Радио и связь, 1987. 400 с.
- 77. Материаловедение : учебник для вузов / под ред. Б. Н. Арзамасова, Г. Г. Мухина. 8-е изд. М. : Изд-во МГТУ им. Н. Э. Баумана, 2008. 648 с. ISBN 978-5-7038-3285-0.

- 78. Мерков А. Б. Распознавание образов. Введение в методы статистического обучения / А. Б. Мерков. М. : Едиториал УРСС, 2011. 256 с. ISBN 978-5-354-01332-6.
- 79. Местецкий Л. М. Непрерывная морфология бинарных изображений: фигуры, скелеты, циркуляры / Л. М. Местецкий. М.: Физматлит, 2009. 288 с. ISBN 978-5-9221-1125-7.
- Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, О. Е. Балакшин и др.; под ред. Б. А. Алпатова. — Москва : Радиотехника, 2008. — 176 с. — ISBN 978-5-93108-043-1.
- 81. Методы компьютерной обработки изображений / под ред. В. А. Сойфера. 2-е изд., испр. и доп. М. : Физматлит, 2003. 784 с. ISBN 5-9221-0340-1.
- 82. Минкина Г. Л. Выбор величин, характеризующих сходимость оценок при псевдоградиентном оценивании параметров межкадровых деформаций изображений / Г. Л. Минкина, М. Ю. Самойлов, А. Г. Ташлинский // Вестник УлГТУ. – 2005. – № 4. – С. 32-37.
- 83. Минкина Г. Л. Выбор целевых функций и псевдоградиента при оценивании межкадровых геометрических деформаций изображений / Г. Л. Минкина, А. Г. Ташлинский, А. В. Кочкадаев // Вестник УлГТУ. – 2003. – № 3-4. – С. 54-56.
- 84. Минкина Г. Л. Оптимизация псевдоградиента в задаче псевдоградиентного оценивания межкадровых геометрических деформаций изображений / Г. Л. Минкина, М. Ю. Самойлов, Г. В. Дикарина, А. А. Захаров // Математические методы распознавания образов : докл. 13-й Всерос. конф. М. : Макс Пресс, 2007. С. 363-366.
- 85. Миньхиань Д. Влияние микроструктуры и сегрегации элементов на ударную вязкость высокопрочной низкоуглеродистой бейнитной стали / Д. Миньхиань, П. Хуахиа, Т. Хунбинь, С. Ли, О. Лин // Металловедение и термическая обработка металлов. 2016. № 3. С. 13-16. DOI: 10.1007/s11041-016-9969-8.
- 86. Мишнев Р. В. Структурные изменения при малоцикловой усталости стали 10Х10К3В2МФБР / Р. В. Мишнев, Н. Р. Дудова, Р. О. Кайбышев // Металловедение и термическая обработка металлов. 2017. № 2. С. 21-28. DOI: 10.1007/s11041-017-0109-х.
- 87. Муратханов Д. С. Моделирование и структурная оптимизация псевдоградиентных алгоритмов оценивания параметров межкадровых геометрических деформаций изображений : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.18 / Муратханов Дмитрий Сосович. – Ульяновск, 2004. – 153 с.

- 88. Назаров Д. М. Data Science и интеллектуальный анализ данных: учебное пособие / Д. М. Назаров, С. В. Бегичева, Д. Б. Ковтун, А. Д. Назаров. Москва: Ай Пи Ар Медиа, 2023. 304 с. ISBN 978-5-4497-2054-3.
- 89. Нейроинформатика / А. Н. Горбань [и др.]. Новосибирск : Наука. Сибирское предприятие РАН, 1998. 296 с. ISBN 5-02-031409-9.
- 90. Новиков А. И. Применение контурного анализа для совмещения изображений / А. И. Новиков, В. А. Саблина, Е. О. Горячев // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2013. – Вып. 9, ч. 1. – С. 260-270. – DOI: 10.24411/2071-6141-2013-00000.
- 91. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения : курс лекций и практических занятий / Ю. В. Визильтер, С. Ю. Желтов, А. В. Бондаренко [и др.]. — Москва : Физматкнига, 2010. — 672 с. — ISBN 978-5-89155-201-3.
- 92. Пантюхин М. А. Алгоритм распознавания объектов на основе кластеризации векторов в пространстве коэффициентов аффинных преобразований / М. А. Пантюхин, Е. А. Самойлин // Оптический журнал. 2017. Т. 84. № 5. С. 29–37.
- 93. Понс Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Понс, Ж. Форсайт. М. : Вильямс, 2004. – 926 с. – ISBN 5-8459-0542-7..
- 94. Построение SIFT-дескрипторов и задача сопоставления изображений [Электронный ресурс] // Хабр. URL: https://habr.com/ru/post/106302/ (дата обращения: 07.10.2021).
- 95. Потапов А. С. Системы компьютерного зрения : учебное пособие для вузов. СПб. : Университет ИТМО, 2016. 161 с. ISBN 978-5-7577-0509-4.
- 96. Предварительная обработка изображений [Электронный ресурс] // Национальная библиотека им. Н.Э. Баумана. URL: https://ru.bmstu.wiki/Предварительная_обработка_изображений (дата обращения: 10.08.2022).
- 97. Прэтт У. Цифровая обработка изображений : в 2 кн. / У. Прэтт ; пер. с англ. под ред. Д. С. Лебедева. М. : Мир, 1982. Кн. 1. 312 с. ; Кн. 2. 480 с.
- 98. Разработка метода контурного анализа [Электронный ресурс] // Хабр. URL: https://habr.com/ru/post/118486/ (дата обращения: 14.04.2015).
- 99. Распознавание, классификация, прогноз. Математические методы и их применение. Вып. 2 / под ред. Ю.И. Журавлёва. М. : Наука, 1989. 72 с.
- 100. Рудин У. Основы математического анализа / У. Рудин ; пер. с англ. В. П. Хавина. 2-е изд., стереотип. М. : Мир, 1976. 320 с.
- 101. Самойлов М. Ю. Математическое моделирование и оптимизация процедур псевдоградиентного оценивания межкадровых геометрических деформаций изображений : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.18 / Самойлов Михаил Юрьевич. – Ульяновск, 2006. – 162 с.

- 102. Сарычева, И. А. Метод и алгоритмы обработки информации для оценки механических характеристик холоднокатаных углеродистых сталей : диссертация ... кандидата технических наук : 05.13.01 / Сарычева Ирина Анатольевна. — Череповец, 2012. — 130 с.
- 103. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2010614848 РФ. Программа для определения степени зернистости в перлитовой составляющей металла / Р. Г. Магдеев, В. Е. Дементьев; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВПО «Ульяновский государственный технический университет». 2010.
- 104. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2010614850 РФ. Программа для определения плотности пористых структур / Р. Г. Магдеев, В. Е. Дементьев; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВПО «Ульяновский государственный технический университет». 2010.
- 105. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2011611005 РФ. Программа для определения плотности порошковых металлических структур / Р. Г. Магдеев, В. Н. Кокорин, Н. А. Сизов; заявитель и правообладатель ФГБОУ ВПО «Ульяновский государственный технический университет». – 2011.
- 106. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2015610220 РФ. Программа оценки средней вытянутости и направленности перлитных пятен / Р. Г. Магдеев; заявитель и правообладатель ООО «Центр компьютерного анализа изображений». – 2015.
- 107. Селянкин В. В. Анализ и обработка изображений в задачах компьютерного зрения : учебное пособие для вузов / В. В. Селянкин, С. В. Скороход. – Таганрог : Изд-во ЮФУ, 2015. – 82 с. – ISBN 978-5-9275-1663-8.
- 108. Сикорский О. С. Обзор свёрточных нейронных сетей для задачи классификации изображений / О. С. Сикорский // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. 2017. № 20. С. 37–42.
- 109. Симанков В. С. Адаптивное управление сложными системами на основе теории распознавания образов / В. С. Симанков, Е. В. Луценко. Краснодар : КубГТУ, 1999. 318 с. ISBN 5-8333-0123-4.
- 110. Симонов М. Ю. Влияние структуры на динамическую трещиностойкость и особенности микромеханизма роста трещины стали 35Х после холодной радиальной ковки / М. Ю. Симонов, А. М. Ханов, Г. С. Шайманов // Металловедение и термическая обработка металлов. 2016. № 2. С. 24-32. DOI: 10.1007/s11041-016-9967-0.
- 111. Система контекстного поиска видеоизображений / К. С. Жукова [и др.] // Вестник Технологического университета. 2018. Т. 21. № 9. С. 154–157.

- 112. Смирнов П. В. Методика выделения области подвижного объекта на последовательности изображений / П. В. Смирнов, А. Г. Ташлинский // Радиотехника. – 2015. – № 6. – С. 5–11.
- 113. Смольянинов В. А. Программный комплекс обнаружения и распознавания дорожных знаков / В. А. Смольянинов, С. С. Гришунов, Ю. С. Белов // E-Scio. 2021. № 1 (52). С. 344–353.
- 114. Старение труб нефтепроводов / А. Г. Гумеров, Р. С. Зайнуллин, К. М. Ямалеев [и др.]. Москва : Недра, 1995. 222 с. ISBN 5-247-03516-9.
- 115. Стародубов, Д. Н. Методы и алгоритмы обработки и анализа дефектоскопических и металлографических снимков : диссертация ... кандидата технических наук : 05.13.01 / Стародубов Дмитрий Николаевич. — Владимир, 2008. — 183 с.
- 116. Суздальцев В. А. Системы распознавания образов: учебное пособие / В. А. Суздальцев, М. П. Шлеймович, В. В. Мокшин. – Казань: ООО "РИЦ "Школа", 2019. – 156 с. – ISBN 978-5-604-23456-1.
- 117. Ташлинский А. Г. Адаптивное формирование объема локальной выборки в псевдоградиентных процедурах оценивания межкадровых геометрических деформаций изображений / А. Г. Ташлинский, Г. Л. Минкина, Г. В. Дикарина // Вестник УлГТУ. – 2006. – № 3. – С. 53-58.
- 118. Ташлинский А. Г. Анализ величин, влияющих на сходимость оценок при псевдоградиентном оценивании параметров изображений / А. Г. Ташлинский, Г. Л. Минкина // LXI научная сессия, посвященная Дню радио : тр. РНТОРЭС им. А. С. Попова. – М. : Информиздат, 2006. – С. 340-343.
- 119. Ташлинский А. Г. Вероятностные характеристики сходимости оценок параметров межкадровых геометрических деформаций изображений при псевдоградиентном оценивании / А. Г. Ташлинский, Г. Л. Минкина // LXI научная сессия, посвященная Дню радио : тр. РНТОРЭС им. А. С. Попова. – М. : Информиздат, 2006. – С. 428-432.
- 120. Ташлинский А. Г. Методика анализа точности псевдоградиентного оценивания геометрических деформаций последовательности изображений / А. Г. Ташлинский, В. И. Синицин, Г. Л. Минкина // Наукоемкие технологии. 2007. Т. 8, № 9. С. 14-23.
- 121. Ташлинский А. Г. Оптимизация плана локальной выборки, используемой для нахождения псевдоградиента целевой функции в задаче оценивания геометрических деформаций изображений / А. Г. Ташлинский, Г. Л. Минкина // Математические методы и модели в прикладных задачах науки и техники : тр. Междунар. конф. «КЛИН-2006». – Ульяновск : УлГТУ, 2006. – Т. 4. – С. 279-281.

- 122. Ташлинский А. Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей изображений / А. Г. Ташлинский. — Ульяновск : УлГТУ, 2000. — 132 с. — ISBN 5-89146-175-9.
- 123. Ташлинский А. Г. Оценка параметров микроструктуры стали перлитного класса по металлографическим изображениям / А. Г. Ташлинский, Р. Г. Магдеев // Радиотехника. — 2017. — № 6. — С. 35-40. — ISSN 0033-8486.
- 124. Ташлинский А. Г. Повышение достоверности идентификации объектов на бинарных изображениях / А. Г. Ташлинский, Р. Г. Магдеев // Информационно-измерительные и управляющие системы. 2017. Т. 15, № 12. С. 24-30.
- 125. Ташлинский А. Г. Эффективность идентификации объектов на бинарных изображениях / А. Г. Ташлинский, Р. Г. Магдеев // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2018) : сб. тр. междунар. конф., Самара, 24-27 апр. 2018 г. – Самара : Самар. ун-т, 2018. – С. 874-881. – ISBN 978-5-7883-1234-5.
- 126. Теория распознавания образов [Электронный ресурс] // Википедия свободная энциклопедия. – Заглавие с экрана. – URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/Teopus_pacnoзнавания_образов (дата обращения: 06.08.2020).
- 127. Третьяков, А. В. Механические свойства сталей и сплавов при пластическом деформировании : карманный справочник / А. В. Третьяков, Г. К. Трофимов, М. К. Гурьянова. — Москва : Машиностроение, 1971. — 63 с.
- 128. Ту Дж. Принципы распознавания образов / Дж. Ту, Р. Гонсалес ; пер. с англ. М. : Мир, 1978. 414 с.
- 129. Устюков Д. И. Методы и алгоритмы обнаружения объектов на аэрокосмических изображениях с применением комплексного контурного анализа : специальность 05.13.17 "Теоретические основы информатики" : диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук / Д. И. Устюков. – 2022. – 156 с.
- 130. Фадеева Г. Л. Оптимизация псевдоградиента целевой функции при оценивании межкадровых геометрических деформаций изображений : дис. ... канд. техн. наук : 05.13.18 / Фадеева Галина Леонидовна. – Ульяновск, 2008. – 167 с.
- 131. Фомин Я. А. Распознавание образов. Теория и применения. 3-е изд. М. : ФАЗИС, 2012. 460 с. ISBN 978-5-7036-0129-4.
- 132. Фу К. Структурные методы в распознавании образов / К. Фу ; пер. с англ. Н.
 В. Завалщина, С. В. Петрова, Р. Л. Шейнина ; под ред. М. А. Айзермана. М. : Мир, 1977. 320 с.

- 133. Фурман Я.А. Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений / Я.А. Фурман, А.Н. Юрьев, В.В. Яншин. Красноярск : Изд-во Краснояр. ун-та, 1992. 248 с.
- 134. Харатишвили Н.Г. Применение морфологических преобразований для пирамидального кодирования изображений / Н.Г. Харатишвили, И.М. Чхеидзе, З.Дж. Гогилашвили // Цифровая обработка сигналов и ее применение : тр. 4-й Междунар. конф. – М., 2002. – С. 92-97.
- 135. Харрасов К. Р. Исследование устойчивости нейронных сетей в задаче распознавания образов / К. Р. Харрасов, М. С. Мосева, М. Г. Городничев // Информационные технологии. 2025. Т. 31, № 2. С. 87–92. DOI: 10.17587/it.31.87-92.
- 136. Цветков О. В. Метод предварительного кодирования изображений в корреляционно-экстремальных системах / О. В. Цветков, Л. В. Тананыкина // Компьютерная оптика. 2015. Т. 39, № 5. С. 738–743. DOI: 10.18287/0134-2452-2015-39-5-738-743.
- 137. Цифровая обработка изображений в информационных системах : учебное пособие / И. С. Грузман [и др.]. Новосибирск : Изд-во НГТУ, 2002. 352 с. ISBN 5-7782-0397-3.
- 138. Цыпкин Я. З. Достижимая точность алгоритмов адаптации / Я. З. Цыпкин // Доклады АН СССР. 1974. Т. 218, № 3. С. 532-535.
- 139. Цыпкин Я. З. Информационная теория идентификации. М. : Наука. Физматлит, 1995. 336 с. ISBN 5-02-015052-2.
- 140. Цыпкин Я. З. Критериальные алгоритмы стохастической оптимизации / Я. З. Цыпкин, Б. Т. Поляк // Автоматика и телемеханика. 1984. № 6. С. 95-104.
- 141. Шапиро Л. Компьютерное зрение : учебное пособие [Электронный ресурс] / Л. Шапиро, Д. Стокман ; ред. пер. С. М. Соколов ; пер. с англ. А. А. Богуславского. 4-е изд., электрон. М. : Лаборатория знаний, 2020. 763 с. URL: http://biblioclub.ru/index.php?page=book&id=445962 (дата обращения: 10.08.2020).
- 142. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений / Л.П. Ярославский. М. : Советское радио, 1979. 312 с.
- 143. Abdullazade G. Principles of function identification in data mining (data collection) / G. Abdullazade, F. Gadzhiev // PAHTEI. 2020. Vol. 25, № 2. C. 19–27.
- 144. AForge.NET Framework [Электронный ресурс] // AForge.NET. URL: https://www.aforgenet.com/framework/ (дата обращения: 30.06.2023).
- 145. ASM Handbook. Volume 9: Metallography and Microstructures [Электронный pecypc] / ASM International. Materials Park, OH : ASM International, 2004. URL: https://dl.asminternational.org/handbooks/book/12/metallography-and-microstructures (дата обращения: 15.07.2024). DOI: 10.31399/asm.hb.v09.

- 146. Barber, C. B. The quickhull algorithm for convex hulls / C. B. Barber, D. P. Dobkin, H. Huhdanpaa // ACM Transactions on Mathematical Software. 1996. Vol. 22, No 4. P. 469-483. DOI: 10.1145/235815.235821.
- 147. Bay H. Speeded Up Robust Features / H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool // Computer Vision and Image Understanding. – 2008. – Vol. 110, № 3. – P. 346-359. – DOI: 10.1016/j.cviu.2007.09.014.
- 148. Belyakov, A. Microstructure Evolution in Ferritic Stainless Steels during Large Strain Deformation / A. Belyakov, Y. Kimura, Y. Adachi, K. Tsuzaki // Materials Transactions. 2004. Vol. 45, № 9. P. 2812-2821. DOI: 10.2320/matertrans.45.2812.
- 149. Bishop C. M. Pattern Recognition and Machine Learning / C. M. Bishop. New York : Springer, 2006. 738 p. ISBN 978-0-387-31073-2.
- 150. Blendowski M. Combining MRF-based deformable registration and deep binary 3D-CNN descriptors for large lung motion estimation in COPD patients / M. Blendowski, M. P. Heinrich // International Journal of Computer Assisted Radiology and Surgery. - 2019. – Vol. 14. – No. 1. – P. 43–52.
- 151. Bramfitt, B. L. Structure/Property Relationships in Irons and Steels / B. L. Bramfitt
 // Metals Handbook Desk Edition / ed. J. R. Davis. 2nd ed. Materials Park, OH
 : ASM International, 1998. P. 153-173. DOI: 10.31399/asm.hb.mhde2.a000309.
- 152. Burger W. Digital Image Processing / W. Burger, M. J. Burge. 3rd ed. Springer, 2022. 945 p. DOI: 10.1007/978-3-031-05744-1.
- 153. Canny J. A Computational Approach to Edge Detection / J. Canny // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1986. Vol. PAMI-8, no. 6. P. 679-698. DOI: 10.1109/TPAMI.1986.4767851.
- 154. Computer Vision Dan Pengolahan Citra Digital / F. Marpaung, F. Aulia, N. Suryani SKom и др. Surabaya, Jawa Timur: PUSTAKA AKSARA, 2022. 169 с.
- 155. Cormen T. H. Introduction to Algorithms / T. H. Cormen [et al.]. 3rd ed. Cambridge : MIT Press, 2009. 1292 p. ISBN 978-0-262-03384-8.
- 156. Davies E. R. Computer Vision: Principles, Algorithms, Applications, Learning / E. R. Davies. 5th ed. ELSEVIER Inc: ACADEMIC PRESS, 2018. 900 p. DOI: 10.1016/C2015-0-05563.
- 157. Dementiev V. E. Detecting anomalies in temporal image sequences based on object identification by the stochastic gradient adaptation / V. E. Dementiev, R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskii // IEEE Xplore (International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT)). 2021. No. 21530261. P. 1–5. DOI: 10.1109/ITNT52450.2021.9649175.
- 158. Dementiev V. E. Detection and identification of objects on multispectral satellite images / V. E. Dementiev, R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskii // Journal of Physics:

Conference Series. – 2019. – Vol. 1368. – No. 1. – P. 032005. – DOI: 10.1088/1742-6596/1368/3/032005.

- 159. Diwan T. Object detection using YOLO: challenges, architectural successors, datasets and applications / T. Diwan, G. Anirudh, J. V. Tembhurne // Multimedia Tools and Applications. 2022. Vol. 82, № 6. P. 9243–9275.
- 160. Essannouni L. Fast cross-spectral image registration using new robust correlation / L. Essannouni, E. Ibn-Elhaj, D. Aboutajdine // Journal of Real-Time Image Processing. – 2006. – Vol. 1, no. 2. – P. 123-129. – DOI: 10.1007/s11554-006-0001-1.
- 161. Gonzalez R. C. Digital Image Processing / R. C. Gonzalez, R. E. Woods. 4th ed.
 New York: Pearson Education, 2018. 1022 p. ISBN 978-0-13-335672-4.
- 162. Graham, R. L. An efficient algorithm for determining the convex hull of a finite planar set / R. L. Graham // Information Processing Letters. 1972. Vol. 1, № 4. P. 132–133. DOI: 10.1016/0020-0190(72)90045-2.
- 163. Hall, E. O. The deformation and ageing of mild steel: III Discussion of results / E.
 O. Hall // Proceedings of the Physical Society. Section B. 1951. Vol. 64, № 9.
 P. 747-752. DOI: 10.1088/0370-1301/64/9/303.
- 164. Handbook of Computer Vision and Applications / ed. by B. Jahne, H. Haussecker,
 P. Geissler. New York : Academic Press, 1999. Vol. 1-3. 500 p. ISBN 0-12-379770-5
- 165. ImageDatabases[Электронный ресурс].URL:http://www.imageprocessingplace.com/ (дата обращения: 04.08.2020).
- 166. Islam K. A deep learning-based framework for the registration of three dimensional multi-modal medical images of the head / K. T. Islam, S. Wijewickrema, S. O'Leary // Scientific Reports. – 2021. – Vol. 11, № 1. – P. 1–13.
- 167. Jarvis, R. A. On the identification of the convex hull of a finite set of points in the plane / R. A. Jarvis // Information Processing Letters. 1973. Vol. 2, № 1. P. 18–21. DOI: 10.1016/0020-0190(73)90020-3.
- 168. Lowe D. G. Distinctive image features from scale-invariant keypoints / D. G. Lowe
 // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 60, № 2. P. 91-110. –
 DOI: 10.1023/B:VISI.0000029664.99615.94.
- 169. Magdeev R. Analysis of the Influence of Background Areas on the Registration Efficiency of Multiple Images Bridge Structures / R. Magdeev, G. Safina, A. Tashlinskii // IEEE Xplore (International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT)). – 2023. – No. 10138954. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/ITNT57377.2023.10138954.
- 170. Magdeev R. Comparative Analysis of Objective Quality Functions for the Stochastic Gradient Identification Method / R. Magdeev, G. Safina, A. Tashlinskii // IEEE Xplore (International Conference on Information Technology and Nanotechnology

(ITNT)). – 2021. – No. 21530278. – P. 1–4. – DOI: 10.1109/ITNT52450.2021.9649414.

- 171. Magdeev R. Extraction of Convex Hulls of Metal Microstructure Objects from Metallographic Images / R. Magdeev, G. Safina // 2022 VIII International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT), Samara, 23–27 May 2022.
 IEEE, 2022. P. 1–6. DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848695.
- 172. Magdeev R. G. A comparative analysis of the efficiency of the stochastic gradient approach to the identification of objects in binary images / R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskii // Pattern recognition and image analysis. 2014. Vol. 24, № 4. P. 535–541. DOI: 10.1134/S1054661814040130.
- 173. Magdeev R. G. Efficiency of object identification for binary images / R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskii // Computer Optics. 2019. Vol. 43, № 2. P. 277–281. DOI: 10.18287/2412-6179-2019-43-2-277-281.
- 174. Magdeev R. G. Efficiency of stochastic gradient identification of similar shape objects in binary and grayscale images / R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskii, G. L. Safina // CEUR Workshop Proceedings. – 2020. – Vol. 2665. – P. 25–28. – DOI: ceur-ws.org/Vol-2665/paper6.pdf.
- 175. Magdeev R. G. Improving the efficiency of the method of stochastic gradient identification of objects in binary and grayscale images using their pre-processing / R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskii // IEEE Conference Proceedings. 2020. P. 1–4. DOI: 10.1109/DSPA48919.2020.9213272.
- 176. Magdeev R. G. Method for identification of perlite-class steel microstructure parameters using metallographic images / R. G. Magdeev, A. G. Tashlinskiy // CEUR Workshop Proceedings. – 2017. – Vol. 1901. – P. 169–175. – DOI: 10.18287/1613-0073-2017-1901-169-175.
- 177. Magdeev R. G. The effect of image pre-processing on objects adaptive stochastic identification efficiency / R. G. Magdeev, M. N. Suetin, A. G. Tashlinskii // CEUR Workshop Proceedings, 2020. V. 2665. P. 85-88. DOI: ceur-ws.org/Vol-2665/paper20.pdf
- 178. Meng Y. Implementing the Scale Invariant Feature Transform (SIFT) Method[Электронный pecypc] / Y. Meng, B. Tiddeman // Department of Computer ScienceUniversityofStAndrews.-2012.http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.102.180(датаобращения: 10.08.2022).
- 179. Murphy K. P. Machine Learning: A Probabilistic Perspective / K. P. Murphy. Cambridge : MIT Press, 2012. 1104 p. ISBN 978-0-262-01802-9.
- 180. Nene S. A. Columbia Object Image Library (COIL-20) [Электронный ресурс] / S. A. Nene, S. K. Nayar, H. Murase. URL: http://www1.cs.columbia.edu/CAVE /software/softlib/coil-20.php (дата обращения: 14.02.2017).

- 181. Ohlander, R. Picture Segmentation Using a Recursive Region Splitting Method / R. Ohlander, K. Price, D. R. Reddy // Computer Graphics and Image Processing. 1978. Vol. 8, No 3. P. 313-333. DOI: 10.1016/0146-664X(78)90060-6.
- 182. OpenCV шаг за шагом [Электронный ресурс] : заглавие с экрана. URL: http://robocraft.ru/page/opencv (дата обращения: 04.08.2020).
- 183. Petch, N. J. The cleavage strength of polycrystals / N. J. Petch // Journal of the Iron and Steel Institute. 1953. Vol. 174. P. 25-28. ISSN 0021-1567.
- 184. Pu, R. Autonomous Concrete Crack Semantic Segmentation Using Deep Fully Convolutional Encoder-Decoder Network in Concrete Structures Inspection / R. Pu, G. Ren, H. Li, W. Jiang, J. Zhang, H. Qin // Buildings. 2022. Vol. 12, № 11. P. 1–20. DOI: 10.3390/buildings12112019.
- 185. S Yang M. Self-adaptive SURF for image-to-video matching / M. Yang, J. Li, Zh. Li [et al.] // Signal, Image and Video Processing. – 2024. – Vol. 18, № 1. – P. 751– 759.
- 186. Shapiro, L. G. Computer Vision / L. G. Shapiro, G. C. Stockman. New Jersey : Prentice Hall, 2001. P. 279-325. ISBN 0-13-030796-3.
- 187. Stiller C. On models, criteria, and search strategies for motion estimation in image sequences / C. Stiller, J. Konrad // IEEE Signal Processing Magazine. 1999. Vol. 16, № 3. P. 70-91. DOI: 10.1109/79.768575.
- 188. Su, H. Research on a U-Net Bridge Crack Identification and Feature-Calculation Methods Based on a CBAM Attention Mechanism / H. Su, X. Wang, T. Han, Z. Wang, Z. Zhao, P. Zhang // Buildings. — 2022. — Vol. 12, № 10. — P. 1561. — DOI: 10.3390/buildings12101561.
- 189. Suetin M. N. Joint Usage of Neural Networks and Stochastic Referencing of Images While Estimating Defects in Bridge Structures / M. N. Suetin, A. G. Tashlinskii, R. G. Magdeev // IEEE Xplore (International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT)). – 2022. – No. 21991984. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/ITNT55410.2022.9848624.
- 190. Suetin M. N. Methodology for detecting and assessing the dynamics of defects in engineering structures by processing images from an unmanned aerial vehicle / M. N. Suetin, V. E. Dementiev, A. G. Tashlinskii, R. G. Magdeev // Computer Optics. 2024. Vol. 48, № 5. P. 762–771. DOI: 10.18287/2412-6179-CO-1438.
- 191. Tashlinskii A. Computational Expenditure Reduction in Pseudo-Gradient Image Parameter Estimation / A. Tashlinskii // Computational Science — ICCS 2003 : proc. conf. — Berlin : Springer, 2003. — Vol. 2658, pt. II. — P. 456-462. — (Lecture Notes in Computer Science). — ISBN 978-3-540-40196-2.
- 192. Tashlinskii A. G. Pseudogradient Estimation of Digital Images Interframe Geometrical Deformations / A. G. Tashlinskii // Vision Systems: Segmentation &

Pattern Recognition. – Vienna, Austria : I-Tech Education and Publishing, 2007. – P. 465–494. – DOI: 10.5772/4975.

- 193. Transformers in Vision: A Survey / S. Khan, M. Naseer, M. Hayat и др. // ACM Comput. Surv. 2022. Vol. 54, № 10s. Art. 200. 41 p.
- 194. Van Vliet L. J. Recursive Gaussian Derivative Filters / L. J. van Vliet, I. T. Young,
 P. W. Verbeek // Proceedings of 14th International Conference on Pattern Recognition. Brisbane, 1998. Vol. 1. P. 509-514. DOI: 10.1109/ICPR.1998.711192.
- 195. Vasil'ev, K. K. Application of Mixed Models for Solving the Problem on Restoring and Estimating Image Parameters / K. K. Vasil'ev, V. E. Dement'ev, N. A. Andriyanov // Pattern Recognition and Image Analysis. — 2016. — Vol. 26, № 1. — P. 240–247. — DOI: 10.1134/S1054661816010284.
- 196. Vasiliev, K. Representation and processing of multispectral satellite images and sequences / K. Vasiliev, V. Dementiev, N. Andriyanov // Procedia Computer Science : Proceedings of the 8th International Conference on Information Technology and Quantitative Management (ITQM 2020), Belgrade, 03–05 September 2018. 2018. Vol. 126. P. 49–58. DOI: 10.1016/j.procs.2018.07.208.
- 197. Viola P. Robust real-time face detection / P. Viola, M. Jones // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 57, № 2. P. 137-154. DOI: 10.1023/B:VISI.0000013087.49260.fb.
- 198. Williams D. J. Edge Contours Using Multiple Scales / D. J. Williams, M. Shas // Computer Vision – ECCV'90 : First European Conference on Computer Vision, Antibes, France, April 23-27, 1990 : Proceedings. – Berlin : Springer, 1990. – P. 256-274. – (Lecture Notes in Computer Science ; vol. 427). – DOI: 10.1007/BFb0014851
- 199. Yaroslavsky, L. Image Interpolation: Theory and Practice / L. Yaroslavsky. New York : Springer, 2004. 320 p. ISBN 978-1-4020-7726-8.
- 200. YOLO by Ultralytics / G. Jocher, A. Chaurasia, J. Qiu [Электронный ресурс]. URL: https://github.com/ultralytics/yolov5/releases (дата обращения: 25.02.2024).

Некоторые операции методики определения микроструктурных характеристики стали и примеры результатов

А1. Основные микроструктурные характеристики стали

Микроструктура малоуглеродистых сталях подчиняется определенным закономерностям, связанным с застыванием металла и его трансформацией при обработке и эксплуатации [31, 39, 77]. В соответствии с ГОСТ-8233 [34] базовой характеристикой является соотношение перлитной и ферритной фаз микроструктуры металла и для соотношения феррит-перлит от 0 до 95 % оно может быть получено с использованием методов обработки изображений.

В соответствии с техническим заданием геометрические параметры перлитных областей при исследовании взяты по аналогии с микроструктурными параметрами зерен феррита [145, 102]. Поэтому вначале рассмотрим микроструктурные параметры зерен феррита.

Одним из основных параметров является размер зерна, под которым понимают его средний диаметр. При этом размер d_i конкретного *i*-го зерна характеризуют средним арифметическим продольного (максимального) размера a_i и поперечного (минимального) размера зерна b_i (рисунок A.1):



Рисунок А.1 - Геометрические параметры зерна металла

$$d_i = \frac{a_i + b_i}{2},\tag{A.1}$$

а средний размер d находится как среднее значение размеров всех измененных зерен [32, 102]:

$$d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} d_i = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{a_i + b_i}{2}.$$
 (A.2)

В работах [23, 36, 60, 74, 102, 114] и др. исследована взаимосвязь микроструктурных параметров сталей и их прочностных характеристик, в частности прочности, пластичности, ударной вязкости и морозоустойчивости. Например, установлена зависимость между средним размером зёрен микроструктуры и прочности стали: чем меньше зерна, тем больше прочность металла, что объясняется большей суммарной протяженностью границ зерен.

Кроме того, чем мельче зерно, тем больше возможность перемещения его относительно других зерен, что ведет к увеличению пластичности [39, 77, 102]. Выявлена связь между размером зерна *d* и пределами текучести и прочности, которая описывается зависимостью Холла-Петча [102, 163, 183]:

$$\chi_{\rm T} = \chi_{\rm T_{\rm H}} + v\sqrt{d} , \qquad (A.3)$$

где $\chi_{\rm T}$ – предел текучести; $\chi_{\rm TH}$ – предел текучести начальный (при производстве стали); v – постоянный коэффициент, определяемый маркой стали. Через $\chi_{\rm T}$ рассчитываются допустимые напряжения для пластичных материалов.



Рисунок А.2 - Диаграммы напряжений для определения предела текучести (а) и условного предела текучести (б)

Предел текучести при растяжении указывает на то, при каком значении напряжения предел прочности при растяжении остается практически постоянным или уменьшается, несмотря на рост удлинения. На диаграмме напряжений рисунка А.2,а данный участок диаграммы называется площадкой текучести, где ε – степень деформации металла в процентах (А.11). Иными словами, предел текучести наступает тогда, когда происходит переход из области упругой в область пластической деформации материала [39, 114].

Но часто на практике определить предел текучести сложно, например, для высокопрочных сталей, на диаграмме напряжений которых отсутствует площадка текучести (рисунок А.2б). Поэтому в практических задачах оценку χ_{T} заменяют на условный предел текучести χ_{Ty} – напряжение, при котором остаточная (пластическая) деформация составляет 0,2% [77]. Зависимость Холла-Петча для условного предела текучести:

$$\chi_{\mathrm{T}y} = \chi_{\mathrm{T}y\mu} + v\sqrt{d} , \qquad (A.4)$$

где $\chi_{T_{yh}}$ – величина условного предела текучести начальная. Предел текучести влияет также на магнитные характеристики и электрическое сопротивление [39, 102].

При понижении температуры конструкционные стали теряют вязкость и переходят в хрупкое состояние [77]. На рисунке А.3 приведена зависимость термальных переходов для крупнозернистой и мелкозернистой сталей из работы [39], из которой видно, что мелкозернистая сталь более устойчива к низким температурам.

Большой разброс размеров зерен отрицательно сказывается на равномерности механических и эксплуатационных свойств изделий. Для учёта данного обстоятельства используют параметр разброса размеров зёрен δ_d [77, 114]. В работах [102, 115] показано, что размер зерна имеет нормальный закон распределения, соответственно разброс размеров зёрен равен среднему квадратичному отклонению гауссова распределения:

$$\delta_d = \frac{1}{n-1} \sqrt{\sum_{i=1}^n (d_i - d_i)^2} \,. \tag{A.5}$$



Рисунок А.3 - Термальные кривые ударной вязкости для стали с мелким и крупным зерном

Деформация зерен происходит под действием двух механизмов: скольжения и «двойникования». Скольжение представляет собой сдвиг одной части кристалла относительно другой под действием касательного напряжения. «Двойникование» – это поворот части кристаллической решетки относительно некоторой плоскости, в результате кристалла, получившая деформацию, становится которого часть зеркальным отображением его недеформированной части. Пластическая деформация протекает в первую очередь в зернах, плоскости скольжения которых наиболее благоприятно ориентированы по отношению к направлению действующего усилия. По мере развития пластической деформации такие зерна упрочняются, после чего деформация начинается в зернах, расположенных менее благоприятно [102]. Со временем, при достаточной величине внешних воздействующих сил, пластическая деформация охватывает весь объем поликристалла. В результате зерна получают вытянутую форму в направлении наиболее интенсивного течения металла. Одновременно с изменением формы зерен в

процессе деформации происходит поворот кристаллографических осей отдельных зерен по направлению наибольшей деформации, что ведет к анизотропии свойств металла [74, 114].

Для контроля микроструктурных характеристик на этапах прокатки металлов используется метод Третьякова [102, 127], основанный на эмпирических формулах для определения механических характеристик сталей и сплавов в зависимости от степени деформации. В частности, при холодной прокатке условный предел текучести χ_{Ty} вычисляется по формуле:

$$\chi_{\mathrm{T}\,\nu} = \chi_{\mathrm{T}\,\nu\mu} + \nu \cdot \varepsilon^{q} \,, \tag{A.6}$$

где: ε - степень деформации металла в процентах; v и q – постоянные коэффициенты, определяемые маркой стали. Однако приведенное соотношение не учитывает анизотропные свойства микроструктур. Учет этих свойств до и после прокатки рассмотрен в работах [23, 102]. Для этого служат средние коэффициенты анизотропии формы зерна до:

 $k_{a_{H}} = a_{\mu}/b_{\mu}$

и после:

$$k_{ai} = a_i / b_i = (k_{aH} + \varepsilon) / (1 - \varepsilon).$$
(A.7)

деформации. Интегральное значение данной характеристики вычисляется по:

$$k_{a\kappa} = \frac{\sum a_i}{\sum b_i}.$$
 (A.8)

Оценка изменения этой геометрической характеристики в процессе пластической деформации является важным элементом оценки изменений свойств материала [23, 102].

В процессе пластической деформации зерна переориентируются в соответствии с направлением действующих напряжений, что приводит к изменению угла φ_i (рисунок А.1). Величина этих изменений зависит от многих факторов: вида обработки, степени деформации, материала и др. Изучение влияния этих изменений при различных деформациях важно для определения свойств деформированного металла [102, 148, 151]. Степень упорядоченности ориентаций зёрен перлита в исследуемой области микроструктуры стали характеризуют вектором направленности и коэффициентом упорядоченности. Для конкретного зерна вектор направленности:

$$\overline{K}_i^{\scriptscriptstyle H} = d_i \cdot \exp(-j\varphi_i) \tag{A.9}$$

(направление вектора совпадает с направлением продольной оси зерна перлита, рисунок А.1). Общий вектор направленности зёрен:

$$\overline{K}_{\Sigma}^{H} = \sum_{i=1}^{n} \overline{K}_{i}^{H}, \qquad (A.10)$$

а коэффициент упорядоченности:

$$k_{\rm y} = \left| \overline{K}_{\Sigma}^{\rm H} \right| / (n d), \tag{A.11}$$

где n - число зерен. Параметр k_y влияет на вероятность образования и распространения микротрещин [60, 114].

В работе [102] предложены модифицированные формулы для определения механических характеристик металла:

$$\varepsilon = \frac{k_{a\kappa} - k_{aH}}{1 + k_{a\kappa}},\tag{A.12}$$

$$\chi_{\mathrm{T}y} = \chi_{\mathrm{T}y\mu} + v_1 \left(100 \cdot \varepsilon \right)^{q_1}, \qquad (A.13)$$

$$\chi_{\rm B} = \chi_{\rm BH} + \nu_2 \left(100 \cdot \varepsilon\right)^{q_2},\tag{A.14}$$

$$HB = HB_{\scriptscriptstyle H} + v_3 \left(100 \cdot \varepsilon\right)^{q_3}, \tag{A.15}$$

где: $k_{a\kappa}$, $k_{a\mu}$ – конечный и начальный коэффициент анизотропной формы зерён металла; $\chi_{\rm B}$ – временное сопротивление при разрыве ($\kappa c/mm^2$); $\chi_{\rm BH}$ – временное сопротивление при разрыве в исходном состоянии; HB – число твёрдости по Бринелю ($\kappa c/mm^2$); $HB_{\rm H}$ – число твёрдости по Бринелю в исходном состоянии; v_i , q_i , $i = \overline{1, 3}$ – постоянные коэффициенты, определяемые маркой стали [102, 127].

Микроструктура металла определяется также строением перлитных областей, связанным с расположением дислокаций, вакансий и других дефектов кристаллической решётки и называемым субструктурой. Различают зёренную и пластинчатую структуры перлита, которые зависят от состояния цементита. Для малоуглеродистой стали характерен цементит пластинчатый, однако, как показано в работах [24, 41, 60], в результате длительной эксплуатации часть пластинчатого цементита в результате распада становится зёренным. Наличие смешанных форм фаз отражает то обстоятельство, что в металле существуют дефекты структуры. Это влияет на изменение механических свойства стали, которые зависят от доли зёренного цементита в перлите [24, 74]. Поэтому важными характеристиками микроструктуры металла являются также степень зернистости перлитных фаз k_3 (%) [74] и отношение перлита к ферриту $k_{\rm пф}$ [189].

Соотношения перлита к ферриту определятся после процедуры сегментации перлитных областей как суммы числа пикселей их составляющих, и ищется их коэффициент [33]:

$$k_{\rm n\phi} = \frac{N_{\rm n}}{N_{\rm o}},\tag{A.16}$$

где $N_{\rm II}$ – общее количество пикселей, отнесённое к перлиту, $N_{\rm d}$ – общее количество пикселей, отнесённое к ферриту.

Оценка количества зернистой фазы в перлите производится на последнем этапе методики опредления микроструктурных параметров [123, 176]. Для этого производится дополнительный анализ изображения. полученного после предварительной обработки, с учётом сегментированных перлитных областей. На нем выделяют от 8 до 12 наиболее

крупных областей. На основе ранее проведённой сегментации выбирают точки, лежащие внутри границы перлитной области. Далее, используя алгоритм адаптивного нахождения порога [56, 161], находят порог для каждого из областей, учитывая все точки, расположенные внутри границы области. После чего определяют площадь найденных областей, по которой вычисляют процентное соотношение смешанных фаз в перлите [34]:

$$k_{3} = \frac{N_{3}}{N_{\Pi}},$$
 (A.17)

где N_3 - общее количество точек найденных пятен зернистости, $N_{\rm II}$ - общее количество точек исследуемых перлитных областей.

Для нахождения среднего количества зернистой фазы в перлите исключаются самое большое и самое маленькое значение, а для оставшихся вычисляют среднее значение. критическим значением количества зернистости в перлитной области для рассматриваемых типов сталей принято считать 40-42%.

Таким образом, в качестве основных определяемых микроструктурных характеристик используются:

- для каждой *i*-го перлитной области: продольный размер a_i ; поперечный размер b_i ; средней размер d_i ; вектор направленности \overline{K}_i^{μ} и коэффициент анизотропии формы k_{a_i} ;

- в качестве интегральных параметров: число перлитных областей – n, отношение перлита к ферриту $k_{\rm n\phi}$, коэффициент зернистости перлита k_3 , общий вектор направленности (характеризующийся длинной вектора $\left|\overline{K}_{\Sigma}^{H}\right|$ и средним углом φ), средний размер d, разброс размеров δ_d , степень упорядоченности ориентаций k_y , среднее значение коэффициента анизотропности формы k_{a_K} перлитных областей [176].

А.2 Операции первого этапа методики

Сокращение цветности изображения

Цифровое изображение представляет собой прямоугольный массив элементов (пикселей). Каждому пикселю цветного изображения соответствует вектор, составленный, как правило, из трех значений интенсивности, например, синего, красного и зеленого цвета. Набор возможных значений, которые может принимать интенсивность того или иного цвета обычно ограничен целыми числами от 0 до 255. Таки образом, каждый пиксель задан 24 битным форматом (8 бит для каждого цвета) [161].

В рассматриваемой задаче информативная составляющая цвета невелика, поэтому векторозначные (цветные) изображения целесообразно перевести в оттенки серого [56, 137]. Стоит отметить, что существуют цветовые модели изображений, в которых яркостная составляющая уже выделена в отдельный поток: HSV, HSL, YUV и др.

Наибольшее распространение при сокращении цветности получила модель YUV в рекомендации ITU-R BT.601, яркостная компонента которой вычисляется по формуле 4.1. где $z_{\kappa}(x, y), z_{3}(x, y), z_{c}(x, y)$ – значения составляющих красного, зеленого и синего цвета пикселя с координатами $(x, y); z_{oc}(x, y)$ – значение яркости пикселя, полученное в результате монохромизации. Данная процедура выполняется для всех отсчетов изображения.

Выделение области обработки изображения

Эта операция направлена на исключение из дальнейшей обработки малоинформативных участков, наличие которых связано со спецификой формирования изображения металлографическим микроскопом, обусловливающей формируемое изображение примерно в форме круга. Проведённый анализ [123] показал, что яркость неинформативного фрагмента существенно отличается от яркости информативного и составляет, как правило, 2,5 – 3 % от максимальной яркости. С учетом этого обстоятельства ищутся центр и радиус круга.

Координаты центра круга (*x*₀, *y*₀) определяются как геометрический центр информативных (по приведенному выше критерию) отсчетов:

$$x_0 = \frac{\sum x_u}{N_u} \quad y_0 = \frac{\sum y_u}{N_u},$$
 (A.18)

где N_u и (x_u, y_u) – общее количество и координаты отсчетов (пикселей изображения), признанных информационными.

Радиуса информативной области находится как:

$$r_u = r_{cp} + \tau \sigma_r \,, \tag{A.19}$$

где:
$$r_{cp} = \frac{1}{N_u} \sum_{i=1}^{N_u} r_i$$
, $r_i = \sqrt{(x_{u,i} - x_0)^2 + (y_{u,i} - y_0)^2}$ – среднее расстояние от центра круга

до отсчетов, отнесенных к информативным; $\sigma_r = \sqrt{\sum_{i=1}^{N_u} (r_i - r_{cp})^2 / (N_u - 1)}$ – СКО расстояния от центра круга до отсчетов; τ – нормирующий коэффициент, определяемый

расстояния от центра круга до отсчетов; τ – нормирующий коэффициент, определяемый экспериментально ($\tau = 0, 7 \div 1, 3$).

Дальнейшая обработка только высокоинформативной области изображения позволяет сократить требования к вычислительным ресурсам. В конкретной реализации методики после нахождения области обработки изображения для визуального удобства яркости отсчетов инвертируются [24]. Примеры выделенной области обработки двух металлографических изображений приведены на рисунке А.4.

Фильтрация изображения

Фильтрация служит для устранения яркостных искажений, вызванных несовершенством оптических детекторов металлографического микроскопа. На изображении они проявляются малоразмерным (один – два пикселя), но существенным (до 45% к соседним пикселям) повышением яркости. Природа возникновения искажений

обусловлена оптикой и отражениями при съемке. Для устранения их влияния на конечный результат использована медианная фильтрация [161]. Размер окна медианной фильтрации для металлографических снимков обычно составляет 3х3 или 5х5. Для каждого положения скользящего окна строится ранжированный числовой ряд значений яркости выбранных окном пикселей. В качестве оценки яркости пикселя в центре текущего положения окна принимается центральное значение полученного ряда $z'_1, z'_2, ..., z'_{k+1}$ [137, 161]. Сказанное иллюстрируется рисунком А.5. Пример работы медианной фильтрации при размере окна 3х3 приведен на рисунке А.6.



Рисунок А.4 - Пример двух металлографических изображений после выделения области обработки



Рисунок А.5 - Выбор центрального значения ряда



Рисунок А.6- Пример работы медианной фильтрации

Выравнивание освещенности изображения

Применено для компенсации неравномерности освящения. Характерным примером искажения такого рода на металлографических изображениях является тень. При этом изображение **Z** можно представить как: $\mathbf{Z} = \mathbf{Z}_{H} \cdot \gamma$, где \mathbf{Z}_{H} - неискаженное изображение, γ – карта освещенности. Получить приближенную карту освещения можно, применив фильтр Гаусса с большим радиусом размытия (примерно 5% от высокоинформативной области изображения) [56, 161]. В этом случае целесообразно использовать метод приближенного нахождение результатов фильтрации, описанный в [15, 194].

Восстановленное изображение ищется как: $\hat{\mathbf{Z}} = \log(\mathbf{Z}) - \log(\hat{\gamma})$, что позволяет не только выровнять изображение по уровню освещенности, но и произвести логарифмическую коррекцию полученного изображения, для компенсации изменений диапазона яркостей [56, 161].

Эквализация изображения

Служит для выравнивания гистограммы яркостей с целью повышения качества отображения. Для проведения эквализации выполняется преобразование: $z_9(x, y) = f(z(x, y))$, где z(x, y) – значение яркости в пикселе с координатами (x, y) исходного изображения, $z_9(x, y)$ – значение яркости того же пикселя преобразованного изображения, а f(z) – однозначная монотонно возрастающая функция преобразования [81, 161].

Для оценки функции f(z) вычислим дискретную интегральную функцию значений яркости $p(z_i)$:

$$p(z_i) = \frac{1}{N_u} \left(\sum_{z=0}^i N_i \right), \tag{A.20}$$

где: z_j - i -й уровень яркости; N_i - число отсчетов, имеющих i -й уровень яркости; N_u – общее количество информационных точек изображения. Поскольку $p(z_i)$ монотонно возрастающая функция, то она может быть использована в качестве функции преобразования гистограммы f(z):

$$z_{9}(x, y) = 255 \cdot p(z_{i}) = \frac{255}{N_{u}} \left(\sum_{i=0}^{i} N_{z(x, y)} \right),$$
(A.21)

где $N_{z(x,y)}$ – число информационных отсчетов на изображении, имеющих значение яркости z(x, y), как в пикселе с координатами (x, y) исходного изображения, $z_{9}(x, y)$ – значение яркости полученного изображения, а $p(z_i)$ – дискретная интегральная функция гистограммы яркости, N_u – общее количество информационных точек изображения [81]. Гистограммы изображения до и после процедуры эквализации изображения микроструктуры металла представлены на рисунке А.7а и А.7б.



Рисунок А.7 - Гистограмма изображения: а – до эквализации, б – после эквализации

А.З Операции второго этапа методики

Сегментация пятен перлита

Задача сегментации перлитных областей решается с использованием процедуры бинаризации изображении на основе анализа гистограммы изображения с учетом размеров искомых областей. Для этого:

1. На гистограмме ищется максимальное значение. $z_{max1} = MAX(N_z)$.

2. Задается размер $l_{\rm лм}$ области локального максимума (с учетом возможных размеров области).

3. На оставшейся части гистограммы ищется следующий по яркости локальный максимум: $z_{\max 2} = MAX(N_{z_2})$, где $z_2 \notin (z_{\max 1} - l_{_{\rm JM}}, z_{\max 1} + l_{_{\rm JM}})$.

4. Определяется пороговое значение ($z_{\rm II}$) между максимумами. Проведенные исследования показали, что с учетом размеров искомых пятен для нахождения границы можно использовать следующую формулу:

$$z_{\rm ff} = \frac{N_{z_{\rm max1}} \cdot z_{\rm max1} + N_{z_{\rm max2}} \cdot z_{\rm max2}}{N_{z_{\rm max1}} + N_{z_{\rm max2}}} \,. \tag{A.22}$$

5. Пиксели изображения, не отнесенные к фону, разделяются на две области, и ввиду того, что процедура производится на инвертированных по цветам изображении – светлые соответствуют перлиту, темные – ферриту [123, 176].

Пример гистограммы с найденной границей приведен на рисунке А.8.

После сегментации пятен перлита определяются их суммарные размеры как суммы числа пикселей их составляющих, и ищется их коэффициент соотношения перлита к ферриту [34]:

$$k_{\pi\varphi} = \frac{N_{\pi}}{N_{\varphi}},$$

где $N_{\rm ff}$ – общее количество пикселей, отнесённое к перлиту, $N_{\rm ff}$ – общее количество пикселей, отнесённое к ферриту.



Рисунок А.8 - Пример разделения гистограммы изображения на области

Морфологическая обработка изображения

Морфологическое замыкание (в частности, с размером окна 5х5) направлено на устранения объектов меньше заданного окна и заполнения разрывов, находящиеся внутри изображений перлитных пятен. Процедура выполняется в 2 этапа. На первом производится дилатация (устраняются все объекты меньше заданного окна), затем производится эрозия (заполняются разрывы внутри перлитных пятен). Пример результатов приведен на рисунке А.9 [81, 161].

Выделение перлитных областей

Выделение отдельных зёрен производится на основе метода выращивания областей [186] бинарном изображении следующим образом: на находится пиксель, принадлежащий к перлиту. Если соседний пиксель изображения также принадлежит к перлиту – принимается решение о принадлежности данного пикселя к данной области, и он соответствующим образом помечается. Процедура продолжается до тех пор, пока все соседние пиксели не будут помечены или не будут принадлежать к ферриту. На рисунке А.10 представлены результаты работы процедуры для металлографических изображений (каждая перлитная область своим цветом), а на рисунке А.11 – примеры выделенных областей.



Рисунок А.9 - Изображение после процедур математической морфологии



 (а)
 (б)
 Рисунок А.10 - Выделение отдельных зёрен перлита на металлографическом изображении



Рисунок А.11 - Примеры выделенных перлитных областей как отдельных объектов

А.4 Оценка интегральных параметров перлитных областей

После определения параметров отдельных перлитых областей находятся их интегральные параметры: число областей на изображении n, отношение перлита к ферриту $k_{\rm ndp}$, зернистость перлита k_3 , общий вектор направленности областей $\overline{K}_{\Sigma}^{H}$, средний размер d, разброс δ_d (Б.5), степень упорядоченности ориентаций k_y , среднее значение коэффициента анизотропности формы $k_{a\kappa}$ (вычисляется по средним значениям $a = \sum a_i$ и $b = \sum b_i$).

В частности, для изображений, приведенных на рисунке A4, полученные интегральные параметры сведены в таблицу A.1.

По полученным параметрам с использованием формул (А.12)-(А.15) определяются прочностные характеристики металла (в данном случае, трубопровода). Для изображения рисунка А.4а:

$$\varepsilon \approx 0,304 \; ; \; \chi^{a}_{\scriptscriptstyle \mathrm{T}_{y}} \approx 61,86 \frac{\kappa_{\mathcal{C}}}{{}_{\mathcal{M}\mathcal{M}}{}^{2}} ; \; \chi^{a}_{\scriptscriptstyle \mathrm{B}} \approx 62,83 \frac{\kappa_{\mathcal{C}}}{{}_{\mathcal{M}\mathcal{M}}{}^{2}} ; \; HB^{a} = 233,06 \, .$$

Для изображения рисунка А.4б

$$\varepsilon \approx 0,469$$
; $\chi_{T_y}^{\vec{b}} \approx 65,01 \frac{\kappa^2}{MM^2}$; $\chi_{B}^{\vec{b}} \approx 66,28 \frac{\kappa^2}{MM^2}$; $HB^{\vec{b}} = 244,82$.

Параметр микроструктуры	Для изображения рисунка а	Для изображения рисунка б
n	41	30
$k_{ m n \phi}$	31,3%	32,7%
k ₃	26,5%	28,5%
d	43	34,2
δ_d	37,7	22,7
k _{a K}	0,444	0,400
$\left \overline{K}_{\Sigma}^{\scriptscriptstyle H} ight $	697	719
φ	168	70,1
k _y	0,395	0,701

Таблица А.1. Интегральные микроструктурные параметры для изображений рисунка А.4

Отметим, что найденные прочностные характеристики схожи. Однако по коэффициенту направленности и по гистограмме распределений векторов направленности областей перлита можно заключить, что металлическая структура, изображённая на рисунке А.4б, имеет существенно более выраженную направленность перлитных областей.

Из полученных прочностных характеристик с учетом данных из [127] можно сделать вывод, что металлическая структура, изображённая на рисунке А.4,а слева эквивалентна холодной прокатке с коэффициентом деформации $\varepsilon = 0,304$, а на рисунке А.4б – с $\varepsilon = 0,469$, при $\varepsilon_{\kappa p} = 0,5$. Зависимости коэффициента анизотропной формы зерна металла после холодной прокатки от степени деформации при различных начальных значениях анизотропии формы ($k_{a_{H1}} = 2; k_{a_{H2}} = 1,5; k_{a_{H3}} = 1$), и условного предела текучести металла от коэффициента анизотропной формы после холодной прокатки, взятые из [102, 127] приведены на рисунках А.12 и А.13 соответственно.


Рисунок А.12- Зависимость коэффициента анизотропной формы после холодной прокатки от степени деформации



Рисунок А.13 - Зависимость условного предела текучести металла от коэффициента анизотропной формы зерна металла после холодной прокатки

Ввиду незначительных отклонений заводских ОТ параметров, изделие С микроструктурой, приведенной на левом изображении рисунка А.4а, может быть допущено к дальнейшей эксплуатации, а с микроструктурой, приведенной на рисунка А.4б, учитывая параметры зернистости, изображении ориентации И анизотропности формы перлитных областей, требует дополнительного анализа металла. Пример такого анализа приведен ниже.

Образец с коэффициентом деформации $\varepsilon = 0,469$ требует дополнительного анализа, например, дополнительного образца микрошлифа, изображение которого представлена на рисунке A.14a.



Рисунок А.14 - Микроструктура дополнительного образца металла и гистограмма векторов направленности

Для рассматриваемого металлографического изображения на рисунке A.146 представлена гистограмма векторов направленности, а гистограммы распределений областей по размеру и коэффициенту анизотропии формы представлены на рисунке A.15.



Рисунок А.15 - Гистограммы распределений областей по размеру и коэффициенту анизотропии формы

Для интегральных параметров с использованием формул (Б.2), (Б.5), (Б.7), (Б.9), (Б.10), (Б.15) и (Б.16), получаем: n=38; $k_{\rm n\varphi}=30,4\%$; $k_{3}=27,2\%$; d=40,1; $\delta_{d}=15,5$; $\bar{k}_{a_{\kappa}}=0,326$; $\left|\vec{K}_{\Sigma}^{H}\right|=876$; $\varphi=85,1$; $k_{y}=0,570$. На основании полученных данных из справочника [127] находим прочностные характеристики исследуемого образца стали:

$$\varepsilon = 0,507 \; ; \; \sigma_{0,2}^{\delta(2)} \approx 68, 2 \frac{\kappa^2}{MM^2} \; ; \; \sigma_B^{\delta(2)} \approx 70, 1 \frac{\kappa^2}{MM^2} \; ; \; HB^{\delta(2)} = 257, 7 \; .$$

Из полученных прочностных характеристик и на основании графиков, представленных на рисунках А.12 и А.13, можно сделать вывод, что изменение металлической структуры, изображённой на рисунке А.14а, может быть эквивалентно холодной прокатке с коэффициентом деформации $\varepsilon = 0,507$ при $\varepsilon_{\kappa p} = 0,5$. Учитывая превышение порога критического значения, а также дополнительные параметры микроструктуры (зернистость и коэффициент направленности зёрен) использование металлического изделия, микрошлиф которого приведен на рисунке А.14а, не рекомендуется.

Актуальной практической задачей является определение изменений прочностных характеристик металлов после продолжительной эксплуатации. Процессы изменения микроструктуры металлических конструкций при длительной эксплуатации схожи с процессами холодной прокатки металлов с той или иной степенью деформации. На рисунке А.16 приведен пример микроструктурных характеристик стали 12ГС внешней поверхности трубопровода после 40 лет эксплантации, а на рисунке А.17 – с внутренней. Там же показаны гистограммы векторов направленности микроструктур.

С использованием формул (А.2), (А.5), (А.8), (А.10), (А.11), (А.16) и (А.17) находим интегральные параметры, которые сведены в таблицу А.2.



Рисунок А.16 - Микроструктуры стали 12ГС после 40 лет эксплуатации и гистограммы векторов направленности внешней поверхностей трубопровода



Рисунок А.17 - Микроструктуры стали 12ГС после 40 лет эксплуатации и гистограммы векторов направленности внутренней поверхностей трубопровода

Из справочника [127] определяем параметры металла: $\sigma_{0,2ucx} = 50 \frac{\kappa^2}{MM^2}$;

$$\sigma_{B0ucx} = 68 \frac{\kappa^2}{MM^2}; \quad HB_{0ucx} = 205; \quad \bar{k}_{aH} = 1, \quad A_1 = 10; \quad b_1 = 0,34; \quad A_2 = 1,9; \quad b_2 = 0,64;$$

 $A_3 = 1,9$; $b_3 = 0,93$. На основании полученных данных находим прочностные характеристики исследуемого образца стали:

$$\varepsilon^{\text{BHeIII}} = 0,365; \ \sigma_{0,2}^{\text{BHeIII}} \approx 83,97 \frac{\kappa^2}{MM^2}; \ \sigma_B^{\text{BHeIII}} \approx 86,99 \frac{\kappa^2}{MM^2}; \ HB^{\text{BHeIII}} = 258,88.$$

$$\varepsilon^{\text{BHYT}} = 0,432; \ \sigma_{0,2}^{\text{BHYT}} \approx 85,98 \frac{\kappa^2}{MM^2}; \ \sigma_B^{\text{BHYT}} \approx 89,16 \frac{\kappa^2}{MM^2}; \ HB^{\text{BHYT}} = 268,08.$$

Параметр микроструктуры	Для изображения рисунка А.16	Для изображения рисунка А.17
п	42	39
$k_{ m n \phi}$	33,8%	32,2%
k ₃	38,5%	36,4%
d	45,90	58,35
δ _d	33,19	40,51
$\bar{k}_{a\kappa}$	0,4654	0,3964
$\left ec{K}_{\Sigma}^{\scriptscriptstyle H} ight $	242,69	1780,28
φ	30,45	3,27
k _y	0,1258	0,7821

Таблица А.2 - Интегральные микроструктурные параметры для внешней и внутренней поверхностей трубопровода

Анализ данных показывает, что все параметры микроструктуры, а также прочностные характеристики металла наружной и внутренней поверхностей трубопровода отличаются незначительно, кроме степени упорядоченности ориентаций областей. Большая упорядоченность, с одной стороны ведёт к упрочнению, но с другой – к хрупкости металла и увеличению вероятности появления микротрещин. Поэтому прогноз прочностных характеристик металла трубопровода должен учитывать направленность зёрен как внешней, так и внутренней поверхностей.

Блок-схемы вычисления псевдоградиента целевых функций идентификации

В данном приложении кратко рассмотрены основные БСА модулей, предназначенных для реализации разработанного метода псеводградиентной идентификации.

1. Модуль вычисления псевдоградиента среднего квадрата разности яркостей

Рассмотрим БСА вычисления псевдоградиента СКРЯ. Алгоритм вычисления приведен на рисунке Б.1.

В качестве исходных величин для расчета принимаются данные (рисунок 4.11 параграфа 4.3) из блоков 1 и 2, а именно изображения исследуемого объекта и шаблона, параметры изображений: линейные размеры изображений L_x, L_y и координаты центра изображений x_0, y_0 , ОЛВ μ , а также оценки параметров идентификации $\hat{\alpha}_{t-1} = (\hat{h}_{x_{t-1}}, \hat{h}_{y_{t-1}}, \hat{\phi}_{t-1}, \hat{\kappa}_{t-1})^T$, полученные на предыдущей итерации МПГИ. Кроме того, в блоке 5.1 принимаются дополнительные параметры: приращения $\Delta x, \Delta y$ и, если оценка осуществляется возле границ объектов, координаты точек внешнего периметра шаблонов $\{x, y\}_{\Pi}$ [130].

В блоке 6.2. происходит обнуление (сброс) переменных параметров, таких как координаты точек локальной выборки (ЛВ), вектор переменных $\overline{\beta}_{\alpha} = (\beta_{hx}, \beta_{hx}, \beta_{\phi}, \beta_{\kappa})$, значения приращений dzdx и dzdy в точках ЛВ, а также значения МО $m_{\Delta Z}(t)$ и дисперсии $D_{\Lambda Z}(t)$ оценок разности между изображениями [130].

В блоке 6.3 задается единичное начальное значение ЛВ: M = 1 и организуется цикл по M. В блоке 6.4 происходит определение способа получения точек для ОЛВ, в зависимости от выбора оператора [130].

В блоке 6.5 точки для ЛВ на шаблоне выбираются случайным образом из всего изображения, а в блоке 6.6 точки для ЛВ выбираются случайным образом из ограниченной области возле внешнего периметра эталонного объекта, в пределах размера маски фильтра, применимого для размытия границ бинарных изображений [130]:

$$(x, y) = Rand \{x, y\}_n + Rand \Delta.$$

В блоке 6.7 для выбранной на шаблоне точки ЛВ с координатами (x, y) происходит вычисление её интерполяции (\tilde{x}, \tilde{y}) по модели подобия [130]:

$$\widetilde{x} = x_0 + \widehat{\kappa}_{t-1} \left((x - x_0) \cos \widehat{\phi}_{t-1} - (y - y_0) \sin \widehat{\phi}_{t-1} \right) + \widehat{h}_{x_{t-1}},
\widetilde{y} = x_0 + \widehat{\kappa}_{t-1} \left((x - x_0) \sin \widehat{\phi}_{t-1} + (y - y_0) \cos \widehat{\phi}_{t-1} \right) + \widehat{h}_{y_{t-1}}.$$
(5.1)



Рисунок Б.1 – Структура модуля вычисления псевдоградиента СКРЯ

В блоке 6.8 вычисляются приращённые координаты: $x_L = \tilde{x} - \Delta x; \ y_L = \tilde{y} - \Delta y; \ x_R = \tilde{x} + \Delta x; \ y_R = \tilde{y} + \Delta y.$ Далее в блоке 6.9 проверяется условие о принадлежности координат $(\tilde{x}, \tilde{y}), (x_L, \tilde{y}), (x_R, \tilde{y}), (\tilde{x}, y_L)$ и (\tilde{x}, \tilde{y}_R) изображению с исследуемым объектом \mathbf{Z}° , и если хотя бы одна из точек вышла за пределы изображения \mathbf{Z}° , то посредством блока 6.5 или 6.6 на шаблоне \mathbf{Z}^{m} выбирается новая точка (x, y) [87, 130].

Если координаты принадлежат исследуемому изображению \mathbf{Z}° , в блоке 6.10 рассчитываются значения яркостей в выбранных точках для шаблона $z_M^{\mathrm{m}} = z^{\mathrm{m}}(x, y)$ и изображения исследуемого объекта $\tilde{z}_M^{\circ} = z^{\circ}(\tilde{x}, \tilde{y})$. А также вычисляются значения яркости в соответствующих координатах для изображения исследуемого объекта: $\tilde{z}(x_L) = z^{\circ}(x_L, \tilde{y}), \tilde{z}(x_R) = z^{\circ}(x_R, \tilde{y}), \tilde{z}(y_L) = z^{\circ}(\tilde{x}, y_L), \tilde{z}(y_R) = z^{\circ}(\tilde{x}, y_R)$. [130]

В блоке 6.11 происходит сравнение результата разности яркостей $\Delta z = \tilde{z}_M^{\text{o}} - z_M^{\text{m}}$ с нулём. В случае если результат равен нулю, то посредством блока 6.5 или 6.6 на шаблоне \mathbf{Z}^{m} выбирается новая точка (*x*, *y*) [130].

Если результат не равен нулю, то в блоке 6.12 происходит вычисление значений приращений:

$$dzdx = \frac{\tilde{z}(x_R) - \tilde{z}(x_L)}{\Delta x}; \quad dzdy = \frac{\tilde{z}(y_R) - \tilde{z}(y_L)}{\Delta y}.$$
 (Б.2)

На этом этапе также вычисляются значения МО $m_{\Delta Z}(t) = m_{\Delta Z}(t) + \Delta z$ и дисперсии $D_{\Delta Z}(t) = D_{\Delta Z}(t) + (\Delta z)^2$ разностей яркостей между изображениями в выбранных координатах. Сумма этих величин служит оценкой МО и дисперсии в зависимости от выбранного способа псевдоградиентной идентификации.

В блоке 6.13 вычисляются переменные $dxd\alpha$ и $dyd\alpha$ как значения производных $\frac{\partial x}{\partial \alpha}$

и $\frac{\partial y}{\partial \alpha}$, которые зависят от принятой модели ГД. Так, при модели подобия в точке (\tilde{x}, \tilde{y})

получаем:

для угла поворота:

$$\frac{\partial \tilde{x}}{\partial \varphi} = \hat{\kappa}_{t-1} ((x - x_0) \sin \hat{\varphi}_{t-1} - (y - y_0) \cos \hat{\varphi}_{t-1}),$$

$$\frac{\partial \tilde{y}}{\partial \varphi} = \hat{\kappa}_{t-1} ((x - x_0) \cos \hat{\varphi}_{t-1} + (y - y_0) \sin \hat{\varphi}_{t-1});$$
(Б.3)

для сдвига по оси x:

$$\frac{\partial \tilde{x}}{\partial h_x} = 1, \ \frac{\partial \tilde{y}}{\partial h_x} = 0; \tag{5.4}$$

для сдвига по оси у:

$$\frac{\partial \tilde{x}}{\partial h_{y}} = 0, \ \frac{\partial \tilde{y}}{\partial h_{y}} = 1; \tag{E.5}$$

для коэффициента масштаба:

$$\frac{\partial \widetilde{x}}{\partial \kappa} = (x - x_0) \cos \hat{\varphi}_{t-1} - (y - y_0) \sin \hat{\varphi}_{t-1},$$

$$\frac{\partial \widetilde{y}}{\partial \kappa} = (x - x_0) \sin \hat{\varphi}_{t-1} + (y - y_0) \cos \hat{\varphi}_{t-1}.$$
(5.6)

В блоке 6.14 изменяется значение переменной β_α, для каждого исследуемого параметра:

$$\beta_{\alpha} = \beta_{\alpha} + \Delta z (dz dx \cdot dx d\alpha + dz dy \cdot dy d\alpha), \tag{E.7}$$

что соответствует M -у слагаемому суммы:

- для сдвига по вертикали: $\beta_{hx} = \beta_{hx} + \Delta z \cdot dz dh_x$;
- для сдвига по горизонтали: $\beta_{hy} = \beta_{hy} + \Delta z \cdot dz dh_y$;
- для угла поворота: $\beta_{\phi} = \beta_{\phi} + \Delta z \cdot dz d\phi;$
- для коэффициента масштаба: $\beta_{\kappa} = \beta_{\kappa} + \Delta z \cdot dz d\kappa$.

Переменная M, соответствующая текущему ОЛВ, увеличивается в блоке 6.15 на единицу. Если заданный ОЛВ не достигнут, то происходит переход в блок 6.3 и цикл по M повторяется (что обеспечивается блоком 6.16), в противном случае в блоке 6.17 вычисляется псевдоградиент: $\beta_{\alpha} = \beta_{\alpha}/\mu$. Также в блоке 6.17 вычисляются итоговые значения МО $m_{\Delta Z}(t) = m_{\Delta Z}(t)/\mu$ и СКО $\hat{\sigma}_{\Delta Z}(t) = \sqrt{D_{\Delta Z}(t)/\mu}$ оценки разностей яркостей между исследуемым интерполированным изображением и шаблоном [130, 87].

2. Модуль вычисления псевдоградиента коэффициента корреляции яркостей

Схожим образом происходит вычисление псевдоградиента ККЯ (рисунок Б.2). Блоки 7.1 – 7.13 выполняют функции, аналогичные функциям блоков 6.1 – 6.13.

В блоках 7.14-7.15 изменяются значения переменных: $dzd\alpha_i$ – на $S_{dzd\alpha i}$, $z dz d\alpha_i$ – на $S_{dzd\alpha i z}$, $\tilde{z} dz d\alpha_i$ – на $S_{dzd\alpha i \tilde{z}}$, а в блоке 7.16: $\tilde{z}z$ – на $S_{\tilde{z}z}$, \tilde{z} – на $S_{\tilde{z}}$, z – на $S_{\tilde{z}}$,

$$S_{dzd\alpha} \approx \sum_{l=1}^{\mu} \frac{\partial \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}}{\partial \alpha}, S_{dzd\alpha i z} \approx \sum_{l=1}^{\mu} \frac{\partial \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}}{\partial \alpha_i} z_{\bar{j}l}^{(2)}, S_{dzd\alpha i \bar{z}} \approx \sum_{l=1}^{\mu} \frac{\partial \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}}{\partial \alpha_i} \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)},$$

$$S_{\bar{z}z} \approx \sum_{l=1}^{\mu} \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)} z_{\bar{j}l}^{(2)}, S_{\bar{z}} \approx \sum_{l=1}^{\mu} \tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)}, S_{\bar{z}^2} \approx \sum_{l=1}^{\mu} \left(\tilde{z}_{\bar{j}l}^{(1)} \right)^2, S_{z^2} \approx \sum_{l=1}^{\mu} z_{\bar{j}l}^{(2)}.$$
(B.8)



Рисунок Б.2 – Структура модуля вычисления псевдоградиента ККЯ

Далее, как и в случае СКРЯ, переменная M увеличивается в блоке 7.17 на единицу, а в блоке 7.18 проверяется условие достижения заданного μ . В блоке 6.19 вычисляются дисперсии изображений \mathbf{Z}° и $\mathbf{Z}^{\scriptscriptstyle III}$ $\sigma_{_{\tau^{\circ}}}$ и $\sigma_{_{\tau^{\circ}}}$ [87, 130]:

$$\hat{\sigma}_{z^{\circ}}^{2} = \frac{S_{\bar{z}^{\circ}} - \frac{1}{\mu} (S_{\bar{z}})^{2}}{\mu - 1}, \ \hat{\sigma}_{z^{\text{III}}}^{2} = \frac{S_{z^{\text{III}}} - \frac{1}{\mu} (S_{z})^{2}}{\mu - 1}.$$
(Б.9)

_

Также в данном блоке вычисляются итоговые значения, используемые для построения графиков [130]

В блоке 7.20 рассчитываются компоненты псевдоградиента: для сдвига по вертикали [87, 130]:

$$\beta_{hx} = \frac{1}{2\mu\sigma_{z^{u}}^{3}\sigma_{z^{o}}} \begin{bmatrix} \left(S_{dzdhx\,z} - \frac{1}{\mu}S_{dzdhx}S_{z}\right)\sigma_{z^{u}} - \\ -\frac{1}{\mu-1}\left(S_{\bar{z}z} - \frac{1}{\mu}S_{\bar{z}}S_{z}\right)\left(S_{dzdhx\,\bar{z}} - \frac{1}{\mu}S_{\bar{z}}S_{dzdhx}\right) \end{bmatrix};$$
(5.10)

для сдвига по горизонтали:

$$\beta_{hy} = \frac{1}{2\mu\sigma_{z^{m}}^{3}\sigma_{z^{0}}} \left[\left(S_{dzdhyz} - \frac{1}{\mu}S_{dzdhy}S_{z} \right) \sigma_{z^{m}} - \frac{1}{\mu}S_{zz} - \frac{1}{\mu}S_{zz}S_{z} \right] \left(S_{dzdhyz} - \frac{1}{\mu}S_{zz}S_{dzdhy} \right) \right];$$
(5.11)

для угла поворота:

$$\beta_{\phi} = \frac{1}{2\mu\sigma_{z^{m}}^{3}\sigma_{z^{0}}} \left[\begin{pmatrix} S_{dzd\phi z} - \frac{1}{\mu}S_{dzd\phi}S_{z} \end{pmatrix} \sigma_{z^{m}} - \frac{1}{\mu}S_{zz} - \frac{1}{\mu}S_{z}S_{z} \end{pmatrix} \left(S_{dzd\phi z} - \frac{1}{\mu}S_{z}S_{dzd\phi} \right) \right];$$
(5.12)

для коэффициента масштаба:

$$\beta_{\kappa} = \frac{1}{2\mu\sigma_{z^{m}}^{3}\sigma_{z^{o}}} \left[\begin{pmatrix} S_{dzd\kappa z} - \frac{1}{\mu}S_{dzd\kappa}S_{z} \end{pmatrix} \sigma_{z^{m}} - \frac{1}{\mu}S_{zz} \\ -\frac{1}{\mu-1} \left(S_{zz} - \frac{1}{\mu}S_{z}S_{z} \right) \left(S_{dzd\kappa z} - \frac{1}{\mu}S_{z}S_{dzd\kappa} \right) \right].$$
(5.13)

Приложение В

Акты внедрения



«Разработка адаптивных псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях».

Комиссия ООО «Телеком.ру» в составе

Председателя комиссии:

- Начальник отдела ИТ Камчаров А.А.

Членов комиссии:

- Начальник отдела телекоммуникаций Лакеев М.П.

- Сетевого администратора Мороз А.К.

Комиссия составила настоящий акт о том, ООО «Телеком.ру» использовал результаты диссертационной работы Магдеева Р.Г. (Распоряжение ИТ директора от 12.03.2025г), а именно метод идентификации объектов на изображении, основанный на базе численного аппарата безыдентификационной псевдоградиентной адаптации. Указанный метод был использован для идентификации типов транспортных средств при решении задачи автоматического расчета загруженности улиц города Ульяновска, в частности в районе проспекта Ульяновский, дом №1.

Результаты метода показали высокую достоверность при идентификации транспортных средств. Метод был рекомендован к использованию и на других участках автомобильных дорог, подлежащих мониторингу.

Комиссия отмечает научную новизну и практическую значимость использованных результатов диссертационной работы Магдеева Р.Г.

Председатель комиссии

Начальник отдела ИТ

Члены комиссии:

Начальника отдела телекоммуникаций

Сетевой администратор

/ Камчаров А.А. / / Лакеев М.П./ / Мороз А.К. /

Общество с ограниченной ответственностью «ИНТЕГРА» 432027, Ульяновск, Р. Люксембург, 41/57, тел. (8422) 43-61-81 ИНН 7325109363 ОГРН 1117325011760

ИНТЕГРА



о внедрение результатов диссертационной работы Магдеева Р. Г. «Разработка адаптивных псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов на бинарных и

полутоновых изображениях».

Комиссия ООО «ИНТЕГРА» в составе Председателя комиссии:

- Технический директор Майоров А.В.

Членов комиссии:

- Инженер Ларин О.Г.

- Инженер Шумаков Е.В.

составила настоящий акт о том, что ООО «ИНТЕГРА» были использованы результаты диссертационной работы Магдеева Р.Г., а именно методика определения микроструктурных параметров низкоуглеродистой стали по металлографическим изображениям и разработанный на его основе программный комплекс.

Данная методика и программный комплекс были принята к использованию, на основании приказа №19 от «26» сентября 2023 г. Указанная методика и программные средства были использованы для определения состояния стальных нефтяных трубопроводов на месторождениях Барановское и Варваровское Ульяновского филиала ПАО НК «РуссНефть». Результаты методики показали высокую достоверность при определении микроструктурных параметров трубных сталей, что позволило оценить их прочностные характеристики.

Комиссия отмечает научную новизну и практическую значимость использованных результатов диссертационной работы Магдеева Р.Г.

Председатель комиссии

Технический директор

Члены комиссии:

Должность

Должность

Майоров А.В./ Ларин О.Г./ Шумаков Е.В./

Общество с ограниченной ответственностью «НПП Русмодуль»

Адрес: 630082, Новосибирская область, г Новосибирск, ул. Дачная, дом 60а, помещение №103

ИНН 5402063419, КПП 540201001 Р/с 40702810901600013410 в АО «Альфа-Банк», БИК 044525593, К/с 3010181020000000593 в ГУ БАНКА РОССИИ ПО ЦФО

AKT

о внедрение результатов диссертационной работы Магдеева Р.Г.

«Разработка адаптивных псевдоградиентных алгоритмов идентификации объектов на бинарных и полутоновых изображениях», в ООО «НПП Русмодуль» (г. Новосибирск)

Комиссия ООО «НПП Русмодуль» в составе:

Председатель комиссии:

- Директор Белкин И.А.

Члены комиссии:

- Технический директор Горин А.С.

НПП ПРОИЗВОДСТВО

усмодуль

- инженер-конструктор Вырослова С.А.
- инженер программист Поморцев С.А.

Комиссия составила настоящий акт о том, что результаты диссертационной работы Магдеева Р.Г., а именно алгоритм псевдоградиентной идентификации объектов на полутоновых изображениях, был апробирован в производственном процессе ООО «НПП Русмодуль» (Приказ директора об испытаниях №4 от 15.11.2024г) для выходного контроля качества монтажа оптических компонентов на печатной плате. Результаты применения указанного алгоритма показали высокую достоверность (точность распознавания отклонений до 98%) и рекомендованы для внедрения на производстве.

Комиссия отмечает научную новизну и практическую значимость использованных результатов диссертационной работы Магдеева Р.Г.

Председатель комиссии

Директор

Члены комиссии:

Технический директор

Инженер-конструктор

Инженер программист

