

ФЕДЕРАЛЬНОЕ АГЕНТСТВО ПО ОБРАЗОВАНИЮ
Государственное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
ВЛАДИМИРСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ

На правах рукописи

Гай

ГАЙ ВАСИЛИЙ ЕВГЕНЬЕВИЧ

АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ
МНОГОМАСШТАБНЫХ МОДЕЛЕЙ ДЛЯ КОНТРОЛЯ КАЧЕСТВА
ПРОДУКЦИИ МАШИНОСТРОИТЕЛЬНОГО ПРЕДПРИЯТИЯ

Специальность: 05.13.17 – Теоретические основы информатики
(технические науки)

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
кандидат технических наук, доцент
А. Л. Жизняков

Владимир 2009

Содержание

Введение.....	5
ГЛАВА 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ СТРУКТУР МЕТАЛЛОВ	11
1.1. Особенности исследуемых структур металлов и сплавов.....	11
1.2. Методы исследования изображений структур	14
1.2.1. Экспертный метод.....	14
1.2.2. Автоматизированный подход к исследованию	16
1.3. Многомасштабный подход в обработке изображений	25
1.3.1. Реализация многомасштабного разложения изображения	25
1.3.2. Свойства многомасштабного представления изображений	30
1.3.3. Обзор способов построения многомасштабного представления изображения	32
1.3.4. Постановка задачи построения многомасштабного представления изображений с переменным коэффициентом изменения масштаба	36
1.4. Математические модели многомасштабного представления изображений	40
1.4.1. Обзор математических моделей многомасштабного представления изображений	45
1.4.2. Постановка задачи разработки многомасштабных моделей изображений.....	48
Выводы по главе 1 и постановка задач исследования	49
ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МНОГОМАСШТАБНЫХ МОДЕЛЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ	53
2.1. Анализ зависимостей между элементами многомасштабного представления изображений.....	53
2.1.1. Использование условных и совместных гистограмм для анализа зависимостей между отсчётами многомасштабной последовательности	54
2.1.2. Анализ зависимостей между отсчётами многомасштабной последовательности на основе взаимной информации.....	56
2.2. Разработка алгоритмов построения многомасштабного представления изображения	60
2.2.1. Построение последовательности приближений на основе величины взаимной информации	60

2.2.2. Построение последовательности приближений на основе анализа массива величин взаимной информации	62
2.2.3. Построение последовательности дополнений	66
2.3. Выбор окрестности отсчёта элемента многомасштабной последовательности	68
2.3.1. Алгоритм выбора окрестности на основе взаимной информации	68
2.3.2. Тестовый эксперимент	70
2.4. Особенности использования многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба в алгоритмах обработки многомасштабных данных	75
2.4.1. Описание связей между элементами многомасштабной последовательности	75
2.4.2. Выравнивание размеров элементов многомасштабной последовательности	77
2.4.3. Взаимное влияние отсчётов многомасштабной последовательности	78
2.5. Разработка многомасштабных моделей изображений	80
2.5.1. Модифицированная модель многомасштабного марковского случайного поля	80
2.5.2. Модифицированная модель скрытого марковского дерева	82
2.5.3. Выбор окрестности многомасштабной последовательности	85
2.6. Генерация изображений	87
2.6.1. Генерация изображений на базе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля	87
2.6.2. Генерация изображений на базе модифицированной модели скрытого марковского дерева	88
Выводы по главе 2	91
ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МНОГОМАСШТАБНЫХ МОДЕЛЕЙ	93
3.1. Разработка алгоритмов сегментации изображений	93
3.1.1. Оценка качества работы алгоритмов сегментации изображений	93
3.1.2. Алгоритм сегментации изображений на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля	94
3.1.3. Алгоритм сегментации изображений на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева	98

3.2. Разработка алгоритмов восстановления изображений	104
3.2.1. Оценка качества работы алгоритмов восстановления изображений.....	104
3.2.2. Алгоритм восстановления изображений на основе модифцированной модели многомасштабного марковского случайного поля.....	104
3.2.3. Восстановление изображений на основе модифцированной модели скрытого марковского дерева	109
Выводы по главе 3	112
ГЛАВА 4. ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ МОДЕЛЕЙ И АЛГОРИТМОВ.....	114
4.1. Разработка алгоритмов анализа изображений структуры металла	114
4.1.1. Оценка размера зерна	114
4.1.2. Определение удельной поверхности раздела.....	116
4.1.3. Вычисление количественного соотношения фаз в сплаве.....	118
4.1.4. Оценка глубины обезуглероженного слоя.....	120
4.1.5. Исследование изображений усталостных изломов	126
4.2. Разработка автоматизированной подсистемы анализа изображений структуры металлов и сплавов.....	129
Выводы по главе 4	132
Заключение	134
Библиографический список	135
ПРИЛОЖЕНИЕ А	149
ПРИЛОЖЕНИЕ Б.....	158

Введение

Актуальность работы. Активное развитие науки и техники в настоящее время приводит к созданию систем обработки всевозможных видов информации. Достаточно интенсивно в различных областях деятельности человека используется визуальная информация. Анализ визуальной информации, т. е. изображений, выполняется на промышленных предприятиях при осуществлении контроля качества изделий, в медицинских учреждениях при диагностике различных заболеваний, в робототехнике, системах безопасности, при контроле дорожного движения и т. д.

В связи с этим возникает необходимость в разработке систем обработки и анализа изображений. Важно отметить, что на сегодняшний день создано большое количество алгоритмов обработки изображений, основанных на различных подходах. При этом актуальной является задача разработки новых алгоритмов обработки изображений.

Одним из возможных видов представления изображения, который используется в системах обработки изображений, является многомасштабное представление, позволяющее выполнить иерархический, многоступенчатый анализ объектов изображения. В этом случае, важной является задача разработки алгоритмов построения такого многомасштабного представления, которое наилучшим образом позволяет характеризовать многомасштабную структуру изображения.

Для повышения эффективности работы, алгоритмы обработки изображений в качестве исходных данных помимо изображения используют некоторую его модель. Модель изображения позволяет сжато представить информацию об исходном изображении в виде набора значений своих параметров. Введение математического описания многомасштабного представления изображения позволяет перейти к многомасштабным моделям изображений. Такие модели описывают различного рода взаимосвязи между элементами многомасштабного представления.

Несмотря на все достоинства разработанных на настоящий момент времени многомасштабных моделей изображений, актуальной остаётся задача повышения точности описания многомасштабной моделью исходных данных.

Цель работы. Разработка алгоритмов обработки изображений, основанных на математических моделях многомасштабного представления изображений, и их использование при решении производственных задач.

Исходя из цели работы, задачами исследования являются:

1. Обзор и анализ способов построения многомасштабного представления изображений.
2. Обзор и анализ математических моделей многомасштабного представления изображений и алгоритмов обработки многомасштабных данных.
3. Разработка новых алгоритмов построения многомасштабного представления изображений.
4. Построение новых математических моделей многомасштабного представления изображений.
5. Разработка новых алгоритмов обработки изображений на основе предложенных многомасштабных моделей изображений.

В процессе решения задач были использованы труды С. Абламейко, Т. Блу, В. Воробьева, М. Викерхаузера, Р. Вудса, Р. Гонсалеса, В. Грибунина, У. Гренандера, И. Гуревича, И. Добеши, Г. Евангелиста, Ю. Журавлева, В. Киричука, В. Кондратьева, Л. Новикова, С. Малла, П. Ошера, У. Прэтта, С. Садыкова, И. Селезник, В. Сергеева, В. Сойфера, В. Титова, В. Утробина, К. Фу, Я. Фурмана, К. Чуи, Л. Ярославского и др.

Методы исследования. В работе использованы методы дискретной математики, основные понятия теории множеств, методы цифровой обработки сигналов и изображений, теории вероятностей и математической статистики, теории информации, методы теории вейвлет - преобразования.

Научная новизна.

В процессе проведения исследований получены следующие новые результаты:

1. Математические модели многомасштабного представления изображений, основанные на использовании набора переменных коэффициентов изменения масштаба и окрестности элементов изображения с настраиваемой конфигурацией.

2. Методика описания связей между элементами изображений последовательности с переменным коэффициентом изменения масштаба.

3. Алгоритмы формирования многомасштабного представления изображений, отличающиеся возможностью выбора набора коэффициентов изменения масштаба. Новизна разработанных устройств, реализующих предложенные алгоритмы, подтверждается пятью патентами на полезные модели.

4. Алгоритм выбора окрестности элемента изображения многомасштабной последовательности, позволяющей более полно учитывать свойства анализируемого изображения.

5. Алгоритмы обработки и анализа изображений, разработанные на основе предложенных моделей.

Практическая ценность работы.

1. Предложенные алгоритмы формирования многомасштабного представления изображения, за счёт учёта особенностей анализируемого изображения, позволяют улучшить результаты работы многомасштабных алгоритмов обработки изображений.

2. Использование в алгоритмах обработки многомасштабных данных окрестности с настраиваемой конфигурацией позволяет повысить точность работы алгоритмов.

3. Разработанные математические модели многомасштабного представления изображений и алгоритмы обработки изображений позволяют увеличить точность сегментации и восстановления изображений.

4. Разработанные алгоритмы обработки и анализа изображений позволяют выполнять оценку параметров микро- и макроструктуры металлов и сплавов.

Реализация результатов исследований. Разработанные алгоритмы и программы внедрены в центральной заводской лаборатории ОАО "ПО МуромМаш Завод", г. Муром, и в отделе технического контроля ООО «Муромский завод

трубопроводной арматуры», г. Муром, где используются при анализе микро- и макроструктуры металлов и сплавов.

Работа выполнена на кафедре «Информационные системы» Муромского института Владимирского государственного университета по государственной бюджетной теме №340/98 "Разработка методов, устройств и систем автоматизированной обработки видеоинформации".

На защиту выносятся следующие результаты работы:

1. Математические модели многомасштабного представления изображения.
2. Алгоритмы построения многомасштабного представления изображений.
3. Алгоритм выбора окрестности элемента многомасштабного представления изображения.
4. Алгоритмы восстановления и сегментации изображений, разработанные на основе предложенных моделей.
5. Результаты экспериментальных исследований.
6. Автоматизированная система анализа изображений микро- и макроструктуры металлов и сплавов.

Апробация работы.

Диссертационная работа и отдельные ее части докладывались и обсуждались на: 8, 9-й международной конференции «Распознавание образов и анализ изображений» (г. Йошкар-Ола, 2007 г., г. Нижний новгород, 2008 г.), 8, 9, 10-й международных конференциях «Цифровая обработка и анализ сигналов» (г. Москва, 2006 г. – 2008 г.), VIII международной научно-технической конференции «Распознавание – 2008» (г. Курск, 2008 г.), IX международной конференции «Интеллектуальные системы и компьютерные науки» (г. Москва, 2006 г.), VIII международной научно-технической конференции «Искусственный интеллект-2007» (пос. Дивноморское, 2007 г.), XXXIII международной конференции «Информационные технологии в науке, социологии, экономике и бизнесе» (г. Ялта, 2006 г.), международной научно-технической конференции «Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекомму-

никаций» (г. Рязань, 2005 г.), международной научно-технической конференции «Автоматизированная подготовка машиностроительного производства, технология и надежность машин, приборов и оборудования» (г. Вологда, 2005 г.), XXXII международной молодежной научной конференции «Гагаринские чтения» (г. Москва, 2006 г.), международной научной школе и конференции «Фундаментальное и прикладное материаловедение» (г. Барнаул, 2007 г.), Международной научно-технической конференции «Фундаментальные проблемы радиоэлектронного приборостроения» (г. Москва, 2006 г.), V Международной научно-технической конференции «Информационно-вычислительные технологии и их приложения» (г. Пенза, 2006 г.), научных конференциях преподавателей МИВлГУ (г. Муром, 2007 г., 2008 г.).

Личный вклад автора. Все приведенные в диссертации результаты получены автором лично. Постановка цели работы и основных задач исследования выполнена совместно с научным руководителем Жизняковым А. Л. В статье [71] основная идея принадлежит Фомину А.А. В остальных работах, опубликованных в соавторстве, автору принадлежит решение поставленной задачи, алгоритмическая и программная реализация решения, обработка результатов численных экспериментов. Практическая реализация изобретений и алгоритмов зарегистрированных программ выполнена автором.

Публикации. По теме диссертационной работы опубликовано 49 печатных работ, в том числе 28 статей, 5 из которых в журналах из перечня ВАК Министерства образования и науки РФ, 1 учебное пособие, 9 патентов и свидетельств об официальной регистрации программ.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 135 наименования и приложений. Общий объем диссертации 159 страниц, в том числе 130 страниц основного текста, 14 страниц списка литературы, 11 страниц приложений, 17 таблиц, 71 рисунок.

Краткое содержание работы.

Во введении обоснована актуальность темы, сформулированы цель и основные задачи исследования, показаны научная новизна и практическая цен-

ность работы, приведены основные положения, выносимые на защиту.

В первой главе рассматривается задача контроля качества структуры металлов и сплавов на основе металлографического метода, выполняется обзор способов автоматизации решения данной задачи на основе алгоритмов и методов цифровой обработки изображений. Приводятся теоретические основы многомасштабного представления изображений, рассматриваются математические модели многомасштабного представления, осуществляется постановка задач исследования.

Во второй главе выполняется анализ зависимостей между элементами многомасштабного представления изображения. Производится разработка новых алгоритмов для построения многомасштабного представления изображений. Предлагается алгоритм выбора окрестности отсчёта многомасштабного представления изображения. Рассматриваются особенности использования многомасштабного представления изображения, построенного с переменным коэффициентом масштаба, в алгоритмах обработки многомасштабных данных. Предлагаются новые математические модели многомасштабного представления изображений. Приводятся результаты экспериментов по проверке адекватности разработанных моделей многомасштабным представлениям реальных цифровых полутоновых изображений.

В третьей главе на основе предложенных моделей разрабатываются алгоритмы сегментации и восстановления изображений. Выполняется исследование разработанных алгоритмов.

В четвёртой главе рассматривается возможность практического применения разработанных алгоритмов обработки изображений для обработки и анализа изображений микро- и макроструктуры металлов и сплавов.

В заключении сформулированы основные результаты, полученные в ходе выполнения диссертационной работы.

В приложении приводятся копии патентных документов, свидетельств об официальной регистрации программ для ЭВМ и копии актов о реализации научных положений и выводов диссертационной работы.

ГЛАВА 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ МЕТОДОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ СТРУКТУР МЕТАЛЛОВ

1.1. Особенности исследуемых структур металлов и сплавов

В настоящее время машиностроение является активно развивающейся отраслью промышленности. Одной из главных задач машиностроительного производства является обеспечение и повышение качества выпускаемой продукции. При решении этой задачи важная роль отводится контролю качества продукции на всех этапах производства. Целью контроля качества является проверка соответствия показателей качества установленным требованиям.

В общем случае под качеством, в соответствии со стандартом ГОСТ Р ИСО 9001-2001 [37], понимают степень соответствия совокупности присущих характеристик продукции требованиям, а контролем качества называют процедуру оценивания соответствия путем наблюдения и суждений, сопровождаемых соответствующими измерениями, испытаниями или калибровкой.

На машиностроительных предприятиях для решения задачи контроля качества, обычно, организованы два подразделения:

- 1) Отдел технического контроля.
- 2) Центральная заводская лаборатория.

Одной из главных задач отдела технического контроля является предотвращение выпуска продукции, не соответствующей требованиям ГОСТов и ТУ.

Основными функциями центральной заводской лаборатории являются:

- 1) Проведение на предприятии исследовательских работ в области технологии, направленных на обеспечение выполнения производственных планов в цехах предприятия при высоком качестве выпускаемой продукции.
- 2) Анализ качества применяемых предприятием основных и вспомогательных материалов, топлива, полуфабрикатов, деталей и узлов, составление заключений о соответствии их ГОСТам и техническим условиям.

В состав ЦЗЛ входят различные лаборатории (например, лаборатория металловедения, химическая лаборатория и т. д.), сотрудники которых, для определения свойств и оценки качества продукции используют методы, описанные в ГОСТах и технических условиях. Одним из таких методов является металлографический метод контроля. На его основе обнаруживают и исследуют состояние и изменение структуры металлов, микро- и макродефекты производственно-технологического и эксплуатационного происхождения [59].

При проведении визуального контроля выполняется:

- 1) Подготовка образца изделия для анализа.
- 2) Регистрация изображения поверхности образца.
- 3) Анализ полученного изображения.

Под непрерывным изображением понимается двумерная функция $F(x, y)$, где x и y - пространственные координаты, а значение функции для каждой пары координат (x, y) называется интенсивностью или яркостью изображения в точке. Под дискретным изображением понимается двумерный набор отсчётов $\{f[x, y]\}$, полученный выборкой значений непрерывного изображения F . Дискретное изображение f может быть представлено как сумма произведений дельта - функций Дирака, локализованных в узлах прямоугольной решётки и $F(x, y)$ [9, 45, 66, 70]:

$$f[x, y] = \sum_{o_x=-\infty}^{+\infty} \sum_{o_y=-\infty}^{+\infty} F(o_x \cdot ST_x, o_y \cdot ST_y) \cdot \delta(x - o_x \cdot ST_x) \cdot \delta(y - o_y \cdot ST_y),$$

где ST_x , ST_y - шаги выборки вдоль осей OX и OY для бесконечной прямоугольной решётки значений.

Необходимо отметить, что в процессе регистрации изображение может быть искажено шумом. Искажение изображения снижает точность оценки параметров структуры металла.

К основным задачам металлографического контроля качества металлоизделий, которые заключаются в анализе изображения структуры, относятся:

1) Исследование макроструктуры. Макроструктура изделия изучается путём анализа изображения поверхности специально подготовленных образцов (макрошлифов) или изломов невооружённым глазом или при небольших увеличениях до 50 раз.

2) Исследование микроструктуры. Микроструктура изделия изучается путём анализа изображения поверхности специально подготовленных образцов (микрошлифов) при помощи оптического микроскопа с увеличением от 30-50 до 1500-2000 раз.

Макроанализ даёт представление об общем строении металла и позволяет оценить его качество после различных операций металлургического производства, а также различных видов обработки на машиностроительных предприятиях. Этот анализ позволяет выбрать те участки, которые требуют дальнейшего микроскопического исследования.

Целью микроанализа является определение микроструктуры и фазового состава сталей и сплавов, оценка количества, размеров, формы различных фаз. Этот анализ также позволяет установить связь химического состава, условий производства и обработки сплава с его микроструктурой и свойствами.

Характеристики структуры металла оцениваются на основе металлографического метода путём измерения численных параметров структуры по изображению поверхности шлифа. Анализ выполняется с учётом того, что различные структурные составляющие металла обладают различными текстурными и/или яркостными характеристиками. Иногда, для выделения отдельной структурной составляющей образец специально подготавливают (например, выполняют травление образца, используя растворы кислот, щелочей, солей).

Травление образца, вследствие наличия примесей, различных структурных составляющих, дефектных участков структуры, происходит неравномерно. В результате этого, на поверхности появляются углубления, попадая в которые, отраженный свет рассеивается, и эти участки воспринимаются устройством регистрации, как темные, в то время как гладкие, менее сильно травящиеся, участки поверхности кажутся светлыми.

Таким образом, задача оценки параметров структуры металлов и сплавов является одной из актуальных задач возникающей на предприятии машиностроительного профиля. Точность и скорость решения данной задачи определяет эффективность управления производственными процессами на предприятии.

1.2. Методы исследования изображений структур

1.2.1. Экспертный метод

В большинстве случаев, оценка структуры металла производится экспертом путём сопоставления изображения структуры с соответствующими эталонными шкалами, приведёнными в ГОСТах. Шкала состоит из серии схематических изображений структуры металла, при этом от изображения к изображению ступенчато меняется определённая характеристика структуры, например размер зерна, форма графита в чугунах. Оцениваемая структура характеризуется баллом, который относится к ближайшему последующему рисунку шкалы [49]. К экспертным методам исследования также относятся [49]:

1) Анализ по площадям - применяется для оценки: объёмной доли фаз, средней площади сечения частиц различных фаз, распределения микрочастиц фаз по размерам.

2) Точечный метод - используется для определения объёмных долей структурных составляющих или фаз.

3) Линейный анализ - позволяет вычислить средний линейный размер зёрен, удельную поверхность зёрен.

К недостаткам экспертных методов оценки параметров структуры металлов и сплавов относятся:

1) Высокая степень субъективности полученных результатов. Это обусловлено изменчивостью ощущений как у разных операторов, так и у одного и того же оператора.

2) Низкая точность и недостаточная воспроизводимость результата.

3) Ступенчатость оценки структуры. В зависимости от условий производства и обработки материала реальная структура меняется монотонно.

4) Значительные временные затраты на выполнение операций анализа структуры металлов и сплавов. В табл. 1.1 приведены примерные временные затраты на выполнение исследований [48]. Необходимо учитывать, что временные задержки при оценке параметров структуры могут отрицательно сказаться на эффективности управления производственными процессами.

Таблица 1.1. Временные характеристики экспертных методов оценки.

Показатель	Анализ по площадям	Точечный метод	Линейный анализ
Определяемый параметр структуры	Параметр 1	Параметр 2	Параметр 3
Затраты времени на определение объёмной доли при ручном измерении или подсчёт ~ 500 микрочастиц	90-120 мин.	10-20 мин.	30-60 мин.
Затраты времени на определение среднего линейного размера зёрен или частиц, ручное измерение, подсчёт ~ 500 микрочастиц	-	-	10-15 мин.
Затраты времени на определение размерного распределения сечений или длины хорд (измерение ~ 500 микрочастиц)	120-150 мин.	-	60-90 мин.

Параметр 1 - объёмная доля, средняя площадь зерна, распределение по размерам, параметр 2 - объёмная доля, параметр 3 - объёмная доля, средний линейный размер зёрен, среднее свободное расстояние между частицами, удельная поверхность границ зёрен или фаз, относительная удельная поверхность межфазных границ, степень ориентации.

1.2.2. Автоматизированный подход к исследованию

Автоматизированный подход к исследованию изображений структуры металлов, основан на использовании комплекса программных и аппаратных средств. Данный подход, по сравнению с экспертным, позволяет: повысить точность определения параметров структуры, увеличить набор определяемых параметров, уменьшить время обработки изображения.

Задача автоматизации процесса анализа изображения структуры металла носит иерархический характер и включает в себя следующие этапы:

- 1) Предварительная обработка изображения.
- 2) Выделение на изображении структуры объектов интереса.
- 3) Количественная и качественная оценка значений параметров выделенных объектов.

При разработке алгоритмов обработки и анализа изображений структуры металлов и сплавов необходимо учитывать, что анализируемые изображения могут содержать области как приблизительно однородные по яркости, так и области, обладающие различной текстурой.

В процессе формирования цифрового представления изображения структуры металла, при выполнении операций дискретизации и квантования, а также вследствие вибрации фотокамеры, неравномерности движения сканирующего элемента, возможно искажение исходного сигнала [9, 64, 66, 67]. Данные искажения обычно заключаются в появлении на изображении малоконтрастных, смазанных и зашумленных участков. Вследствие этого, одним из обязательных этапов анализа изображения является предварительная обработка изображения.

Процесс искажения изображения может быть записан в виде:

$$g = DEG[f], \quad (1.1)$$

где f - исходное изображение, g - искажённое изображение, $DEG[\bullet]$ - искажающий оператор.

Когда искажение изображения обусловлено исключительно наличием аддитивного шума выражение (1.1) записывается следующим образом:

$$g = f + e. \quad (1.2)$$

На рис. 1.1 приведена схема искажения/восстановления изображения f .

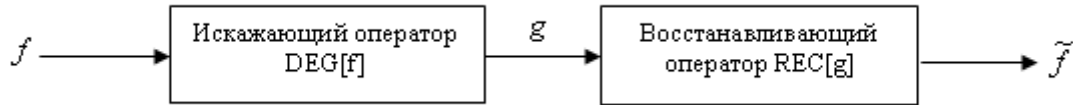


Рис. 1.1. Процесс искажения/восстановления изображения

Задача восстановления изображения состоит в построении приближения

\tilde{f} изображения f по:

- 1) Искажённому изображению g .
- 2) Информации о шуме e .

Операция восстановления изображения может быть записана следующим образом:

$$\tilde{f} = REC[g],$$

где $REC[\bullet]$ - восстанавливающий оператор.

Для решения задачи компенсации искажений используются градационные преобразования изображения, методы видоизменения гистограмм, а также алгоритмы восстановления изображений.

Решение задач восстановления основано на использовании вероятностных моделей изображения и искажений, а также на применении статистических критериев оптимальности. Это связано со случайным характером искажений и необходимостью получить минимальное в среднем отличие результата обработки от «идеального» изображения. Многообразие методов и алгоритмов восстановления изображений связано с наличием большого количества математических моделей изображений и искажений, а также различных критериев оптимальности.

Разработанные подходы к восстановлению изображений, по типу преобразования, которые они применяют к искажённому изображению, можно разделить на:

- 1) Нелинейные - гомоморфная, морфологическая, ранговая и байесова фильтрация [63].

2) Линейные - масочная и винеровская фильтрация [56, 57].

Алгоритм восстановления при оценке величины отсчёта неискажённого изображения выполняет анализ его окрестности, т.е. множества соседних отсчётов. Понятие окрестности является достаточно условным. Окрестность может быть образована ближайшими по изображению отсчётами, также в окрестность могут быть включены отсчёты, значительно удаленные от рассматриваемого. В этом случае, степень влияния далеких и близких отсчётов в процессе восстановления рассматриваемого отсчёта изображения, будет различной. Таким образом, принцип восстановления изображений основывается на рациональном использовании данных, как из анализируемого отсчёта, так и из его окрестности. При этом обычно, используется окрестность, которая выбирается без учёта свойств исходного изображения. Предполагается, что выбор окрестности с учётом особенностей анализируемого изображения позволит повысить эффективность восстановления изображений.

Алгоритмы восстановления изображений обычно специализируются на подавлении какого-то конкретного вида шума. В настоящее время не существует универсальных фильтров, детектирующих и подавляющих все виды шумов. Однако многие шумы можно довольно хорошо приблизить моделью белого гауссова шума, поэтому большинство алгоритмов ориентировано на подавление именно этого вида шума.

В ряде случаев, алгоритмы восстановления изображений могут искажать изображение: размывать границы объектов (в случае медианной фильтрации), изменять яркость объектов, добавлять контура, границы. При решении задачи анализа использование таких подходов к восстановлению неприемлемо, так как на шаге сегментации внесённые искажения могут значительно снизить точность выделения объектов.

Поэтому, к алгоритмам восстановления изображений предъявляются следующие требования:

- 1) Алгоритм, при выполнении обработки изображения, не должен искажать изображение.

2) Алгоритм по ряду субъективных и/или объективных показателей должен улучшать исходное изображение.

3) Алгоритм, при восстановлении изображения, должен учитывать его характерные особенности.

Выделение на изображении структуры металлов объектов выполняется на основе алгоритмов сегментации изображений.

Сегментация является наиболее критической процедурой процесса автоматизации анализа изображений. Задача сегментации изображения состоит в поиске разбиения изображения f на составляющие части или объекты. Если Ξ - сетка изображения, то результатом сегментации должно быть разбиение Ξ на N подобластей $\Xi = \{\Xi[1], \dots, \Xi[N]\}$, причём [65]:

$$1) \bigcup_{i=1}^N \Xi[i] = \Xi.$$

2) $\Xi[i]$ - подмножество узлов сетки, образующие связную область.

3) $\Xi[i] \cap \Xi[j] = 0$ для всех i и j , $i \neq j$.

4) $\xi(\Xi[i])$ есть истина для $i \in [1; N]$.

5) $\xi(\Xi[i] \cup \Xi[j])$ есть ложь для $i \neq j$,

где $\xi(\Xi[i])$ - логический предикат, определённый на узлах сетки $\Xi[i]$. Четвёртое условие определяет свойства, которым должны удовлетворять точки сегментированной области.

Результаты сегментации влияют на все последующие действия, связанные с анализом изображения: представление выделенных объектов и их текстовое описание, измерение признаков, а также другие задачи более высокого уровня (например, классификация объектов).

Большинство существующих алгоритмов сегментации можно отнести к одной из следующих групп:

1) Алгоритмы пороговой обработки [2] - эффективны при существовании стабильных различий в яркостях отдельных областей изображения.

2) Алгоритмы классификации отсчётов изображения [9].

3) Алгоритмы, на основе свойств области - эффективны при наличии устойчивой связности внутри отдельных сегментов [9].

4) Алгоритмы выделения краев области [3, 58] - позволяют качественно решить задачу сегментации в случае, если границы объектов, достаточно четкие и стабильные.

Все указанные алгоритмы приемлемы с точки зрения вычислительных затрат, однако, для каждого из них характерна неоднозначность разметки отсчётов изображения в реальных ситуациях из-за необходимости применения эвристик (выбор порогов совпадения яркостей, окрестностей и т.д.). Также, не все алгоритмы, принадлежащие к указанным группам, устойчивы к наличию на изображении различного рода искажений и дефектов.

Учитывая особенности изображений структуры металлов и сплавов, можно отметить следующее:

1) Алгоритмы пороговой сегментации изображений при обработке таких изображений не дают желаемых результатов. Пороговая сегментация обычно приводит к появлению значительного числа небольших областей, не имеющих реальных прототипов на изображении.

2) Вследствие наличия на изображениях предметной области большого количества перепадов яркостей, алгоритмы выделения краёв областей также не всегда эффективны при решении поставленной задачи.

3) Наиболее качественные результаты при сегментации изображений структуры металлов и сплавов могут быть получены на основе алгоритмов сегментации по критерию однородности на основе текстурных признаков, средней яркости, а также на основе алгоритмов классификации отсчётов. Важное практическое значение имеют алгоритмы сегментации на основе анализа соседних элементов [64].

Необходимо отметить, что от совершенствования средств и методов автоматизированного анализа изображений зависит достоверность и объективность решения задач контроля и управления технологическими процессами обработки металлов.

В связи с этим, является актуальной задача разработки алгоритмов сегментации и восстановления изображений, позволяющих более точно решать указанные задачи обработки изображений за счёт:

- 1) Учёта особенностей изображений предметной области.
- 2) Устойчивости к искажениям изображения различного рода.

Большой вклад в развитие теории цифровой обработки изображений внесли российские учёные: П. Бакут, Ю. Васин, В. Кондратьев, И. Грузман, И. Гуревич, Г. Колмогоров, В. Сергеев, В. Сойфер, А. Спектор, В. Титов, В. Утробин, Я. Фурман, Л. Ярославский, а также зарубежные учёные: Р. Вудс, Р. Гонсалес, Дж. Понс, У. Прэтт, Д. Форсайт, К. Фу.

Повышение производительности алгоритмов обработки изображений может быть достигнуто разными методами, например, оптимизацией существующих алгоритмов, использованием более эффективных численных методов, распараллеливанием, аппаратной реализацией алгоритмов и т. д. Очевидно, что разработка эффективных алгоритмов тесно связана с поиском представления изображения, позволяющем выполнить эффективную обработку.

Реальное изображение обычно содержит связные области примерно одинаковой структуры и яркости, которые, объединяясь, образуют объекты на изображении. В структуре изображения можно выделить множество исследуемых объектов различных размеров и фон. Под фоном понимается множество объектов, не учитываемых при решении поставленной задачи обработки изображений. Если анализируемые объекты имеют малый размер или низкий контраст, то их исследование необходимо проводить при высоком разрешении. Если же они имеют большой размер или высокий контраст, то такие объекты можно изучать при низком разрешении. В случае если на изображении одновременно присутствуют объекты разного размера, полезным может оказаться анализ такого изображения при различных разрешениях, т. е. представление изображения на разных масштабах.

Допустим теперь, что существует последовательность изображений в виде многомасштабной структуры, обладающей следующим свойством: первое

изображение содержит информацию, достаточную для грубой (с низким разрешением) оценки приближения объектов, находящихся на исходном изображении. При добавлении информации из каждого последующего изображения степень детализации постепенно увеличивается, пока исходное изображение не будет восстановлено полностью. Такое представление обладает целым рядом полезных свойств [6, 9, 133]:

1) Многомасштабное представление позволяет выделить быстро и медленно меняющиеся особенности изображения. Полученную информацию об особенностях изображения, в дальнейшем, можно использовать для обработки исследуемого изображения. Так, быстро меняющиеся особенности, относящиеся, преимущественно, к деталям изображения, также могут содержать шумовую составляющую. Анализ и обработка таких особенностей позволяет подавить шум на изображении без искажения границ объектов. Информация о медленно меняющихся особенностях может быть использована при сегментации изображения.

2) Многомасштабный подход, по сравнению с преобразованием Фурье, позволяет одновременно выполнять анализ изображения в частотной и пространственной областях.

3) При использовании многомасштабного представления в алгоритмах обработки изображений возможно итеративное уточнение результатов работы алгоритма при переходе от более грубого уровня разрешения к более точному.

4) Избыточность многомасштабного представления в ряде случаев позволяет повысить точность решения поставленной задачи.

5) Многомасштабное представление изображения может использоваться на различных этапах обработки и анализа изображения, что позволит повысить эффективность решения поставленной задачи анализа изображения.

6) Для изображений, масштаб исследуемых особенностей которых неизвестен, многомасштабное представление является наиболее эффективным представлением.

Таким образом, под многомасштабным представлением W изображения f понимается совокупность последовательности приближений L , и последовательности дополнений H , сформированных на его основе: $W = \{L, H\}$. Последовательность приближений содержит набор копий исходного изображения с более низким разрешением. Последовательность дополнений - детали, которые были потеряны при получении огрублённой копии исследуемого изображения [6, 9].

Операции получения многомасштабного представления W изображения f (т. е. операции получения последовательностей приближений и дополнений) в пространственной области записываются в виде:

$$W = T_K[f] = \{L, H\} = \{\{L^t\}, \{H^t\}\}, \quad (1.3)$$

где $t \in [1; N]$, N - число уровней разложения, $T_K[\bullet]$ - оператор прямого многомасштабного преобразования в пространственной области, $L = \{L^t\}$ и $H = \{H^t\}$, многомасштабные последовательности приближений и дополнений, $K = \{k_t\}$ - набор коэффициентов изменения масштаба, используемый при генерации многомасштабного представления, t - номер уровня разложения, размер f составляет $ht \times wd$ отсчётов. Восстановление изображения из его многомасштабного представления может быть записано следующим образом:

$$f = T_K^{-1}[W] = T_K^{-1}[\{L, H\}] = T_K^{-1}[\{\{L^t\}, \{H^t\}\}], \quad (1.4)$$

где $T_K^{-1}[\bullet]$ - оператор обратного многомасштабного преобразования в пространственной области. В общем случае оператор $T_K^{-1}[\bullet]$ может не существовать.

При выполнении многомасштабного преобразования набор коэффициентов изменения масштаба $K = \{k_t\}$ определяет особенности многомасштабного представления W изображения f , а именно:

- 1) Размеры элементов последовательности L и H .
- 2) Отношение, в соответствии с которым происходит распределение частотного спектра исходного изображения f между получаемыми элементами последовательностей L и H .

3) Число элементов последовательностей L и H .

Целью многомасштабного описания изображения является построение иерархии характерных особенностей изображения на основе анализа взаимосвязи этих особенностей на различных масштабах. Для более эффективного использования многомасштабного представления в алгоритмах обработки изображений взаимосвязь между особенностями изображения на различных масштабах должна определяться, в первую очередь, свойствами анализируемого изображения. Таким образом, многомасштабное преобразование позволяет проводить обработку изображения, учитывая его особенности.

Примерами многомасштабного представления информации служат гауссова и лапласова пирамиды, рассмотренные в [9], а также вейвлет - представление изображения [9] и различные его модификации [8, 53, 55, 74].

Значительный вклад в разработку теории и методов многомасштабной обработки изображений внесли российские учёные: И. Я. Новиков, Л. В. Новиков, С. Б. Стечкин, А. П. Петухов, зарубежные учёные: Р. Баранюк, К. Баунман, М. Веттерли, А. Вилски, Д. Донохо, З. Като, Д. Ромберг, И. Симончелли, Г. Фан, М. Хасснер, Р. Челлапа.

Разработанные многомасштабные алгоритмы обработки изображений позволяют решать различные задачи, в том числе задачи сегментации и восстановления изображений [118]. К наиболее эффективным алгоритмам сегментации и восстановления относятся алгоритмы, основанные на математических моделях многомасштабного представления изображений [10, 25].

Необходимо отметить, что не все многомасштабные алгоритмы в полной мере учитывают перечисленные особенности многомасштабного представления изображений. Например, часто, в качестве исходных данных для алгоритмов используется многомасштабное представление, построенное с коэффициентом изменения масштаба 2. Однако эксперименты показывают [10], что такое представление не всегда способно точно отразить многомасштабную структуру конкретного изображения.

Таким образом, анализ особенностей изображений предметной области, существующих подходов к обработке изображений позволяет сделать следующие выводы:

1) Актуальной является задача разработки алгоритмов обработки изображения, позволяющих более полно учитывать особенности многомасштабного представления изображения.

2) При решении задачи автоматизации оценки параметров микро- и макроструктуры металлов и сплавов наиболее эффективно использование многомасштабных алгоритмов обработки и анализа изображений.

1.3. Многомасштабный подход в обработке изображений

1.3.1. Реализация многомасштабного разложения изображения

Построение последовательности приближений L изображения f основано на фильтрации нижних частот изображения f [104]:

$$L[x, y] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M f[x-i, y-j] \cdot h0[i, j], \quad (1.5)$$

где $h0$ - фильтр нижних частот размером $M \times N$, $x \in [1; ht]$, $y \in [1; wd]$. Передаточная функция фильтра $h0$ имеет вид:

$$H0(u, v) = \begin{cases} 1, & -\frac{ht}{2 \cdot a} \leq u < \frac{ht}{2 \cdot a}, -\frac{wd}{2 \cdot b} \leq v < \frac{wd}{2 \cdot b} \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где $u \in [-ht/2; ht/2)$, $v \in [-wd/2; wd/2)$, a - коэффициент изменения масштаба по вертикали, b - коэффициент изменения масштаба по горизонтали ($a > 1$, $b > 1$).

В частотной области фильтрация нижних частот соответствует выделению нижних частот спектра исходного изображения f :

$$\bar{L}[u, v] = \begin{cases} \hat{f}[u, v] - \frac{ht}{2 \cdot a} \leq u < \frac{ht}{2 \cdot a}, -\frac{wd}{2 \cdot b} \leq v < \frac{wd}{2 \cdot b} \\ 0, \text{ иначе,} \end{cases}$$

где \hat{f} - спектр Фурье изображения, \bar{L}^1 - спектр Фурье приближения L^1 . Таким образом, в спектре приближения L^1 находятся, преимущественно, нижние частоты спектра изображения f . Вследствие этого, частота дискретизации L^1 является избыточной. Для устранения избыточности часть отсчётов L^1 может быть удалена, т. е. частота дискретизации L^1 , в соответствии с теоремой отсчётов [4], может быть уменьшена в a раз по строкам и в b раз по столбцам:

$$L_{\frac{ht}{a}, \frac{wd}{b}}^1[i, j] = L_{ht, wd}^1\left[\frac{x}{a}, \frac{y}{b}\right], \quad (1.6)$$

где $x \in [1; ht]$, $y \in [1; wd]$, $i \in [1; ht/a]$, $j \in [1; wd/b]$ [52].

Таким образом, формирование приближения L^1 изображения f происходит за счёт использования операций фильтрации нижних частот и прореживания. Применяя фильтр нижних частот $h0$ к L^1 , можно получить приближение изображения, по сравнению с L^1 , с более низким разрешением. Следовательно, t -ый элемент последовательности приближений формируется следующим образом:

$$L'[x, y] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M L^{t-1}[x-i, y-j] \cdot h0[i, j].$$

Алгоритм получения последовательности приближений L из N элементов состоит из следующих шагов:

- 1) $L = 0$.
- 2) $\{L^1, H^1\} = T_K[f]$, $L = \{L^1\}$, $t = 2$.
- 3) $\{L^t, H^t\} = T_K[L^{t-1}]$, $L = L \cup L^t$, $t = t + 1$.
- 4) Выполнение 3-го шага $N - 2$ раз.

Таким образом, последовательность приближений L на t -ом шаге работы алгоритма - результат объединения последовательности L , полученной на $t-1$ -ом шаге, и приближения L^t , полученного в результате применения к L^{t-1}

оператора $T_K[\bullet]$, где \cup - оператор включения в многомасштабную последовательность.

Введённые ограничения на коэффициенты изменения масштаба ($a > 1$, $b > 1$) обусловлены тем, что коэффициенты изменения масштаба с величиной меньшей 1 рассматриваются при решении задачи получения изображения с суперразрешением. Для решения указанной задачи требуется наличие дополнительной информации об изображении. В настоящей работе исследуются вопросы построения и использования последовательностей изображений с более низким разрешением, чем исходное.

Дополнение H^1 изображения f можно сформировать следующим образом:

$$H^1 = f - L^1.$$

Дополнение H^1 также можно получить, применяя к исходному изображению фильтр верхних частот $h1$ и выполняя, в соответствии с теоремой отсчётов, операцию прореживания:

$$H^1[x, y] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M f[x-i, y-j] \cdot h1[i, j], \quad H^t[x, y] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M L^{t-1}[x-i, y-j] \cdot h1[i, j],$$

$$H^1_{\frac{ht(a-1)}{a}, \frac{wd(b-1)}{b}}[i, j] = H^1_{ht, wd} \left[x / \left(\frac{a}{a-1} \right), y / \left(\frac{b}{b-1} \right) \right],$$

$$\text{где } x \in [1; ht], y \in [1; wd], i \in \left[1; ht / \left(\frac{a}{a-1} \right) \right], j \in \left[1; wd / \left(\frac{b}{b-1} \right) \right].$$

Передаточная функция фильтра верхних частот $h1$ определяется как:

$$H1(u, v) = \begin{cases} 0, & -\frac{ht}{2 \cdot a} \leq u < \frac{ht}{2 \cdot a}, -\frac{wd}{2 \cdot b} \leq v < \frac{wd}{2 \cdot b} \\ 1, & \text{иначе} \end{cases}$$

В частотной области фильтрация верхних частот соответствует сохранению той части спектра исходного изображения, которая не была выделена при выполнении фильтрации нижних частот:

$$\hat{H}^1[u, v] = \begin{cases} 0, & -\frac{ht}{2 \cdot a} \leq u < \frac{ht}{2 \cdot a}, -\frac{wd}{2 \cdot b} \leq v < \frac{wd}{2 \cdot b} \\ \hat{f}[u, v], & \text{иначе} \end{cases}$$

где \hat{H}^1 - спектр Фурье дополнения H^1 .

Алгоритм формирования последовательности дополнений H из N элементов может быть записан следующим образом:

- 1) $L = 0, H = 0$.
- 2) $\{L^1, H^1\} = T_k[f], L = \{L^1\}, H = \{H^1\}, t = 2$.
- 3) $\{L^t, H^t\} = T_k[L^{t-1}], L = \{L^t\}, H = H \cup H^t, t = t + 1$.
- 4) Выполнение 3-го шага $N - 2$ раз.

Последовательность дополнений H на t - ом шаге работы алгоритма - результат объединения последовательности H , полученной на $t - 1$ ом шаге, и дополнения H^t , полученного в результате применения к L^{t-1} оператора $T_k[\bullet]$.

После проведения фильтрации (выражение (1.5)), в соответствии с теоремой отсчётов, можно выполнить прореживание полученного приближения изображения (выражение (1.6)). Результатом прореживания приближения является приближение меньшее по размерам, чем исходное. В этом случае, на следующем шаге построения многомасштабного представления изображения, за счёт уменьшения размеров t - го приближения, при выполнении фильтрации (выражение (1.5)) и прореживания (выражение (1.6)), снижаются вычислительные затраты, связанные с формированием $t + 1$ - го приближения. С другой стороны, за счёт избыточности данных в непрореженном приближении, можно повысить точность и упростить алгоритмы решения поставленной задачи обработки изображений.

Необходимо отметить, что часто, при решении конкретных задач обработки изображений, коэффициенты изменения масштаба по горизонтали и вертикали выбираются равными друг другу, т. е. $a = b = k$. На рис. 1.2 показан пример разложения изображения микроструктуры белого доэвтектического чугуна на приближение и дополнение. При вычислении многомасштабного пред-

ставления коэффициент изменения масштаба выбирался равным 2, прореживание после фильтрации не выполнялось.

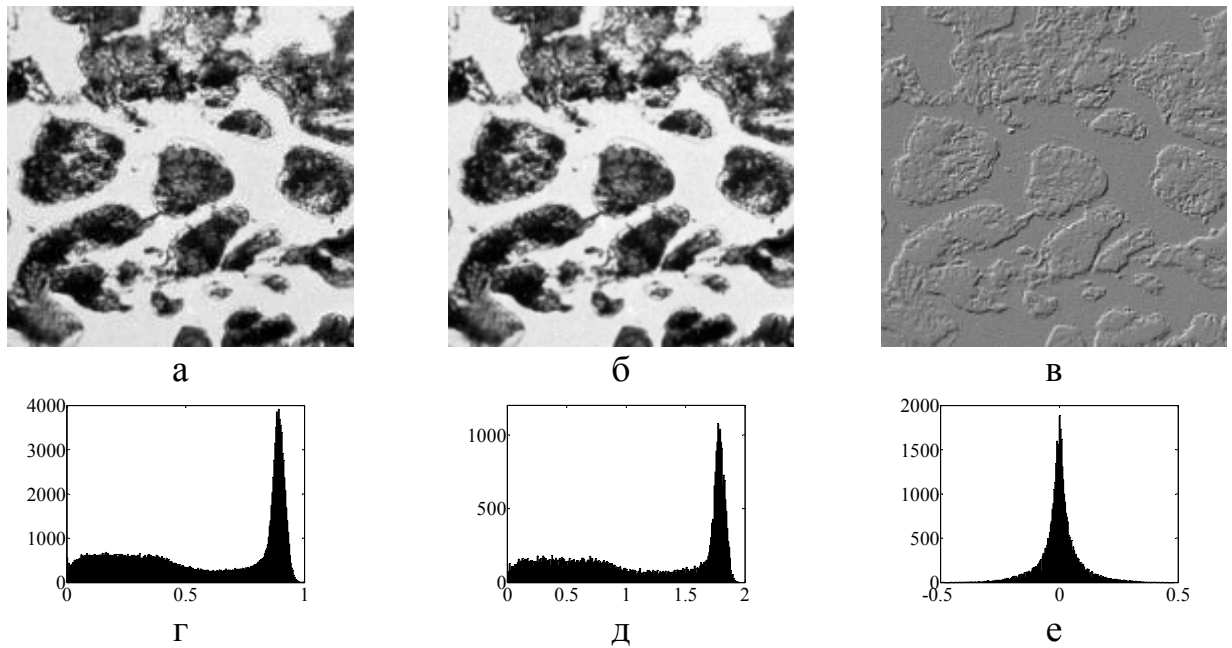


Рис. 1.2. Декомпозиция изображения: а – исходное изображение; б – приближение; в – дополнение; гистограммы: г – исходного изображения; д – приближения; е – дополнения

Многомасштабное преобразование позволяет локализовано представить исходное изображение в частотной и пространственной областях. При разложении изображения на две составляющие (приближение и дополнение) выполняется локализация изображения в частотной области за счёт разделения спектра изображения между получаемыми составляющими. В то же время, вследствие фильтрации изображения, выполняется выделение его особенностей в пространстве (рис. 1.2). Управляя величиной коэффициентов изменения масштаба a и b можно уменьшать (увеличивать) разрешение по частоте и, соответственно, увеличивать (уменьшать) разрешение в пространстве. Отсюда появляется возможность выбора коэффициентов изменения масштаба a и b , с учётом свойств изображения. Ограничение по одновременному увеличению точности анализа изображения в частотной и пространственной областях является следствием принципа неопределённости [55]. Возможностью одновременного проведения анализа изображения в пространственной и частотной областях много-

масштабный анализ изображения выгодно отличается от анализа Фурье, который позволяет выполнять исследование изображения только в частотной области.

1.3.2. Свойства многомасштабного представления изображений

Можно выделить следующие основные свойства многомасштабного представления изображений:

Свойство 1. Между элементами последовательности приближений L , а также между элементами последовательности дополнений H , многомасштабного представления W изображения f , которые находятся на соседних уровнях разложения, существует подобие. Это свойство является следствием:

а) Рекурсивной структуры алгоритма построения последовательности приближений: первое приближение L^1 изображения строится на основе изображения f , второе приближение L^2 - на основе L^1 и т. д.

б) Сохранения пространственного расположения объектов в получаемом приближении L' после применения фильтрации нижних частот к L'^{-1} . При выполнении фильтрации нижних частот выполняется "размытие" границ объектов изображения, при этом, пространственное расположение объектов приближения L' не изменяется относительно приближения L'^{-1} .

Подобие между элементами последовательности дополнений H следует из подобия элементов последовательности приближений L исходного изображения: дополнение H' строится на основе приближения L' .

Свойство подобия может быть использовано при разработке многомасштабных моделей изображений и в алгоритмах обработки изображений на основе многомасштабного представления. Например, при сегментации изображения, на основе его многомасштабного представления, результат сегментации на более низком уровне разрешения может использоваться при инициализации процесса сегментации на более высоком уровне разрешения.

Свойство 2. Информация об исходном изображении сохраняется в элементах последовательностей приближений L и дополнений H . Это указывает на возможность восстановления изображения f (выражение (1.4)) из его многомасштабного представления W , с точностью, определяемой свойствами операторов прямого и обратного преобразования.

Свойство 3. Многомасштабное преобразование позволяет получить компактное представление изображения в области отсчётов последовательности дополнений. Компактность заключается в том, что множество отсчётов элемента последовательности дополнений по величине можно разделить на два подмножества: $H' = S \cup B$, где S - подмножество отсчётов дополнения H' с величиной меньше порога Thr ($S[i, j] = H'[x, y], |H'[x, y]| < Thr$), B - подмножество отсчётов дополнения H' с величиной большей или равной порогу Thr ($B[i, j] = H'[x, y], |H'[x, y]| \geq Thr$), $H' = \{H'[i, j]\}$ - множество отсчётов элемента последовательности дополнений. Мощность множества S много больше мощности множества B ($|S| \gg |B|$). К элементам подмножества B относятся отсчёты, соответствующие характерным особенностям изображения, например, контурам. К элементам подмножества S - отсчёты, соответствующие областям изображения с приблизительно постоянной яркостью.

Свойство 4. Гистограмма отсчётов элемента последовательности дополнений имеет одномодальную форму. Это свойство подтверждается экспериментально (рис. 1.2.е). Пик гистограммы около нуля определяется элементами множества S , а длительный спад гистограммы - элементами множества B . Следовательно, многомасштабное преобразование позволяет получить составляющие изображения с более простой гистограммой, по сравнению с гистограммой исходного изображения, которая, в общем случае, может быть мультимодальной (рис. 1.2.г).

Свойство 5. Результатом применения многомасштабного преобразования к изображению является представление изображения на нескольких масштабах. Обычно изображение содержит объекты с различными размерами. Поэтому,

переходя от масштаба к масштабу можно выполнять фильтрацию объектов изображения по размерам.

Свойство 6. Внесение изменений в элементы последовательности дополнений H и/или последовательности приближений L и выполнение восстановления изображения (выражение (1.4)) оказывает влияние на всё изображение в целом.

Можно выделить два вида многомасштабного представления изображений.

Определение 1.1. Под полным многомасштабным представлением W_c изображения f понимается такое представление, при формировании которого декомпозиция исходного изображения происходит до получения элемента минимально возможного размера.

Определение 1.2. Под неполным многомасштабным представлением W_i изображения f понимается такое представление, при формировании которого декомпозиция изображения f происходит до получения элемента, ограниченного определённым размером. Такие ограничения могут накладываться задачей обработки изображений, при решении которой используется многомасштабное представление.

1.3.3. Обзор способов построения многомасштабного представления изображения

К основным способам получения многомасштабного представления изображения относятся [9, 41, 42, 43, 53, 60, 74]:

- 1) Двумерное дискретное вейвлет - преобразование с целым коэффициентом изменения масштаба ($k = 2, 3, 4, \dots$).
- 2) Двумерное дискретное вейвлет - преобразование с дробным коэффициентом изменения масштаба ($k = i / j, i > j, k > 1$).
- 3) Двумерное непрерывное вейвлет - преобразование ($k > 1$).

4) Фильтрация на основе одномерных и двумерных фильтров с конечной или бесконечной импульсной характеристикой.

Под вейвлет - преобразованием изображения f понимается разложение изображения по системе вейвлетов - функций, каждая из которых является сдвинутой и масштабированной копией одной функции - порождающего (материнского) вейвлета.

Базисные функции одномерного дискретного вейвлет - преобразования с коэффициентом изменения масштаба 2 имеют вид [9, 61, 62, 74]:

1) $\varphi_{t,m}(x) = 2^{t/2} \varphi(2^t \cdot x - m)$ - масштабирующая функция;

2) $\psi_{t,m}(x) = 2^{t/2} \psi(2^t \cdot x - m)$ - вейвлет - функция.

Коэффициенты фильтров, для выполнения дискретного вейвлет - преобразования вычисляются следующим образом:

1) Нижних частот: $h0[m] = \left\langle \frac{1}{\sqrt{2}} \cdot \varphi\left(\frac{x}{2}\right), \varphi(x - m) \right\rangle$.

2) Верхних частот $h1[m] = \frac{1}{\sqrt{2}} \left\langle \psi\left(\frac{x}{2}\right), \psi(x - m) \right\rangle$,

где $\langle \bullet \rangle$ - операция скалярного произведения.

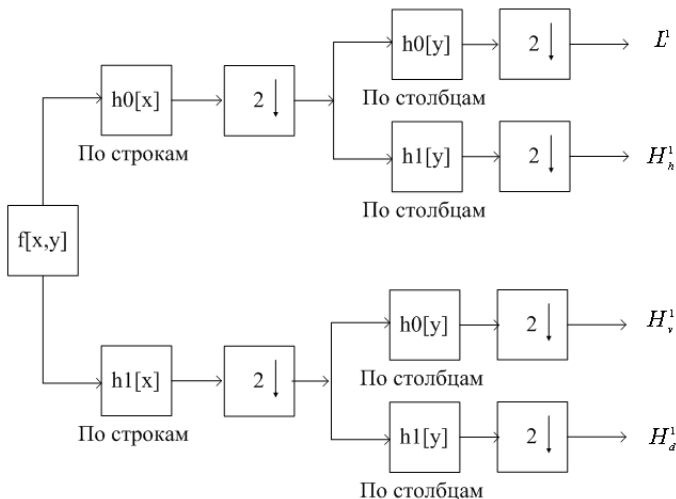


Рис. 1.3. Схема Малла
(анализ изображения)

эффицентом изменения масштаба $k = 2$. Синтез изображения из его многомасштабного представления основан на схеме, обратной схеме анализа. При-

При реализации двумерного вейвлет - преобразования обычно применяется схема Малла [9], которая заключается в использовании одномерных фильтров при построении многомасштабного представления изображений. На рис. 1.3 приведена схема Малла для вычисления многомасштабного представления изображения с ко-

чём, фильтры для синтеза $\tilde{h}1[m]$ и $\tilde{h}0[m]$ рассчитываются на основе фильтров анализа: $\tilde{h}0[m] = h0[-m]$ и $\tilde{h}1[m] = h1[-m]$.

На рис. 1.4 показаны преобразования Фурье двумерной масштабирующей функции и вейвлетов, вычисленные по одномерному вейвлету Добеши 4-го порядка.

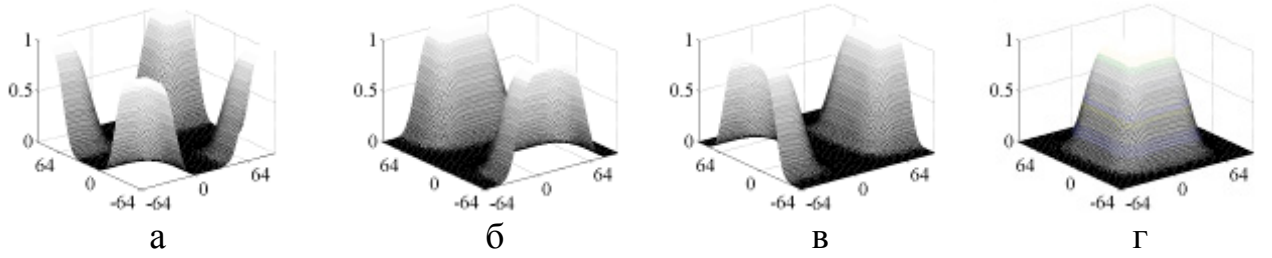


Рис. 1.4. Преобразование Фурье фильтров для получения: а – L ; б – H_h ; в – H_v ; г – H_d

Двумерное дискретное вейвлет - преобразование с дробным коэффициентом изменения масштаба также может быть записано на основе базисных функций одномерного преобразования. Базисные функции одномерного вейвлет - преобразования с дробным коэффициентом изменения масштаба имеют вид [118]:

$$1) \varphi_{t,m}(x) = \left(\frac{i}{j}\right)^{-t/2} \cdot \varphi\left(\left(\frac{i}{j}\right)^{-t} \cdot x - m\right) - \text{масштабирующая функция.}$$

$$2) \psi_{t,m}^q(x) = \left(\frac{i}{j}\right)^{-t/2} \cdot \psi^q\left(\left(\frac{i}{j}\right)^{-t} \cdot x - m \cdot j\right) - \text{вейвлеты, число которых опреде-}$$

ляется по формуле $m = (i - j)$, где $\left(\frac{i}{j}\right)$ - коэффициент изменения масштаба, используемый при построении многомасштабного представления.

Коэффициенты фильтров для построения вейвлет - преобразования записываются следующим образом:

$$1) \text{ Нижних частот: } h0_m[t] = \langle \varphi_{0,m}, \varphi_{-1,t} \rangle, \quad m \in [0; j-1].$$

$$2) \text{ Верхних частот: } h1_q[t] = \langle \psi_{0,0}^q, \varphi_{-1,t} \rangle, \quad q \in [1; i-j].$$

При реализации одномерного вейвлет - преобразования с дробным коэффициентом изменения масштаба применяется схема, описанная в [118] (рис. 1.5). На рис. 1.5 показана схема анализа - синтеза строки изображения.

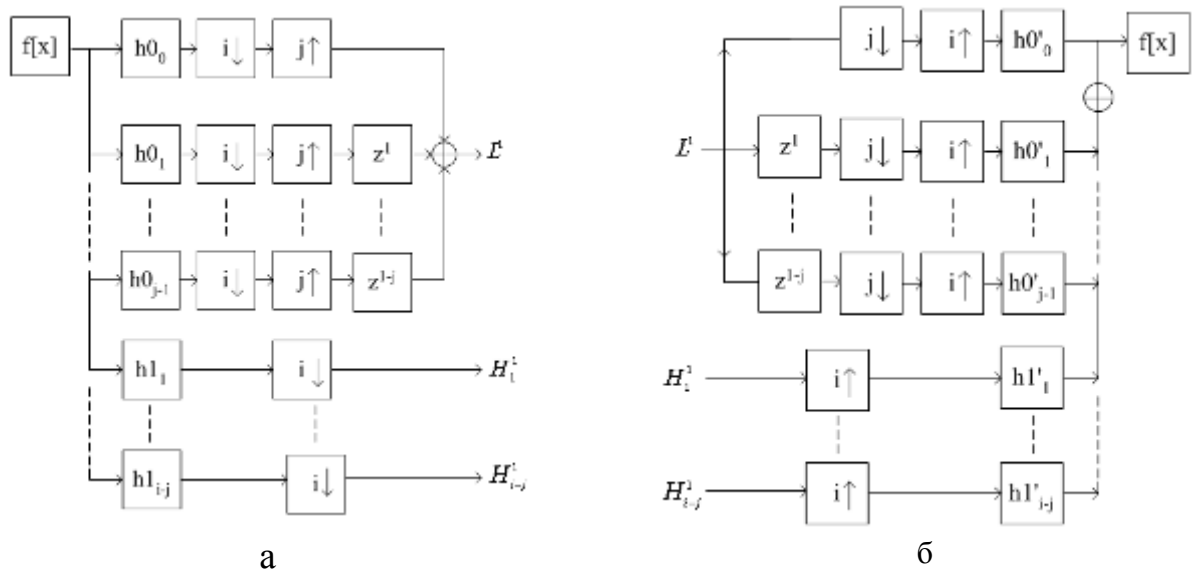


Рис. 1.5. Вейвлет - преобразование строки изображения с дробным коэффициентом изменения масштаба: а – анализ; б – синтез

Необходимо отметить, что вопросам построения дискретного вейвлет - преобразования с дробным коэффициентом изменения масштаба посвящено значительно меньшее количество работ, чем вейвлет - преобразованию с целым коэффициентом изменения масштаба.

Двумерное непрерывное вейвлет - преобразование также является одним способом получения многомасштабного представления изображения [109]:

$$W = \frac{1}{\sqrt{k}} \cdot \iint F(x, y) \cdot \psi\left(\frac{x-a}{k}, \frac{y-b}{k}\right) dx dy,$$

где k - коэффициент изменения масштаба, a , b - смещение по осям OX , OY [1].

В качестве одной из реализаций операторов прямого и обратного многомасштабного преобразования может быть выбрана операция фильтрации на основе одномерных и двумерных фильтров с конечной или бесконечной импульсной характеристикой. Некоторые вопросы разработки и применения такого рода фильтров для построения операторов прямого и обратного многомасштабного преобразования рассмотрены в [9]. Из всего множества фильтров, не являющихся вейвлетами, также можно выделить фильтры, которые позволяют

точно или почти точно восстановить исходный сигнал из отсчётов многомасштабного представления [78, 132]. Например, такие фильтры используются, для построения гауссовой пирамиды или пирамиды лапласианов [9].

В работе [6] рассматриваются вопросы построения пирамид изображений, являющихся аналогом многомасштабному представлению, предлагается использование пирамид изображений для выполнения селективного анализа объектов на изображении. Также, в [6] указывается на возможность построения пирамид изображений с коэффициентами не кратными степени двойки.

Необходимо отметить, что существует множество модификаций способов формирования многомасштабного представления изображения [46]. Например, в области вейвлет - преобразования разработано большое количество базисов (койфлеты, симлеты и т. д.) [55]. Многие из них ориентированы на построение многомасштабного представления изображения с коэффициентом изменения масштаба 2.

В ряде случаев, при решении задач обработки изображений, можно ослабить требования, накладываемые в теории вейвлет - преобразования на способ получения многомасштабного представления, и использовать способы, которые не являются вейвлет - преобразованиями. Так, например, при сегментации изображений или формировании контурного препарата на основе многомасштабного представления не требуется выполнения обратного преобразования (выражение (1.4)). В этом случае для построения многомасштабного представления изображения можно использовать операцию фильтрации КИХ фильтрами.

1.3.4. Постановка задачи построения многомасштабного представления изображений с переменным коэффициентом изменения масштаба

Как правило, при вычислении многомасштабного представления изображения, используется жёстко заданный набор коэффициентов изменения мас-

штаба. Это обусловлено простотой реализации алгоритмов вычисления прямого и обратного многомасштабного преобразования [41].

Необходимо отметить, что при использовании фиксированного набора коэффициентов изменения масштаба для формирования многомасштабного представления, при переходе к более грубому масштабу, возможно резкое отсечение части частотных составляющих изображения, несущих значительную информацию об объектах изображения.

Плавное изменение величин коэффициентов изменения масштаба, используемых при построении многомасштабного представления, позволит лучшим образом выполнять обработку изображения на основе такого представления. Это особенно важно при проведении операций, основанных на многомасштабном анализе изображения (скелетизация, сегментация, обнаружение объектов и т. д.).

Таким образом, актуальной является задача разработки алгоритмов формирования многомасштабного представления изображения с переменным коэффициентом изменения масштаба.

К алгоритму построения многомасштабной последовательности R_a с набором переменных коэффициентов изменения масштаба можно предъявить следующие требования:

- 1) Построение последовательности на основе выбранного алгоритма должно производиться достаточно быстро.

- 2) Алгоритм построения последовательности должен обладать низкой чувствительностью к присутствию шума на изображении (кроме тех случаев, когда результирующая последовательность должна зависеть от параметров шума изображения).

- 3) Эффективность работы алгоритмов обработки изображений на основе указанной многомасштабной последовательности должна быть не ниже чем алгоритмов, использующих последовательность, построенную с фиксированным коэффициентом изменения масштаба.

В [111] для выбора элемента последовательности приближений вычисляется расстояние Кулбака - Лейблера между изображением и его t - ым приближением:

$$X[t] = \sum_{i=1}^m p[i] \cdot \log \left(\frac{p[i]}{q_t[i]} \right),$$

где $p[i]$ - гистограмма изображения f , $q_t[i]$ - гистограмма приближения L' изображения f . Индекс искомого элемента соответствует индексу максимального элемента массива X :

$$t = \max_{t \in [1; N]} (X), R_a = R'. \quad (1.7)$$

В [103] для выбора элемента последовательности дополнений предлагается вычислить одну из следующих величин:

1) Дисперсию отсчётов элемента последовательности дополнений:

$$X[t] = \frac{1}{ht \cdot wd} \cdot \sum_{x=1}^{ht} \sum_{y=1}^{wd} (H'[x, y] - \mu[t])^2, \mu[t] = \frac{1}{ht \cdot wd} \cdot \sum_{x=1}^{ht} \sum_{y=1}^{wd} H'[x, y].$$

2) Расстояние между спектрами Фурье элементов последовательности дополнений, находящихся на соседних уровнях разрешения:

$$X[t] = dist(\hat{H}^{t-1}, \hat{H}^t).$$

После выполнения расчётов, элемент последовательности H выбирается на основе выражения (1.7).

Оба указанных подхода [103, 111] используются для выбора только одного, наиболее подходящего, по некоторому критерию, элемента последовательности. Поэтому, они не могут быть применены при построении многомасштабных последовательностей, которые являются исходными данными для многомасштабных моделей.

В [44] предложен алгоритм формирования последовательности приближений L_a , который основан на анализе частотного спектра изображения.

Таким образом, актуальной задачей является разработка алгоритмов построения многомасштабного представления изображения с набором переменных коэффициентов изменения масштаба.

1.3.5. Решение задач обработки изображений на основе многомасштабного представления изображений

Широкое использование многомасштабного преобразования в обработке изображений обусловлено свойствами последовательностей дополнений и приближений. Применяя к отсчётам элементов последовательностей различные операции и, учитывая свойства этих элементов, можно решать многие задачи обработки изображений [11, 20, 32].

При сравнении многомасштабных представлений исходного f и искажённого $g = f + e$ изображений (e - аддитивный белый гауссов шум) было отмечено [26, 33, 44, 68, 120], что шумовая составляющая e искажённого изображения сосредоточена преимущественно в элементах множества \mathbf{S} последовательности дополнений H . Следовательно, операции восстановления изображения имеют вид:

$$W = T_K[g] = \{L, \{H^i\}\}, \quad \tilde{H}^i[m, n] = \begin{cases} H^i[i, j], & H^i[i, j] > Thr \\ 0, & H^i[i, j] \leq Thr \end{cases}, \quad \tilde{f} = T_K^{-1}[\{L, \{\tilde{H}^i\}\}],$$

где \tilde{f} - восстановленное изображение, Thr - заданный порог.

Сжатие изображения на основе многомасштабного представления можно выполнить за счёт квантования и обнуления отсчётов последовательности дополнений H , принадлежащих множеству \mathbf{S} , т. к. они несут малую зрительную информацию (рис. 1.2.в) [62].

Следствием свойства подобия элементов последовательности дополнений является то, что отсчёты, относящиеся к особенностям изображения ($H^i[i, j] \in \mathbf{B}$), одинаково расположены в элементах последовательности, находящихся на разных масштабах [80, 84]. Используя информацию, хранящуюся в элементах последовательности дополнений H , можно решить задачу формирования контурного препарата изображения следующим образом [34, 71]:

1) Сформировать приближённое представление контурного препарата на грубых уровнях разложения.

2) Уточнить результаты формирования контурного препарата и связать отдельные сегментов контуров на более точных масштабах.

Применение многомасштабного представления изображения при сегментации позволяет значительно повысить эффективность решения задачи сегментации. Это происходит за счёт последовательного уточнения результатов сегментации при переходе от анализа более грубых приближений изображения к более точным.

Можно показать, что рассмотренный подход может быть использован и в других алгоритмах обработки изображений.

1.4. Математические модели многомасштабного представления изображений

Любой из алгоритмов обработки изображений основан на математической модели некоторого класса изображений. Под математической моделью изображения f понимается формализованное описание изображения, выполненное с определённой степенью абстрагирования [40, 50, 51].

Можно выделить, например, следующие типы алгоритмов, связанных с моделью изображения:

- 1) Алгоритмы вычисления параметров модели по изображению.
- 2) Алгоритмы обработки изображений на основе модели.

В некоторых случаях, алгоритмы второго типа основываются на алгоритмах первого типа.

Часто, при математическом описании изображений, применяются модели случайного поля [5]. Локальная модель случайного поля характеризует статистическую зависимость отсчёта $f[i, j]$ от множества соседних отсчётов [56, 57]. Величина отсчёта изображения с координатами (i, j) представляется как линейная комбинация значений отсчётов $\{f[i + x, j + y]\}$, $(x, y) \in n_{ij}$ и ошибки предсказания [40]:

$$f[i, j] = \sum_{(x, y) \in n_{ij}} \alpha[x, y] \cdot f[i + x, j + y] + e[i, j], \quad (1.8)$$

где $e[i, j]$ - ошибка предсказания, n_{ij} - окрестность отсчёта с координатами (i, j) , $i \in [1; ht]$, $j \in [1; wd]$.

Определение 1.3. Система окрестностей, связанная с конечной прямоугольной сеткой Ξ изображения f есть: $n = \{n_{ij} \in \Xi : (i, j) \in \Xi\}$, где n_{ij} - окрестность отсчёта изображения f с координатами (i, j) такая, что:

- 1) $(i, j) \notin n_{ij}$.
- 2) $(q, l) \in n_{ij}$, следовательно, $(i, j) \in n_{ql}$.

Необходимо отметить, что окрестности не обязательно должны быть одинаковыми для всех отсчётов изображения. Однако в большинстве прикладных задач выбирают n_{ij} эквивалентными для всех отсчётов изображения, за исключением граничных точек в случае конечной сетки. В связи с этим, в дальнейшем под системой окрестностей, связанной с изображением, будет пониматься такая система, в которой все окрестности эквивалентны. Для краткости, в этом случае, вместо понятия «система окрестностей связанная с изображением» будет использоваться понятие «окрестность изображения» или просто «окрестность».

С каждым элементом $n[q, l]$ окрестности n_{ij} обычно связывается коэффициент $\alpha[q, l]$, который учитывает влияние элемента окрестности $n[q, l]$ на отсчёт с координатами (i, j) [69].

Широкое применение многомасштабного подхода в обработке изображений привело к разработке многомасштабных моделей изображений.

Определение 1.4. Под многомасштабной моделью изображения f понимается математическая модель изображения, которая в качестве исходных данных использует многомасштабное представление W изображения f .

Целью введения математической модели многомасштабного представления W изображения f является извлечение информации о зависимостях, су-

ществующих в многомасштабном представлении для её дальнейшего использования в алгоритмах обработки изображений. Информация о зависимостях хранится в параметрах многомасштабной модели и в структуре связей между отсчётами многомасштабного представления W , описываемой моделью.

В общем случае, многомасштабная модель изображения должна описывать все зависимости, которые существуют в многомасштабном представлении W изображения. Однако, некоторые, наиболее слабые из них можно не учитывать. Это позволит снизить вычислительную сложность алгоритмов, связанных с моделью.

Определение 1.5. Система окрестностей, связанная с многомасштабной прямоугольной сеткой $\Xi = \{\Xi^t\}$, $t \in [1; N]$ многомасштабной последовательности R есть: $n^t = \{n_{ij}^t \in \Xi : (i, j) \in \Xi\}$, где n_{ij}^t - окрестность отсчёта $R^t[i, j]$ многомасштабной последовательности R такая, что:

- 1) $(i, j) \notin n_{ij}^t$.
- 2) $(q, l) \in n_{ij}^t$, следовательно, $(i, j) \in n_{ql}^p$ ((i, j) - узел многомасштабной сетки на масштабе t с координатами (i, j)).

Здесь и далее под многомасштабной последовательностью R может пониматься как последовательность приближений L , так и последовательность дополнений H .

Величину отсчёта $R^t[i, j]$ последовательности R , полученной на основе изображения f , можно предсказать на основе величин отсчётов, принадлежащих его окрестности. Предполагая, что f не является полем случайного шума, можно записать следующее выражение:

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n^t} \alpha^t[x, y] \cdot R^t[x, y] + e^t[i, j], \quad (1.9)$$

где $i \in [1; ht_t]$, $j \in [1; wd_t]$, ht_t - размер R^t по горизонтали, wd_t - по вертикали.

Наличие зависимости между отсчётом и его окрестностью можно подтвердить, изучая совместные и условные гистограммы отсчётов последовательностей L и H [87, 92, 124, 129].

Из свойства подобия между элементами многомасштабной последовательности R следует, что величина отсчёта $R^t[i, j]$ может быть предсказана на основе отсчётов, находящихся на соседних уровнях разложения, т. е.:

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n^1} \alpha^1[x, y] \cdot R^1[x, y] + \dots + \sum_{(x, y) \in n^{t-1}} \alpha^{t-1}[x, y] \cdot R^{t-1}[x, y] + \sum_{(x, y) \in n^{t+1}} \alpha^{t+1}[x, y] \cdot R^{t+1}[x, y] + \dots + e^t[i, j],$$

где n^{t-1} - окрестность элемента R^{t-1} , α^{t-1} - матрица весовых коэффициентов.

Учитывая приведённые зависимости между отсчётами многомасштабной последовательности, выражение для определения величины отсчёта $R^t[i, j]$ имеет вид:

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n^1} \alpha^1[x, y] \cdot R^1[x, y] + \dots + \sum_{(x, y) \in n^{t-1}} \alpha^{t-1}[x, y] \cdot R^{t-1}[x, y] + \sum_{(x, y) \in n^t} \alpha^t[x, y] \cdot R^t[x, y] + \sum_{(x, y) \in n^{t+1}} \alpha^{t+1}[x, y] \cdot R^{t+1}[x, y] + \dots + e^t[i, j] \quad (1.10)$$

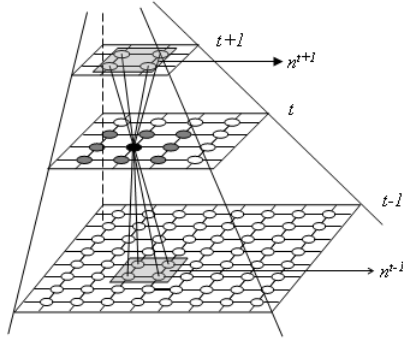


Рис. 1.6. Структура связей между отсчётами

т. е. как взвешенная сумма величин отсчётов последовательности R (рис. 1.6).

Таким образом, можно ввести математическую модель многомасштабного представления W изображения f , которая учитывает:

- 1) Связи по "горизонтали", т. е. связи между рассматриваемым отсчётом и его окрестностью.
- 2) Связи по "вертикали", т. е. связи между рассматриваемым отсчётом и отсчётами, находящимися на соседних масштабах.

К параметрам многомасштабной модели на t - ом масштабе относятся:

- 1) n^t - окрестность элемента R^t .
- 2) α^t - матрица весовых коэффициентов окрестности n^t .

Введённая многомасштабная модель является некаузальной моделью, т. к. на основе такой модели величину любого отсчёта многомасштабного пред-

ставления можно записать в виде линейной комбинации практически всех отсчётов разложения, за исключением рассматриваемого [40].

Можно выделить следующие особенности математических моделей многомасштабного представления изображений:

1) Набор параметров многомасштабной модели содержит в себе сжатую информацию о свойствах многомасштабного представления исходного изображения.

2) Многомасштабная модель по своей структуре является более сложной, чем модель, описывающая изображение. В многомасштабной модели описываются не только "горизонтальные", но и "вертикальные" связи между отсчётами.

3) Сложностью модели можно управлять за счёт изменения числа описываемых моделью связей между отсчётами многомасштабного представления.

Также как и для математической модели, описывающей изображение, для математической модели многомасштабного представления изображения определены два типа алгоритмов:

1) Алгоритмы вычисления параметров модели.

2) Алгоритмы обработки изображений, на основе математической модели многомасштабного представления изображения.

Алгоритмы анализа многомасштабных данных, связанные с математической моделью многомасштабного представления изображения по направлению работы могут быть разделены на алгоритмы, работающие:

1) "Снизу - вверх" - при вычислении некоторых данных для t - го элемента многомасштабной последовательности R доступна информация о элементах многомасштабной последовательности с 1 - го по t - ый:

$$R^t[i, j] = \dots + \sum_{(x, y) \in n^{t-1}} \alpha^{t-1}[x, y] \cdot R^{t-1}[x, y] + \sum_{(x, y) \in n^t} \alpha^t[x, y] \cdot R^t[x, y];$$

2) "Сверху - вниз" - в этом случае доступной является информация о элементах многомасштабной последовательности с t - го по N - ый:

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n^t} \alpha^t[x, y] \cdot R^t[x, y] + \sum_{(x, y) \in n^{t+1}} \alpha^{t+1}[x, y] \cdot R^{t+1}[x, y] + \dots$$

Многомасштабные модели изображений могут быть использованы при решении следующих задач обработки изображений:

- 1) Восстановление изображений.
- 2) Сегментация изображений.
- 3) Формирование контурного препарата изображений.
- 4) Генерация изображений.
- 5) Выделение и анализ признаков изображений и т. д.

Необходимо отметить, что в многомасштабных моделях изображений, в случае, если не поставлены конкретные ограничения, использование, в качестве исходных данных, полного многомасштабного представления W_c изображения не всегда необходимо. Это позволяет снизить вычислительную сложность алгоритмов, связанных с моделью, и упростить структуру модели.

1.4.1. Обзор математических моделей многомасштабного представления изображений

По используемым исходным данным многомасштабные модели изображений можно разделить на модели, описывающие многомасштабную последовательность приближений [105, 106, 107], и модели, описывающие многомасштабную последовательность дополнений [82, 84, 117].

Многомасштабные модели изображений можно также классифицировать по количеству и видам описываемых связей между отсчётами многомасштабного представления:

- 1) Модели, описывающие гистограмму отсчётов элемента последовательности дополнений [76, 84, 117, 124, 130]. Эти модели аппроксимируют гистограмму отсчётов $h[x]$ некоторой функцией или смесью функций:

$$\tilde{h}[x] = \sum_{i=1}^M p[i] \cdot z(\Theta[i]),$$

где M - число компонент смеси, $p[i]$ - доля i - го распределения в смеси ($p[i] \geq 0, \sum_{i=1}^M p[i] = 1$), $z(\bullet)$ - некоторая плотность распределения вероятностей, $\Theta[i]$ - набор параметров для i - ой компоненты смеси. В таких моделях используется предположение о том, что рассматриваемые отсчёты являются независимыми. Известен способ описания гистограммы отсчётов при помощи смеси гауссовых распределений [84]. Модели, относящиеся к данному виду, могут быть использованы при построении более сложных многомасштабных моделей изображений.

2) Модели, описывающие зависимости между отсчётами элемента многомасштабной последовательности. В моделях данного типа используется предположение о том, что каждый отсчёт связан с набором отсчётов, находящихся в пределах его окрестности (рис. 1.7):

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n_{ij}^t} \alpha^t[x, y] \cdot R^t[x, y] + e^t[i, j].$$

Затемнёнными на рис. 1.7 показаны отсчёты, относящиеся к окрестности n_{ij}^t отсчёта, выделенного чёрным цветом. При решении задач обработки изображений обычно используются следующие модели этого вида: модель марковского случайного поля [105, 106], модель локальной смеси гауссовых величин [121]. Указанные модели являются полукаузальными [40], т. к. они являются некаузальными по "горизонтали", и каузальными по "вертикали".

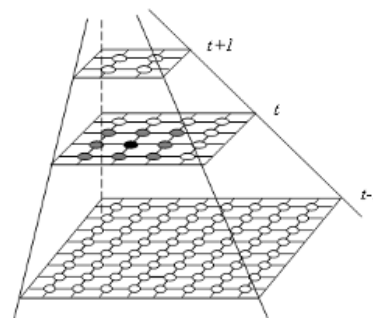


Рис. 1.7. Зависимости между отсчётами на одном масштабе

3) Модели, описывающие зависимости между отсчётами элементов многомасштабной последовательности, которые находятся на соседних уровнях разложения:

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n^{t-1}} \alpha^{t-1}[x, y] \cdot R^{t-1}[x, y] + e^t[i, j].$$

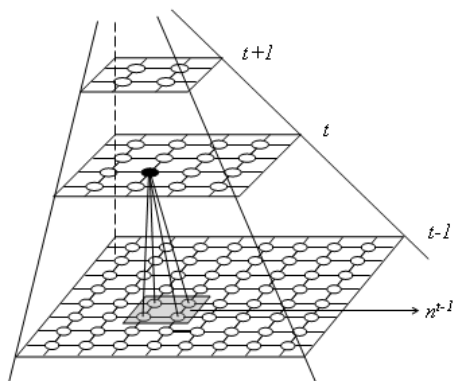


Рис. 1.8. Связи между отсчётами элементов R^{t-1} и R^t

В рассматриваемом случае окрестность n^{t-1} состоит из 4 элементов (рис. 1.8).

К таким моделям относятся: модель скрытого марковского дерева [75, 82, 84, 95, 97], модель многомасштабного марковского случайного поля [88, 89, 107]. Указанные модели являются полукаузальными [40].

4) Модели, описывающие зависимости между отсчётами элементов многомасштабной последовательности, находящихся на одном и соседних уровнях разложения. На рис. 1.9 показана структура связей между элементами многомасштабного представления, используемая в моделях этого типа. На отсчёт $R^t[i, j]$ (обозначен чёрной точкой) оказывают влияние отсчёты, принадлежащие его окрестности и отсчёты элемента R^{t-1} :

$$R^t[i, j] = \sum_{(x, y) \in n^{t-1}} \alpha^{t-1}[x, y] \cdot R^{t-1}[x, y] + \sum_{(x, y) \in n^t} \alpha^t[x, y] \cdot R^t[x, y] + e^t[i, j].$$

К моделям указанного вида относятся контекстно-зависимая модель скрытого марковского дерева [80], модель многомасштабного марковского случайного поля [113]. Перечисленные модели являются полукаузальными [40], т. к. они являются некаузальными по "горизонтали", и каузальными по "вертикали".

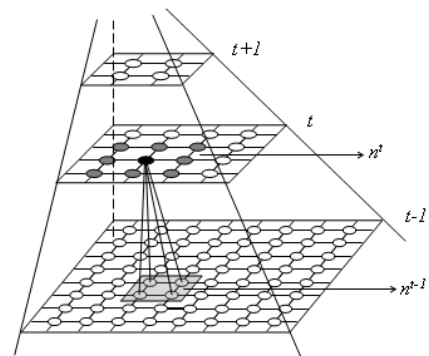


Рис. 1.9. Структура связей между элементами многомасштабного представления

1.4.2. Постановка задачи разработки многомасштабных моделей изображений

Большинство рассмотренных многомасштабных моделей изображений рассчитаны на использование в качестве исходных данных многомасштабного представления с фиксированным коэффициентом изменения масштаба. Использование фиксированного коэффициента изменения масштаба при построении многомасштабного представления изображения не всегда является оправданным. Предполагается, что за счёт применения в моделях многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба можно повысить эффективность решения задач обработки изображений.

Обычно, при описании локальных взаимодействий между отсчётами многомасштабного представления на одном масштабе используется понятие окрестности. При этом в качестве окрестности, связанной с i - ым элементом многомасштабной последовательности, рассматривается окрестность $t \times t$ элементов (в качестве t выбирается нечётное число). Возможно, что в некоторых случаях, более эффективно использование окрестности, которая выбирается с учётом свойств исходных данных. В связи с этим вводятся следующие понятия.

Определение 1.6. Под окрестностью n'_{ij} отсчёта $R'[i, j]$ многомасштабной последовательности R с настраиваемой конфигурацией понимается такая окрестность, использование которой обеспечивает минимум ошибки $e'[i, j]$ в выражении (1.10).

Определение 1.7. Под окрестностью n'_a элемента R' многомасштабной последовательности R с настраиваемой конфигурацией понимается такая окрестность n , использование которой обеспечивает минимум средней ошибки \bar{e}' для последовательности R в выражении (1.10).

Таким образом, предлагается модифицировать существующие многомасштабные модели, используя:

1) В качестве исходных данных для модели многомасштабное представление изображения, построенное с переменным коэффициентом изменения масштаба.

2) Окрестность с настраиваемой конфигурацией для описания связей между отсчётами многомасштабного представления.

Одним из этапов модификации многомасштабных моделей является исследование вопросов особенностей использования в качестве исходных данных для модели многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба.

Предполагается, что модифицируя, таким образом, существующие многомасштабные модели можно достичь:

1) Повышения точности описания моделью многомасштабного представления изображения.

2) Повышения эффективности алгоритмов обработки изображений на основе этих моделей.

Выводы по главе 1 и постановка задач исследования

1. Эффективность управления производством на машиностроительном предприятии, в значительной степени, зависит от информации, получаемой в ходе выполнения контроля качества выпускаемой продукции. Одним из методов контроля качества металлоизделий на машиностроительном предприятии является металлографический метод. Данный метод используется для оценки параметров микро- и макроструктуры металлов и сплавов. Обычно, металлографический анализ выполняется экспертом, по изображению структуры с частичным привлечением вычислительной техники. Значительные затраты времени на анализ, субъективность получаемых оценок параметров структуры делает актуальной задачу автоматизации данного процесса. Для решения данной задачи могут быть использованы алгоритмы и методы цифровой обработки и анализа изображений. При этом важной является возможность учёта в алгоритмах

особенностей изображений предметной области. Один из таких способов заключается в использовании в качестве исходных данных для алгоритма не самого изображения, а его многомасштабного представления.

2. Многомасштабное представление изображений широко используется при решении различных задач обработки изображений. Любой из многомасштабных алгоритмов обработки изображений основан на математической модели многомасштабного представления изображения. Поэтому, эффективность алгоритма зависит от математической модели, на базе которой он разработан. Вследствие удобства выполнения численных расчётов, часто, в качестве исходных данных для математической модели, используется многомасштабное представление, построенное с фиксированным коэффициентом изменения масштаба. Эффективность использования такого многомасштабного представления при решении задач обработки изображений подтверждается экспериментально. Однако, не всегда многомасштабное представление, построенное с фиксированным коэффициентом изменения масштаба способно точно отразить многомасштабную структуру конкретного изображения.

3. Математические модели многомасштабного представления изображения для описания зависимостей между отсчётами элемента многомасштабного представления изображения используют понятие «окрестность отсчёта». Обычно, при разработке многомасштабных моделей окрестность, используемая для описания связей между отсчётами, выбирается без анализа свойств многомасштабного представления, что не всегда является эффективным с точки зрения точности описания такой моделью многомасштабного представления.

4. Таким образом, предлагается модифицировать существующие многомасштабные модели, используя:

- 1) В качестве исходных данных для модели многомасштабное представление изображения, построенное с переменным коэффициентом изменения масштаба.

- 2) Окрестность с настраиваемой конфигурацией для описания связей между отсчётами многомасштабного представления.

5. Структура связей между отсчётами многомасштабного представления, описываемая многомасштабной моделью, определяет строение вычислительных алгоритмов, связанных с моделью. Поэтому, изменения в структуре многомасштабной модели изображения приводят к изменениям в алгоритмах, связанных с моделью.

6. Использование многомасштабного представления с набором переменных коэффициентов изменения масштаба в алгоритмах обработки многомасштабных данных приводит к необходимости решения задачи описания связей между отсчётами соседних элементов многомасштабного представления.

Исходя из вышеизложенного, основными задачами исследования являются:

1. Разработка алгоритмов построения последовательностей дополнений и приближений с переменным набором коэффициентов изменения масштаба.

2. Анализ особенностей использования адаптивного многомасштабного представления в алгоритмах обработки многомасштабных данных.

3. Разработка алгоритма выбора окрестности отсчёта элемента многомасштабного представления.

4. Модификация существующих многомасштабных моделей изображений.

5. Исследование модифицированных многомасштабных моделей изображений на адекватность многомасштабным представлениям цифровых полутонных изображений.

6. Разработка алгоритмов генерации изображений на основе предложенных моделей.

7. Разработка алгоритмов обработки изображений на базе разработанных многомасштабных моделей.

8. Разработка подхода к формированию тестовых изображений для оценки эффективности работы новых алгоритмов обработки изображений.

9. Оценка эффективности алгоритмов обработки изображений на основе предложенных многомасштабных моделей.

10. Применение разработанных моделей и алгоритмов при решении задачи анализа изображений структуры металлов и сплавов.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МНОГОМАСШТАБНЫХ МОДЕЛЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ

2.1. Анализ зависимостей между элементами многомасштабного представления изображений

Изучение зависимостей между отсчётами элементов многомасштабного представления изображения является одним из этапов разработки многомасштабных моделей изображений. Выявленные зависимости определяют связи, которые могут быть описаны многомасштабной моделью изображения.

При проведении анализа зависимостей между элементами многомасштабного представления используются следующие тестовые изображения (рис. 2.1) [65]:

- 1) Изображение поля равномерно распределённого шума.
- 2) Изображение поля шума коррелированного между столбцами ($r_H \approx 0,99$).
- 3) Изображение поля шума коррелированного между строками ($r_V \approx 0,99$).
- 4) Изображение поля шума коррелированного по диагонали ($r_D \approx 0,99$).
- 5) Изображение поля шума коррелированного по нескольким направлениям ($r_V \approx 0,7925, r_H \approx 0,7974$).

Введены следующие обозначения: r_H - коэффициент корреляции между столбцами, r_V - коэффициент корреляции между строками, r_D - коэффициент корреляции по диагонали.

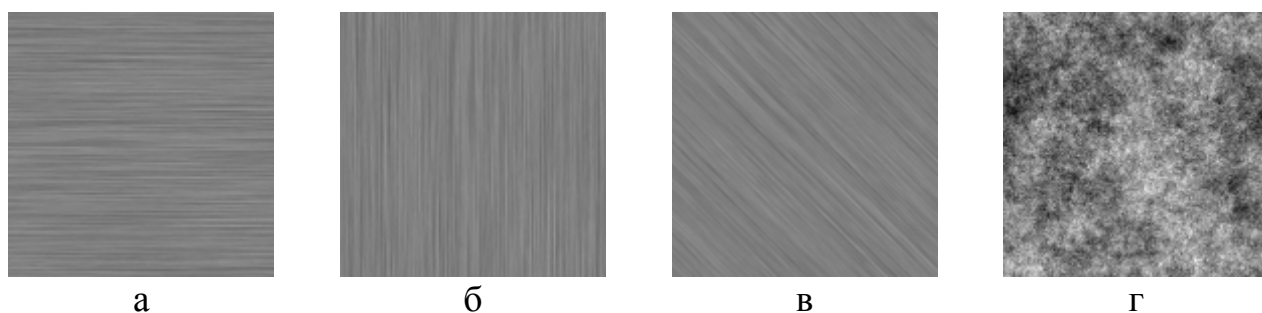
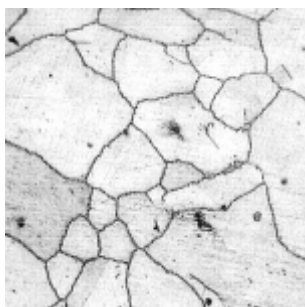


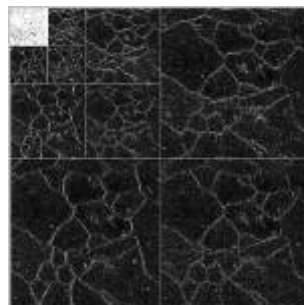
Рис. 2.1. Тестовые изображения с корреляцией: а – между столбцами; б – между строками; в – по диагонали; г – по нескольким направлениям

2.1.1. Использование условных и совместных гистограмм для анализа зависимостей между отсчётами многомасштабной последовательности

Простейшие многомасштабные модели изображений основаны на описании гистограмм отсчётов последовательности дополнений, например, на основе гауссовой смеси [84]. В этом случае используется предположение о том, что отсчёты являются независимыми. Однако, как показано в [84], между отсчетами, находящимися на соседних уровнях разложения существует статистическая взаимосвязь. Для ансамбля тестовых изображений было получено, что для дополнения H_v^1 : $r_h \approx 0$, $r_v \approx 0,5$, для дополнения H_h^1 : $r_v \approx 0$, $r_h \approx 0,5$, для приближения L^1 : $r_v \approx 0,7$, $r_h \approx 0,7$. Таким образом, эмпирически, отсчёты последовательности дополнений изображения коррелированы слабо. На рис. 2.2.б показано изображение, величина каждого отсчёта которого соответствует абсолютной величине отсчёта многомасштабного представления изображения микроструктуры сплава ЭИ437БУВД (рис. 2.2.а). Для генерации многомасштабного представления использовалось вейвлет - преобразование. Отсчёты, принадлежащие подмножеству **В** (более светлые), на разных уровнях разрешения, с учётом масштабирования, имеют одинаковые координаты в пространстве (рис. 2.2.б).



а



б

Приближение L	Дополнение H_h^1
Дополнение H_v^1	Дополнение H_d^1

в

Рис. 2.2. Декомпозиция изображения: а – исходное изображение; б – многомасштабное представление; в – схема расположения элементов представления

Исследование совместных и условных гистограммы отсчётов последовательности дополнений позволяет установить вид зависимости между отсчётами многомасштабного разложения. На рис. 2.3 представлены гистограммы отсчётов последовательности дополнений изображения, показанного на рис. 2.2. Чёрный цвет на гистограммах обозначает 0, белый цвет – 1. Надпись « $p(H_h^1, H_{h,x+1}^1)$ » означает, что вычисляется совместная гистограмма между отсчётами дополнения H_h^1 и отсчётами того же дополнения, которые были предварительно циклически смещены вправо на один отсчёт. Надпись « $p(H_h^1 | H_{h,x+1}^1)$ » означает, что вычисляется условная гистограмма отсчётов.

По совместным гистограммам (рис. 2.3.г - е), трудно установить факт наличия зависимости между отсчётами. Для сравнения на рис. 2.3.а - в показаны условные гистограммы для тех же исходных данных. Пусть по оси OX отложены значения отсчётов дополнения H_h^1 , по оси OY - значения отсчётов дополнения $H_{h,x+1}^1$.

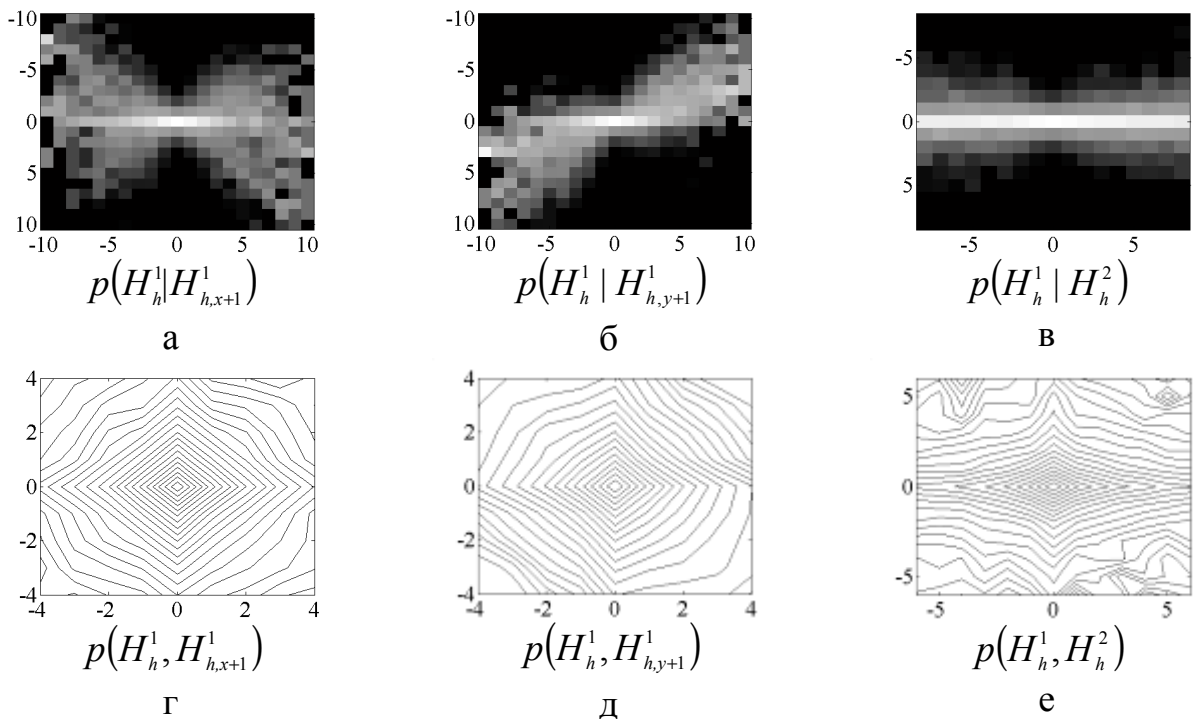


Рис. 2.3. Анализ свойств отсчетов: а - в – условные гистограммы, г - е – совместные гистограммы

На рис. 2.3.а значение отсчета дополнения H_h^1 приблизительно равно 0 при любом значении отсчёта дополнения $H_{h,x+1}^1$. При этом, можно отметить, что дисперсия отсчётов H_h^1 увеличивается с ростом абсолютной величины отсчётов $H_{h,x+1}^1$. Таким образом, дисперсия H_h^1 зависит от $H_{h,x+1}^1$. Следовательно, между отсчётами дополнений H_h^1 и $H_{h,x+1}^1$ существует зависимость.

При проведении исследований для ансамбля реальных изображений было получено, что форма условных гистограмм для отсчетов последовательностей дополнений различных изображений изменяется незначительно. При этом с увеличением расстояния между отсчётами зависимость становится слабее.

Проведённый анализ экспериментальных данных позволяет установить тот факт, что рассматриваемый отсчёт $H_h^1[i, j]$ связан с отсчётом $H_h^2[x, y]$, $x = i / k, y = j / k$ и отсчётами, принадлежащими его окрестности: $\{H_h^1[q, l]\}, (q, l) \in n$.

Таким образом, анализ совместных и условных гистограмм позволяет определить наличие зависимостей между отсчётами элементов многомасштабных последовательности дополнений, однако не позволяет дать численную оценку зависимостей между отсчётами.

2.1.2. Анализ зависимостей между отсчётами многомасштабной последовательности на основе взаимной информации

Исследование зависимостей между отсчетами многомасштабных последовательности на основе совместных и условных гистограмм позволяет установить факт зависимости, но не оценить её величину [115, 119, 123, 125]. Для решения этой задачи может быть использована величина взаимной информации $I(X, Y)$. Величина взаимной информации показывает, сколько информации о X содержится в Y [7]:

$$I(X, Y) = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M p_{X,Y}[i, j] \cdot \log \frac{p_{X,Y}[i, j]}{p_X[i] \cdot p_Y[j]}, \quad (2.1)$$

где X , Y - двумерные наборы данных, в рассматриваемом случае множество отсчётов элемента многомасштабной последовательности H , p_x , p_y - плотности распределения вероятностей наборов отсчетов X и Y , $p_{x,y}$ - совместная плотность распределения вероятности отсчётов X и Y .

При оценке зависимостей между отсчетами используются следующие величины:

1) $I(WX, PX)$ - величина взаимной информации между множеством отсчетов WX и множеством отсчётов PX , каждый элемент которого является предком отсчёта из множества WX .

2) $I(WX, NX)$ - величина взаимной информации между множеством WX и множеством NX , каждый элемент которого представляет собой набор отсчётов принадлежащих окрестности отсчёта из множества WX .

3) $I(WX, PNX)$ - величина взаимной информации между множеством WX и множеством PNX , каждый элемент которого представляет собой набор отсчётов, принадлежащих окрестности предка отсчёта из множества WX .

4) $I(X, PX, NX)$ - величина взаимной информации между множествами WX , NX и PX .

При проведении эксперимента формирование многомасштабной последовательности дополнений выполнялось на основе вейвлет - преобразования с использованием вейвлетов Хаара, Добеши пятого порядка, Симлета второго и седьмого порядков, Койфлета второго и пятого порядков, биортогонального вейвлета. Выбор такого набора вейвлетов обусловлен необходимостью оценить величину взаимной информации между элементами многомасштабного представления изображения, полученного на основе различных вейвлетов. Величина $I(WX, NX)$ вычисляется для коэффициентов дополнений H_h^t , H_v^t , H_d^t и приближений L^t $t \in [1;2]$. Величина $I(WX, PX)$ вычисляется для следующих пар дополнений: $H_h^t - H_h^{t+1}$, $H_h^t - H_v^{t+1}$, $H_h^t - H_d^{t+1}$, $H_v^t - H_h^{t+1}$, $H_v^t - H_v^{t+1}$, $H_v^t - H_d^{t+1}$, $H_d^t - H_h^{t+1}$, $H_d^t - H_v^{t+1}$, $H_d^t - H_d^{t+1}$, $L^t - L^{t+1}$, где $t \in [1;2]$. Величина $I(WX, PX, NX)$ вычисляется между коэффициентами перечисленных пар элементов, $I(WX, NX)$ и

$I(WX, PNX)$ вычисляются для коэффициентов элементов H'_h, H'_v, H'_d, L' , $t \in [1; 2]$ с учётом окрестностей, представленных ниже (рис. 2.4).

$$N_1 = \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 \end{bmatrix} N_2 = \begin{bmatrix} 1 \\ 0 \\ 1 \end{bmatrix} N_3 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 1 \end{bmatrix} N_4 = \begin{bmatrix} 1 \\ 1 \\ 1 \end{bmatrix} N_5 = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} N_6 = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 0 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Рис. 2.4. Окрестности, используемые в эксперименте

В результате вычисления величин взаимной информации для тестовых и реальных изображений было получено, что независимо от вейвлета:

$$I(WX, PX) < I(WX, NX) < I(WX, PX, NX). \quad (2.2)$$

Величину $I(WX, PNX)$ трудно однозначно соотнести с элементами неравенства (2.2), так как в некоторых случаях (при выборе оптимальной окрестности) она превышает $I(WX, NX)$, а в некоторых является меньше $I(WX, PX)$. Это не указывает на невозможность использования данного показателя при анализе свойств элементов многомасштабной последовательности. На основе величины взаимной информации также можно оценить степень декорреляции вейвлетом изображения: чем меньше для вейвлета величина $I(WX, PX, NX)$ или $I(WX, PX)$, тем лучше рассматриваемый вейвлет декоррелирует изображения. Также, было получено, что $I_{1-2}(WX, PX) < I_{2-3}(WX, PX)$, т. е. величина взаимной информации с уменьшением уровня разрешения увеличивается. Это можно объяснить тем, что с уменьшением уровня разрешения понижается уровень шума, и остаются только важные детали, характерные для рассматриваемого элемента последовательности. Максимальное значение величина взаимной информации $I(WX, NX)$ достигает для тех окрестностей, которые учитывают статистические свойства элемента последовательности. Для дополнения H_h^1 оптимальна окрестность N_3 , для H_v^1 - N_2 и N_4 , для H_d^1 - N_5 , для приближения L^1 - N_1 . Такая зависимость прослеживается при переходе между уровнями разрешения. Если некоторая окрестность (рис. 2.4) максимизирует величину взаимной информации $I(WX, NX)$ для первого элемента последовательности, то ве-

личина взаимной информации будет максимальна для той же окрестности для остальных элементов последовательности. Таким образом, для каждого элемента последовательности была выбрана оптимальная окрестность из предложенного набора (рис. 2.4). Величина взаимной информации между отсчётом многомасштабного представления и его предком в большинстве случаев максимальна, если они оба относятся к одной последовательности.

Таким образом, проведённые исследования подтвердили наличие, описанных в главе 1, зависимостей между отсчётами элементов многомасштабного представления изображения.

Рассматривая множество многомасштабных моделей изображений, и учитывая полученные результаты, для дальнейших экспериментов, в качестве базовых моделей для построения адаптивных многомасштабных моделей, можно выбрать модель скрытого марковского дерева [80] и модель многомасштабного марковского случайного поля [91, 113]. Это обусловлено следующими причинами:

- 1) Указанные модели в качестве исходных данных используют, соответственно, последовательности дополнений и приближений изображения.
- 2) Каждая из этих моделей описывает экспериментально подтверждённые связи между отсчётами элементов многомасштабных последовательностей.
- 3) На основе указанных моделей разработано большое количество алгоритмов решения различных задач обработки изображений [75,80,83,84,97,113].

2.2. Разработка алгоритмов построения многомасштабного представления изображения

2.2.1. Построение последовательности приближений на основе величины взаимной информации

Построение многомасштабной последовательности приближений L_a изображения f с переменным коэффициентом изменения масштаба предлагается выполнять на основе следующего алгоритма [10, 12]:

- 1) Сформировать последовательность приближений $L = \{L^t\}$, $t \in [1; N]$, используя для этого двумерный гауссов фильтр нижних частот.
- 2) Сформировать массив X , величина t -го элемента которого соответствует расстоянию между изображением f и L^t .
- 3) Выбрать элементы последовательности L , при переходе к которым, характеристика $X[t]$, связанная с элементом L^t , изменяется на заранее известную величину r . Необходимо отметить, что на точность вычисления L_a влияет число элементов последовательности L .

Для вычисления расстояния между L^t и f предлагается использовать величину взаимной информации (выражение (2.1)):

$$X[t] = I(f, L^t). \quad (2.3)$$

Алгоритм расчёта массива индексов ν элементов последовательности L , включаемых в L_a состоит из следующих шагов:

- 1) $\nu = 0, \delta = 0, t = 1, j = 0$.
- 2) $\delta = \delta + X[t]$.
- 3) Если $\delta / r = j$, то $\nu = \nu \cup j$, $j = j + 1$, $t = t + 1$, иначе переход на шаг 4.
- 4) Если $t = N$, то окончание работы алгоритма, иначе $t = t + 1$, переход на шаг 2.

В алгоритме " \cup " обозначает включение в последовательность.

На основе предложенного алгоритма, для изображения микроструктуры серого чугуна с шаровидным графитом на ферритной основе, показанного на рис. 2.5.а была сформирована последовательность L_a .

При построении L_a использовалась последовательность L , состоящая из 50 элементов, $r = 0,167$. На рис. 2.5.б изображена кривая взаимной информации, являющаяся визуальным отображением значений элементов массива X .

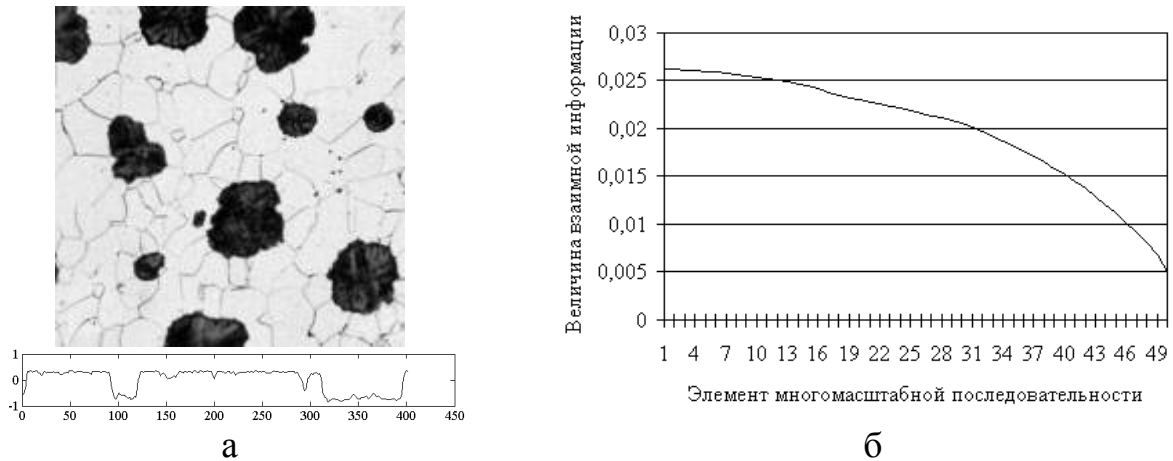


Рис. 2.5. Анализ последовательности приближений: а – исходное изображение; б – кривая взаимной информации

В табл. 2.1 представлены выбранные, по описанному правилу, номера элементов последовательности приближений. На рис. 2.6 отображены выбранные элементы последовательности.

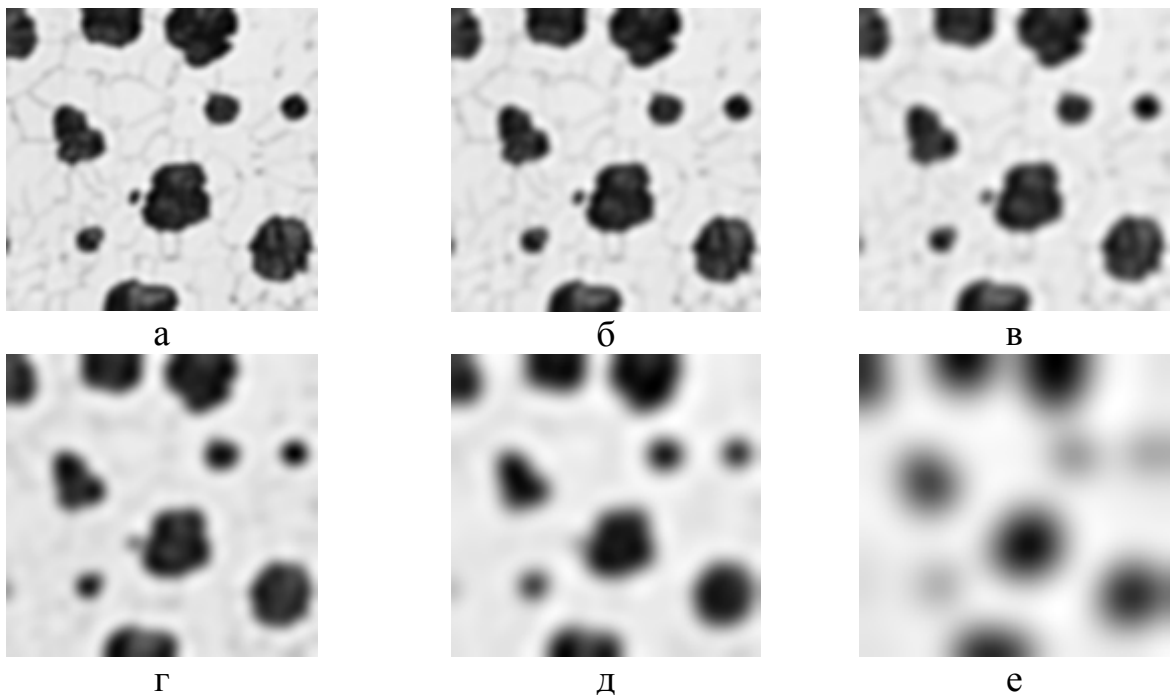
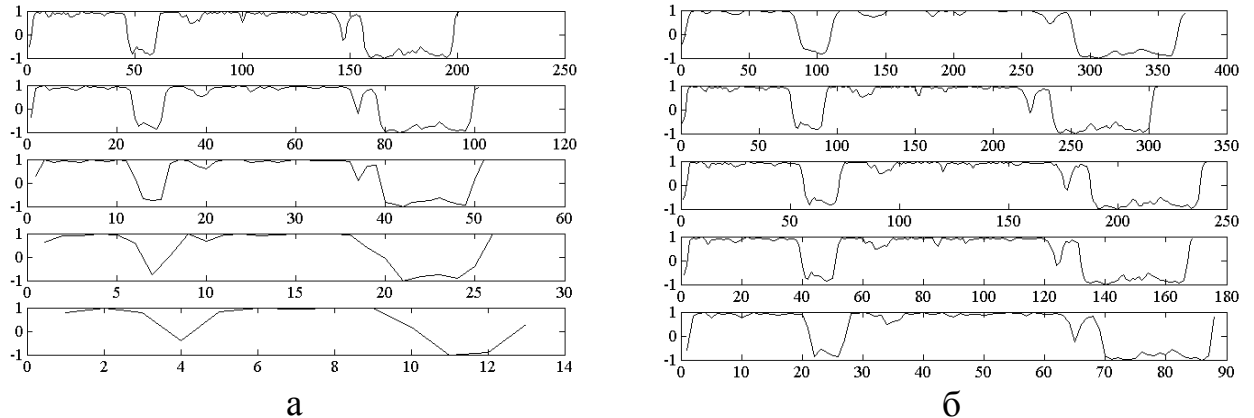


Рис. 2.6. Выбранные элементы последовательности приближений:
а – 4; б – 12; в – 20; г – 29; д – 39; е – 50

Таблица 2.1. Результаты экспериментов

Величина взаимной информации	0,167	0,334	0,501	0,668	0,835	1
Элемент последовательности	4	12	20	29	39	50

На рис. 2.7 приведены строки элементов многомасштабной последовательности приближений.

Рис. 2.7. Представление строки изображения: а – $k = 2$; б – L_a

Сравнивая две полученные последовательности (рис. 2.7.в и рис. 2.7.г) можно отметить, что особенности строки меняются более плавно при переходе между элементами многомасштабной последовательности с переменным коэффициентом изменения масштаба, чем между элементами последовательности, построенной с коэффициентом изменения масштаба $k = 2$. Для вычисления расстояния между парой изображений, наряду с величиной взаимной информации, может быть использован коэффициент корреляции.

2.2.2. Построение последовательности приближений на основе анализа массива величин взаимной информации

Выполнив анализ кривой взаимной информации (рис. 2.5.б), можно отметить, что на кривой можно выделить три участка, которые характеризуются различной динамикой изменения величины взаимной информации. Плавное уменьшение величины взаимной информации в начале кривой объясняется тем, что при формировании первых элементов последовательности приближений отсекаются верхние частоты, которые, обычно, в спектре изображения

имеют незначительную долю. Дальнейшее резкое уменьшение величины взаимной информации связано с отсечением нижних частот, которые преобладают в спектре изображения, вследствие чего, происходит значительная потеря информации. Поэтому, для формирования последовательности приближений предлагается использовать 3 различных коэффициента изменения масштаба k_1 , k_2 и k_3 ($k_1 \geq k_2 \geq k_3$), что позволит выполнить тонкий анализ спектра изображения в области нижних частот.

Таким образом, предлагается следующий алгоритм построения последовательности приближений L_a :

- 1) Сформировать последовательность приближений $L = \{L^t\}$, $t \in [1; M]$.
- 2) Сформировать на основе выражения (2.3) массив $X = \{X[t]\}$, $t \in [1; M]$.
- 3) Вычислить индексы l и m , $m > l$, которые, условно, делят массив X на 3 части.
- 4) Рассчитать размеры элементов L^l и L^m .
- 5) Выбрать коэффициенты изменения масштаба k_1 , k_2 и k_3 .
- 6) Выбрать коэффициенты k_i ($i \in [1; 3]$), а также количество элементов N_i многомасштабной последовательности L_a , которые должны быть получены с использованием выбранных коэффициентов. Выбор выполнить на основе следующих неравенств:

$$\text{а) } k_1 \geq k_2 \geq k_3.$$

$$\text{б) } k_1^{N_1} \cdot h \leq L_h^l, k_1^{N_1} \cdot w \leq L_w^l.$$

$$\text{в) } L_h^l \leq k_1^{N_1} \cdot k_2^{N_2} \cdot h \leq L_h^m, L_w^l \leq k_1^{N_1} \cdot k_2^{N_2} \cdot w \leq L_w^m.$$

$$\text{г) } L_h^m \leq k_1^{N_1} \cdot k_2^{N_2} \cdot k_3^{N_3} \cdot h \leq 1, L_w^m \leq k_1^{N_1} \cdot k_2^{N_2} \cdot k_3^{N_3} \cdot w \leq 1.$$

где h , L_h^l , L_h^m и w , L_w^l , L_w^m - размеры анализируемого изображения и элементов L^l и L^m по вертикали и горизонтали.

- 7) Сформировать последовательность приближений L_a изображения f , зная k_i и N_i .

Для деления массива X на три части предлагается следующий алгоритм:

1) Выделить границы второй части массива X , т. е. вычислить индексы l и m : $\{X[t]\}, t \in [l; m]$ (l - левая, m - правая границы). Расчёт левой и правой границ ведётся отдельно.

2) Выделить первую $\{X[t]\}, t \in [1; l)$ и третью части $\{X[t]\}, t \in (m; M]$ массива X на основе известных границ второй части.

Предлагаемый алгоритм для вычисления индексов l и m состоит из следующих шагов:

1) Вычислить индекс центрального элемента набора данных X : $c = \lfloor M/2 \rfloor$, где $\lfloor \bullet \rfloor$ обозначает операцию округления в меньшую сторону. Вводится массив u_1 , который содержит центральный элемент массива X : $u_1 = \{X[c]\}, t = c + 1, j = 1$.

2) Добавить в массив u_1 элемент $X[t]$, расположенный правее центрального элемента c массива X : $u_1 = u_1 \cup X[t], t = t + 1, j = j + 1$.

3) Выполнить аппроксимацию массива u_1 полиномом первой степени $u_1 = a_1 \cdot u_2 + a_2$, т. е. вычислить коэффициенты полинома a_1 и a_2 . Вычислить ошибку аппроксимации массива u_1 :

$$e[j] = \sum_{t=1}^M v[t] \cdot (u_1[t] - \tilde{u}_1[t])^2,$$

где \tilde{u}_1 - аппроксимация u_1 , $v[t]$ - вес t -го элемента.

4) Выполнять шаги 2 и 3 до тех пор, пока в массив u_1 не будут добавлены все элементы, расположенные правее центрального элемента c массива X .

5) Вычислить разницу между соседними элементами массива e , который содержит величину ошибки аппроксимации: $\vartheta = e[t] - e[t + 1], t \in [1; M - 1]$. Если величина ϑ превышает некоторый заранее установленный порог Thr ($\vartheta \geq Thr$), то t будет соответствовать правой границе m : $m = t$.

Для расчёта левой границы используется тот же алгоритм, что и для расчёта правой, при этом, элемент $X[t]$ к массиву u_1 добавляется слева.

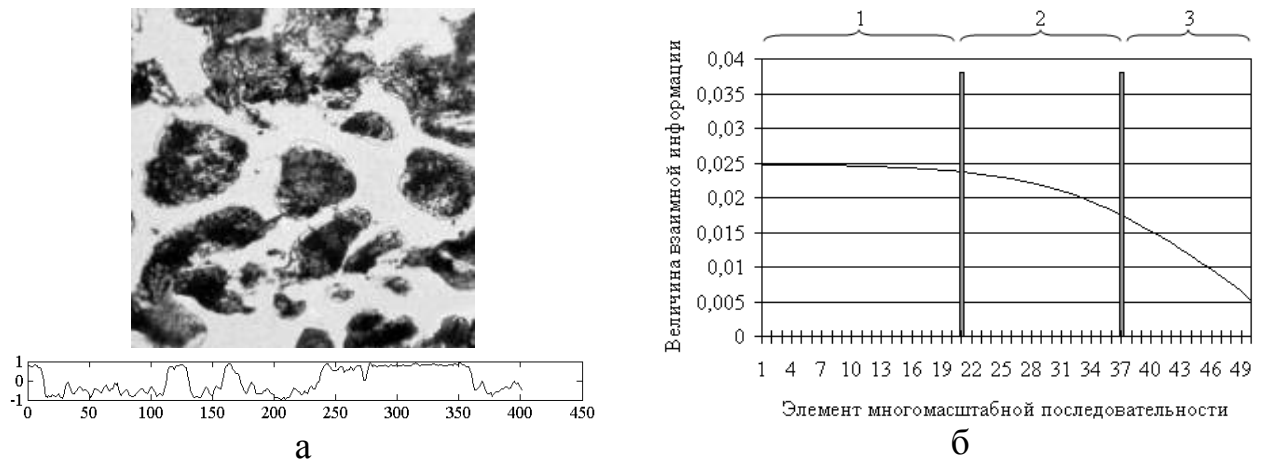


Рис. 2.8. Анализ последовательности приближений: а – исходное изображение; б – деление кривой взаимной информации

На основе предложенного алгоритма для массива X , рассчитанного по изображению, которое представлено на рис. 2.8, получено, что $l = 21$, $m = 37$. С учётом того, что исходное изображение имеет размер 391×402 отсчёта, вычислены размеры элементов L^l и L^m : L^{21} - 227×233 отсчётов, L^{37} - 102×105 отсчётов. Таким образом, для построения последовательности приближений можно использовать следующий вариант параметров: $N_1 = 1$, $k_1 = 3/2$, $N_2 = 3$, $k_2 = 4/3$, $N_3 = 3$, $k_3 = 5/4$. В этом случае последовательность приближений будет состоять из 6 элементов со следующими размерами: 261×268 , 196×201 , 147×151 , 110×113 , 88×90 , 70×72 , 56×58 .

На рис. 2.9 показаны элементы сгенерированной последовательности приближений, при формировании которых прореживание не выполнялось.

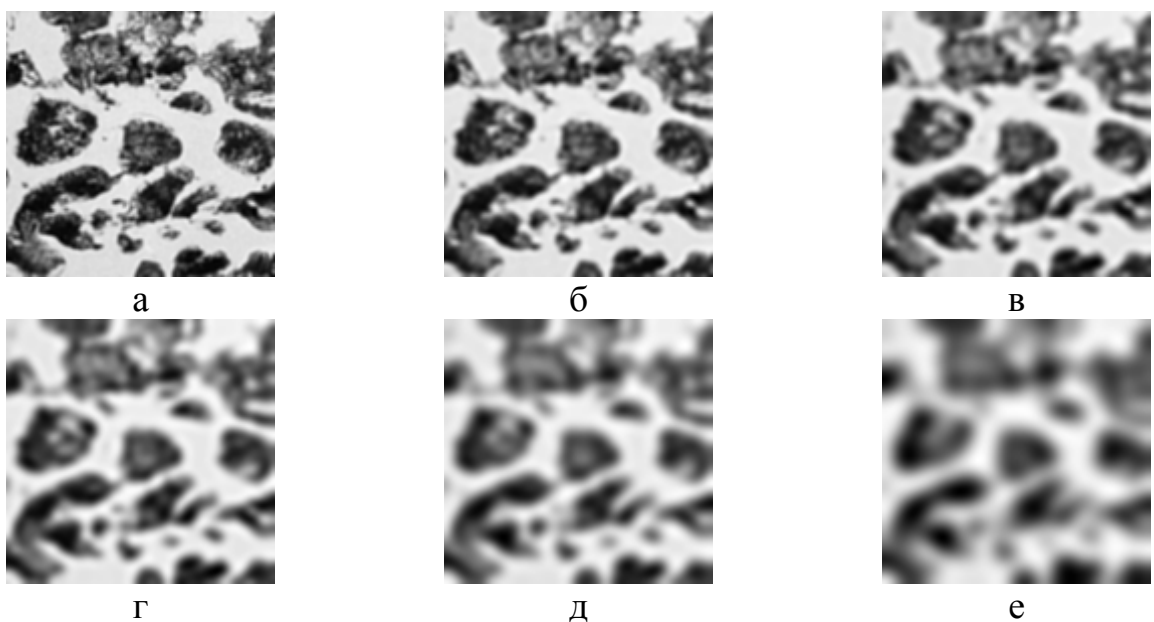


Рис. 2.9. Элементы последовательности приближений

На рис. 2.10 приведены строки элементов многомасштабной последовательности приближений.

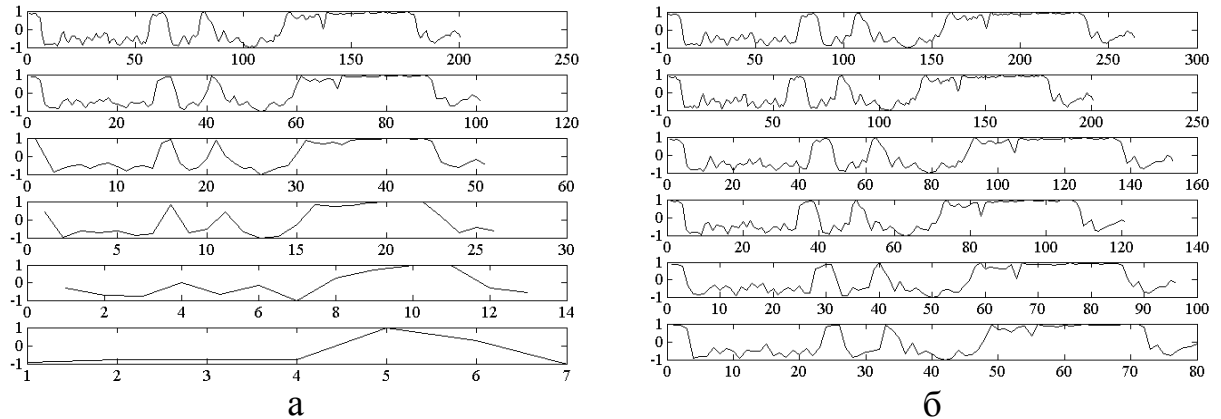


Рис. 2.10. Многомасштабный анализ строки изображения: а – $k = 2$; б – L_a

2.2.3. Построение последовательности дополнений

Элементы последовательности дополнений содержат характерные особенности изображения, которые в частотном диапазоне относятся, преимущественно, к области верхних частот. Поэтому, при построении последовательности дополнений, важно провести тонкий анализ спектра изображения в области верхних частот. В связи с этим, предлагается алгоритм построения последовательности дополнений H_a , который основан на совместном использовании многомасштабного преобразования с целым и дробным коэффициентами изменения масштаба. На каждом шаге алгоритма исходное изображение раскладывается на [13]:

1) Приближение - за счёт применения к f многомасштабного преобразования с дробным коэффициентом изменения масштаба, $K_L = \{k_t^L\}$, $k_1^L \leq k_2^L \leq \dots \leq k_{N-1}^L$, $t \in [1; N-1]$.

2) Дополнение - применением к f (L') многомасштабного преобразования с целым коэффициентом изменения масштаба, $K_H = \{k_t^H\}$, $k_1^H = k_2^H = \dots = k_N^H$, $t \in [1; N]$.

Схема формирования последовательности показана на рис. 2.11. На основе описанного алгоритма для изображения, размер которого составляет

391×402 отсчётов (рис. 2.5.а) сформирована последовательность дополнений ($K_L = \{6/5, 6/5, 5/4, 5/4, 3/2, 2/1\}$, $K_H = 4$).

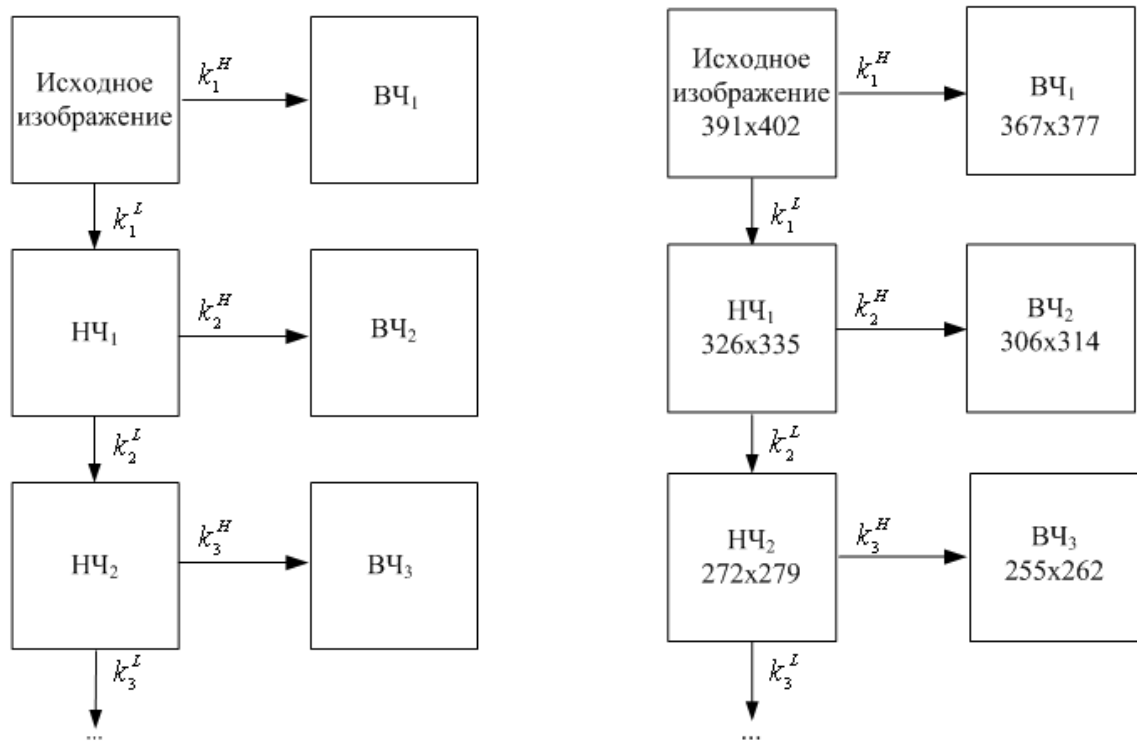


Рис. 2.11. Схема построения последовательности дополнений

На рис. 2.12 показаны первые 4 элемента результирующей последовательности дополнений.

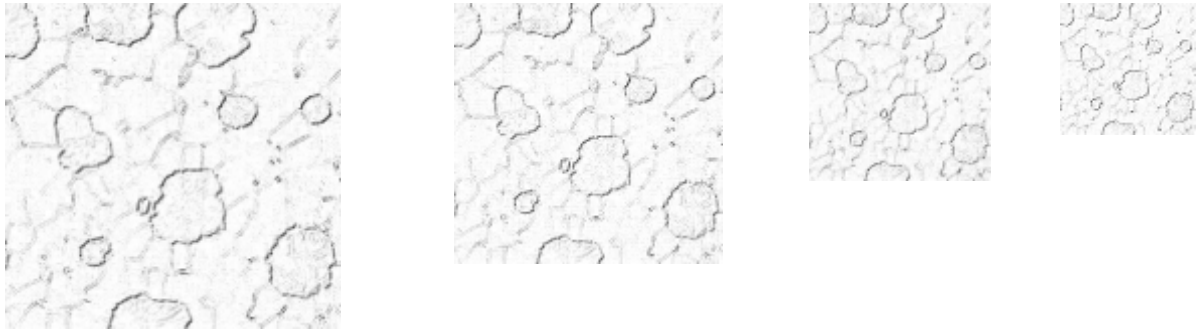


Рис. 2.12. Элементы последовательности дополнений

Рассчитанная последовательность состоит из 6 элементов со следующими размерами: 367×377, 306×314, 255×262, 204×209, 163×167, 109×112. По сравнению с последовательностью дополнений, рассчитанной на основе коэффициента изменения масштаба $k = 2$, на основе сгенерированной последовательности возможен более тонкий анализ структуры особенностей изображения.

Для сравнения: при вычислении последовательности дополнений с коэффициентом изменения масштаба 2, результирующая последовательность будет состоять из 6 элементов со следующими размерами: 196×201 , 98×101 , 49×51 , 25×26 , 13×13 , 7×7 .

Сгенерированная, на основе предложенного подхода, последовательность дополнений H_a может быть использована при решении тех задач обработки изображений, которые не требуют выполнения обратного преобразования. При переходе от исходного изображения к последовательности дополнений, на основе предложенного алгоритма, не происходит потери информации. Следовательно, используя последовательности дополнений H_a и приближений L изображения f , можно выполнить операцию обратного многомасштабного преобразования. Необходимо отметить, что при этом возможны различные сложности, связанные с перекрытием спектров элементов последовательностей приближений и дополнений, находящихся на одном масштабе. Вследствие этого, могут возникнуть неточности при выполнении операции обратного восстановления изображения.

2.3. Выбор окрестности отсчёта элемента многомасштабной последовательности

2.3.1. Алгоритм выбора окрестности на основе взаимной информации

Допустим, что стоит задача выбора окрестности n_a для элемента R^i последовательности R . Для решения данной задачи разработано большое число подходов. Например, подход на основе критерия AIC (Akaike's information criterion) [77], подход, использующий байесово решающее правило [122], подход на основе MDL критерия (minimum description length) [112]. Способ к вычислению окрестности, основанный на минимизации ошибки между исходным элементом

R' и элементом, сгенерированным на основе заданной модели с использованием выбранной окрестности, предложен в [85].

В настоящей работе для выбора окрестности предлагается следующий алгоритм [16, 17, 18, 19]:

1) Выполнить циклический сдвиг элемента R' на i отсчётов по горизонтали и j отсчётов по вертикали, получив, таким образом, элемент R'_s .

2) Вычислить величину взаимной информации между элементами R' и R'_s :

$$MT[i, j] = I(R', R'_s),$$

3) Выполнить шаги 1 и 2 для каждого значения i и j , $i \in [-(N-1)/2; (N-1)/2]$, $j \in [-(M-1)/2; (M-1)/2]$, $N \times M$ - размер окрестности.

4) Выполнить нормализацию:

$$MT[i, j] = MT[i, j] / \sum_{x=1}^N \sum_{y=1}^M MT[x, y].$$

Результатом работы алгоритма является матрица весовых коэффициентов MT размером $N \times M$ элементов. Для выбора окрестности к матрице весовых коэффициентов MT применяется процедура отсечения по порогу [100]:

$$n_a[i, j] = \begin{cases} 1, & MT[i, j] \geq Thr, \\ 0, & MT[i, j] < Thr, \end{cases} \quad (2.4)$$

где $Thr \in [0; 1]$ - порог.

Значение элемента $MT[i, j]$ соответствует величине взаимной информации между исходным элементом R' и элементом R'_s , который является результатом циклического сдвига R' на i отсчётов по оси OX и на j отсчётов по оси OY . Знак перед i (j) показывает направление сдвига элемента [134].

Для выбора порога Thr , который используется в (2.4), предлагается следующий алгоритм:

1) Установить $Thr = 0,99$, выбрать на основе (2.4) окрестность n_1 .

2) Вычислить величину взаимной информации MF_1 следующим образом:

$$MF_1 = \left(\sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} IN[R^t[i,j], \{(x,y)\}] \right) / (ht \cdot wd), \quad (2.5)$$

где $(x,y) \in n$, $IN[\bullet]$ - оператор вычисления величины взаимной информации между отсчётом изображения и его окрестностью [115].

3) Уменьшить порог Thr , выбрать новую окрестность n_2 на основе (2.4).

4) Вычислить величину взаимной информации MF_2 на основе (2.5) для окрестности n_2 .

5) Если $MF_2 > MF_1$, то $n_1 = n_2$, перейти на шаг 2.

6) Если $MF_2 \leq MF_1$, то n_1 - результат работы алгоритма.

Предложенный алгоритм выбора окрестности позволяет одновременно решить задачу вычисления весовых коэффициентов $\alpha[i, j]$ для каждого элемента окрестности. В качестве весовых коэффициентов элементов окрестности можно использовать значения соответствующих элементов матрицы MT [135].

2.3.2. Тестовый эксперимент

Рассмотрим возможность использования предложенного подхода для выбора окрестности элементов многомасштабного представления W изображения. Формирование W выполняется на основе вейвлет - преобразования. При проведении эксперимента рассматриваются следующие тестовые изображения:

1) Тестовое изображение №1 - поле коррелированного шума (коэффициент корреляции между столбцами $r_h = 0,97$, между строками - $r_v \approx 0$).

2) Тестовое изображение №2 - поле коррелированного шума (коэффициент корреляции между столбцами $r_h \approx 0$, между строками - $r_v = 0,96$).

3) Тестовое изображение типа "текстура".

Для генерации тестовых изображений №№ 1 и 2 может быть использован следующий алгоритм:

1) Сформировать поле равномерно распределённого белого шума E размером $ht \times wd$.

- 2) Выбрать маску MSK для формирования поля коррелированного шума.
- 3) Выполнить свёртку поля шума E и маски MSK :

$$f[x, y] = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M E[x-i, y-j] \cdot MSK[i, j], \text{ где } N \times M - \text{размеры маски.}$$

На рис. 2.14 - рис. 2.16 показаны результаты выбора окрестностей для отсчётов элементов последовательностей приближений и дополнений изображений, представленных на рис. 2.13.

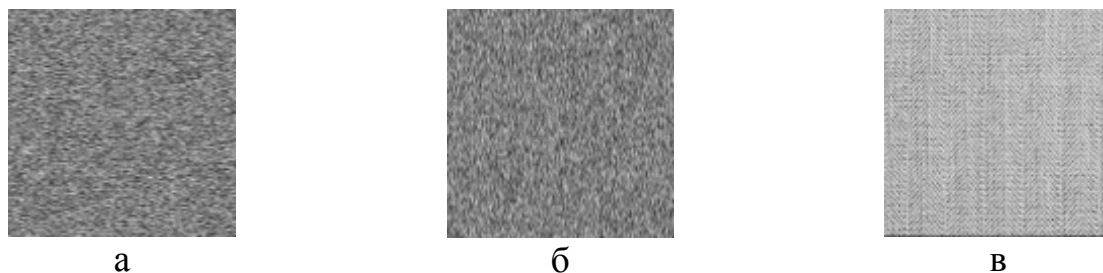


Рис. 2.13. Тестовые изображения

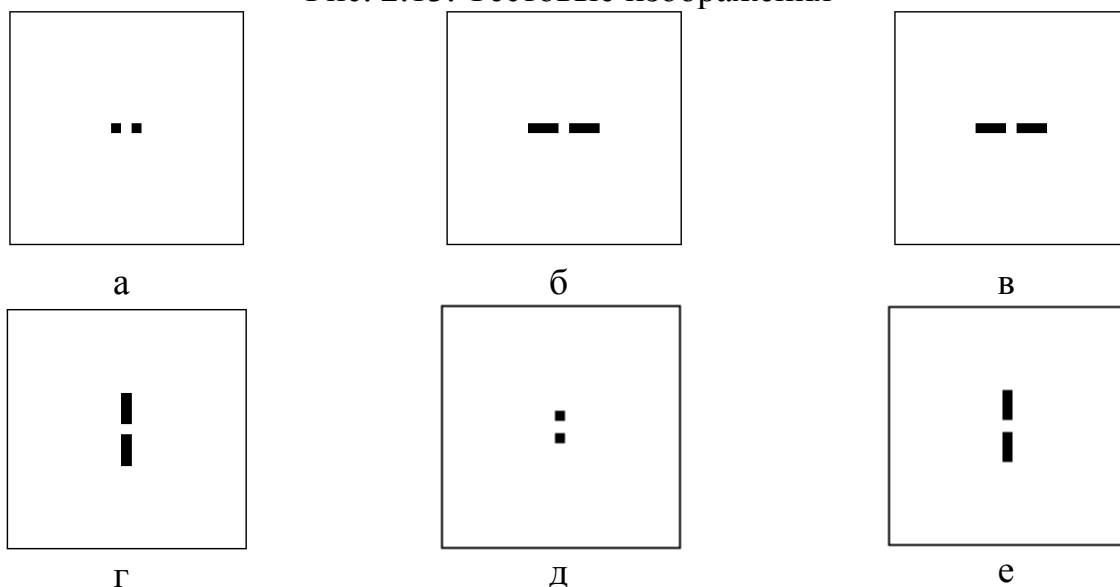


Рис. 2.14. Выбор окрестности для: а - в – рис. 2.13.а; г - е – рис. 2.13.б; дополнения: а, г – H_h^1 ; б, д – H_v^1 ; в, е – H_d^1

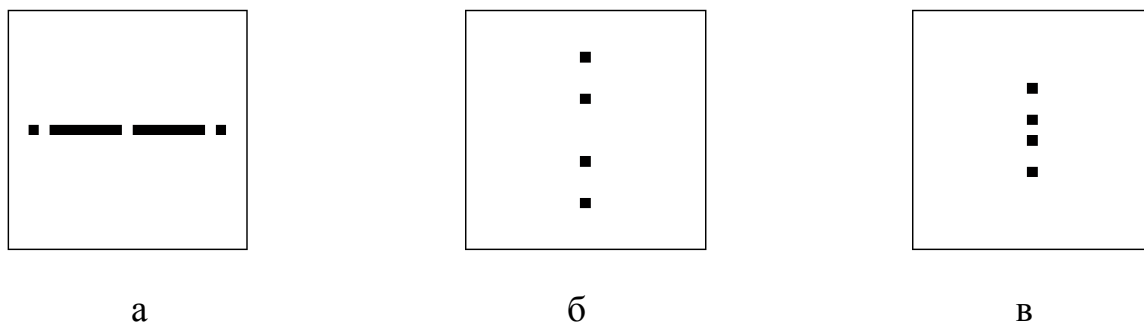


Рис. 2.15. Выбор окрестности для: а - в – рис. 2.13.в; дополнения : а – H_h^1 ; б – H_v^1 ; в – H_d^1

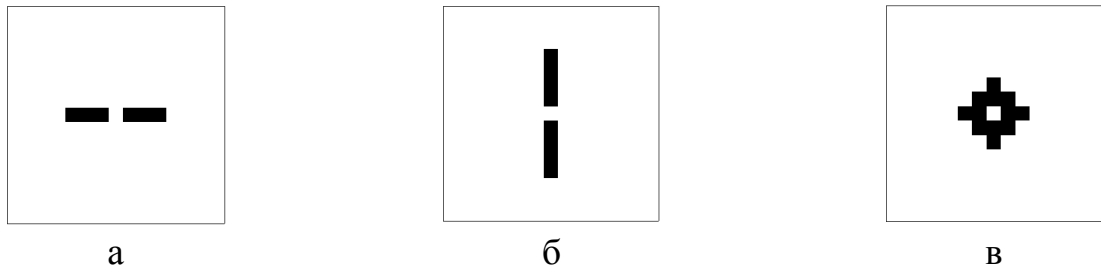


Рис. 2.16. Выбор окрестности для приближения рис. 2.13.а - в

Как было выяснено в ходе проведения эксперимента, окрестность для некоторого набора вейвлет - коэффициентов можно вычислить, если коэффициент $r_m = \frac{r_h + r_v}{2}$ (r_h - коэффициент корреляции изображения между строками, r_v - между столбцами), вычисленный по изображению составляет не менее 0,5. В этом случае для выбора окрестности должно использоваться предельное сверху значение порога: $Thr = 0,99$.

Таблица 2.2. Соотношение между Thr и r_m

Коэффициент r_m	0,50	0,66	0,75	0,80	0,83	0,86	0,97
Порог Thr	0,99	0,85	0,65	0,55	0,51	0,47	0,41

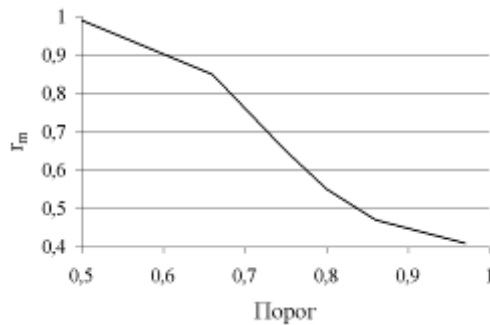


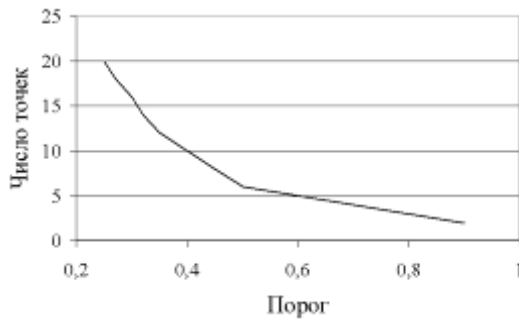
Рис. 2.17. Зависимость r_m от Thr

На рис. 2.17 и в табл. 2.2 показана зависимость между коэффициентом r_m и порогом Thr , используемым при выборе окрестности.

Изменение значения порога Thr позволяет получать различные варианты окрестностей. В табл. 2.3 и на рис. 2.18 показана зависимость числа элементов окрестности N от выбираемого порога Thr .

Таблица 2.3. Зависимость числа элементов окрестности N от порога Thr

Thr	0,9	0,7	0,5	0,45	0,4	0,35	0,32	0,3	0,27	0,25
N	2	4	6	8	10	12	14	16	18	20

Рис. 2.18. Зависимость N от Thr

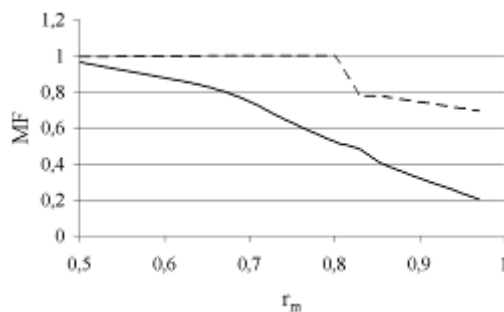
окрестности n и отсчётов, не принадлежащих n . Уменьшение величины MF с увеличением величины r_m для отсчётов, принадлежащих окрестности объясняется следующим. С увеличением величины коэффициента r_m увеличивается размер окрестности. В связи с этим, в окрестность включаются элементы, величина взаимной информации для которых меньше для отсчётов, ближайших к центру окрестности. Это и приводит к уменьшению величины MF .

Таблица 2.4. Соотношение между MF и r_m

Коэффициент r_m	0,500	0,660	0,750	0,800	0,830	0,860	0,970
$(x, y) \notin n$	0,965	0,817	0,628	0,525	0,482	0,394	0,205
$(x, y) \in n$	0,996	1	1	1	0,780	0,776	0,694

Для оценки точности выбора окрестности на основе предложенного подхода рассмотрим величину MF , которая вычисляется по элементу многомасштабного представления для:

- 1) Окрестности n_a , выбранной на основе предложенного алгоритма, для каждой из последовательностей H_H , H_V , H_D и L в отдельности.
- 2) Окрестности n_f размером 3×3 элемента.

Рис. 2.19. Зависимость MF от r_m

В табл. 2.4 показано соотношение между MF и коэффициентом r_m , где MF рассчитывается на основе (2.5). Зависимость вычисляется для отсчётов изображения, принадлежащих выбранной

Данные, приведённые в табл. 2.5, являются усреднёнными по ансамблю из 20 изображений. Как видно из табл. 2.5 в окрестности с настраиваемой конфигурацией содержится больше информации об

отсчёте, чем в окрестности размером 3×3 элемента.

Таблица 2.5. Величина взаимной информации между отсчётом и его окрестностью

Окрестность / Элемент последовательности	H_h^1	H_v^1	H_d^1	L^1
n_a	0,471	0,466	0,349	0,452
n_f	0,435	0,250	0,286	0,301

Необходимо отметить, что с увеличением размера окрестности:

1) Нелинейно увеличивается временная сложность алгоритма оценки величины отсчёта (выражение (1.8), рис. 2.20).

2) Уменьшается точность предсказания величины отсчёта.

В табл. 2.6 приведена величина ошибки предсказания значения отсчёта элемента многомасштабной последовательности на основе выражения (1.10) для изображения, показанного на рис. 2.13.г:

$$E = \left(\sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} e'[i, j] \right) / (ht \cdot wd).$$

В табл. 2.6 символ «А» означает то, что для предсказания величины отсчёта используется окрестность, выбираемая на основе предложенного алгоритма.

Таблица 2.6. Величина ошибки предсказания

3×3 (9)	5×5 (25)	7×7 (49)	9×9 (81)	11×11 (121)	«А» (33)
0,089128	0,121784	0,132208	0,153982	0,203585	0,046317

На рис. 2.20 показан график зависимости времени вычисления выражения (1.10) (для элемента 256×256 отсчётов) от размера используемой окрестности.

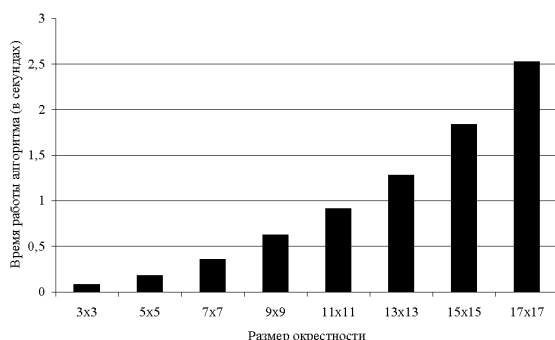


Рис. 2.20. Зависимость времени выполнения алгоритма от размера окрестности

Учитывая данные, приведённые в табл. 2.6, в экспериментальной части работы, рассматриваются окрестности со следующими размерами: 3×3 , 5×5 , 7×7 и 9×9 .

Пусть окрестность n_a , выбранная по R' , состоит из p элементов. Результаты экспериментов показывают, что точность предсказания величины отсчёта на основе окрестности n_a выше по сравнению с окрестностью n_f размером $m \times m$, где $m = \lfloor \sqrt{p} \rfloor$, $\lceil \bullet \rceil$ - оператор округления \sqrt{p} до нечётного числа.

2.4. Особенности использования многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба в алгоритмах обработки многомасштабных данных

2.4.1. Описание связей между элементами многомасштабной последовательности

Задача описания связей между элементами R' и R'^{+1} последовательности R , возникает при установлении соответствия между отсчётами этих элементов в алгоритмах обработки многомасштабных данных [28, 80, 86] (рис. 1.8).

При построении многомасштабной последовательности с целым коэффициентом изменения масштаба при переходе к каждому следующему масштабу размер элемента последовательности уменьшается в целое число раз. В этом случае каждому отсчёту элемента R'^{+1} ставится в соответствие определённое число отсчётов элемента R' (рис. 1.8). Однако, когда при построении многомасштабного представления, коэффициент изменения масштаба не равен целому числу, возникает задача описания связей между отсчётами элементов R' и R'^{+1} многомасштабной последовательности R , т. е. задача поиска соответствия между отсчётами, соседних элементов последовательности. Пусть R' содержит $N_1 \times N_1$ отсчётов, R'^{+1} - $N_2 \times N_2$ отсчётов ($N_1 > N_2$, $N_2 = N_1 / k$, где k - коэффициент изменения масштаба, $k > 1$).

Одно из возможных решений данной задачи заключается в разбиении множества отсчётов, принадлежащих элементам последовательности, на группы и описание связей между отсчётами групп. Число связей между отсчётами в

группе может быть избыточным (т. е. паре соседних отсчётов элемента R^{t+1} может соответствовать один или нескольких отсчётов элемента R^t).

Для вычисления числа отсчётов, которые будут включены в группу в элементах R^t и R^{t+1} предлагается использовать следующий подход. Вводятся два числа M_1 и M_2 , где M_1^2 определяет количество отсчётов, которые будут включены в рассматриваемую группу в элементе R^t , а M_2^2 - в элементе R^{t+1} . На эти числа накладываются следующие условия:

- 1) $M_2 < M_1, M_1 \in [1;10], M_2 \in [1;10]$.
- 2) $M_1 / M_2 \geq k$.
- 3) $|M_1 - M_2| = \min$ (разница между M_1 и M_2 минимальна).

4) Если с учётом условий 1-3 получено несколько возможных пар $\{M_1, M_2\}$: $\{\{M_1, M_2\}_t\}$, $t \in [1;N]$, то выбрать следует ту пару, в которой значения M_1 и M_2 , являются минимальными из всех возможных пар значений.

Условия 3 и 4 непосредственно влияют на число связей между отсчётами в группе. Например, при построении многомасштабной последовательности с коэффициентом изменения масштаба $k = 25/16 = 1,5625$, наиболее подходящей будет пара чисел $M_1 = 5$, $M_2 = 3$.

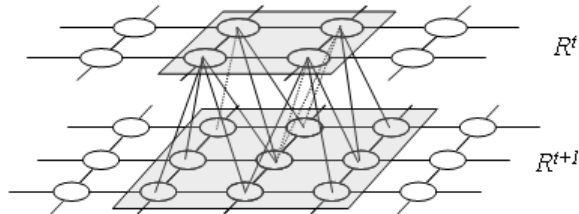


Рис. 2.21. Формирование связей между отсчётами элементов R^t и R^{t+1}

На рис. 2.21 показан пример описания связей между элементами последовательности при $k = 3/2$ (серым выделены группы отсчётов).

Необходимо отметить, что если отношение размеров элементов R^t и R^{t+1} не кратно величине M_1 / M_2 , то необходимо выравнивать размеры элементов относительно друг друга. Это можно выполнить за счёт добавления отсчётов к элементам R^t и R^{t+1} . На количество добавляемых отсчётов оказывает влияние

пара чисел $(M_1; M_2)$: чем меньше данные числа, тем меньше отсчётов необходимо будет добавить.

В табл. 2.7 показаны пары чисел $(M_1; M_2)$, которые могут быть использованы при описании связей между отсчётами элементов R^t и R^{t+1} .

Таблица 2.7. Пары чисел $(M_1; M_2)$

M_1	2	3	5	4	5	3	4	5
M_2	1	2	2	3	4	1	1	3

2.4.2. Выравнивание размеров элементов многомасштабной последовательности

Алгоритм вычисления количества отсчётов для выравнивания размеров элементов R^t и R^{t+1} состоит из следующих шагов:

- 1) $as = 0, ab = 0$.
- 2) Если $(sb + ab)/(ss + as) < k$, то $as = as + 1$, иначе - шаг 3.
- 3) Если $(sb + ab)/(ss + as) > k$, то $ab = ab + 1$, иначе - шаг 4.
- 4) Если $(sb + ab)/(ss + as) = k$, то переход на шаг 5, иначе - шаг 2.
- 5) Окончание работы алгоритма.

Входные параметры алгоритма:

- 1) ss - размер по горизонтали (вертикали) элемента R^{t+1} .
- 2) sb - размер по горизонтали (вертикали) элемента R^t .
- 3) k - коэффициент изменения масштаба.

Выходные параметры:

- 1) as - число добавляемых отсчётов по горизонтали (вертикали) к элементу R^{t+1} .
- 2) ab - число добавляемых отсчётов по горизонтали (вертикали) к элементу R^t .

2.4.3. Взаимное влияние отсчётов многомасштабной последовательности

При разработке многомасштабных моделей изображений формализуются алгоритмы обработки многомасштабных данных. Такие алгоритмы могут иметь направления работы:

- 1) "Сверху - вниз" - элементы многомасштабной последовательности обрабатываются по порядку с N - го по 1 - ый.
- 2) "Снизу - вверх" - элементы многомасштабной последовательности обрабатываются по порядку с 1 - го по N - ый.

Также, можно предложить алгоритмы, которые комбинируют оба направления.

При обработке многомасштабной последовательности, построенной с коэффициентом изменения масштаба не кратным 2, существуют некоторые особенности. Допустим, что с каждым отсчётом последовательности связан некоторый параметр. Тогда, при направлении работы алгоритма:

- 1) «Сверху - вниз» стоит задача выбора отсчётов, принадлежащих подмножеству χ на основе значений параметров которых рассчитывается величина

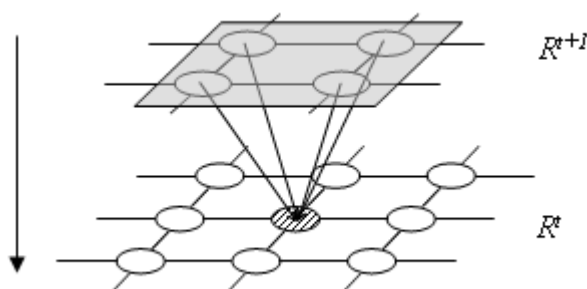


Рис. 2.22. Особенность №1

на параметра рассматриваемого отсчёта, где χ - подмножество отсчётов элемента R^{t+1} , значения параметров которых могут быть использованы при оценке величины параметра рассматриваемого отсчёта (рис. 2.22, на рисунке показаны не все существующие

связи между отсчётами, стрелкой указано направление работы алгоритма, штриховкой выделен отсчёт $R^t[x, y]$, отсчёты подмножества χ затенены). Выбор отсчётов можно осуществить, вычислив разницу между параметрами отсчётов подмножества χ и значением параметра отсчёта $R^t[x, y]$, тогда:

а) Если разница невелика, то для оценки величины параметра отсчёта $R'[x, y]$ можно усреднить значения параметров отсчётов, принадлежащих подмножеству χ .

б) Если разница существенна, то можно выбрать отсчёт подмножества χ со значением параметра, ближайшим к значению параметра отсчёта $R'[x, y]$, и при вычислении значения параметра отсчёта $R'[x, y]$ учитывать только его.

2) «Снизу - вверх» необходимо рассчитать величину параметров нескольких отсчётов элемента R^{t+1} с учётом величины параметра отсчёта элемента R^t . Для решения такой задачи можно использовать схему, показанную на рис. 2.23.

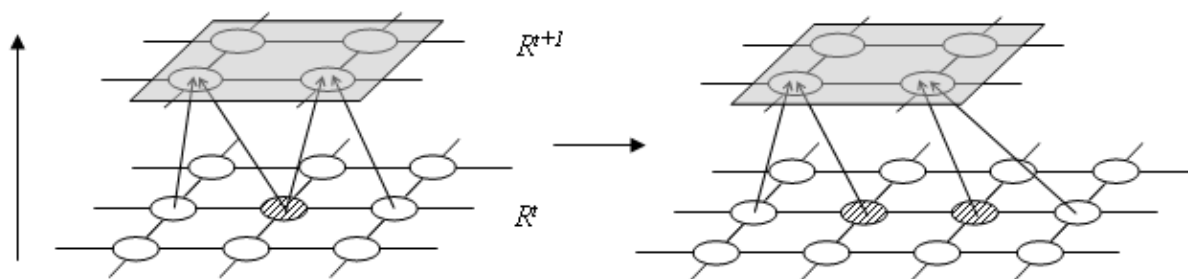


Рис. 2.23. Особенность №2

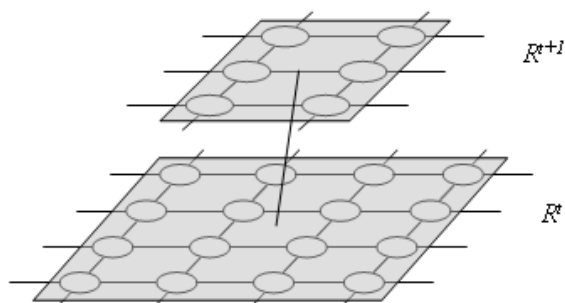


Рис. 2.24. Усложнённый вариант деления отсчётов на группы

Изображения могут иметь различные статистические свойства в различных направлениях. В связи с этим возникает необходимость использования различных шагов разложения по горизонтали k_h и по вертикали k_v . Это, в свою очередь,

приводит к тому, что деление отсчётов на группы необходимо проводить отдельно по строкам и столбцам. На рис. 2.24 показан пример деления, при котором, $k_h = 3/2$, $k_v = 5/3$.

2.5. Разработка многомасштабных моделей изображений

2.5.1. Модифицированная модель многомасштабного марковского случайного поля

Пусть $\Phi = \{\Phi[i, j] | (i, j) \in \Xi\}$ - случайный процесс, определённый на прямоугольной сетке Ξ , где случайная переменная $\Phi[i, j]$ принимает значения $f[i, j]$ из множества G , G - множество значений яркости изображения f . Тогда Φ является марковским случайным полем, определённым на сетке Ξ с заданной окрестностью n , если [28, 105]:

$$\begin{aligned} 1) & P(\Phi = f) > 0, \forall f \in \Omega. \\ 2) & P(\Phi[i, j] = f[i, j] | \Phi[l, m] = f[l, m], (l, m) \in \Xi \setminus (i, j)) = \\ & = P(\Phi[i, j] = f[i, j] | \Phi[l, m] = f[l, m], (l, m) \in n_{ij}), \end{aligned} \quad (2.6)$$

где Ω - пространство состояний случайного поля.

Совместная плотность распределения вероятностей марковского случайного поля может быть записана в виде [105]:

$$P(\Phi = f) = \frac{1}{Z} \exp(-U(f)), \quad \forall f \in \Omega,$$

где Z - нормирующая константа, $U(f)$ вычисляется следующим образом:

$$U(f) = \sum_{c \in C} V_c(f[i, j]), (i, j) \in c,$$

где C - множество клик поля Φ , V_c - величина, связанная с кликой c .

Определение 2.1. Под кликой c окрестности n понимается такое подмножество элементов n , в котором любые два элемента являются соседями друг друга: $(i, j) \in n$, $(l, m) \in n$, $(l, m) \in n_{ij}$, $(i, j) \in n_{lm}$.

Пусть $\Psi = \{\Psi^t[i, j] | (i, j) \in \Xi^t\}$, $t \in [1; N]$ - случайный процесс, определённый на многомасштабной сетке $\Xi = \{\Xi^t\}$, $t \in [1; N]$, где Ξ^t - множество узлов сетки на масштабе t , случайная переменная $\Psi^t[i, j]$ принимает значения $L^t[i, j]$ из множества G . Тогда Ψ является многомасштабным марковским случайным полем,

определённым на многомасштабной сетке Ξ с заданной окрестностью n_{ij}^t на масштабе t и с окрестностью n_{ql}^{t+1} на масштабе $t+1$, если:

$$1) P(\Psi = L) > 0, \forall L \in \Omega.$$

$$2) P(\Psi^t[i, j] = L^t[i, j] | \Psi^t[x, y] = L^t[x, y], (x, y) \in \Xi^t \setminus (i, j)) = \\ = P\left(\Psi^t[i, j] = L^t[i, j] \middle| \begin{array}{l} \Psi^t[x, y] = L^t[x, y], \Psi^{t+1}[q, l] = L^{t+1}[q, l], \\ \Psi^{t+1}[m, h] = L^{t+1}[m, h], (m, h) \in n_{ij}^t, (q, l) \in n_{xy}^{t+1} \end{array} \right), \quad (2.7)$$

где $\Omega = \{\Omega^t\}$ - пространство состояний случайного поля, Ω^t - пространство состояний на уровне разрешения t .

В модели многомасштабного марковского случайного поля значение отсчёта $L^t[i, j]$ предсказывается на основе отсчётов, принадлежащих его окрестности n_c , значения отсчёта $L^{t+1}[q, l]$, $q = i/k, l = j/k$ и отсчётов окрестности n_p отсчёта $L^{t+1}[q, l]$ (рис. 2.25). Таким образом, предлагается модифицированная модель многомасштабного марковского случайного поля, которая основана на

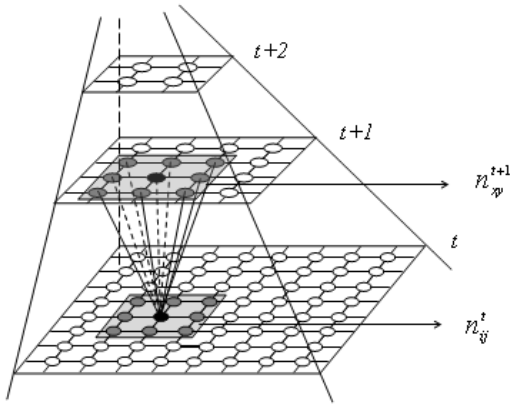


Рис. 2.25. Связи описываемые в модели многомасштабного марковского случайного поля

многомасштабной модели марковского случайного поля, причём [102, 29]:

1) Описание зависимостей между отсчетами элементами многомасштабной последовательности выполняется с использованием окрестности с настраиваемой конфигурацией.

2) В качестве исходных данных для модели используется последовательность

приближений L_a изображения с переменным коэффициентом изменения масштаба.

В пункте 2.2.2 показано, что величина взаимной информации между изображением f и последними элементами последовательности L мала. Вследствие этого, в качестве исходных данных можно использовать неполную последовательность приближений L_i .

2.5.2. Модифицированная модель скрытого марковского дерева

В [80] предложена модель скрытого марковского дерева последовательности дополнений изображения ($k = 2$), которая основана на (пункт 1.3.2):

- 1) Подобию элементов последовательности дополнений.
- 2) Компактном представлении изображения в области коэффициентов элементов последовательности дополнений.

При описании поведения отсчётов на каждом масштабе в модели скрытого марковского дерева [80] используется предположение о том, что они являются независимыми. С каждым отсчётом последовательности в модели скрытого марковского дерева связывается переменная, описывающая его состояние: $D \in \{\mathbf{S}, \mathbf{B}\}$. На состояние $D^t[i, j]$ отсчёта $H^t[i, j]$ оказывает влияние только состояние $D^{t+1}[x, y]$ отсчёта $H^{t+1}[x, y]$, $x = i/k$, $y = j/k$, которое показывает, к какому из подмножеств \mathbf{S} или \mathbf{B} относится отсчёт. С учётом того, что каждый отсчёт может находиться в одном из двух состояний, для описания гистограммы отсчётов элемента последовательности дополнений используется двухкомпонентная гауссова смесь. В модели скрытого марковского дерева с t -ым элементом каждой последовательности связана матрица вероятностей переходов между состояниями:

$$A_t = \begin{bmatrix} p^{S \rightarrow S} & p^{S \rightarrow B} \\ p^{B \rightarrow S} & p^{B \rightarrow B} \end{bmatrix}, p^{S \rightarrow B} = 1 - p^{S \rightarrow S}, p^{B \rightarrow S} = 1 - p^{B \rightarrow B}.$$

Параметры $p^{S \rightarrow S}(p^{B \rightarrow B})$ определяют вероятность того, что состояние $D^t[i, j]$ отсчёта $H^t[i, j]$ будет таким же как и состояние $D^{t+1}[x, y]$ отсчёта $H^{t+1}[x, y]$. Параметры $p^{S \rightarrow B}$, $p^{B \rightarrow S}$ определяют вероятность того, что состояние $D^t[i, j]$ отсчёта $H^t[i, j]$ будет отличным от состояния $D^{t+1}[x, y]$ отсчёта $H^{t+1}[x, y]$.

Модель скрытого марковского дерева, для j -ой последовательности дополнений, определяется следующим набором параметров:

1) $\sigma_{m,t}^2$ - дисперсия m - ой компоненты гауссовой смеси, t - элемент последовательности, $m \in \{s, b\}$.

2) $\mu_{m,t}$ - математическое ожидание компоненты.

3) $p_{m,t}$ - доля m - ой компоненты в гауссовой смеси.

4) A_t - матрица вероятностей переходов между состояниями.

5) p^B - вероятность того, что корневой узел находится в состоянии **B**.

Модель скрытого марковского дерева представляет собой параметрическую модель совместной плотности распределения вероятности $z(H|\Theta)$ отсчётов последовательностей дополнений, где Θ - вектор параметров модели.

Вычисление параметров модели скрытого марковского дерева осуществляется на основе алгоритма ожидания - максимизации, который состоит из следующих шагов:

1) Вычислить начальное приближение вектора параметров модели Θ^0 .

2) Шаг ожидания: используя текущее приближение Θ^0 , вычислить значения элементов вектора скрытых переменных ζ .

3) Шаг максимизации: используя текущее значение ζ , вычислить приближение вектора Θ , исходя из принципа максимального правдоподобия, $\Theta^0 = \Theta$.

4) Выполнять предыдущие шаги до тех пор, пока значения элементов векторов Θ и ζ не стабилизируются.

В [81] предложена модификация описанной модели скрытого марковского дерева. Основное отличие модели, предложенной в [81] от модели, предложенной в [80], заключается в том, что в ней дополнительно учитываются связи между рассматриваемым отсчётом и отсчётами, принадлежащими его окрестности. В предложенной в [81] модели скрытого марковского дерева, состояние $D'[i, j]$ отсчёта $H'[i, j]$ зависит от:

1) Состояния $D^{t+1}[x, y]$ отсчёта $H^{t+1}[x, y]$.

2) Множества состояний $\{D'[p, q]\}$, $\{H'[p, q]\} \in n_{ij}^t$, $n_{ij}^t = \dots = n_{pq}^t = n^t$.

Таким образом, предлагается модифицированная модель скрытого марковского дерева, причём:

1) Описание зависимостей между отсчетами элементами многомасштабной последовательности выполняется с использованием окрестности с настраиваемой конфигурацией.

2) В качестве исходных данных для модели используется последовательность дополнений H_a изображения с переменным коэффициентом изменения масштаба.

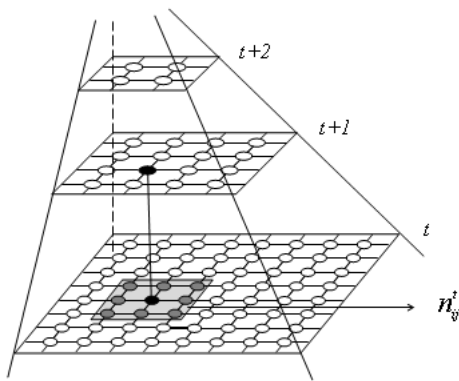


Рис. 2.26. Связи описываемые в модели скрытого марковского дерева

Вследствие того, что в качестве исходных данных для модели используется последовательность дополнений с переменным коэффициентом изменения масштаба (пункт 2.4), предлагается следующий алгоритм ожидания - максимизации:

1) Вычислить карты соответствия $\varsigma = \{\varsigma_t\}$ между отсчётами соседних элементов многомасштабной последовательности на основе одного из предложенных в пункте 2.4.3 способов. Для разбиения множества отсчётов, дополнений H^t и H^{t-1} на группы использовать алгоритм, описанный в пункте 2.4.2.

2) Вычислить начальное приближение вектора параметров модели Θ^0 .

3) Шаг ожидания: используя текущее приближение Θ^0 , вычислить значения элементов вектора скрытых переменных ζ . При вычислении ζ_t , для учёта влияния отсчётов, находящихся на соседних масштабах, использовать расширение уровня $t-1$ (пункт 2.4.3) и сгенерированные на первом шаге карты соответствия $\varsigma = \{\varsigma_t\}$. Разбиение множества отсчетов дополнений H^t и H^{t-1} , на группы выполнить на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.4.2.

4) Шаг максимизации: используя текущее значение ζ , вычислить приближение вектора Θ , исходя из принципа максимального правдоподобия, $\Theta^0 = \Theta$.

5) Выполнять предыдущие шаги до тех пор, пока значения элементов векторов Θ и ζ не стабилизируются.

2.5.3. Выбор окрестности многомасштабной последовательности

Математическое описание взаимодействий между отсчетами многомасштабной последовательности в моделях, предложенных в пунктах 2.5.1 и 2.5.2, основано на использовании понятия «окрестность отсчёта». В пункте 2.3 для выбора окрестности отсчёта элемента многомасштабной последовательности, предложен алгоритм, причём эксперименты показывают, что выбор окрестности отсчёта для элементов с низким разрешением выполнить затруднительно. Поэтому, в качестве окрестности отсчёта каждого элемента многомасштабной последовательности предлагается рассматривать окрестность, выбранную по первому элементу последовательности, так как:

1) Первый элемент последовательности, по сравнению с другими элементами, обладает наибольшим разрешением.

2) Между элементами последовательности существует подобие.

Эксперименты показывают, что выбор окрестности для элементов последовательности приближений можно также выполнять на основе исходного изображения.

Размер элемента многомасштабной последовательности должен быть больше размера используемой окрестности. Пусть $(s_n; s_{e_t})$ - пара (размер окрестности n ; размер t -го элемента последовательности R), которая выбирается следующим образом:

$$(s_n; s_{e_t}) = \min((s_{nh}; s_{eh_t}), (s_{nv}; s_{ev_t})),$$

где $s_{nh}(s_{nv})$ - размер окрестности по горизонтали (вертикали), $s_{eh_t}(s_{ev_t})$ - размер t -го элемента последовательности R по горизонтали (вертикали), тогда:

1) Если $s_n / s_{e_t} < 1/\alpha$, то для описания связей между отсчётами предлагается использовать окрестность n_a , выбранную по первому элементу многомасштабной последовательности.

2) Если $1/\alpha < s_n / s_{e_t} \leq 1/\beta$, для описания связей между отсчётами предлагается использовать окрестность n_f размером 3×3 элемента.

3) Если $s_n / s_{e_t} > 1/\beta$, то для рассматриваемого элемента последовательности и для всех последующих элементов предлагается отказаться от использования окрестности.

Таблица 2.8. Выбор окрестности

Отношение размеров / Модель	ММСП	МСМД
$s_n / s_{e_t} < 1/\alpha$	Окрестность n_{ij}^t выбирается по исходному изображению, n_{ql}^{t+1} - 3×3 элемента	Окрестность n_{ij}^t выбирается на основе H_t^1 , $t \in [1; N]$
$1/\alpha < s_n / s_{e_t} \leq 1/\beta$	Окрестность n_{ij}^t - 3×3 элемента, n_{ql}^{t+1} - не используется	Окрестность n_{ij}^t - 3×3 элемента
$s_n / s_{e_t} > 1/\beta$	Окрестности n_{ij}^t и n_{ql}^{t+1} не используются	Окрестность n_{ij}^t не используется

Параметры α и β рассчитываются экспериментально. Необходимо отметить, что окрестность 3×3 элемента используется с учётом того, что такая окрестность учитывает наиболее важные связи между отсчётами элемента последовательности (пункт 1.4).

Таким образом, при выборе окрестностей для моделей, предложенных в пунктах 2.5.1 и 2.5.2, необходимо учитывать следующее положения.

В табл. 2.8 «ММСП» обозначает, что выбор окрестности выполняется для использования модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля, «МСМД» - в модифицированной модели скрытого марковского дерева.

2.6. Генерация изображений

2.6.1. Генерация изображений на базе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля

Алгоритм генерации изображения на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля (пункт 2.5.1) состоит в последовательном синтезе элементов последовательности приближений L :

- 1) Сформировать поле равномерно распределённого белого шума E .
- 2) Сформировать N - ый элемент L^N последовательности приближений на основе E , n_{ij}^t и выражения (2.6).
- 3) Сформировать L^t на основе n_{ij}^t , n_{ij}^{t+1} , L^{t-1} и выражения (2.7), $t \in [1; N]$.
- 4) Выполнять 3 - ий шаг $N - 2$ раз, где N - число элементов последовательности L .
- 5) $f = L^1$, где f - синтезированное изображение.

В модели многомасштабного марковского случайного поля не накладываются жёстких ограничений на вид многомасштабного представления. Следовательно, N - ый элемент последовательности L может иметь размер $m \times m$, где $m \gg 1$. На рис. 2.27 показано сгенерированное изображения. Размер N - ого элемента последовательности составляет 16×16 отсчётов, на рис. 2.27.а показана окрестность n_{ij}^t .

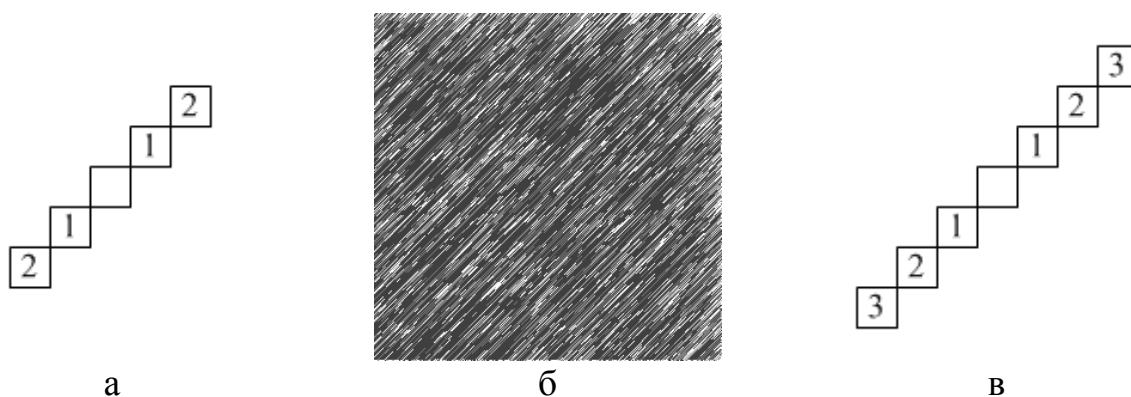


Рис. 2.27. Используемые окрестности: а – окрестность n_{ij}^t ; б – синтезированное изображение; в – вычисленная окрестность

На рис. 2.27.в показана окрестность, которая была вычислена по сгенерированному изображению. Подобие окрестностей, представленных на рис. 2.27.а и рис. 2.27.в позволяет утверждать о согласованности ожидаемых и конечных свойств сгенерированного изображения.

2.6.2. Генерация изображений на базе модифицированной модели скрытого марковского дерева

Алгоритм синтеза изображения на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева (пункт 2.5.2) состоит из следующих шагов ($k = 2$):

- 1) Сгенерировать низкочастотную составляющую L многомасштабного представления, состоящую из одного отсчёта.
- 2) Сгенерировать 3 дополнения: H_h, H_v, H_d .
- 3) Выполнить синтез изображения на основе выражение (1.4), $W = \{L, H_h, H_v, H_d\}$.
- 4) Выполнять шаги 1-3 $N - 2$ раз.

Алгоритм генерации дополнения H_h , может быть записан следующим образом:

- 1) Зная $p^B, \sigma_{m,N}^2, p_{m,N}$ - сгенерировать N - й элемент H_h^N последовательности H_h размером 1×1 отсчёт, где N - число элементов последовательности $H_h, m \in \{\mathbf{B}, \mathbf{S}\}$.
- 2) Зная $A_{t+1}, \sigma_{m,t}^2, p_{m,t}, H_h^{t+1}$ и n_{ij}^t синтезировать t - ый элемент H_h^t последовательности дополнений $H_h, t \in [1; N]$.

Алгоритмы синтеза элементов последовательностей H_v и H_d имеют подобную структуру.

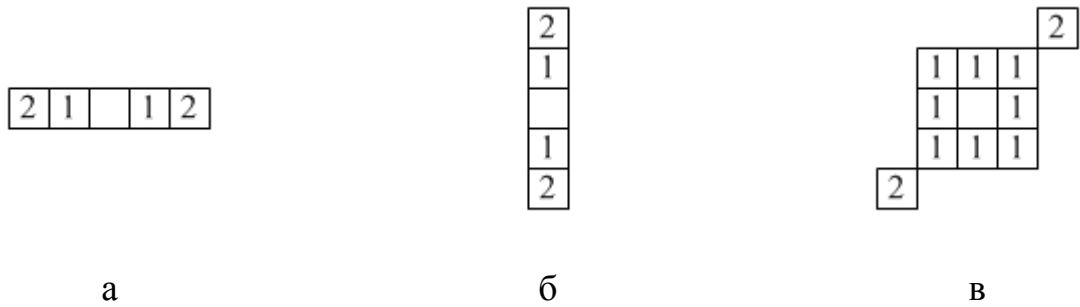


Рис. 2.28. Окрестности, используемые при генерации: а – H_h ; б – H_v ; в – H_d

На рис. 2.29.а-в показаны синтезированные изображения. При синтезе изображений использовались усреднённые значения параметров модели по ансамблю изображений.

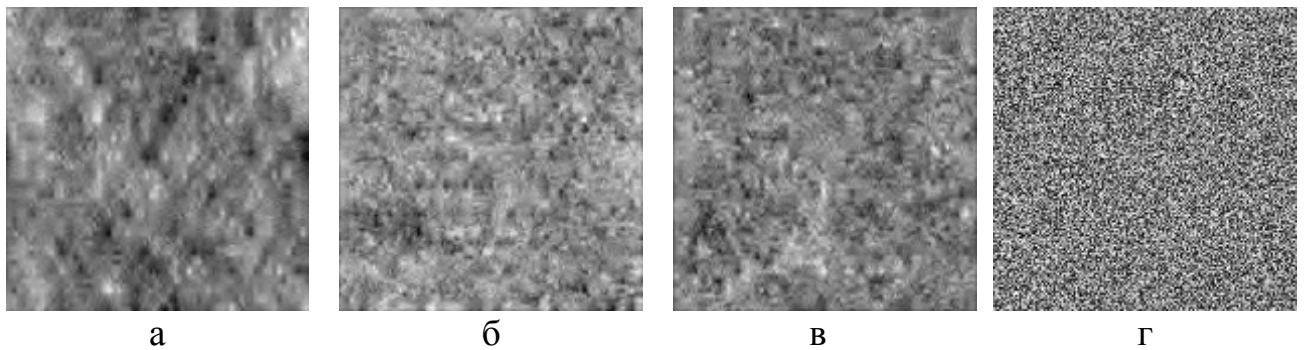


Рис. 2.29. Исследуемые изображения: а-в – синтезированные изображения; г – изображение поля шума

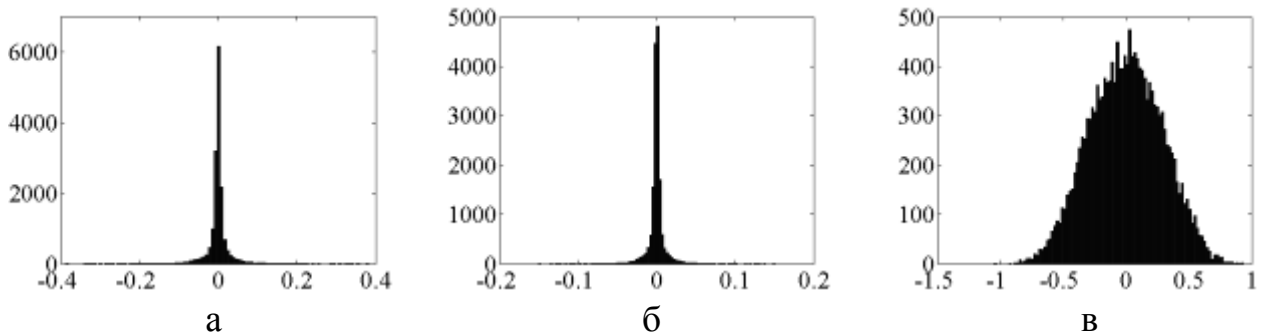


Рис. 2.30. Гистограммы вейвлет - коэффициентов дополнения H_h^1 изображения, представленного на: а – рис. 2.5; б – рис. 2.29.а; в – рис. 2.29.г

Гистограммы вейвлет - коэффициентов дополнения H_1^1 многомасштабного представления изображения, показанного на рис. 2.5, синтезированного изображения (рис. 2.29.а) и изображения поля равномерно распределённого белого шума (рис. 2.29.г) приведены на рис. 2.30.

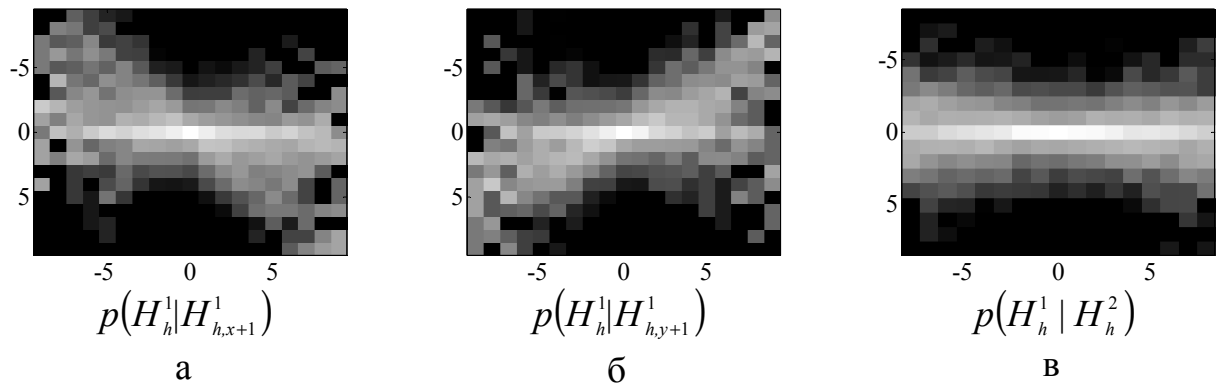


Рис. 2.31. Условные гистограммы вейвлет - коэффициентов изображения, показанного на рис. 2.29.а

Можно отметить, что гистограммы на рис. 2.30.а и рис. 2.30.б, имеют форму, описанную в пункте (пункт 1.3.2), которая отличается от формы гистограммы на рис. 2.30.в. Указанная форма гистограмм свидетельствует о том, что на изображении присутствуют области, приблизительно однородные по яркости, и области с резкими перепадами яркости. Обычно, такой структурой обладают реальные изображения.

Построенные условные гистограммы вейвлет - коэффициентов синтезированных изображений (рис. 2.31) подобны гистограммам, приведённым в пункте 2.1.1 (рис. 2.3). Из этого следует, что между вейвлет - коэффициентами многомасштабного представления синтезированного изображения существуют зависимости, выявленные в пункте 2.1. На рис. 2.32.а-в показаны окрестности, выбранные по элементам последовательностей дополнений, которые были получены на основе сгенерированного изображения (рис. 2.29.б). Можно отметить подобие окрестностей, используемых при синтезе и окрестностей, выбранных по синтезированным изображениям.

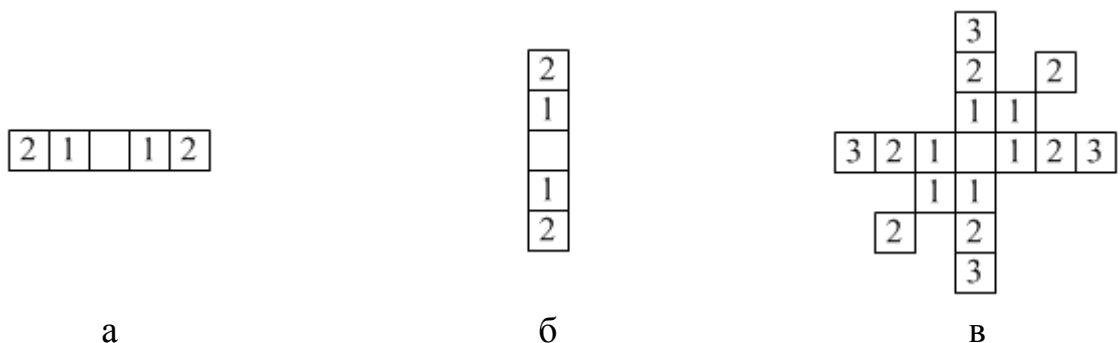


Рис. 2.32. Окрестности, выбранные для: а – H_h ; б – H_v ; в – H_d

Анализ зависимостей между элементами многомасштабного представления синтезированного изображения на основе взаимной информации (пункт 2.1.2) подтверждает наличие всех видов связей между отсчётами многомасштабного представления, которые были описаны в пункте 2.1.2. Также, полученные результаты (рис. 2.31), согласуются с результатами синтеза изображений в [131].

Результаты проведённых экспериментов показали:

- 1) Возможность генерации изображений на основе предложенных моделей.
- 2) Адекватность разработанных моделей многомасштабным представлениям реальных изображений.
- 3) Согласованность ожидаемых и результирующих свойств синтезированных изображений.

Выводы по главе 2

1. Проведён анализ статистических свойств многомасштабного представления изображений. На его основе были выделены наиболее важные связи между элементами многомасштабного представления.
2. Разработан алгоритм выбора окрестности отсчёта элемента многомасштабной последовательности.
3. Разработаны алгоритмы построения многомасштабных последовательностей приближений и дополнений с переменным коэффициентом изменения масштаба.
4. Исследованы особенности использования многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба в многомасштабных моделях изображений.
5. Разработаны модифицированные модели: многомасштабного марковского случайного поля и скрытого марковского дерева.

6. Предложен алгоритм ожидания - максимизации для вычисления параметров модифицированной модели скрытого марковского дерева.

7. Разработан подход к созданию тестовых изображений для оценки эффективности использования окрестности отсчёта элемента многомасштабной последовательности с настраиваемой конфигурацией в алгоритмах обработки изображений.

8. Результаты генерации изображений на основе предложенных моделей подтверждают адекватность разработанных моделей многомасштабным представлениям реальных изображений.

ГЛАВА 3. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МНОГОМАСШТАБНЫХ МОДЕЛЕЙ

3.1. Разработка алгоритмов сегментации изображений

3.1.1. Оценка качества работы алгоритмов сегментации изображений

Эффективность работы алгоритма сегментации изображения предлагается выполнять на основе следующего подхода:

- 1) Сформировать идеальное изображение, содержащее объекты, относящиеся к одному из m классов, с чёткими границами, которые имеют различную форму, ориентацию, площадь, яркостные и текстурные характеристики.
- 2) Исказить идеальное изображение.
- 3) Выполнить сегментацию искажённого изображения.
- 4) Оценить точность сегментации искажённого изображения, т.е сравнить идеальное и сегментированное изображение.

В [90] для оценки точности сегментации предлагается вычислить величину ошибки сегментации объектов m - го класса:

$$E = \sum_{m=1}^M e[m],$$

где $e[m] = \text{card}(C[m] \cap \overline{C_r}[m])$, $C_r(m)$ - карта расположения объектов m - го класса на идеальном изображении, $C(m)$ - карта полученная в результате выполнения сегментации, $\text{card}(Y)$ - мощность множества Y .

3.1.2. Алгоритм сегментации изображений на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля

Задача сегментации изображения f на основе модели многомасштабного марковского случайного поля [14, 30, 47, 106, 110] состоит в поиске оптимальной раз-

метки Λ , которая максимизирует функцию $P(\Lambda|\Psi)$ [105,113].

В настоящей работе для решения задачи сегментации изображений предлагается использовать модифицированную модель многомасштабного марковского случайного поля. Для этого необходимо модифицировать алгоритм сегментации, разработанный для базовой модели [24]. Модифицированный алгоритм должен учитывать, что предложенная модель основана на использовании:

- 1) Окрестности с настраиваемой конфигурацией при описании связей между отсчётами [31].
- 2) Многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба в качестве исходных данных для модели.

Реальные изображения часто обладают свойством анизотропии. Это приводит к тому, что окрестности, рассчитанные по таким изображениям, также будут анизотропными [35, 114]. Поэтому для оценки возможности использования выбранной окрестности в алгоритмах сегментации реальных изображений стоит задача генерации тестовых изображений, которые обладают свойством анизотропии. В ходе проведения экспериментов было выяснено, что именно ориентация значительных по размерам приблизительно однородных областей изображения относительно друг друга определяет окрестность изображения.

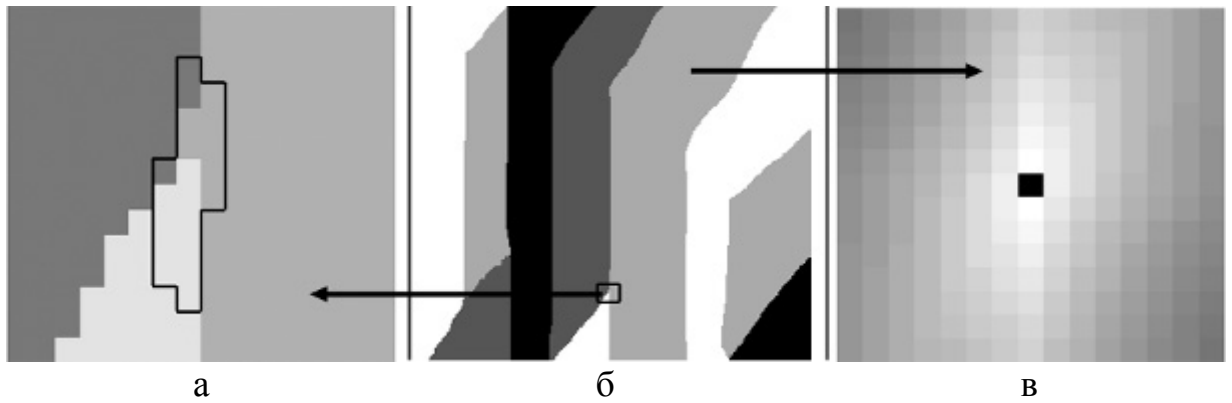


Рис. 3.1. Оценка окрестности: а – выбранная окрестность; б – тестовое изображение; в – матрица взаимной информации

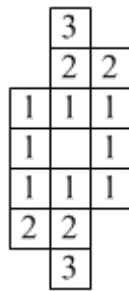
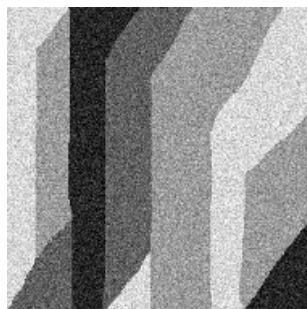


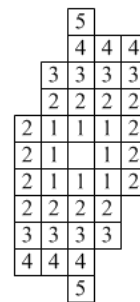
Рис. 3.2. Окрестность изображения показанного на рис. 3.1.б

Если изображение содержит вытянутые по вертикали и ориентированные под некоторым углом многоугольники, то и вычисленная, на основе предложенного подхода, окрестность изображения будет также вытянута по вертикали и ориентирована под некоторым углом. Исходя из этого, при проведении экспериментов, в качестве тестового

изображения, используется изображение, представленное на рис. 3.1.б. Размер изображения составляет 256×256 отсчётов. Для искажения изображения используется гауссов шум с дисперсией σ_e . Эксперименты показывают что, искажение изображения оказывает влияние на окрестность (рис. 3.3).



а



б

Рис. 3.3. Влияние шума на окрестность: а – искажённое изображение; б – окрестность изображения

Вычислительный эксперимент заключается в исследовании следующих подходов к сегментации:

1) Подход на основе модели марковского случайного поля. Используются окрестности 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 , а также окрестность, выбираемая по изображению.

2) Подход на основе модели многомасштабного марковского случайного поля. Последовательность приближений строится с использованием коэффициента изменения масштаба $k = 2$. В качестве n_c рассматриваются окрестности размером 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 элементов.

3) Подход на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля. Формирование последовательности приближений осуществляется на основе алгоритма, описанного в пункте 2.2.1 ($r = 0,2$). Используются 4 уровня разложения.

4) Подход на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля ($\alpha = 10$, $\beta = 3$). Формирование последовательности приближений осуществляется на основе алгоритма, описанного в пункте 2.2.2. При построении последовательности приближений используются следующие параметры: $N_1 = 1$, $k_1 = 3/2$, $N_2 = 2$, $k_2 = 4/3$, $N_3 = 2$, $k_3 = 5/4$.

Результаты сегментации изображения, искажённого гауссовым шумом ($\sigma_e = 0,04$, рис. 3.1.б), приведены на рис. 3.5 и рис. 3.4.



а



б

Рис. 3.4. Результаты сегментации на основе подхода: а – №3; б – №4

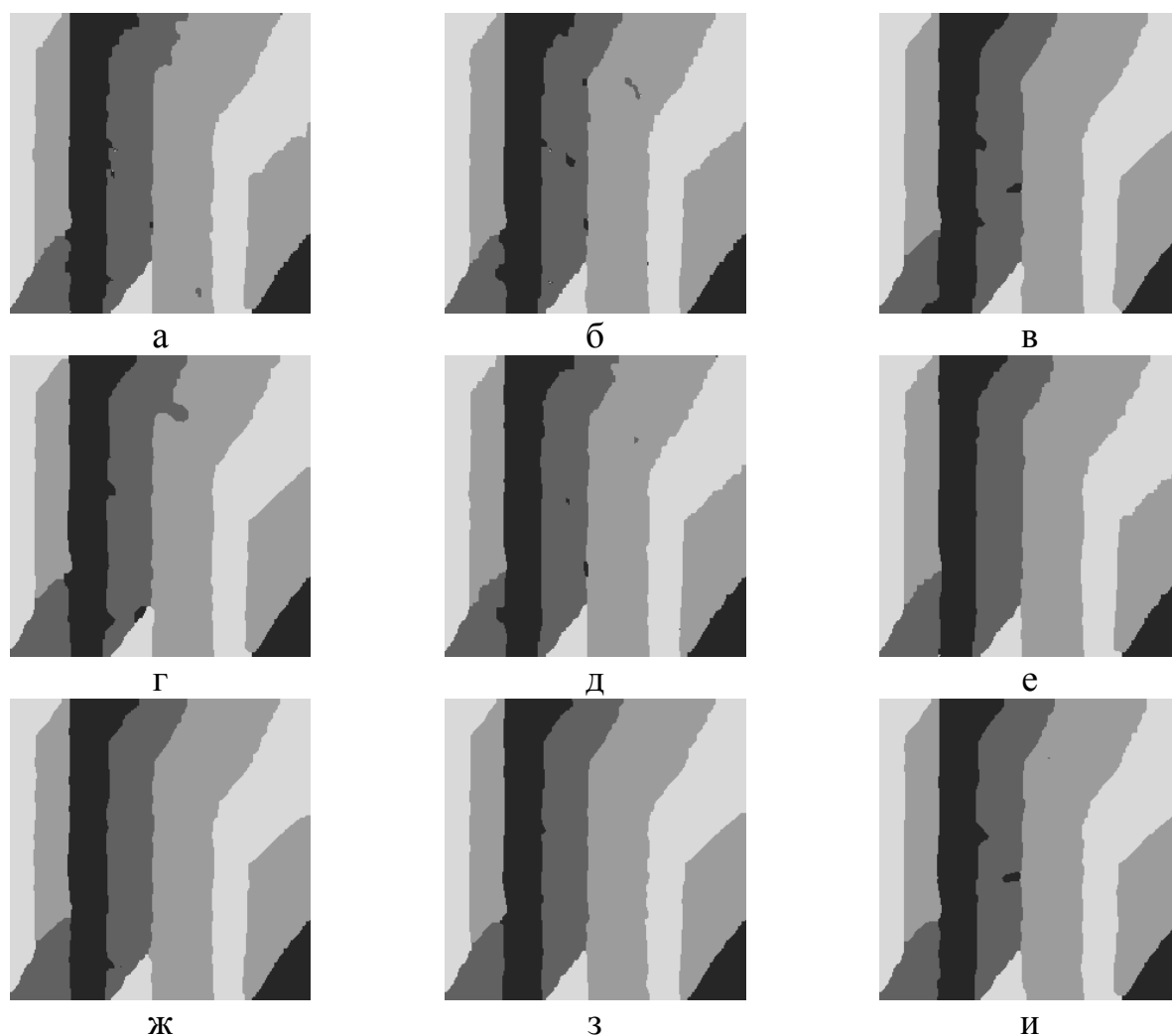


Рис. 3.5. Результаты сегментации изображения на основе подхода: а - д – №1; е - и – №2; с использованием окрестности: а, е – 3×3 ; б, ж – 5×5 ; в, з – 7×7 ; г, и – 9×9 ; д – с настраиваемой конфигурацией

В табл. 3.1 и табл. 3.2 приведены результаты оценки точности сегментации изображений на основе приведённых подходов. В табл. 3.1 «П1» - обозначает, что результаты сегментации, приведённые в столбце, получены на основе подхода №1, в табл. 3.2 - «П2» - подхода №2, «П3» - подхода №3, «П4» - подхода №4.

Таблица 3.1. Оценка эффективности работы алгоритмов сегментации

σ_e	«П1»(3×3)	«П1»(5×5)	«П1»(7×7)	«П1»(9×9)	«П1» (A)
0,01	117 (0,178 %)	135 (0,205 %)	139 (0,212 %)	175 (0,267 %)	102 (0,155 %)
0,04	1292 (1,971 %)	1326 (2,023 %)	1477 (2,253 %)	1693 (2,583 %)	1087 (1,658 %)
0,06	5422 (8,273 %)	5780 (8,819 %)	6078 (9,274 %)	6121 (9,339 %)	4020 (6,134 %)

Таблица 3.2. Оценка эффективности работы алгоритмов сегментации

σ_e	«П2» (3×3)	«П2» (5×5)	«П2» (7×7)	«П2» (9×9)	«П3»	«П4»
0,01	90 (0,137 %)	121 (0,184 %)	139 (0,212 %)	152 (0,231 %)	87 (0,132 %)	87 (0,132 %)
0,04	931 (1,420 %)	1144 (1,745 %)	1247 (1,902 %)	1464 (2,233 %)	845 (1,289 %)	890 (1,358 %)
0,06	3270 (4,989 %)	3238 (4,940 %)	3500 (5,340 %)	4039 (6,163 %)	2011 (3,068 %)	2035 (3,105 %)

В [116] предложен алгоритм сегментации на основе модели многомасштабного марковского случайного поля. На рис. 3.6 показаны результаты сегментации тестовых изображений. Дисперсия шума, для рис. 3.6.а – $\sigma_e = 0,01$, рис. 3.6.б – $\sigma_e = 0,04$, рис. 3.6.в – $\sigma_e = 0,06$. Ошибка сегментации для рис. 3.6.а – $E = 142$ (0,216 %), рис. 3.6.б – $E = 1141$ (1,741 %), рис. 3.6.в – $E = 3058$ (4,667 %).



а



б



в

Рис. 3.6. Результаты сегментации изображений на основе подхода, предложенного в [116]

3.1.3. Алгоритм сегментации изображений на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева

В пункте 2.5.2 предложен подход к описанию изображений на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева. На базе этой модели решаются различные задачи обработки изображений, одной из которых является сегментация изображений. Пусть исходное изображение f содержит объекты, принадлежащие одному из N_c классов объектов изображения. Тогда, алгоритм сегментации изображения будет состоять из следующих шагов [30]:

1) Сформировать многомасштабное представление W_1, \dots, W_{N_c} изображений f_1, \dots, f_{N_c} , где f_c - изображение, содержащее объекты класса c , $c \in [1; N_c]$.

2) Вычислить параметры модели скрытого марковского дерева для W_c на основе алгоритма ожидания - максимизации (пункт 2.5.2).

3) Сформировать многомасштабное представление W сегментируемого изображения f .

4) Классифицировать поддереву вейвлет - коэффициентов каждой последовательности дополнений многомасштабного представления W на основе вычисления функции условной правдоподобности. Если параметры модели некоторого класса c объектов изображения максимизирует функцию правдоподобия, то класс c , выбирается как класс поддереву вейвлет - коэффициентов.

5) Объединить результаты классификации в каждой из последовательностей дополнений и получить результат сегментации исходного изображения.

Пусть известны параметры модели скрытого марковского дерева $\Theta_c = \{\Theta_c^{H_h}, \Theta_c^{H_v}, \Theta_c^{H_d}\}$ для каждого класса c объектов сегментируемого изображения f и многомасштабное представление W изображения f ($W = \{H_h, H_v, H_d\}$). Классификация поддереву $\tau_i^{H_h}$ вейвлет - коэффициентов выполняется на основе следующего подхода. Для поддереву $\tau_i^{H_h}$ с корнем в узле i , расположенного в дополнении H_h определяется условная вероятность $\beta_i(i) = z(\tau_i^{H_h} | D_i = m, \Theta_c^{H_h})$ того, что поддереву $\tau_i^{H_h}$ соответствует классу c объектов изображения f . Вычисления проводятся при помощи шага "ожидания" алгоритма ожидания - максимизации. Таким образом, достоверность того, что поддереву $\tau_i^{H_h}$ коэффициентов последовательности дополнений соответствует классу c объектов изображения f , может быть вычислена следующим образом:

$$z(\tau_i^{H_h} | \Theta_c^{H_h}) = \sum_{m \in \{S, B\}} \beta_i(m) \cdot p_{D_i}(m),$$

где $p_{D_i}(m) = p(D_i = m | \Theta_c^{H_h})$ - вероятности состояний $D^p[k, l]$ каждого коэффициента последовательности дополнений H_h , полученные после определения параметров модели. Для дополнений H_v и H_d величины $z(\tau_i^{H_v} | \Theta_c^{H_v})$ и $z(\tau_i^{H_d} | \Theta_c^{H_d})$ вычисляются подобным образом [83].

Используя допущение о том, что последовательности дополнений H_h , H_v и H_d являются независимыми, получим следующее выражение для определения правдоподобия того, что участок изображения D_i^t на t - ом уровне разложения соответствует классу объектов c изображения:

$$z(D_i^t | \Theta_c) = z(\tau_i^{H_h} | \Theta_c^{H_h}) \cdot z(\tau_i^{H_v} | \Theta_c^{H_v}) \cdot z(\tau_i^{H_d} | \Theta_c^{H_d})$$

Правило выбора класса для рассматриваемого поддерева вейвлет - коэффициентов имеет вид:

$$\tau(i) = \max_{c \in [1, N_c]} z(D_i^t | \Theta_c),$$

т. е. выполняется поиск класса объектов изображения, который максимизирует функцию правдоподобия $z(D_i^t | \Theta_c)$.

Алгоритм сегментации на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева отличается от базового алгоритма, предложенного в [83]. Основу алгоритма сегментации составляет алгоритм ожидания - максимизации, который, был модифицирован для учёта особенностей модифицированной модели скрытого марковского дерева, (пункт 2.5.2).

Вычислительный эксперимент заключается в оценке эффективности следующих подходов к сегментации изображений:

1) Подход на основе модели скрытого марковского дерева. В качестве исходных данных для модели рассматриваются три последовательности дополнений ($k = 2$).

2) Подход на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева [95, 98]. При описания связей между вейвлет - коэффициентами на одном масштабе используются окрестности: 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 элементов.

3) Подход на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева ($\alpha = 10$, $\beta = 3$). В качестве исходных данных рассматривается последовательность дополнений, построенная на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.2.3, $K_L = \{6/5, 5/4, 5/4, 4/3, 4/3, 3/2\}$, $K_H = 4$.

В качестве тестовых изображений используются изображения текстур. Многие естественные изображения содержат области, которые являются текстурами, что приводит к актуальности задачи сегментации таких изображений. Размер каждого тестового изображения составляет 128×128 отсчётов. На тестовых изображениях расположены в различных пространственных комбинациях от 2 до 4 видов текстур. На рис. 3.7 приведены тестовые изображения и окрестности, используемые при их сегментации.

Для оценки качества сегментации используется способ, рассмотренный в пункте 3.1.1. В табл. 3.3 показаны результаты оценки качества рассмотренных подходов к сегментации изображений. В табл. 3.3 «П1» - обозначает, что результаты сегментации, приведённые в столбце, получены на основе подхода №1, «П2» - подхода №2, «П3» - подхода №3, в скобках указан процент неверно классифицированных отсчётов изображения.

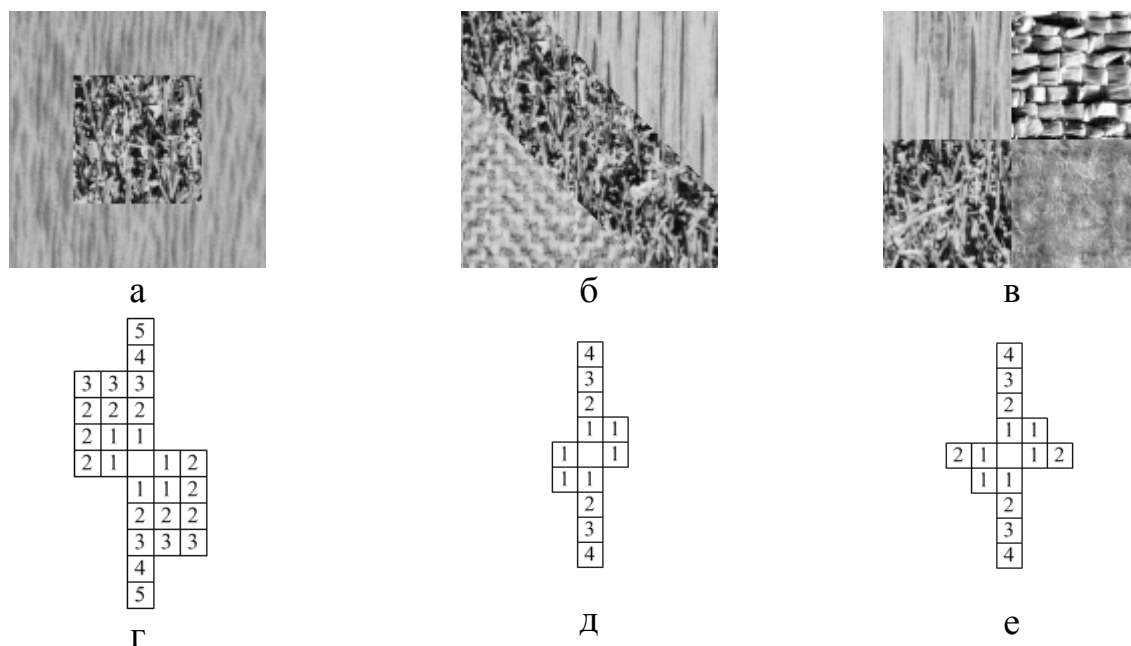


Рис. 3.7. Тестовые изображения: а – две текстуры; б – три текстуры; в – четыре текстуры; г - е – окрестности, используемые при сегментации

Таблица 3.3. Результаты работы алгоритмов сегментации

Подход / Число текстур	2	3	4
«П1»	764 (4,663 %)	1296 (7,910 %)	1747 (10,662 %)
«П2»	608 (3,710 %)	452 (2,758 %)	1016 (6,201 %)
«П3» (окрестность 3×3)	934 (5,700 %)	1039 (6,341 %)	1491 (8,660 %)
«П3» (окрестность 5×5)	758 (4,626 %)	1071 (6,536 %)	1654 (10,095 %)
«П3» (окрестность 7×7)	862 (5,261 %)	1620 (9,887 %)	1401 (8,551 %)
«П3» (окрестность 9×9)	1292 (7,885 %)	2020 (12,329 %)	1918 (11,706 %)



а



б



в



г



д



е

Рис. 3.8. Результаты сегментации тестовых изображений на основе подхода №3 с использованием окрестности: а - в – 7×7 ; г - е – 9×9

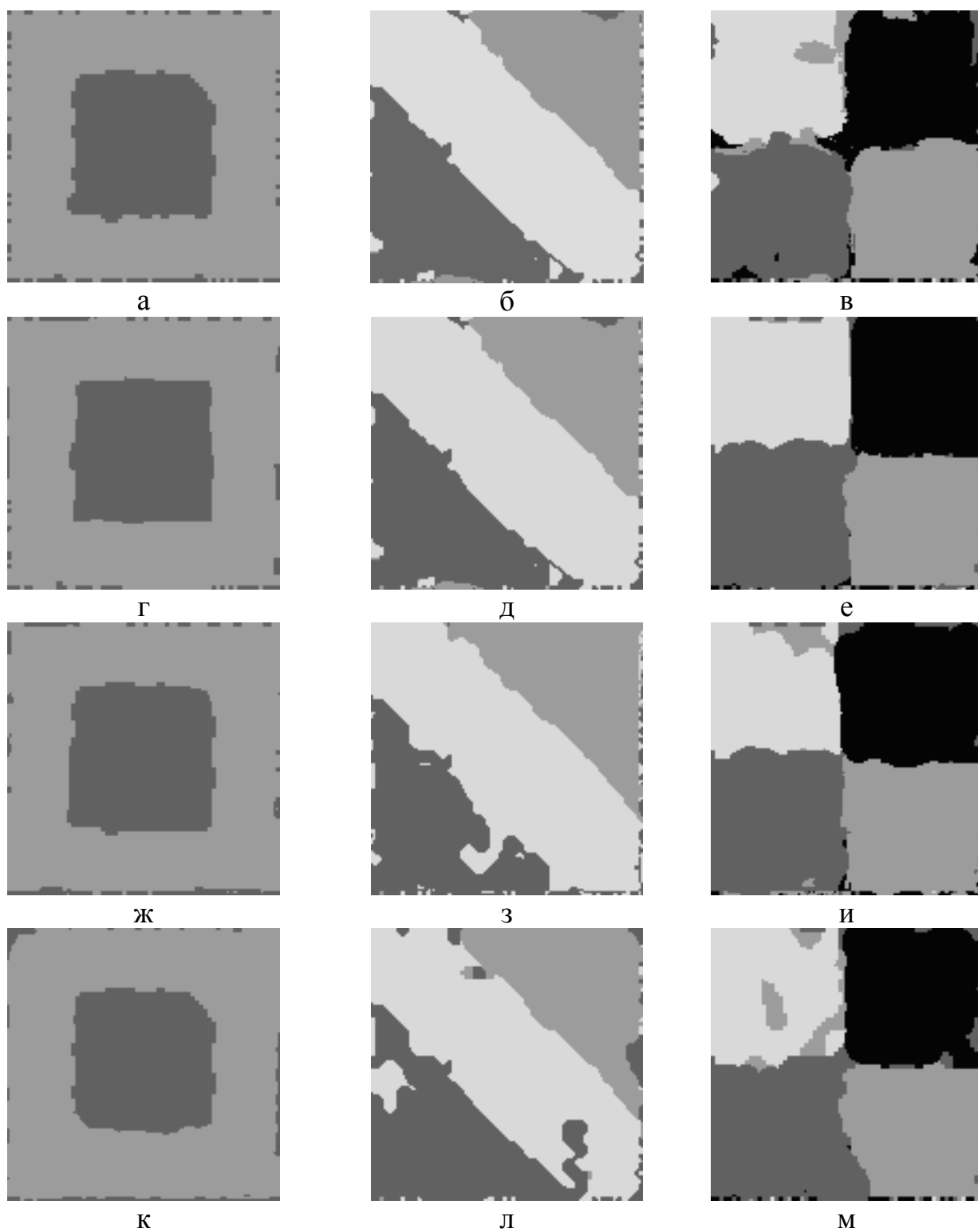


Рис. 3.9. Результаты сегментации тестовых изображений на основе подхода: а - в – №1; г - е – №2; ж - м – №3; с использованием окрестности: ж - и – 3×3 ; к - м – 5×5

3.2. Разработка алгоритмов восстановления изображений

3.2.1. Оценка качества работы алгоритмов восстановления изображений

Обычно для оценки качества восстановления изображений используется величина отношения сигнал/шум (SNR , ОСШ), которая вычисляется по следующей формуле [94, 108]:

$$SNR = \frac{\sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} (f[i, j] - \mu)^2}{\sum_{i=1}^{ht} \sum_{j=1}^{wd} (f[i, j] - \tilde{f}[i, j])^2}, \quad (3.1)$$

где f - исходное изображение, \tilde{f} - восстановленное изображение, μ - среднее отсчётов изображения f .

3.2.2. Алгоритм восстановления изображений на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля

В [79] для восстановления изображений предложено использовать модель марковского случайного поля. Принцип восстановления состоит в снижении энтропии условной плотности распределения вероятностей $h(g|N=n)$ (n - окрестность отсчёта) для каждой пары: "отсчёт – окрестность". Это достигается изменением величины каждого отсчёта $g[x, y]$ на основе алгоритма, описанного в [79].

Используя предложенную концепцию модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля (пункт 2.5.1) можно модифицировать предложенный в [79] подход к восстановлению изображений. Предлагаемая модификация заключается в использовании вместо модели марковского случайного поля модифицированной модели многомасштабного марковского

случайного поля. Предполагается, что использование описанной модификации позволит улучшить качество восстановления изображений.

Таким образом, предлагаемый алгоритм восстановления изображений состоит из следующих шагов [15, 21, 27]:

1) Построить последовательность приближений L_a исходного изображения с переменным коэффициентом изменения масштаба.

2) Восстановить N - ый элемент последовательности приближений на основе модифицированной модели марковского случайного поля и алгоритма, описанного в [79]: $\tilde{L}^N = REC[L^N]$.

3) Восстановить остальные элементы последовательности приближений с применением модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля и алгоритма, описанного в [79]: $\tilde{L}^i = REC[L^i, \tilde{L}^{i-1}]$, $\tilde{f} = REC[g, \tilde{L}^1]$.

В качестве тестового изображения используется изображение (256×256 отсчётов), показанное на рис. 2.5.а. Дисперсия исходного изображения составляет $\sigma = 0,2445$. Для искажения изображения используется гауссов шум с дисперсией σ_e . Оценка качества восстановленного изображения проводится на основе подхода, рассмотренного в пункте 3.2.1.

При проведении вычислительного эксперимента оценивается качество работы следующих подходов к восстановлению изображений:

1) Подход, на основе модели марковского случайного поля, предложенный в [79]. При проведении эксперимента используются окрестности с размерами 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 элементов, а также окрестность с настраиваемой конфигурацией.

2) Подход на основе модели многомасштабного марковского случайного поля. Последовательность приближений вычисляется с использованием коэффициента изменения масштаба $k = 2$ (используются первые три элемента последовательности). В качестве окрестности n_c рассматриваются окрестности 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 элементов.

3) Подход на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля ($\alpha = 10$, $\beta = 3$). Формирование последовательности приближений осуществляется на основе алгоритма, описанного в пункте 2.2.1, $r = 0,2$. Последовательность состоит из четырёх элементов.

4) Подход на основе модифицированной модели многомасштабного марковского случайного поля. Формирование последовательности приближений осуществляется на основе алгоритма, описанного в пункте 2.2.2, используются следующие параметры: $N_1 = 1$, $k_1 = 3/2$, $N_2 = 2$, $k_2 = 4/3$, $N_3 = 2$, $k = 6/5$.

5) Подход на основе фильтра Винера.

6) Подход на основе пороговой вейвлет - фильтрации.

В табл. 3.4 приведена оценка качества искажённых изображений.

Таблица 3.4. Оценка качества искажённых изображений

Уровень шума	$\sigma_e = 0,01$	$\sigma_e = 0,04$	$\sigma_e = 0,07$	$\sigma_e = 0,1$
ОСШ	6,491239	1,78318	1,1092	0,85634

На рис. 3.10 показаны изображения микроструктуры сплава ЭИ437БУВД, искажённые гауссовым шумом с различной дисперсией, используемые для оценки качества восстановления изображений.

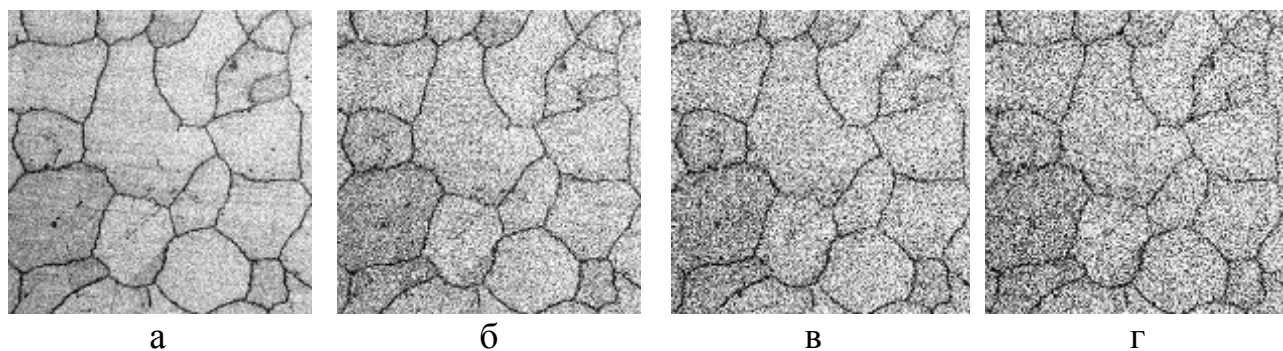


Рис. 3.10. Тестовые изображения. Уровень шума: а – $\sigma_e = 0,01$; б – $\sigma_e = 0,04$; в – $\sigma_e = 0,07$; г – $\sigma_e = 0,1$

На рис. 3.11 показаны используемые окрестности.

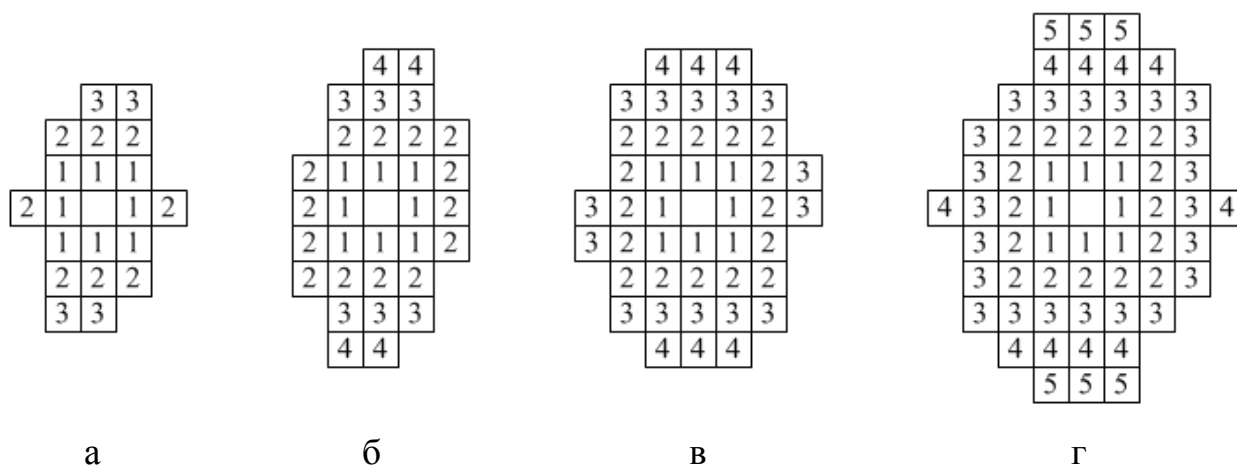


Рис. 3.11. Окрестности, используемые при восстановлении изображений с дисперсией шума: а – $\sigma_e = 0,01$; б – $\sigma_e = 0,04$; в – $\sigma_e = 0,07$; г – $\sigma_e = 0,1$

На рис. 3.12 показан результат восстановления исходного изображения на основе винеровской и пороговой вейвлет - фильтрации.

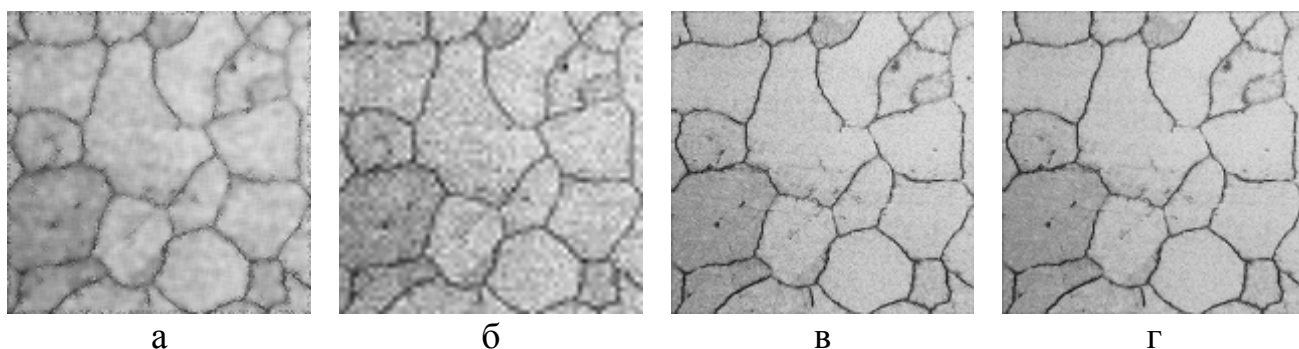


Рис. 3.12. Результат восстановления изображения ($\sigma_e = 0,04$) на основе: а – фильтра Винера; б – пороговой вейвлет - фильтрации; в – подхода №3; г – подхода №4

На рис. 3.14 - рис. 3.13 показаны результаты восстановления искажённых изображений.

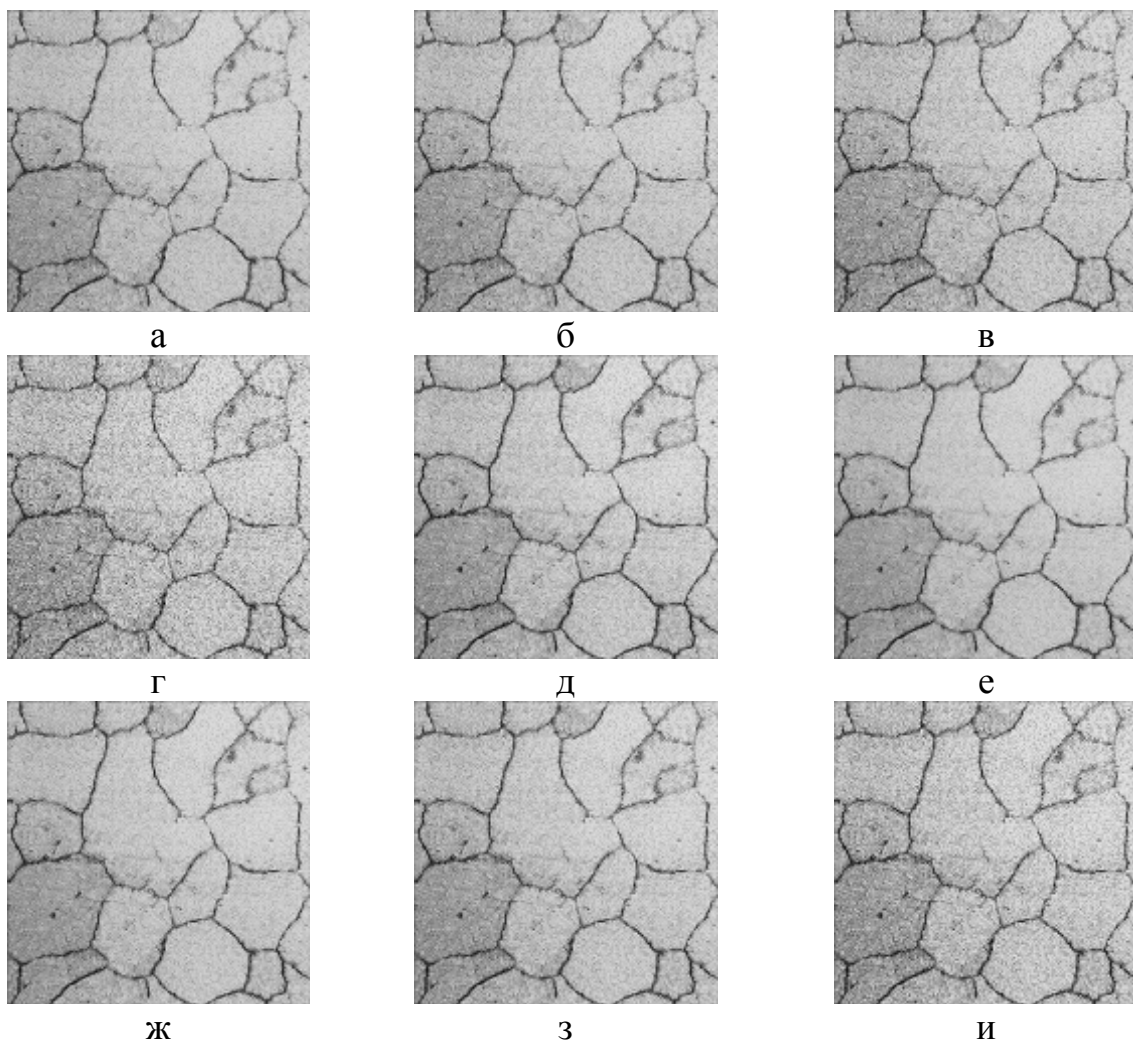


Рис. 3.13. Результаты восстановления изображения ($\sigma_e = 0,04$) на основе подхода: а - д – №1; е - и – №2; с использованием окрестности: а, е – 3×3 ; б, ж – 5×5 ; в, з – 7×7 ; г, и – 9×9 ; д – с настраиваемой конфигурацией

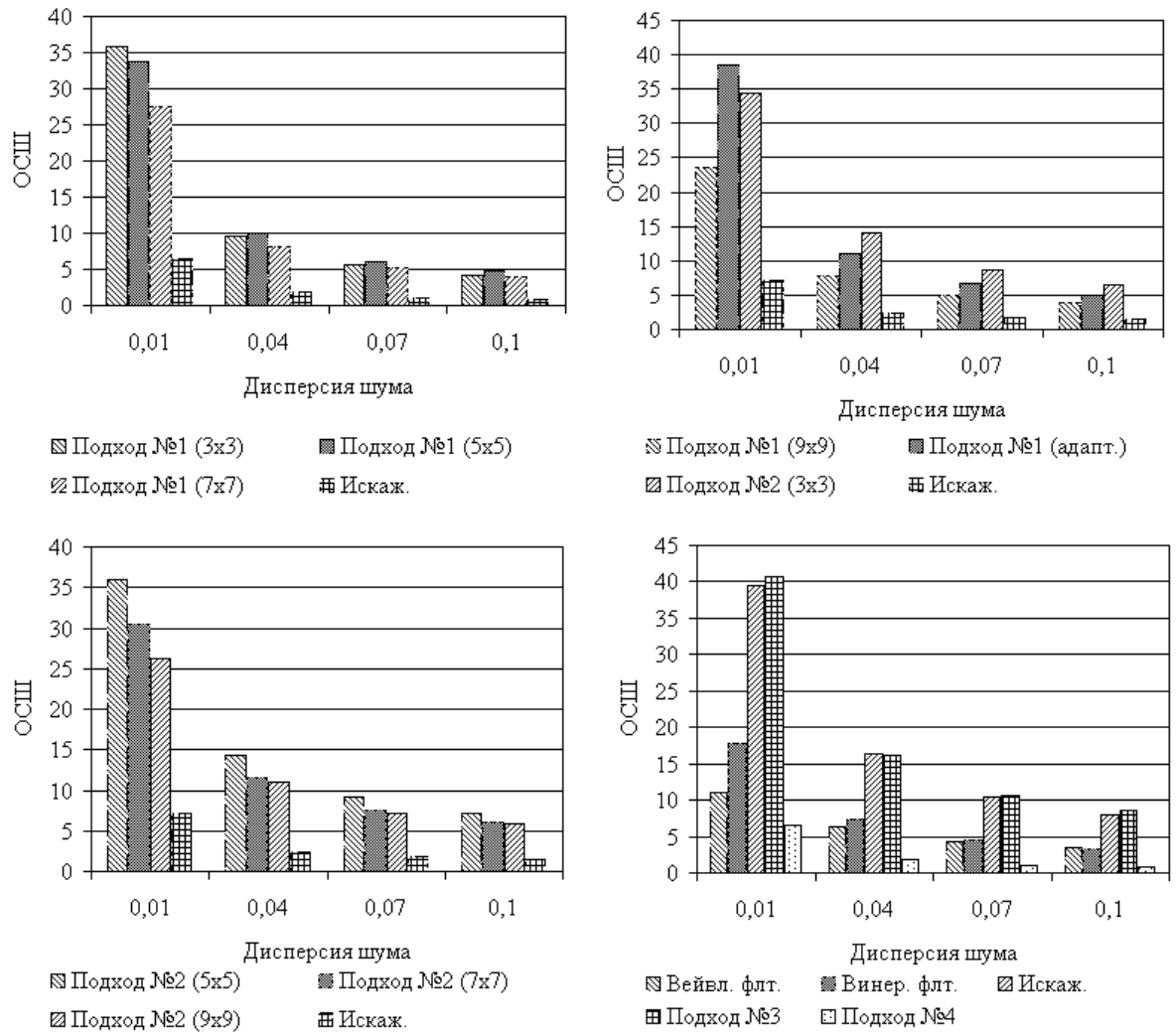


Рис. 3.14. Оценка качества восстановления изображений по показателю ОСШ

3.2.3. Восстановление изображений на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева

Пусть исходное изображение f искажено аддитивным гауссовым шумом e с нулевым средним и дисперсией σ_e^2 , отсчёты которого независимы и имеют одинаковое вероятностное распределение (выражение (1.2)). Применяя к искажённому изображению g (выражение (1.2)) многомасштабное разложение, реализуемое при помощи ортогонального вейвлет - преобразования, получим:

$$\{L, H\} = T_K[g].$$

С учётом того, что шумовая составляющая искажённого изображения преимущественно сосредоточена в элементах последовательности дополнений H [93] можно записать:

$$H = H' + E',$$

где H' - последовательность дополнений изображения f , E' - шум, искажающий H . Так как исходный шум e является белым и стационарным, а для выполнения многомасштабного преобразования используется ортогональное вейвлет - преобразование, то шум E' также будет белым и стационарным. Тогда, алгоритм восстановления изображения заключается в следующем:

1) Выполнить многомасштабное разложение изображения g : $\{L, H\} = T_k[g]$.

2) Вычислить H' : $\tilde{H}' = REC[H]$.

3) Выполнить обратное многомасштабное преобразование $\tilde{f} = T_k^{-1}[L, \tilde{H}']$.

Ключевым в предыдущем алгоритме является второй шаг, т. к. именно реализация оператора $REC[\bullet]$ непосредственно влияет на качество восстановления изображения. В [80] описана реализация оператора $REC[\bullet]$, на основе модели скрытого марковского дерева, которая состоит в следующем:

1) Вычислить параметры модели Θ для последовательности H .

2) Вычислить H' на основе H и Θ .

В настоящей работе для математического описания последовательности H предлагается использовать модифицированную модель скрытого марковского дерева (пункт 2.5.2). Для вычисления параметров модели скрытого марковского дерева Θ , на основе H , используется алгоритм ожидания – максимизации. Оценка H' на основе H выполняется следующим образом [80]:

$$\tilde{H}'[i, j] = \sum_{q \in \{S, B\}} p(D^t[i, j] = q | H, \Theta) \cdot \frac{\sigma_{q, i, j}^2}{\sigma_{E'}^2 + \sigma_{q, i, j}^2} \cdot H^t[i, j], \quad (3.2)$$

где $\sigma_{q, i, j}^2$ - дисперсия q -ой компоненты в модели гауссовой смеси, $\sigma_{E'}^2$ - дисперсия шума, оценивается из первого элемента детализирующей последовательности, $p(D^t[i, j] = q | H, \Theta)$ - вероятность того, что коэффициент $H^t[i, j]$ на-

ходится в состоянии q , $q \in \{S, B\}$. Выражение (3.2) вычисляется для каждого элемента последовательности дополнений H , в результате чего формируется последовательность \tilde{H}' .

Оценивается качество работы следующих подходов к восстановлению изображений:

1) Подход, на основе модели скрытого марковского дерева, предложенный в [80].

2) Подход, на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева [95, 98]. В качестве n рассматриваются окрестности с размерами 3×3 , 5×5 , 7×7 , 9×9 .

3) Подход на основе модифицированной модели скрытого марковского дерева ($\alpha = 10$, $\beta = 3$). При построении многомасштабного представления изображения g используется коэффициент изменения масштаба $k = 2$ [99].

Тестовые изображения приведены в пункте 3.2.2. Окрестности для каждой из трёх последовательностей дополнений, используемые при восстановлении изображений, показаны на рис. 3.10.

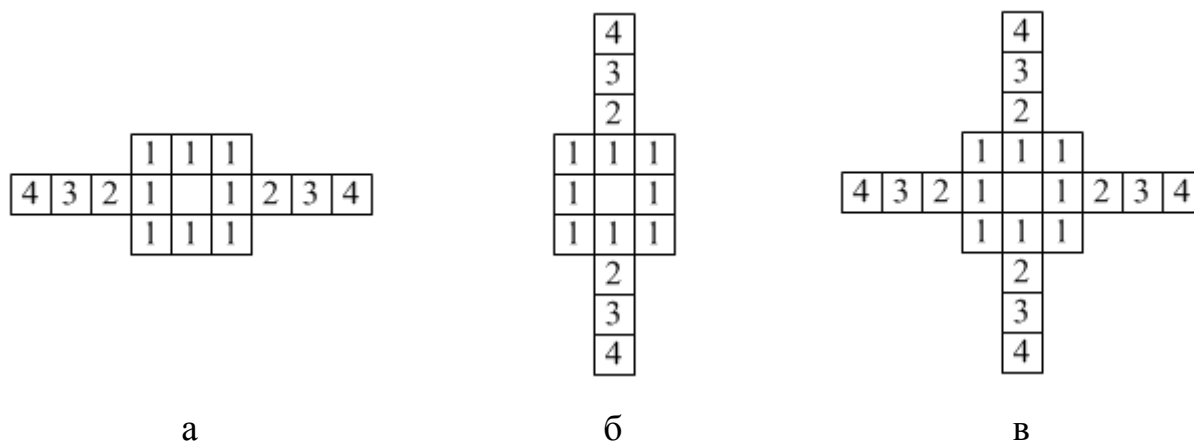


Рис. 3.15. Окрестности, используемые при восстановлении в последовательности: а – H_h ; б – H_v ; в – H_d

Результаты восстановления изображения, искажённого гауссовым шумом с дисперсией $\sigma_e = 0,04$ показаны на рис. 3.16.

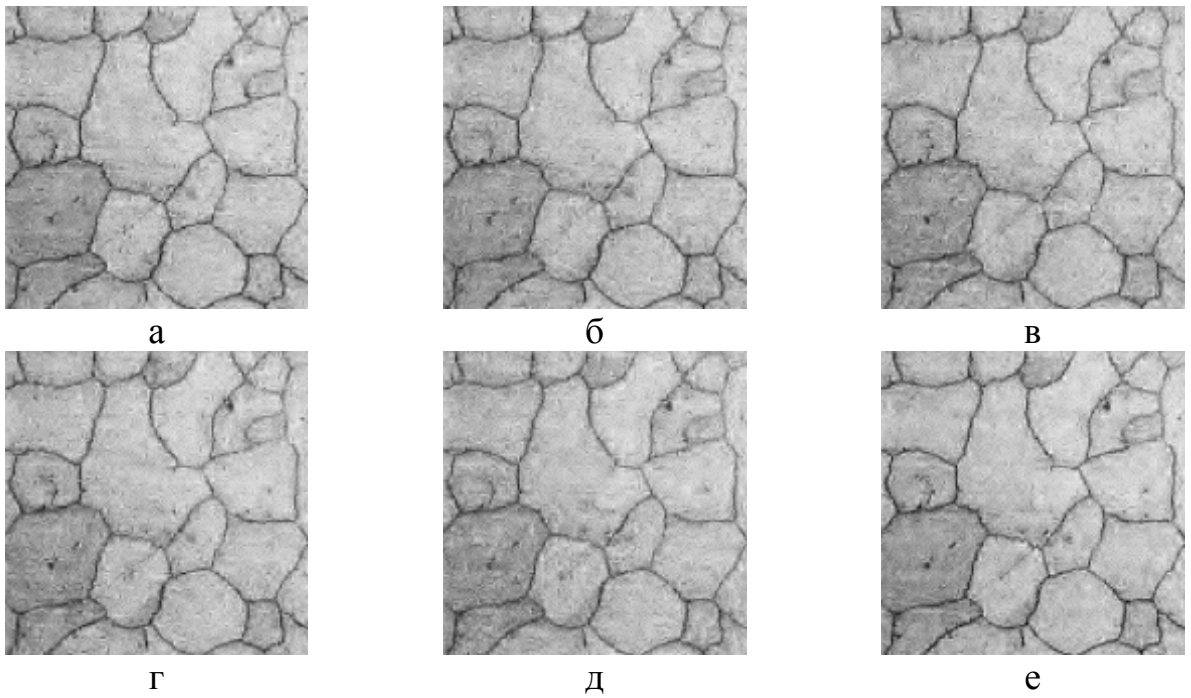


Рис. 3.16. Результаты восстановления искажённого изображения ($\sigma_e = 0,04$) на основе подхода: а – № 1; № 2 с использованием окрестности размером б – 3×3 ; в – 5×5 ; г – 7×7 ; д – 9×9 ; е – №3

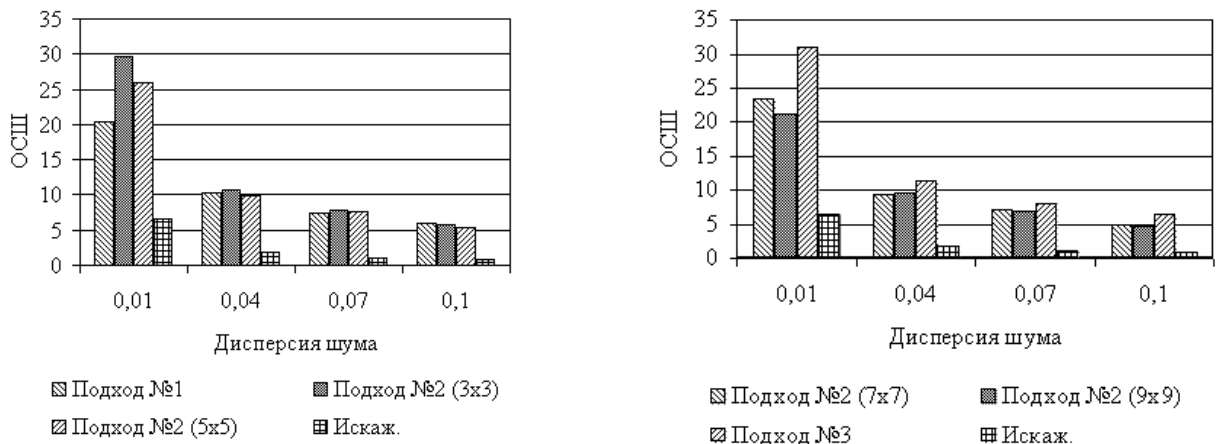


Рис. 3.17. Оценка качества восстановления изображений по показателю ОСШ

Выводы по главе 3

1. На основе предложенных в главе 2 модифицированных многомасштабных моделей разработаны алгоритмы восстановления и сегментации изображений.

2. Результаты работы алгоритмов сегментации и восстановления изображений, основанных на предложенных моделях, подтвердили адекватность мо-

делей многомасштабным представлениям реальных изображений, а также возможность их использования для решения задач цифровой обработки изображений.

3. Результаты исследований разработанных алгоритмов сегментации изображений показывают, что разработанные алгоритмы позволяют более точно выделить объекты на изображениях, чем другие алгоритмы.

4. Результаты исследований разработанных алгоритмов восстановления изображений показывают, что разработанные алгоритмы, по сравнению с другими алгоритмами, позволяют более качественно восстанавливать искажённые изображения.

5. Использование окрестности с настраиваемой конфигурацией в многомасштабных алгоритмах обработки изображений, при сегментации позволяет точнее выделить границы объектов, а при восстановлении изображений - снизить степень размытия границ объектов. Таким образом, экспериментальные результаты подтверждают возможность использования окрестности с настраиваемой конфигурацией при решении задач цифровой обработки изображений.

6. Использование многомасштабного представления с переменным коэффициентом изменения масштаба в качестве исходных данных для математической модели многомасштабного представления позволяет улучшить результаты решения задач сегментации и восстановления изображений.

ГЛАВА 4. ПРАКТИЧЕСКОЕ ПРИМЕНЕНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ МОДЕЛЕЙ И АЛГОРИТМОВ

4.1. Разработка алгоритмов анализа изображений структуры металла

4.1.1. Оценка размера зерна

Контроль величины зерна выполняют, в тех случаях, когда величина зерна в значительной степени влияет на свойства металла. Для выявления и определения величины зерна при исследовании и контроле сталей обычно используют методы, описанные в ГОСТ 5639-82 [39].

Изображение микроструктуры стали, подготовленное для оценки балла зерна, содержит:

- 1) Светлые области, соответствующие зёрнам металла.
- 2) Тёмные области, соответствующие границам зёрен металла, особенностям поверхности шлифа, полученных в результате подготовки шлифа, а также другим структурным составляющим металла.

Тогда, алгоритм определения балла зерна состоит в следующем [23]:

- 1) Улучшить изображение. Улучшение изображения состоит в выравнивании контраста, нормализации яркости, а также снижении уровня искажений, которые могут возникнуть в процессе регистрации и передачи изображения микроструктуры.
- 2) Сегментировать изображение микроструктуры металла. Сегментация заключается в выделении на изображении областей, которые относятся к зёрнам металла, а также областей, относящихся к границам зёрен металла. В ряде случаев после сегментации необходимо выполнить связывание объектов, относящихся к границам зёрен для формирования связных областей.
- 3) Удалить зёрна, которые касаются краёв изображения. Такие зёрна полностью не видны, следовательно, их истинные размеры не могут быть найдены.
- 4) Вычислить площади зерен.

Результатом работы алгоритма является гистограмма распределения размеров зёрен по баллам. На рис. 4.1.а, в показано изображение микроструктуры сплава ЭИ437БУВД при увеличении 100, размер изображения составляет 1024×768 отсчётов (1 отсчёт изображения соответствует $0,001321 \text{ мм}$). На рис. 4.2 показаны результаты вычисления размеров зерна.

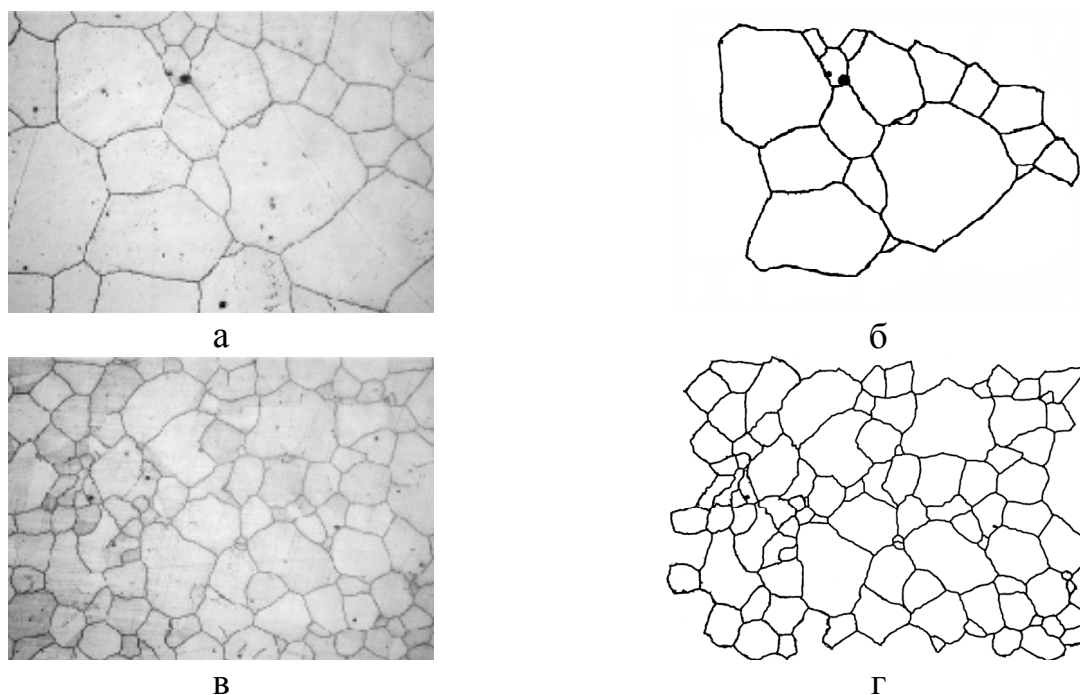


Рис. 4.1. Изображение микроструктуры сплава: а, в – исходное изображение; б, г – результат выделения зёрен

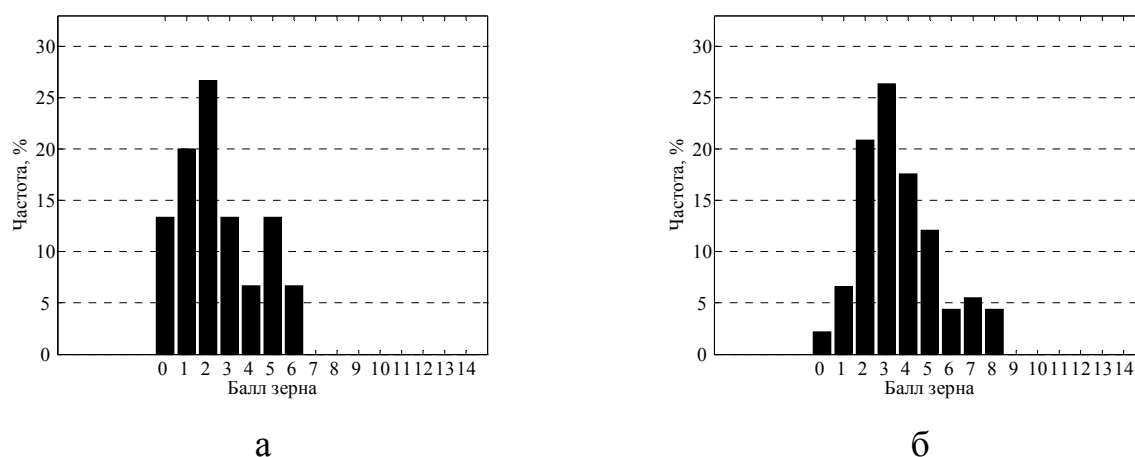
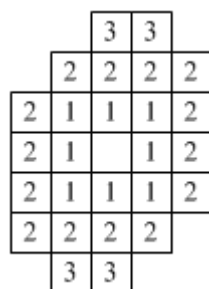


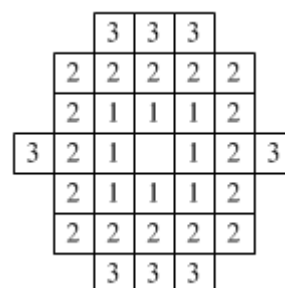
Рис. 4.2. Оценка размеров зёрен для изображения: а – рис. 4.1.а; в – рис. 4.1.в

Для сегментации изображений применяется следующий подход.

Модель изображения	Модифицированная модель многомасштабного марковского случайного поля
Алгоритм сегментации	Алгоритм сегментации описан в пункте 3.1.2
Исходные данные	Последовательность приближений, построенная на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.2.1, со следующими параметрами: $r = 0,167$, $N = 4$
Окрестность	Окрестности, используемые при сегментации, показаны на рис. 4.3



а



б

Рис. 4.3. Окрестность, используемая при сегментации изображения:
а – рис. 4.1.а; б – рис. 4.1.в

Методом сравнения с эталоном получено, что на изображении рис. 4.1.в находятся зёрна 2, 3 и 4 баллов, а на изображении рис. 4.1.а: 1 и 2 - го баллов.

Время оценки балла зерна: 15 секунд.

Конфигурация ЭВМ: Процессор - Core Duo E6750, 2.66 ГГц, ОЗУ - 4 Гб, ОС Microsoft Windows XP, Matlab 2008a.

4.1.2. Определение удельной поверхности раздела

Одной из характеристик структуры металла является удельная поверхность раздела зёрен или фаз. Поверхности раздела в структуре материалов бывают двух типов: межкристаллитные (границы зёрен в поликристалле, границы контакта частиц второй фазы в двухфазной структуре) и межфазные (границы второй фазы и матрицы в двухфазной структуре).

Протяжённость поверхностей раздела оказывает влияние на поведение материала, а именно на процессы диффузии и выделения, на процессы упрочнения и разупрочнения, а также на коррозионные процессы. Например, чем

меньше размер зерна металла, тем больше его устойчивость против коррозионного растрескивания. При увеличении размера зерна уменьшается время до разрушения. Доказано, что сопротивление хрупкому разрушению поликристаллических металлов обратно пропорционально квадратному корню размера зерна. Следовательно, для разрушения мелкозернистого поликристаллического материала требуются повышенные напряжения. Поэтому крупнозернистые металлы с благоприятной ориентацией границ зерен очень неустойчивы против коррозионного растрескивания.

Удельные протяжённости в объёме P_v ($\text{мм}^2 / \text{мм}^3$) и на плоскости P_A ($\text{мм} / \text{мм}^2$) связаны соотношением [73]:

$$P_v = \frac{4}{\pi} P_A,$$

где $\frac{4}{\pi}$ - множитель, учитывающий все возможные ориентировки поверхностей раздела в пространстве. Алгоритм определения удельной поверхности раздела состоит из следующих этапов:

- 1) Выделить объекты на изображении (сегментировать изображение).
- 2) Выделить контуры объектов.
- 3) Вычислить сумму периметров контуров объектов $P_A = \sum_{j=1}^N P_j$.
- 4) Оценить величину удельной поверхности раздела P_v .

Периметр P_j контура объекта j вычисляется следующим образом:

$$P_j = H_j + V_j + \sqrt{2}D_j,$$

где H_j , V_j , D_j - количество, соответственно, горизонтальных, вертикальных и диагональных отрезков из числа отрезков, входящих в контур объекта j .

В табл. 4.1 показаны результаты оценки удельной поверхности раздела для изображений, представленных на рис. 4.1.б и рис. 4.1.г.

Таблица 4.1. Результаты оценки удельной поверхности раздела

Изображение	P_v (мм ² / мм ³)	
	Автоматическая оценка	Экспертная оценка
рис. 4.1.б	9,26	8
рис. 4.1.г	20,40	22

Время оценки удельной поверхности раздела: 10 секунд.

4.1.3. Вычисление количественного соотношения фаз в сплаве

Для оценки физических свойств и химического состава сплава необходимо знать количественное соотношение фаз в сплаве. Под фазой понимается часть системы, имеющая одинаковые физико-химические свойства и отделённая от остальной системы поверхностью раздела [73]. Определение соотношения фаз основано на следующем принципе [73]: доля объема сплава, приходящаяся на i - ую фазовую составляющую, равна доле площади, занятой этой составляющей в случайном сечении, или доле длины секущей, приходящейся на эту составляющую ($i \in [1; N]$, N - число фазовых составляющих).

При оценке соотношения фаз шлиф подготавливают так, чтобы различные фазовые составляющие обладали различной яркостью. Поэтому, для выделения фазовых составляющих металла или сплава можно применить алгоритм сегментации. Алгоритм определения доли i - ой фазы в сплаве состоит из следующих шагов:

- 1) Сегментировать изображение микроструктуры сплава на N областей.
- 2) Вычислить долю фазы в сплаве: $V[i] = SF[i] / S$, где S - площадь изображения, $SF[i]$ - количество отсчётов изображения, отнесённых в результате сегментации к i - ой фазе.

На рис. 4.4 показаны изображения микроструктуры чугуна марки СЧ10 при увеличении 100.

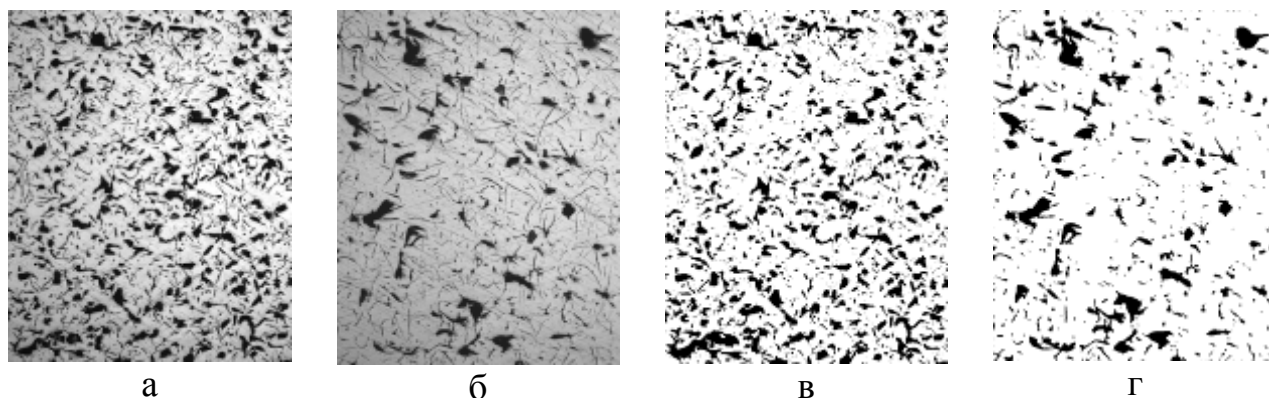


Рис. 4.4. Оценка количества графита: а – темплет №1; б – темплет №2; в - г: сегментированные изображения темплетов

Оценка количества и формы графита в чугуна, выполняется по изображению нетравлёного шлифа, вследствие того, что графит является неметаллическим включением [36]. В табл. 4.2 показаны результаты вычисления количества графита по изображению микроструктуры визуально и при помощи предлагаемого подхода [36].

Таблица 4.2. Оценка количества графита

Темплет / Оценка	Количество графита	
	Экспертная	Автоматическая
№1	5 - 10% (ВГ92)	8,139% (ВГ92)
№2	5 - 8% (ПГ6)	7,020% (ПГ6)

Необходимо отметить, что на изображении микроструктуры чугуна, не все тёмные области изображения относятся к графиту. Однако результаты экспериментов показывают, что, отнесение этих областей к графиту не вносит существенной ошибки в конечный результат.

Размер изображения, показанного на рис. 4.4.а-б, составляет 1024×768 отсчётов. Для сегментации изображений используется следующий подход.

Модель изображения	Модифцированная модель многомасштабного марковского случайного поля
Алгоритм сегментации	Алгоритм сегментации описан в пункте 3.1.2
Исходные данные	Последовательность приближений, построенная на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.2.1, со следующими параметрами: $r = 0,2$, $N = 3$
Окрестность	Окрестности, используемые при сегментации, показаны на рис. 4.5



Рис. 4.5. Окрестность, используемая при сегментации изображения, показанного на: а – рис. 4.4.а; б – рис. 4.4.б

Время оценки состава фаз в сплаве: 7 секунд.

4.1.4. Оценка глубины обезуглероженного слоя

Результатом термической обработки заготовки из стали, в ряде случаев, является формирование на её поверхности обезуглероженного слоя. Под обезуглероживанием понимается уменьшение концентрации углерода в сталях и сплавах, возникающее при нагреве в окислительных средах, а также в водороде [49]. Обезуглероживание стали и сплавов может оказывать как вредное, так и полезное действие. Обезуглероживание стали, происходящее при термической обработке, нагреве под прокатку или ковку, распространяется на большую или меньшую глубину внутрь металла (в зависимости от температуры и продолжительности нагрева) и приводит к ухудшению свойств поверхности готовой продукции и браку. Неравномерное распределение углерода в поверхностных слоях приводит к различной интенсивности коррозионных процессов (глубины разъедания ржавчиной), что в свою очередь оказывает отрицательное влияние на долговечность металлоизделия [49]. Обезуглероживание как разновидность химико-термической обработки улучшает свойства металлов и сплавов, в которых углерод является вредной примесью (трансформаторная сталь, нержавеющие стали).

В структуре обезуглероженного слоя различают две зоны: полного и частичного обезуглероживания.

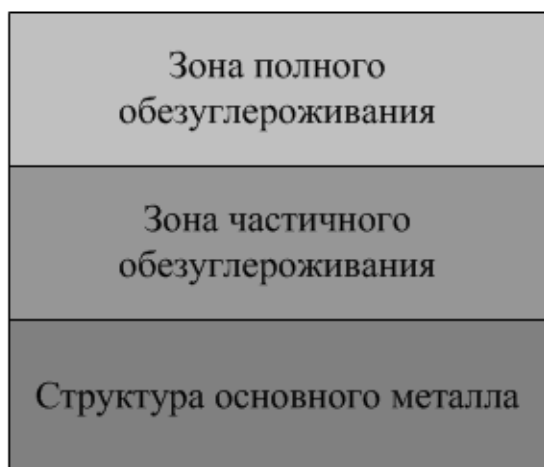


Рис. 4.6. Структура изображения обезуглероженного слоя

Зона полного обезуглероживания характеризуется структурой чистого феррита (вследствие выгорания углерода на поверхности изделия), а зона частичного обезуглероживания - структурой, отличающейся от основного металла. Определение глубины обезуглероженного слоя выполняется в соответствии с ГОСТ 1763-68 [38].

Общая глубина обезуглероживания включает обе указанные зоны и измеряется по месту наибольшей для данного образца глубины от края шлифа до основной структуры металла. Иногда, зона полного обезуглероживания может отсутствовать. Глубину обезуглероженного слоя определяют в миллиметрах при увеличении 100 ± 10 раз с точностью до $st_p = 0,02$ мм. В ГОСТ 1763-68 описаны 3 металлографических метода определения глубины обезуглероженного слоя: «М», «М1» и «М2». Таким образом, стоит задача оценки глубины обезуглероженного слоя по его изображению f (рис. 4.6).

Для её решения предлагается разделить f на блоки (рис. 4.7) и на основе анализа текстурных или яркостных характеристик выделить блоки $BL = \{BL[i]\}$ ($i \in [1; N]$, N - число блоков), относящиеся к зонам обезуглероженного слоя.

BL[1]
BL[2]
...
BL[N]

Рис. 4.7. Деление изображения на блоки

Размер блока $BL[i]$ по вертикали ht_{BL} вычисляется следующим образом:

$$ht_{BL} = \frac{ht \cdot ps}{st_p},$$

где ps - физический размер отсчёта (в миллиметрах), $ht \times wd$ - размер изображения f , $N = \frac{ht}{ht_{BL}}$. Размер блока по го-

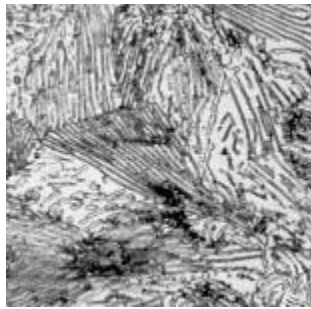
ризонтали wd_{BL} равен размеру изображения по горизонтали ($wd_{BL} = wd$). Независимо от используемого метода выделения обезуглероженного слоя, зона полного обезуглероживания характеризуется структурой чистого феррита. Структура зоны частичного обезуглероживания зависит от марки стали и метода, выбранного для выявления обезуглероженного слоя (табл. 4.3). Таким образом, текстурные и яркостные характеристики изображений зон обезуглероженного слоя зависят от марки стали изделия и используемого метода выявления обезуглероженного слоя. Изображения структуры зон обезуглероженного слоя можно разделить на два типа по наличию или отсутствию текстурных признаков:

1) Изображения, обладающие текстурными признаками, а именно - наличием повторяющихся элементов [9]. К таким изображениям относятся изображения структуры зернистого и пластинчатого перлита (рис. 4.8).

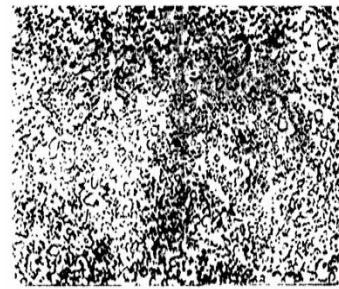
2) Изображения, не обладающие признаками текстуры. К таким изображениям относятся изображения ферритно - перлитной, трооститной или троосто - мартенситной структуры, которые содержат темные и светлые области, приблизительно однородные по яркости.

Таблица 4.3. Структура зоны частичного обезуглероживания

Метод определения глубины обезуглероженного слоя	Вид стали	Характеристика зоны частичного обезуглероживания
«М»	Доэвтектоидная	Ферритно - перлитная структура, содержание феррита в которой больше чем в основной структуре
	Заэвтектоидная	Феррито - перлитная структура, структура пластинчатого перлита при основной структуре зернистого перлита или структура зернистого перлита, обеднённого карбидами
«М1»	-	Ферритно - перлитная структура без окрашенной в тёмный цвет карбидной сетки
«М2»	-	Тёмно травящаяся трооститная или игольчатая троосто - мартенситная структура



а



б

Рис. 4.8. Виды перлита: а – пластинчатый; б – зернистый

В связи с этим, для анализа изображений первого типа может использоваться алгоритм сегментации текстур, описанный в пункте 3.1.3, для анализа изображений второго типа - алгоритм, описанный в пункте 3.1.2.

Для выделения зоны полного обезуглероживания предлагается использовать следующий алгоритм:

1) Сегментировать изображение f на 2 подобласти по яркости. Результатом сегментации является изображение, каждый отсчёт которого может принимать значение 0 или 1.

2) Сформировать массив WHT : величина i -го элемента массива WHT соответствует количеству отсчётов со значением 1 в i -ом блоке изображения.

3) Вычислить верхнюю FDC_b и нижнюю FDC_e границы зоны частичного обезуглероживания.

Для оценки величин FDC_b (FDC_e) предлагается следующий алгоритм:

- 1) $i = 1$.
- 2) Если $WHT[i] > prc \cdot (ht_{BL} \cdot wd)$ ($WHT[i] < prc \cdot (ht_{BL} \cdot wd)$), то переход на шаг 4, иначе переход на шаг 3.
- 3) $i = i + 1$, переход на шаг 2.
- 4) $FDC_b = i * st_p$ ($FDC_e = i * st_p$).

Если структура зоны частичного обезуглероживания – ферритно-перлитная, трооститная или троосто - мартенситная, то для оценки её глубины предлагается использовать следующий подход:

1) Выполнить сегментацию каждого блока изображения начиная с $j+1$ - го и заканчивая N - ым (где j - ый блок обозначает конец зоны полного обезуглероживания) на основе алгоритма, описанного в пункте 3.1.2.

2) Сформировать массив BCK : величина i - го элемента массива соответствует количеству отсчётов со значением 0 в i - ом блоке изображения.

3) Вычислить нижнюю границу PDC_e зоны частичного обезуглероживания.

Для оценки величин PDC_b (PDC_e) предлагается следующий алгоритм:

1) $i = j + 1$.

2) Если $BCK[i] < prc \cdot (ht_{BL} \cdot wd)$, то переход на шаг 4, иначе переход на шаг 3.

3) $i = i + 1$, переход на шаг 2.

4) $PDC_e = i * st_p$.

Причём, верхняя граница зоны частичного обезуглероживания $PDC_b = FDC_e$.

Если зона частичного обезуглероживания характеризуется структурой пластинчатого или зернистого перлита (рис. 4.8), то для вычисления её глубины предлагается использовать следующий подход:

1) Выполнить сегментацию каждого блока изображения, начиная с $j+1$ - го и заканчивая N - ым, на основе алгоритма, описанного в пункте 3.1.3.

2) Сформировать массив TSG : величина i - го элемента массива соответствует количеству отсчётов i - го блока изображения, отнесённых к текстуре пластинчатого или зернистого перлита.

3) Вычислить нижнюю границу PDC_e зоны частичного обезуглероживания.

Предлагается следующий алгоритм для оценки величин PDC_b (PDC_e):

1) $i = j + 1$.

2) Если $TSG[i] < prc \cdot (ht_s \cdot wd)$, то переход на шаг 4,

иначе переход на шаг 3.

3) $i = i + 1$, переход на шаг 2.

4) $PDC_e = i * st_p$.

Глубина обезуглероженного слоя определяется следующим образом:

$$DPTH = PDC_e - FDC_b \text{ (мм)}.$$

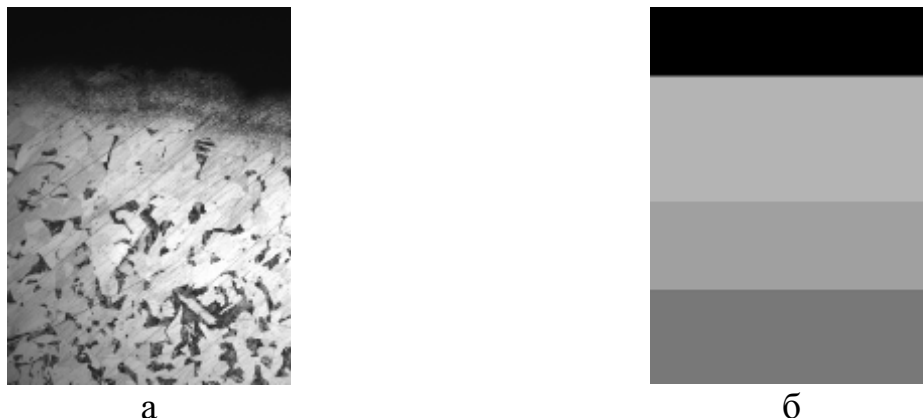


Рис. 4.9. Оценка глубины обезуглероживания: а – изображение обезуглероженного слоя; б – результат выделения зон

На рис. 4.9.а показано изображение микроструктуры обезуглероженного слоя заготовки из стали 40Х (доэвтектоидная сталь) при увеличении 100. Размер изображения составляет 1024×768 отсчётов (1 отсчёт изображения соответствует $0,521 \text{ мкм}$). Зона полного обезуглероживания заготовки характеризуется структурой чистого феррита, а зона частичного обезуглероживания - феррито - перлитной структурой.

Для изображения, представленного на рис. 4.9.а получено, что глубина обезуглероженного слоя составляет $0,318 \text{ мм}$. Сегментация изображения (рис. 4.9.а) выполнялась на основе следующего подхода.

Модель изображения	Модифцированная модель многомасштабного марковского случайного поля
Алгоритм сегментации	Алгоритм сегментации описан в пункте 3.1.2
Исходные данные	Последовательность приближений, построенная на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.2.2 со следующими параметрами: $N_1 = 1$, $k_1 = 4/3$, $N_2 = 3$, $k_2 = 3/2$, $N_3 = 1$, $k_3 = 3$
Окрестность	Окрестность, используемая при сегментации изображения, показана на рис. 4.10

		2	2		
2	1	1	1	2	
2	1		1	2	
2	1	1	1	2	
	2	2			

Рис. 4.10. Окрестность, используемая при сегментации

В результате экспертной оценки, по изображению, показанному на рис. 4.9.а, было получено, что глубина обезуглероженного слоя составляет 0,33 мм.

Время оценки глубины обезуглероженного слоя: 11 секунд.

4.1.5. Исследование изображений усталостных изломов

С возрастающим усложнением и ужесточением условий эксплуатации современной техники, актуальной становится проблема создания материалов и видов обработки, обеспечивающих не только высокую прочность, но и достаточную надежность против разрушения. Поэтому большое значение придается изучению процесса разрушения и влияния различных структурных и технологических факторов на характеристики разрушения.

Среди физических методов изучения связи состава и структуры материала с его механической прочностью особое место отводится исследованию поверхностей разрушения (изломов). Излом наиболее четко отражает строение и свойства материала в локальном объеме, в котором протекает процесс разрушения.

При анализе излома выполняется его микро- и макроструктурное изучение. Макростроение излома отражает кинетику и характер разрушения. Микростроение раскрывает механизмы развития трещины [72].

По характеру разрушения выделяют три вида изломов: хрупкий, вязкий и усталостный. При циклических (повторно - переменных) нагрузках материал подвержен усталостному разрушению. Под усталостью понимается процесс постепенного накопления повреждений материала под действием переменных напряжений, приводящих к изменению свойств, образованию трещин, их развитию и разрушению. Усталостная трещина зарождается обычно на поверхности

детали в местах наибольшей концентрации напряжений (отверстия, надрезы, неметаллические включения и др.). Усталостный излом образуется в результате зарождения и дальнейшего постепенного развития микротрещин под влиянием многократно повторяющихся циклических нагрузок. Процесс усталостного разрушения достаточно длителен, так как он связан с постоянным накоплением повреждений, развитием и перемещением трещины.

Макроструктура типичного усталостного излома имеет две ярко выраженные зоны [72]:

1) Зона усталостного разрушения - с гладкой, притёртой поверхностью там, где усталостная трещина постепенно проникала вглубь сечения.

2) Зона статического разрушения - крупнокристаллического строения, по которому произошло хрупкое разрушение (долом) вследствие большого ослабления сечения. Образуется, когда поперечное сечение детали оказывается недостаточным для сопротивления действующей нагрузке.

Форма и размещения зон излома зависят от способа упрочнения детали, долговечности (малоцикловая или многоцикловая усталость), условий нагружения и т. д.

Отношение площади усталостной зоны S_f к площади зоны долома S_r считается мерой величины циклических напряжений, которые обуславливают разрушение. При этом следует подчеркнуть, что изучению микростроения излома должна предшествовать чёткая идентификация зон по макростроению.

Для автоматизации вычисления S_f и S_r можно применить алгоритмы сегментации изображений [22]. Обычно, изображение излома содержит две зоны с различными текстурными и/или яркостными характеристиками, следовательно, для его сегментации могут быть использованы алгоритмы, предложенные в пункте 3.1.

На рис. 4.11 показаны изображения усталостных изломов [54]. Размер каждого изображения составляет 512×512 отсчётов.

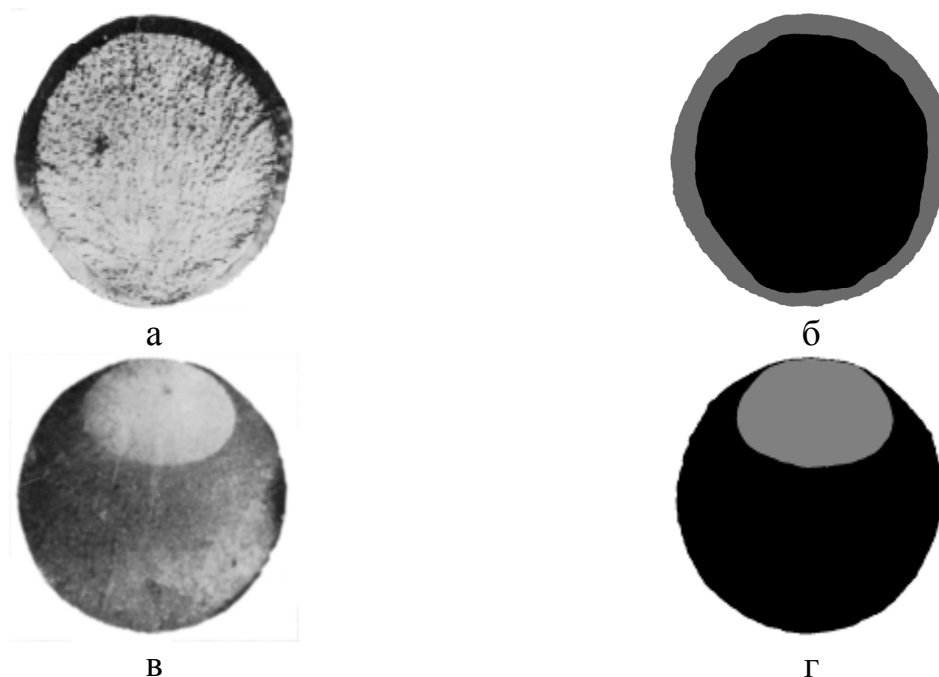


Рис. 4.11. Изображение поверхности излома: а, в – исходные изображения; б, г – результаты сегментации

Таблица 4.4. Результаты анализа изображений

Изображение	Материал	Увеличение	S_f	S_r
рис. 4.11.а	Сталь 45ХН2МФА	10 раз	28%	72%
рис. 4.11.в	Сталь 38ХС	4 раза	21%	79%

В результате экспертной оценки каждого из изображений усталостных изломов было установлено, что: $S_f = 25\%$, $S_r = 75\%$. Изображение, представленное на рис. 4.11.а, состоит из двух областей. Область, расположенная в центре изображения обладает крупнозернистой текстурой, а по краю - мелкозернистой. Поэтому для сегментации этого изображения используется следующий подход.

Модель изображения	Модифцированная модель скрытого марковского дерева
Алгоритм сегментации	Алгоритм сегментации описан в пункте 3.1.3.
Исходные данные	Последовательность дополнений, построенная на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.2.3, со следующими параметрами: $K_D = 4$, $K_A = \{5/4, 4/3, 3/2, 2, 2, 2\}$.
Окрестность	Окрестность, используемая при сегментации, показана на рис. 4.12.а

Изображение, показанное на рис. 4.11.в состоит из 2 - х областей, которые обладают мелкозернистой текстурой. В этом случае, для выделения областей интереса более эффективно использовать метод сегментации, ориентированный на анализ изображений, содержащих приблизительно однородные по уровню яркости области. Поэтому для сегментации изображения, представленного на рис. 4.11.в, используется следующий подход.

Модель изображения	Модифцированная модель многомасштабного марковского случайного поля
Алгоритм сегментации	Алгоритм сегментации описан в пункте 3.1.2.
Исходные данные	Последовательность дополнений, построенная на основе алгоритма, предложенного в пункте 2.2.2, со следующими параметрами: $N_1 = 1$, $k_1 = 4/3$, $N_2 = 3$, $k_2 = 3/2$, $N_3 = 1$, $k_3 = 3$
Окрестность	Окрестность, используемая при сегментации, показана на рис. 4.12.б.

		1	1	1	2
2	1			1	2
2	1	1	1		

а

			3		
2	2	2	2	2	2
2	1	1	1	1	2
2	1			1	2
2	1	1	1	1	2
2	2	2	2	2	2
			3		

б

Рис. 4.12. Окрестности, используемые при сегментации

Время оценки параметров усталостных изломов: 12 секунд.

4.2. Разработка автоматизированной подсистемы анализа изображений структуры металлов и сплавов

Одним из возможных способов повышения производительности труда экспертов, специалистов по контролю качества, объективности и достоверности точности оценки параметров изделий является внедрение комплексной системы

контроля качества продукции на предприятии. В общем случае, такая система должна решать весь комплекс задач, которые возникают при выполнении контроля качества продукции. Одной из возможных подсистем в системе контроля качества машиностроительного предприятия является подсистема анализа изображений структуры металла. Для автоматизации металлографического метода анализа структуры металла подсистема должна выполнять следующие функции:

- 1) Регистрация и оцифровка статических полутоновых изображений структуры металла.
- 2) Предварительная обработка полученных изображений. Предварительная обработка заключается в снижении уровня шума на изображении и удалении элементов структуры металла, анализ которых не производится.
- 3) Анализ изображений структуры металла. Анализ изображений состоит в получении численных характеристик параметров структуры металла по изображению структуры.
- 4) Формирование отчётов по результатам анализа.
- 5) Ведение базы данных отчётов.

Для автоматизации анализа изображений структуры металла могут быть применены методы цифровой обработки изображений. Например, алгоритмы сегментации - для выделения структурных составляющих и получения изображения, на основе которого возможно выполнение количественной и качественной оценки параметров структуры металла. Алгоритмы восстановления - для снижения уровня шума на изображении, повышения точности работы последующих операций анализа изображения.

Таким образом, предлагается модульная структура подсистемы анализа изображений структуры металла, в состав которой входят (рис. 4.13):

- 1) Модуль регистрации изображения.
- 2) Модуль предобработки изображения.
- 3) Модуль формирования отчётов.
- 4) Модуль связи с базой данных.

5) Модуль обеспечения интерфейса с пользователем.

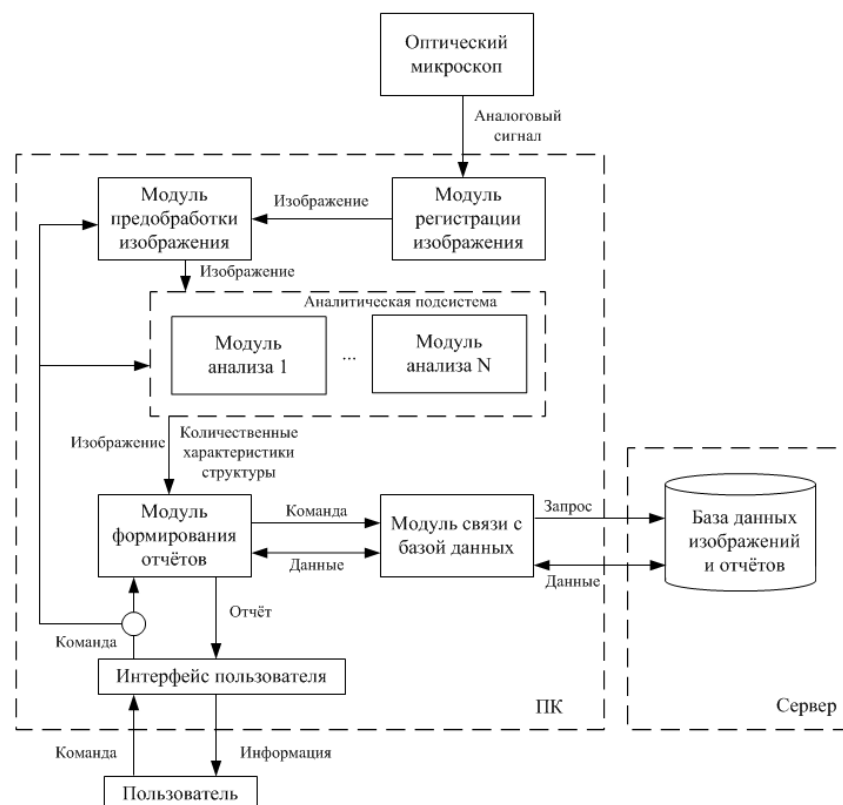


Рис. 4.13. Структура подсистемы анализа изображений структуры металла

Для решения конкретной задачи анализа структуры металла используется модуль анализа изображения. В настоящей работе в состав подсистемы предлагается включить 5 модулей анализа изображений для:

- 1) Оценки размера зерна металла или сплава.
- 2) Вычисления количественного соотношения фаз в сплаве.
- 3) Определения удельной поверхности раздела.
- 4) Оценки глубины обезуглероженного слоя.
- 5) Исследования изображений усталостных изломов.

В модуле предобработки изображения для улучшения качества изображений используются алгоритмы, предложенные в пунктах 3.2.2, 3.2.3.

Приведённые задачи анализа структуры металла задачи выбраны исходя из того, что они в настоящее время решаются на предприятиях, с которыми ведётся сотрудничество (ООО «МЗТА», ОАО «ПО МуромМашЗавод»). При необходимости, список задач, решаемых системой, может быть расширен за счёт

добавления модулей анализа изображений, которые ориентированы на решение конкретных задач. Предлагаемая система обладает свойствами открытости, расширяемости и возможностью встраивания в систему контроля качества продукции предприятия. Указанная система может использоваться совместно с внедрёнными системами анализа для получения более обширных данных о продукции. За счёт внедрения подсистемы предполагается достигнуть:

- 1) Повышения производительности труда сотрудников лабораторий.
- 2) Увеличения объективности и достоверности контроля параметров структуры металла.
- 3) Автоматизации процессов контроля, в которых основным детектором структуры является глаз человека.

Выводы по главе 4

1. Рассмотрена возможность использования разработанных моделей и алгоритмов обработки изображений в промышленной металлографии.
2. На основе предложенных моделей и алгоритмов были решены следующие задачи анализа структуры металла:
 - Задача оценки балла зерна в сплавах.
 - Задача вычисления количественного соотношения фаз в сплаве.
 - Задача оценки удельной поверхности раздела зёрен или фаз.
 - Задача определения глубины обезуглероженного слоя.
 - Задача вычисления характеристик усталостных изломов.
3. Разработанные алгоритмы сегментации позволяют выделять объекты изображения, относящиеся к структурным составляющим металла, для проведения дальнейшего анализа. Алгоритмы восстановления используются для улучшения качества изображений. Это позволяет повысить точность работы алгоритмов сегментации.

4. Проведенные исследования разработанных алгоритмов показали их большую оперативность и достоверность по сравнению с традиционными методами количественного анализа микро- и макроструктуры металла.

5. Результаты исследования показывают возможность использования предложенных алгоритмов и моделей при решении других задачах анализа структуры металла.

Заключение

В диссертационной работе в рамках решения поставленных задач получены следующие результаты:

1. Осуществлён анализ свойств многомасштабного представления изображений. Выделены наиболее существенные связи между элементами многомасштабного представления, которые могут быть описаны при разработке моделей изображений.

2. Предложены модифицированные математические модели многомасштабного представления изображений, основанные на использовании выбора коэффициентов изменения масштаба и окрестности элементов изображения с настраиваемой конфигурацией.

3. Разработаны алгоритмы построения многомасштабного представления изображения.

4. Разработан алгоритм выбора окрестности элемента изображения многомасштабной последовательности.

5. Предложена методика описания связей между элементами изображений последовательности с произвольным коэффициентом изменения масштаба.

6. Разработаны алгоритмы восстановления и сегментации изображений на основе предложенных многомасштабных моделей изображений.

7. Выполнено исследование существующих и разработанных алгоритмов обработки изображений. Полученные результаты подтверждают эффективность разработанных алгоритмов.

8. Разработанные алгоритмы обработки изображений, реализованные в виде программного комплекса, использованы при решении практических задач, связанных с обработкой изображений макро- и микроструктуры металлов и сплавов.

Библиографический список

1. Астафьева, Н. М. Вейвлет - анализ: основы теории и примеры применения / Н. М. Астафьева // Успехи физических наук. – 1998. – Т. 166. – № 11. – С. 1145 – 1170.
2. Бакут, П. А., Колмогоров, Г. С., Ворновицкий, И. Э. Сегментация изображений: методы пороговой обработки / П. А. Бакут, Г. С. Колмогоров, И. Э. Ворновицкий // Зарубежная радиэлектроника. – 1987. – №10. – с. 6-24.
3. Бакут, П. А., Колмогоров, Г. С. Сегментация изображений: методы выделения границ областей // П. А. Бакут, Г. С. Колмогоров / Зарубежная радиоэлектроника. – 1987. – №10. – с. 25-47.
4. Баскаков, С. И. Радиотехнические цепи и сигналы / С. И. Баскаков. – М.: Высшая школа, 1988. – 450 с.
5. Белокуров, А., Сечко В. Стохастические модели в задачах анализа и обработки изображений / А. Белокуров, В. Сечко // Зарубежная радиоэлектроника. – 1994. – № 2. – С. 3 – 17.
6. Берг, П. Дж. Интеллектуальное восприятие в пирамидальной зрительной машине / П. Дж. Берг // ТИИЭР. – 1988. – Т. 76. – № 8. – С. 175-185.
7. Вентцель, Е. С. Теория вероятностей / Е. С. Вентцель. – М.: Наука, 1969. – 576 с.
8. Воробьев, В. И. Теория и практика вейвлет - преобразования / В. И. Воробьев, В. Г. Грибунин. – СПб.: Изд-во ВУС, 1999. – 208 с.
9. Вудс, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Вудс, Р. Гонсалес. – М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
10. Гай, В. Е. Адаптивный многомасштабный подход к представлению изображения / В. Е. Гай // Материалы XII Всероссийской научно-технической конференции студентов: Новые информационные технологии в научных исследованиях и образовании. – Рязань: РГРУ, 2007. – С. 161 – 163.
11. Гай, В.Е. Актуальные задачи цифровой обработки изображений / В. Е. Гай, С.Д. Данилов // Материалы VII Международной научной конференции «Наука и образование» (14-15 марта 2008 г.), Ч. 4, Беловский институт (филиал)

ГОУ ВПО «Кемеровский государственный университет» / Белово: ООО «Канцлер», 2008. ЧЗ. С. 69-72.

12. Гай, В. Е. Алгоритм построения последовательности приближений / В. Е. Гай // Методы и устройства передачи и обработки информации: межвуз. сб. научн. тр. - Вып.9 / М.: Радиотехника, 2008. – С. 209 – 214.

13. Гай, В. Е. Алгоритм построения адаптивной последовательности дополнений / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Известия ОрёлГТУ. Серия «Фундаментальные и прикладные проблемы техники и технологии: информационные системы и технологии». – 2008. – №1-2/269(544). – С. 58 - 61.

14. Гай, В. Е. Вероятностный подход к сегментации изображений / В. Е. Гай // Методы и устройства передачи и обработки информации: межвуз. сб. научн. тр. - Вып.9 / М.: Радиотехника, 2007. – С. 171 – 176.

15. Гай, В. Е. Восстановление изображений с использованием зависимостей между вейвлет - коэффициентами / В. Е. Гай // Информационные технологии моделирования и управления. – 2007. – № 1 (35). – С. 48 – 54.

16. Гай, В. Е. Выбор структуры локальной области в вейвлет алгоритмах обработки изображений / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Системы управления и информационные технологии. – 2007. – № 2(28). – С. 82 – 86.

17. Гай, В. Е. Выбор структуры локальной области в многомасштабных вейвлет - алгоритмах обработки изображений / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Петербургский журнал электроники. – 2007. – №2 (51), – С. 81 – 90.

18. Гай, В. Е. Использование критерия взаимной информации в локальных алгоритмах обработки вейвлет - коэффициентов / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Инфокоммуникационные технологии. – 2007. – Т. 5. – № 1. – С. 12 – 17.

19. Гай, В. Е. Исследование параметров моделей пространственного взаимодействия вейвлет коэффициентов / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Труды Российского научно-технического общества радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, Серия: Цифровая обработка сигналов и ее применение, Москва, 2007. – Выпуск: IX-2, 2007. – С. 293 – 295.

20. Гай, В. Е. Классификация изображений микроструктур металлов на основе многомасштабных моделей / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Фундаментальные проблемы современного материаловедения. – 2007. – №2. – С. 46-50.

21. Гай, В. Е. Многомасштабный подход к восстановлению изображений / В. Е. Гай // Сб. материалов VIII Междунар. конф. «Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации. Распознавание - 2008» / Курск: Курск. гос. техн. университет. – 2008. – Ч. 1. – С. 95-96.

22. Гай, В. Е. Многомасштабный подход к исследованию изображений усталостных изломов / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Фундаментальные проблемы современного материаловедения. – 2008. – Т. 5. – №1. – С. 87-89.

23. Гай, В. Е. Многомасштабный подход к оценке балла зерна стали / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков // Фундаментальные проблемы современного материаловедения. – 2008. – Т. 5. – №2. – С. 128-130.

24. Гай, В. Е. Об одном подходе к сегментации изображений / В. Е. Гай // Искусственный интеллект. – 2007. – №4. – С. 264-271.

25. Гай, В. Е. Обработка сигналов на основе стохастических моделей вейвлет коэффициентов / В. Е. Гай // Материалы IX Международной конференции: Интеллектуальные системы и компьютерные науки, М.: Изд-во механико-математического факультета МГУ, 2006. – Т. 2. – Часть 2. – С. 81 – 84.

26. Гай, В.Е. Оценка подходов к фильтрации изображений в вейвлет области / В. Е. Гай // Системы и методы обработки и анализа информации: Сб. науч. ст. / М.: Горячая линия – Телеком, 2006. – С. 75 – 79.

27. Гай, В. Е. Применение многомасштабных моделей в задачах восстановления изображений / В. Е. Гай, А. Л. Жизняков, А. А. Фомин // Труды Российского научно-технического общества радиотехники, электроники и связи им. А.С. Попова, Серия: Цифровая обработка сигналов и ее применение, Москва, 2008. – Выпуск: X-2, 2008. – С. 435 - 436.

28. Гай, В. Е. Применение адаптивного многомасштабного разложения к моделям изображений / В. Е. Гай // Алгоритмы, методы и системы обработки

данных: Сб. науч. ст. / М.: ООО «Центр информационных технологий в природопользовании». – 2007. – С.42-46.

29. Гай, В. Е. Разработка математических моделей многомасштабного представления цифровых изображений / В. Е. Гай // Системы управления и информационные технологии. – 2007. – № 4.1 (30). – С. 136 - 140.

30. Гай, В. Е. Сегментация изображений на базе модели скрытого марковского дерева вейвлет области / В. Е. Гай // Сборник статей V Международной научно-технической конференции: Информационно-вычислительные технологии и их приложения. – Пенза: РИО ПГСХА, 2006. – С. 66 – 69.

31. Гай, В. Е. Сегментация изображений на основе вейвлет – преобразования с использованием многомасштабных марковских случайных полей // В. Е. Гай / Системы и методы обработки и анализа информации: Сб. науч. ст. / М.: Горячая линия – Телеком, 2005. – С. 304 – 310.

32. Гай, В. Е. Сегментация текстур с использованием вейвлет – преобразования // В. Е. Гай, А. Л. Жизняков / Материалы Международной научно-технической конференции: Автоматизированная подготовка машиностроительного производства, технология и надёжность машин, приборов и оборудования. – Вологда: ВоГТУ, 2005. – Т. 2. – С. 129 – 133.

33. Гай, В. Е. Статистическая фильтрация изображений в вейвлет области / В. Е. Гай // Материалы международной научно-технической конференции: Фундаментальные проблемы радиоэлектронного приборостроения, М.: МИРЭА, 2006. – С. 191 – 194.

34. Гай, В. Е. Формирование контурного препарата изображения на основе вейвлет – преобразования // В. Е. Гай, А. Л. Жизняков / Материалы 14-й Международной научно - технической конференции: Проблемы передачи и обработки информации в сетях и системах телекоммуникаций. – Рязань: РГРА, 2005. – С. 118.

35. Гай, В. Е. Формирование тестовых изображений для оценки качества алгоритмов сегментации // В. Е. Гай, С. Н. Борблик / 8-я Международная кон-

ференция и выставка: Цифровая обработка сигналов и её применение. – Москва, 2006. – Т. 2. – С. 356 – 358.

36. ГОСТ 3443-87. Отливки из чугуна с различной формой графита. Методы определения структуры. – Взамен ГОСТ 3443-77. М.: Издательство стандартов, 1987, 13 с.

37. ГОСТ Р ИСО 9000-2001. Системы менеджмента качества. Основные положения и словарь. Госстандарт России - М.: ИПК Издательство стандартов, 2003.

38. ГОСТ 1763-68. Сталь. Методы определения глубины обезуглероженного слоя. – Взамен ГОСТ 1763-42. М.: Издательство стандартов, 1988, 21 с.

39. ГОСТ 5639-82. Стали и сплавы. Методы выявления и определения величины зерна. – Взамен ГОСТ 5639-79. М.: Издательство стандартов, 1983, 21 с.

40. Джайн, А. К. Успехи в области математических моделей для обработки изображений / А. К. Джайн // ТИИЭР. – 1981. – Т. 69. – №5. – С. 9 – 39.

41. ДеРоуз, Т. Вейвлеты в компьютерной графике: Пер. с англ. / Т. ДеРоуз, Д. Салезин, Э. Столниц – Ижевск: НИЦ «Регулярная и хаотическая динамика», 2002. – 272 с.

42. Дремин, И. М. Вейвлеты и их использование / И. М. Дремин, О. В. Иванов, В. А. Нечитайло // Успехи физических наук. – 2001. – Т. 17. – №5. – С. 465 – 501.

43. Дьяконов, В. П. Вейвлеты. От теории к практике. / В. П. Дьяконов – М.: СОЛОН-Р, – 2002. – 400 с.

44. Жизняков, А. Л. Вейвлет - преобразование в анализе и обработке изображений / А. Л. Жизняков, Н. В. Вакунов – М.: Государственный научный центр Российской Федерации – ВНИИ Геосистем, 2004. – 102 с.

45. Жизняков, А. Л. Многомасштабные методы обработки цифровых изображений: учебн. пособ. / А. Л. Жизняков, Гай В.Е., Фомин А.А. – Владим. гос. ун-т.– Владимир: Изд-во Владим. гос. ун-та, 2008. – 102 с.

46. Жизняков, А. Л. Применение пакетного вейвлет - преобразования для анализа многомерных сигналов / А. Л. Жизняков, В. Е. Гай // Радиотехника. – 2007. – №6. – С. 48 - 51.
47. Жизняков, А. Л. Сегментация изображений на базе использования адаптивной локальной области / А. Л. Жизняков, В. Е. Гай // Вестник компьютерных и информационных технологий. – 2008. – № 1. – С. 16 - 21.
48. Избранные методы исследования в материаловедении: Пер. с нем. / Под ред. Г.-Й. Хуангера – М.: Металлургия, 1985. – 416 с.
49. Комплексный контроль качества конструкционной стали / Э. И. Цивирко [и др.]. – Киев: Техника, 1986. – 126 с.
50. Кондратьев, В. В., Утробин В. А. Информационный подход к моделированию целостного зрительного восприятия / В. В. Кондратьев, В. А. Утробин / Доклады АН. – 1994. – Т. 338. – № 5. – С. 610-612.
51. Кондратьев, В. В., Утробин В. А. Формирование описания изображения в условиях неопределённости / В. В. Кондратьев, В. А. Утробин / Доклады АН. – 1996. – Т. 347. – № 3. – С. 316-318.
52. Крошьер, Р. Е. Интерполяция и децимация цифровых сигналов: методический обзор / Р. Е. Крошьер, Л. Р. Рабинер // ТИИЭР. – 1981. – Т. 69. – № 3. – С. 14-49.
53. Левкович-Маслюк, Л. И. Дайджест вейвлет - анализа в двух формулах и 22 рисунках / Л. И. Левкович-Маслюк // Компьютерра. – 1998. – № 8. – С. 31 – 37.
54. Лившиц, Б. Г. Металлография / Б. Г. Лившиц. – М.: Металлургия, 1990. – 236 с.
55. Малла, С. Вейвлеты в обработке сигналов: Пер. с англ. / С. Малла – М.: Мир, 2005. – 671 с.
56. Методы цифровой обработки изображений: Учеб. пособие. Часть 1. / Садыков С.С. [и др.]. – Курск: Курск. гос. техн. ун-т, 2001. – 167с.
57. Методы цифровой обработки изображений: Учеб. пособие. Часть 2. / Садыков С.С. [и др.]. – Курск: Курск. гос. техн. ун-т, 2002. – 118с.

58. Методы и алгоритмы цифровой обработки изображений / Садыков С.С. [и др.]. – Ташкент: НПО “Кибернетика”, АН РУз, 1993. – 296с.
59. Неразрушающий контроль металлов и сплавов / П. И. Беда [и др.]. – М.: Машиностроение, 1976. – 456 с.
60. Новиков, И. Я. Основные конструкции всплесков / И. Я. Новиков, С. Б. Стечкин // Фундаментальная и прикладная математика. – 1997. – Т. 3. – № 4. – С. 999 – 1028.
61. Переберин, А. В. О систематизации вейвлет - преобразований / А. В. Переберин // Вычислительные методы и программирование. – 2001. – №2.– С. 15 – 40.
62. Петухов, А. П. Введение в теорию базисов всплесков / А. П. Петухов. – СПб.: Изд-во СПбГТУ, 1999. – 132 с.
63. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений : в 2 кн. / У. Прэтт ; пер. – М. : Мир, 1982.
64. Путятин, Е. П., Аверин, С. И. Обработка изображений в робототехнике / Е. П. Путятин, С. И. Аверин. – М.: Машиностроение, 1990. – 320 с.
65. Садыков, С.С. Методы выделения структурных признаков изображений / С. С. Садыков, В. Н. Кан, К. Р. Самандаров. – Ташкент: Фан, 1990. – 110с.
66. Садыков, С.С. Системы цифровой обработки изображений / С. С. Садыков, Г. Х. Кадырова, Ш. Р. Азимов. – Ташкент: Фан, 1988 – 162 с.
67. Садыков, С.С. Цифровая обработка и анализ изображений / С. С. Садыков. – Ташкент: НПО «Кибернетика» АН РУз, 1994. – 195 с.
68. Середа, С. Н. Кодирование дискретных шумоподобных сигналов в системах видеомониторинга / С. Н. Середа, В. Е. Гай // Методы и устройства передачи и обработки информации: межвуз. сб. научн. тр. - Вып. 8 / М.: Радиотехника, 2005. – С. 41 – 47.
69. Середа, С. Н. Исследование статистических характеристик изображения / С. Н. Середа, В. Е. Гай // Методы и устройства передачи и обработки информации: межвуз. сб. научн. тр. - Вып. 7 / Спб.: Гидрометеиздат, 2006. – С. 152 – 156.

70. Утробин, В. А. Физические интерпретации элементов алгебры изображения / В. А. Утробин // Успехи физических наук, 2004. – Т. 174. – №10. – С. 1089-1104.

71. Фомин, А. А. Применение непрерывного вейвлет преобразования для выделения особенностей изображений / А. А. Фомин, В. Е. Гай // Прил. к Журналу «Открытое образование»: матер. XXXIII междунар. конф. «Информационные технологии в науке, социологии, экономике и бизнесе IT + SE'06». Ялта, 5 – 15 окт. 2006 г. – С. 194 – 196.

72. Фрактография - средство диагностики разрушенных деталей / М. А. Батлер [и др.]. – М.: Машиностроение, 1987. – 172 с.

73. Чернявский, К. С. Стереология в материаловедении / К. С. Чернявский. – М.: Металлургия, 1977. – 280 с.

74. Чуи, Ч. Введение в вейвлеты / Ч. Чуи; пер. Я. М. Жилейкина. – М.: Мир, 2001. – 412 с.

75. A geometric hidden markov tree wavelet model / R. Baraniuk, H. Choi, J. Romberg, M. Wakin // IEEE Transactions on Image Processing. – 1999. – Vol. 11. – № 5, P. 95 – 115.

76. Abramovich, F. Wavelet thresholding via a Bayesian approach / F. Abramovich, T. Sapatinas, B. W. Silverman // Journal of Statistic Society B. – 1998. – Vol. 60. – P. 725 – 749.

77. Akaike, H. Maximum likelihood identification of Gaussian autoregressive moving average models / H. Akaike // Biometrika. – 1974. – Vol. 60. – P. 255 – 265.

78. Ambrozi, F. Rational sampling filter banks based on IIR filters / F. Ambrozi, E. D. Re // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1998. – Vol. 46. – № 12. – P. 3403 – 3408.

79. Awate, S. P. Unsupervised, information-theoretic, adaptive image filtering for image restoration / S. P. Awate, R. T. Whitaker // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2006. – Vol. 28. – №. 3. – P. 1 – 13.

80. Baraniuk, R. Bayesian tree-structured image modeling using wavelet domain hidden Markov trees / R. Baraniuk, H. Choi, J. Romberg // IEEE Transactions on image processing. – 2001. – Vol. 10. – № 7. – P. 1056 – 1069.

81. Baraniuk, R. G., Course M. S. Contextual hidden markov models for wavelet-domain signal processing / R. G. Baraniuk, M. S. Course // Proceedings of 31st Asilomar Conference in Signals, Systems and computers. – New Jersey, 1997. – Vol. 1. – P. 95 – 100.

82. Baraniuk, R. G. Hidden markov tree modeling of complex wavelet transform / R. G. Baraniuk, H. Chui, N. G. Kingsbury, J. K. Romberg // Proc. IEEE International Conference on Acoustic., Speech, Signal Processing – ICASSP 2000. – Istanbul, Turkey, 2000. – P. 540 – 562.

83. Baraniuk, R. G. Multiscale Image Segmentation Using Wavelet – Domain Hidden Markov Models / R. G. Baraniuk, H. Choi, J. K. Romberg // IEEE Transaction Image Processing. – 2001. – Vol. 10. – P. 1309 – 1321.

84. Baraniuk, R. Wavelet – based statistical signal processing using hidden Markov models / R. Baraniuk, M. Course, R. Nowak // IEEE Transactions on signal processing. – 1998. – Vol. 46. – P. 886 – 902.

85. Bennett, J. A spatial correlation method for neighbor set selection in random field image models / J. Bennett, A. Khotanzad // IEEE Transactions on image processing. – 1999. – Vol. 8. – №. 5. – P. 734 – 740.

86. Besag, J. Spatial interaction and the statistical analysis of lattice systems / J. Besag // Journal of Royal society. – 1974. – Series E. – Vol. 26. – P. 192 – 236.

87. Bialek, W. Scaling of natural images: Scaling in the woods / W. Bialek, D. L. Ruderman // Physical Review Letters. – 1994. – Vol. 73. – №. 6. – P. 814 – 817.

88. Bouman, C. A. A multiscale random field model for bayesian image segmentation / C. A. Bouman, M. Sharpio // IEEE Transactions on Image Processing. – 1994. – Vol. 3. – №. 2. – P. 162 – 177.

89. Bouman, C. A. Multiple resolution segmentation of textured images / C. A. Bouman, B. Liu // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 1991. – Vol. 13. – №. 2. – P. 99 – 113.

90. Cavallaro, A. Objective evaluation of segmentation quality using spatio-temporal context / A. Cavallaro A., E. D. Gelasia, T. Ebrahimi // IEEE ICIP. – 2002. – Vol. 3. – P.301 – 304.
91. Chellappa, R. Multiresolution Gauss-Markov random fields models for texture segmentation / R. Chellappa, S. Krishnamachari // IEEE Transactions on Image processing. – 1997. – Vol. 6. – №. 2. – P. 251 – 267.
92. Do, M. N. Rotation invariant texture retrieval using steerable wavelet-domain hidden markov models / M. N. Do, A. C. Lozano, M. Vetterli // Proc. of SPIE conf. on Wavelet Applications in Signal and Image Processing VIII. – San Diego, 2000. – P. 417 – 425.
93. Donoho, D. L. De-Noising by soft-thresholding / D. L. Donoho // IEEE Transactions on Information Theory. – 1995. – Vol. 41. – № 3. – P. 613 – 627.
94. Eskicioglu, A. M. Image quality measures and their performance / A. M. Eskicioglu, P. S. Fisher // IEEE Transaction on Communications. – 1995. – Vol. 43. – P. 2959 – 2965.
95. Fan, G. A joint multi-context and multiscale approach to Bayesian image segmentation / G. Fan, X.-G. Xia // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2001. – Vol. 39. – № 12. – P. 2680 – 2688.
96. Fan, G. On context based bayesian image segmentation: joint multi-context and multiscale approach and wavelet-domain hidden markov models / G. Fan, X.-G. Xia // IEEE Transactions on Geosciences and remote sensing. – 2001. – Vol. 10. – №. 6. – P. 659 – 680.
97. Fan, G. Wavelet based texture analysis and synthesis using hidden Markov models / G. Fan, X.-G. Xia // IEEE Transactions on Circuits and Systems. – 2003. – Vol. 50. – P. 106 – 120.
98. Fan, G. Texture analysis and synthesis using wavelet-domain hidden Markov models / G. Fan, X.-G. Xia // Proc. 5th IEEE-EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing. – Baltimore, Maryland, 2001. – P. 1025 – 1037.

99. Gai, V. E. The multiscale models using in images reconstruction tasks / V. E. Gai, A. L. Zhiznyakov, A. A. Fomin // Proceedings of Russian scientific and technical radio engineering, electronics and link society estate A.S. Popov, Series: Digital signal processing and its application, Moscow, 2008. – Issue X-2. – P. 437.
100. Gai, V. E. Parameters research of spatial interaction models of wavelet coefficients / V. E. Gai, A. L. Zhiznyakov // Proceedings of Russian scientific and technical radio engineering, electronics and link society estate A.S. Popov, Series: Digital signal processing and its application, Moscow, 2007. – Issue IX-2. – P. 295 – 296.
101. Gai, V. E. Test image forming to segmentation algorithm quality evaluation / V. E. Gai, S. N. Borblik // 8-th International Conference and exhibition: Digital signal processing and its application. – Moscow, 2006. – Vol. 2. – P. 358 – 359.
102. Gai, V. E. The research of multiscale image models / V. E. Gai, A. L. Zhiznyakov // Proceedings of 9th International Conference "Pattern recognition and Image Analysis: New Information Technologies" (PRIA-9-2008): Vol. 1. – Nizhni Novgorod, 2008. P. 157-158.
103. Garcia, J. A. The selection of natural scales in 2d images using adaptive gabor filtering / J. A. Garcia, J. Fdez-Valdivia, J. Martinez-Baena / Pattern recognition letters. – 2000. – Vol. 16, P. 637 – 646.
104. Gaussian Scale-Space Theory / J. Sporring [et al]. – Kluwer Academic Publishers, 1997. – 425 p.
105. Geman, D. Stochastic relaxation, Gibbs distributions and the Bayesian restoration of images / D. Geman, S. Geman // IEEE Transactions on PAMI. – 1984. – Vol. 6. – P. 721 – 741.
106. Hassner, M. The use of markov random fields as models of texture / M. Hassner, J. Sklansky // Computer graphics and Image Processing. – 1980. – Vol. 12. – P. 357 – 370.
107. Heitz, F. Restriction of a markov random field on a graph and multiresolution statistical image modeling / F. Heitz, P. Perez // IEEE Transactions on Information theory. – 1996. – Vol. 42. – №. 1. – P. 411 – 426.

108. Heeger, D. J. A model of perceptual image fidelity / D. J. Heeger, P. C. Teo // Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing, 1995. – P. 343 – 345.
109. Image analysis with 2D continuous wavelet transform / J-P. Antonie, R. Murenzi, P. Carrette, B. Piette // Signal Processing. – 1993. – Vol. 31. – P. 241 – 272.
110. Image segmentation using markov random field in fully parallel cellular network architectures / L. Czuni, G. Geldreich, Z. Kato, T. Sziranyi, J. Zerubia // Real-Time Imaging.– 2000. – Vol. 6. – P. 196 – 211.
111. Jagersand, M. Saliency maps and attention selection in scale and spatial coordinates: an information theoretic approach / M. Jagersand // Proc. of 5-th International Conference on Computer Vision. – Massachusetts.: MIT Press, 1995. – P. 195 – 202.
112. Kashyap, R. L. Estimation and choice of neighbors in spatial-interaction models of images / R. L. Kashyap, R. Chellappa // IEEE Transaction on Information Theory. – 1983. – Vol. IT-29. – P. 60 – 72.
113. Kato, Z. A hierarchical markov random field and multitemperature annealing for parallel image classification / Z. Kato, M. Berthod, J. Zerubia // Graphical models and image processing. – 1996. – Vol. 58. – №. 1. – P. 18 – 37.
114. Kim, B.-G. Fast image segmentation based on multi-resolution analysis and wavelets / B.-G. Kim, J.-I. Shim, D.-J. Park // Pattern Recognition Letters. – 2002. – Vol. 24. – P. 2995 – 3006.
115. Liu, J. Information-Theoretic analysis of interscale and intrascale dependencies between image wavelet coefficients / J. Liu, P. Moulin // IEEE Transaction on image processing. – 2001. – Vol. 10. – №. 11. – P. 1647 – 1658.
116. Mertins, A. Multiresolution image segmentation with border smoothness for scalable object-based wavelet coding / A. Mertins, G. Naghby, F. A. Tab // Proceedings 7-th conference Digital image computing: Techniques and applications. – Sydney, 2003. – P. 977 – 986.
117. Muller, P. Bayesian Inference in wavelet-based models / P. Muller, B. Vidacovic.– New York: Springer, 1999. – 564 p.

118. Nicolier, F. Rational multiresolution analysis and fast wavelet transform: application to wavelet shrinkage denoising / F. Nicolier, A. Baussard, F. Truchetet // *Signal Processing*. – 2004. – Vol. 84. – P. 1735 – 1747.
119. Oliva, A. Statistics of natural image categories / A. Oliva, A. Torralba // *Network: Computation in Neural Systems*. – 2003. – Vol. 14. – P. 391 – 412.
120. Portilla, J. Adaptive wiener denoising using a gaussian scale mixture in the wavelet domain / J. Portilla, E. P. Simoncelli, V. Strela, M.J. Wainwright // *Proc. of the 8th international conference on Image processing*. – Greece, Thessaloniki, 2001. – P. 256 – 260.
121. Portilla, J. Image denoising using a local gaussian scale mixture model in the wavelet domain / J. Portilla, E. P. Simoncelli, V. Strela // *Proc. SPIE 45th Annual Meeting*. – San Diego, California, July 30 - August 4, 2000. – P. 459 – 471.
122. Rissanen, J. Modeling by shortest data description / J. Rissanen // *IEEE Transaction on Information Theory*. – 1978. – Vol. 14. – P. 465 – 471.
123. Second order image statistics in computer graphics / M. Ashikhmin, E. Reinhard, P. Shirley, T. Troscianko // *IEEE Transactions on Image processing*. – 2002. – Vol. 5. – P. 65 – 78.
124. Simoncelli, E. P. Image statistics and cortical normalization models / E. P. Simoncelli, O. Schwartz // *Advances in Neural Information Processing systems*. – 1999. – Vol. 11. – P. 153 – 159.
125. Simoncelli, E. P. Natural image statistics and neural representation / E. P. Simoncelli, B. A. Olshausen // *Annual Review Neuroscience*. – 2001. – Vol. 24. – P. 1193 – 1216.
126. Simoncelli, E. P. Random cascades on wavelet trees and their use in modeling and analyzing natural imagery / E. P. Simoncelli, M. J. Wainwright, A. S. Willsky // *Applied and Computational Harmonic Analysis*. – 2001. – Vol. 11. – №. 1. – P. 89 – 123.
127. Simoncelli, E. P. Scale mixture of gaussians and the statistics of natural images / E. P. Simoncelli, M. J. Wainwright // *Advances in Neural Information Processing Systems*. – 2000. – Vol. 12. – P. 855 – 861.

128. Simoncelli, E. P. Statistical models for images: compression, restoration and synthesis / E. P. Simoncelli // 31st Asilomar conference on Signals, Systems and Computers. – Pacific Grove, California, 1997. – P. 673 – 678.
129. Simoncelli, E. P. Statistical modeling of Photographic images Handbook of Video and Image Processing / E. P. Simoncelli. – Academic Press, 2005. – 629 p.
130. Simoncelli, E. P. Texture characterization via joint statistics of wavelet coefficient magnitudes / E. P. Simoncelli, J. Portilla // Proc. of IEEE International Conference on Image Processing. – Chicago, Illinois, 1998. – Vol. 1. – P. 305 – 310.
131. Spence, C. Varying complexity in tree-structured image distribution models / C. Spence, L. C. Parra, P. Sajda // IEEE Transactions on image processing. – 2006. – Vol. 15. – P. 319 – 330.
132. Sugino, N. Design of nonuniform filter banks with rational sampling factors / N. Sugino, T. Kida, Y. Shibahara, T. Watanabe // IEEE Transactions on Signal Processing. – 1998. – Vol. 46, № 7. – P. 69 – 72.
133. Zhiznyakov, A. L. Analysis of impact behavior of feature's group at image sequence / A. L. Zhiznyakov, V. E. Gai // Proceedings of 9th International Conference "Pattern recognition and Image Analysis: New Information Technologies" (PRIA-9-2008): Vol. 1. – Nizhni Novgorod, 2008. – P. 157-158.
134. Zhiznyakov, A. L. Evaluation of local dependencies of images wavelet decomposition / A. L. Zhiznyakov, S. S. Sadikov, V. E. Gai // Proceedings of 8th International Conference: Pattern recognition and Image Analysis: New Information Technologies. – Yoshkar-Ola: MarSTU, 2007. – Vol. 2. – P. 173 – 176.
135. Zhiznyakov, A. L. Evaluation of local dependencies of images wavelet decomposition / A. L. Zhiznyakov, S. S. Sadykov, V. E. Gai // Pattern recognition and image analysis. – 2008. – V. 18.– No. 4. –P. 723-726.

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Копии патентных документов и свидетельств
об официальной регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**ПАТЕНТ**

НА ПОЛЕЗНУЮ МОДЕЛЬ

№ 59863

**УСТРОЙСТВО ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ РАЗЛИЧИЯ
МЕЖДУ ИСХОДНЫМ И ОБРАБОТАННЫМ
ИЗОБРАЖЕНИЯМИ**

Патентообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай
Василий Евгеньевич (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий
Евгеньевич (RU)**

Заявка № 2006116365

Приоритет полезной модели 12 мая 2006 г.

Зарегистрировано в Государственном реестре полезных
моделей Российской Федерации 27 декабря 2006 г.

Срок действия патента истекает 12 мая 2011 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам



Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**ПАТЕНТ**

НА ПОЛЕЗНУЮ МОДЕЛЬ

№ 60247

**УСТРОЙСТВО ВЫДЕЛЕНИЯ КОНТУРОВ
ИЗОБРАЖЕНИЙ ОБЪЕКТОВ**

Патентообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий Евгеньевич (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий Евгеньевич (RU)**

Заявка № **2006129109**

Приоритет полезной модели **10 августа 2006 г.**

Зарегистрировано в Государственном реестре полезных моделей Российской Федерации **10 января 2007 г.**

Срок действия патента истекает **10 августа 2011 г.**

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам



Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**ПАТЕНТ**

НА ПОЛЕЗНУЮ МОДЕЛЬ

№ 61444

**УСТРОЙСТВО ВЫЧИСЛЕНИЯ КОЭФФИЦИЕНТА
МАСШТАБИРОВАНИЯ СИГНАЛА ПРИ
ВЫПОЛНЕНИИ ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ**

Патентообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай
Василий Евгеньевич (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий
Евгеньевич (RU)**

Заявка № **2006130813**

Приоритет полезной модели **25 августа 2006 г.**

Зарегистрировано в Государственном реестре полезных
моделей Российской Федерации **27 февраля 2007 г.**

Срок действия патента истекает **25 августа 2011 г.**

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам



Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**ПАТЕНТ**

НА ПОЛЕЗНУЮ МОДЕЛЬ

№ 62469

**УСТРОЙСТВО ВЫЧИСЛЕНИЯ АДАПТИВНОГО
ВЕЙВЛЕТ-ПРЕОБРАЗОВАНИЯ**

Патентообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай
Василий Евгеньевич (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий
Евгеньевич (RU)**

Заявка № 2006134238

Приоритет полезной модели 25 сентября 2006 г.

Зарегистрировано в Государственном реестре полезных
моделей Российской Федерации 10 апреля 2007 г.

Срок действия патента истекает 25 сентября 2011 г.



Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам

Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**ПАТЕНТ**

НА ПОЛЕЗНУЮ МОДЕЛЬ

№ 64798

**УСТРОЙСТВО АДАПТИВНОГО
МНОГОМАСШТАБНОГО РАЗЛОЖЕНИЯ
ИЗОБРАЖЕНИЯ**

Патентообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий Евгеньевич (RU), Вакунов Николай Вячеславович (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий Евгеньевич (RU), Вакунов Николай Вячеславович (RU)**

Заявка № 2007104370

Приоритет полезной модели 05 февраля 2007 г.

Зарегистрировано в Государственном реестре полезных моделей Российской Федерации 10 июля 2007 г.

Срок действия патента истекает 05 февраля 2012 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам



Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**ПАТЕНТ**

НА ПОЛЕЗНУЮ МОДЕЛЬ

№ 64799

**УСТРОЙСТВО КЛАССИФИКАЦИИ ИЗОБРАЖЕНИЙ
МИКРОСТРУКТУР МЕТАЛЛОВ**

Патентообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий Евгеньевич (RU), Вакунов Николай Вячеславович (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович (RU), Гай Василий Евгеньевич (RU), Вакунов Николай Вячеславович (RU)**

Заявка № 2007106205

Приоритет полезной модели 19 февраля 2007 г.

Зарегистрировано в Государственном реестре полезных моделей Российской Федерации 10 июля 2007 г.

Срок действия патента истекает 19 февраля 2012 г.

Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной собственности, патентам и товарным знакам



Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

об официальной регистрации программы для ЭВМ

№ 2007610518

Программа восстановления изображений с использованием
статистических зависимостей между вейвлет коэффициентами

Правообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU),
Гай Василий Евгеньевич (RU)**

Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович, Гай Василий
Евгеньевич (RU)**

Заявка № 2006614165

Дата поступления 6 декабря 2006 г.

Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ

31 января 2007 г.



Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам

Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

об официальной регистрации программы для ЭВМ

№ 2007612777

Программа проведения фрактографических исследований

Правообладатель(ли): **Жизняков Аркадий Львович (RU),
Гай Василий Евгеньевич (RU)**Автор(ы): **Жизняков Аркадий Львович, Гай Василий
Евгеньевич (RU)**

Заявка № 2007611842

Дата поступления 10 мая 2007 г.

Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ
28 июня 2007 г.Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам

Б.П. Симонов

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

об официальной регистрации программы для ЭВМ

№ 2007612778

Автоматизированная система многомасштабного анализа
изображений микроструктур металлов

Правообладатель(ли): *Жизняков Аркадий Львович (RU),
Гай Василий Евгеньевич (RU)*

Автор(ы): *Жизняков Аркадий Львович, Гай Василий
Евгеньевич (RU)*

Заявка № 2007611843

Дата поступления 10 мая 2007 г.

Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ

28 июня 2007 г.



Руководитель Федеральной службы по интеллектуальной
собственности, патентам и товарным знакам

Б.П. Симонов

ПРИЛОЖЕНИЕ Б

Копии актов о реализации научных положений и выводов
диссертационной работы

УТВЕРЖДАЮ

Главный инженер

ОАО "ПО МуромМаш Завод"

(должность руководителя органа, организации)

В. Н. Белайчук

(подпись, инициалы и фамилия)

2008 г.



АКТ

научно - технической комиссии о реализации научных положений и выводов диссертации
Гая Василия Евгеньевича

г. Муром

«10» апреля 2008 г.

Комиссия в составе начальника центральной заводской лаборатории ОАО «ПО МуромМаш Завод» Коробковой Н. П., аспиранта ВлГУ Гая В. Е., заведующего кафедрой «Информационные системы» МИВлГУ Андрианова Д. Е. составила настоящий акт о том, что положения и выводы диссертационной работы Гая В. Е. используются в процессе контроля качества металлопродукции в центральной заводской лаборатории ОАО «ПО МуромМаш Завод».

На предприятии внедрён программный продукт «Автоматизированная система многомасштабного анализа изображений микроструктур металлов», реализующий разработанные Гаев В. Е. алгоритмы многомасштабного анализа изображений микроструктуры металлоизделий для оценки балла зерна и определения фазового состава структуры металла.

Разработанные Гаев В. Е. алгоритмы и программный продукт используются в настоящее время в ЦЗЛ ОАО «ПО МуромМаш Завод» и позволяют повысить точность измерений характеристик при анализе микроструктуры металлов.

Начальник ЦЗЛ ОАО «ПО МуромМаш
Завод»

Коробкова Н. П.

«10» апреля 2008 г.

Аспирант ВлГУ

Гай В. Е.

«10» апреля 2008 г.

Заведующий кафедрой «Информационные
системы» МИВлГУ

Андрианов Д. Е.

«10» апреля 2008 г.

УТВЕРЖДАЮ

технический директор

ООО «МЗТА»

(должность руководителя органа, организации)

В. В. Кондаков

(подпись, инициалы и фамилия)

2008 г.

АКТ

научно - технической комиссии о реализации научных положений и выводов диссертации
Гая Василия Евгеньевича

г. Муром

«10» апреля 2008 г.

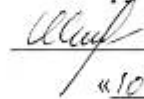
Комиссия в составе начальника отдела технического контроля ООО «Муромский завод трубопроводной арматуры» Шмелёвой Л. В., аспиранта ВлГУ Гая В. Е., заведующего кафедрой «Информационные системы» МИВлГУ Андрианова Д. Е. составила настоящий акт о том, что положения и выводы диссертационной работы Гая В. Е. используются в процессе контроля качества металлов в отделе технического контроля ООО «Муромский завод трубопроводной арматуры».

На предприятии внедрены программные продукты «Автоматизированная система многомасштабного анализа изображений микроструктур металлов» и «Программа проведения фрактографических исследований», реализующие следующие алгоритмы, разработанные Гаем В. Е.:


- алгоритмы многомасштабного анализа изображений микроструктуры металлов для измерения основных характеристик и определения доли структурных составляющих;
- алгоритмы анализа изображений усталостных изломов.

Разработанные Гаем В. Е. алгоритмы и программные продукты используются в настоящее время в ОТК ООО «Муромский завод трубопроводной арматуры» и позволяют повысить точность измерений характеристик при анализе микро- и макроструктуры металлов.


Начальник ОТК ООО «Муромский завод
трубопроводной арматуры»

 Шмелёва Л. В.
«10» апреля 2008 г.

Аспирант ВлГУ

 Гай В. Е.
«10» апреля 2008 г.

Заведующий кафедрой «Информационные
системы» МИВлГУ

 Андрианов Д. Е.
«10» апреля 2008 г.