На правах рукописи

A. 2001-

Чочиа Павел Антонович

# ТЕОРИЯ И МЕТОДЫ ОБРАБОТКИ ВИДЕОИНФОРМАЦИИ НА ОСНОВЕ ДВУХМАСШТАБНОЙ МОДЕЛИ ИЗОБРАЖЕНИЯ

Специальность 05.13.18 -

математическое моделирование, численные методы и комплексы программ

Автореферат диссертации на соискание ученой степени доктора технических наук

Москва – 2015

Диссертация выполнена в Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Институте проблем передачи информации им. А.А. Харкевича Российской академии наук (ИППИ РАН)

Официальные оппоненты:

Дворкович Виктор Павлович, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой Мультимедийных систем и технологий Федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего профессионального образования «Московский физико-технический институт (государственный университет)» (МФТИ).

Моттль Вадим Вячеславович, доктор технических наук, профессор, ведущий научный сотрудник Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН (Вычислительный центр РАН).

Пяткин Валерий Павлович, доктор технических наук, профессор, заведующий лабораторией Обработки изображений Федерального государственного бюджетного учреждения науки «Институт вычислительной математики и математической геофизики Сибирского отделения РАН» (ИВМиМГ СО РАН)

Ведущая организация:

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский государственный университет имени М.В. Ломоносова»

Защита состоится «\_\_\_\_» \_\_\_\_ 2016 г. в \_\_\_\_\_ часов на заседании диссертационного совета Д 002.077.05 при Федеральном государственном бюджетном учреждении науки Институте проблем передачи информации им. А.А. Харкевича Российской академии наук (ИППИ РАН) по адресу: 127051, г. Москва, Большой Каретный переулок, д.19 стр. 1.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке Федерального государственного бюджетного учреждения науки Институте проблем передачи информации им. А.А. Харкевича Российской академии наук (ИППИ РАН) и на сайте http://www.iitp.ru.

Автореферат разослан «\_\_\_\_» \_\_\_\_ 2016 г.

Ученый секретарь Диссертационного совета Д 002.077.05 д.ф-м.н. И.И. Цитович

# Общая характеристика работы

Актуальность темы. Видеоинформация (ВИ) как исходный сигнал является важнейшим средством получения сведений о наблюдаемой сцене. Понятие ВИ является обобщающим для неподвижных двумерных, трехмерных, а также движущихся изображений (видеопоследовательностей). В технических устройствах анализ поступающей ВИ выполняют *системы технического зрения*, области применения которых чрезвычайно широки. ВИ, поступающая на вход таких систем, как правило имеет вид цифровых изображений или их последовательностей, которые чаще всего создаются оптическими системами с оконечной дискретизацией сигнала, но могут формироваться и иным образом. Ключевую роль при этом играют методы цифровой обработки, анализа и извлечения информации из изображений.

Научное направление цифровой обработки ВИ развивается весьма высокими темпами. Ежегодно издаются сотни книг и статей по данной тематике. В развитие вопросов обработки и анализа ВИ значительный вклад внесли отечественные и зарубежные ученые: Г.И. Василенко, С.Б. Гуревич, В.П Дворкович, Ю.И. Журавлев, Ю.Б. Зубарев, В.С. Киричук, В.А. Ковалевский, Д.С. Лебедев, В.В. Моттль, И.Б. Мучник, Ю.П. Пытьев, В.П. Пяткин, С.С. Садыков, В.В. Сергеев, В.А. Сойфер, А.А. Спектор, И.И. Цуккерман, В.В. Яншин, Л.П. Ярославский, Н. Ахмед, Р. Вудс, А. Гагалович, Р. Гонсалес, Б. Гоулд, А. Джайн, Р. Дуда, Д. Марр, А. Нетравали, А. Оппенгейм, Т. Павлидис, У. Прэтт, А. Рабинер, К. Рао, А. Розенфельд, М. Сондхи, О. Фожра, К. Фу, А. Хабиби, Р. Харалик, Я. Харт, Б. Хорн, Т. Хуанг, Г. Эндрюс, Б. Яне, А. Bovik, U. Grenander, E. Hall, R. Jain, J.-S. Lee, G. Nagy, L. Shapiro, J. Toriwaki и многие другие.

Любое изображения по сути является отображением совокупности объектов наблюдаемой сцены на пространство изображения, а значение каждого его элемента есть интегральная (за некоторый промежуток времени) характеристика выбранного физического параметра на участке сцены, ему соответствующем. Несмотря на множество исследований, единого подхода к описанию свойств цифрового изображения, как многомерного дискретного сигнала, не выработано. Это мешает как обоснованию и сравнению, так и разработке новых и эффективных методов анализа и обработки ВИ. Решение данного вопроса является важным и актуальным.

Разработка и применение методов анализа или преобразования сигнала строится на основе априорной информации о его свойствах. Формулировка таких свойств служит моделью сигнала и составляет один из фундаментальных аспектов теории и методов его обработки. Модель сигнала и его предполагаемых искажений можно представить математически в виде функций, описывающих их характеристики и зависимости. В области обработки и анализа ВИ таковой является *модель цифрового изображения*. Построение модели необходимо для достижения двух целей: более точного и полного описания межэлементных связей и свойств изображения как исходного информационного объекта, а также предоставления подходящего фундамента для разработки эффективных методов его анализа и преобразования.

Моделей цифрового изображения предложено много. Наиболее известные из них можно объединить в следующие классы: модели, основанные на особенностях зрительного восприятия, в том числе цветового (Н.В. Завалишин, И.Б. Мучник, Д. Гранат, Д. Марр, Т. Стокхэм, Т. Cornsweet, O. Faugeras, E. Hall), стационарные и нестационарные статистические модели (Д.С. Лебедев, Д. Даджон, У. Прэтт, В. Frieden, В. Hunt), авторегрессионные и другие модели линейного предсказания (В.В. Сергеев, В.А. Сойфер, А. Джайн), различные марковские модели (Д.С. Лебедев, А.А. Спектор, В.В. Яншин, S. Li, J. Woods), модели двухкомпонентного

источника (D. Sakrison, J. Yan), разрывные модели, описывающие совокупности протяженных областей, в т.ч. фасеточные и мозаичные модели (Л. Дэйвис, А. Розенфельд, Р. Харалик, N. Ahuja, S. Nishikawa, R. Massa, L. Watson).

Общий недостаток предложенных моделей в том, что они не универсальны с позиции величины области анализа. В каждой выбирается некоторая одна совокупность соотношений, описывающая свойства изображения либо только для малых областей, в пределах нескольких элементов (модели линейного предсказания, стохастические), либо только для протяженных областей (разрывные, двухкомпонентные модели). Основная проблема заключается в том, что статистические характеристики областей малых и больших размеров (масштабов) существенно различаются. Причина этого исходит из важнейших свойств, присущих изображениям — наличию протяженных областей с малыми изменениями яркости, разделенных контурными границами. Модели малого масштаба не могут описать свойства протяженных областей, и наоборот, модели большого масштаба не в состоянии учесть особенности контурных участков изображения. Корректно решить проблему универсальности, вводя в какую-то модель масштабный параметр при использовании одних и тех же соотношений, не удается. Данный недостаток существенно ограничивает возможности применения указанных моделей как при изучении свойств изображений, так и при разработке методов их анализа и обработки.

Таким образом актуальной научной проблемой является создание теории, адекватно описывающей свойства изображений на протяжении как малых, так и больших областей анализа, которая бы позволила повысить точность представления данных и стала фундаментом для разработки новых эффективных методов и алгоритмов обработки и анализа ВИ.

Цель и задачи исследования: построение модели цифрового изображения, способной описывать его свойства в пределах областей анализа различной протяженности (масштаба), и разработка на основе такой модели эффективных методов и алгоритмов обработки и анализа ВИ. При этом объектом исследований является цифровая видеоинформация, а предметом исследований — модели, методы и алгоритмы ее обработки и анализа.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

— разработка математической модели, описывающей свойства изображения в пределах области анализа требуемого масштаба (размера) путем аппроксимации значений его элементов участками аналитически задаваемых поверхностей, и предоставляющей возможность создавать на основе модели изображения эффективные методы и алгоритмы обработки и анализа ВИ;

— разработка модели контурного изображения путем задания топологических и вероятностных свойств границ объектов, требуемых для моделирования источника изображений;

— базируясь на исследуемой модели изображения и нелинейных методах локального оценивания данных, разработка метода и алгоритма декомпозиции (разделения) изображения на компоненты с различным информационным содержанием;

— разработка способа оценивания сложности изображения двумерными вариациями;

— на основе предлагаемой модели изображения и метода декомпозиции разработка новых подходов к созданию методов обработки и анализа ВИ, а также построению соответствующих алгоритмов преобразования;

— исследование возможностей применения разрабатываемых моделей, методов и алгоритмов к данным более высокой сложности: цветным (многозональным), движущимся (видеопоследовательностям) и трехмерным (объемным) изображениям; — решение при помощи созданной теоретической и алгоритмической базы важных научнотехнических задач анализа и обработки данных.

**Методы исследования** базируются на использовании теории обработки непрерывных и дискретных сигналов и изображений, математической статистики и теории статистических решений, теории информации, цифрового моделирования, статистического и экспертного оценивания, двумерных вариаций.

Научная новизна работы. Получены следующее научные результаты, являющиеся новыми на период проведения исследований и опубликования.

1. Разработана двухмасштабная многокомпонентная математическая модель изображения, описывающая его свойства в пределах локальных областей анализа малого и большого масштабов, отличающаяся представлением сигнала изображения комбинацией участков аналитически задаваемых поверхностей и случайных текстурной, детальной и шумовой компонент.

2. Построена вероятностная модель контурного изображения, отличающаяся аксиоматикой задания свойств границ объектов. Разработан алгоритм источника изображений, позволяющий моделировать контурные изображения с задаваемыми вероятностными характеристиками.

3. Предложен способ оценивания сложности изображения при помощи двумерных вариаций; введена новая характеристика, названная *показатель размеров объектов*.

4. Разработаны метод и алгоритм декомпозиции изображения на компоненты с различным информационным содержанием согласно используемой модели изображения: кусочно-гладкую компоненту, несущую информацию о протяженных объектах и резких границах между ними, и текстурно-детальную компоненту, содержащую малоразмерные детали, текстуру и шум.

5. На основе двухмасштабной модели и алгоритма декомпозиции изображения разработаны новые подходы и модифицирован ряд известных методов и алгоритмов обработки и анализа изображений. В том числе методы: фильтрации импульсных и периодических помех, автоматической градационной коррекции, улучшения изображений; обнаружения объектов и различий набора объектов на изображении; предложены способы применения разработанных методов для преобразования цветных и многоканальных изображений.

6. Используя разработанные методы и алгоритмы решен ряд важных научно-технических задач: обнаружения дефектов на снимках электронных микросхем; цвето-текстурной сегментации изображений на основе анализа расстояний в пространстве признаков; сегментации прослеживанием контуров сложного вида; анализа видеоданных, формируемых капилляроскопом.

#### Основные положения и результаты, выносимые на защиту

1. Предложенная двухмасштабная многокомпонентная модель цифрового изображения позволяет более точно описывать свойства дискретных изображений и предоставляет основу для разработки новых эффективных методов и алгоритмов обработки и анализа ВИ.

2. Вероятностная модель двумерного контурного изображения описывает основные топологические свойства контуров объектов на изображении и позволяет построить источник случайных дискретных контурных изображений с задаваемыми свойствами и характеристиками.

3. Разработанные метод и алгоритм декомпозиции изображения обеспечивают разделение изображения на компоненты с различным информационным содержанием, позволяя применять специфические для каждой из компонент алгоритмы дальнейшего анализа или обработки.

4. Разработанные методы и алгоритмы обработки и анализа изображений, основанные на двухмасштабной многокомпонентной модели, обеспечивают более высокую эффективность

методов фильтрации, коррекции, улучшения изображений и обнаружения объектов, подтверждая адекватность предложенной модели изображения и метода декомпозиции.

5. Разработанные методы и алгоритмы успешно применены для решения следующих важных научно-технических задач, что свидетельствует об эффективности предложенных методов:

— задачи обнаружения дефектов на снимках электронных микросхем;

— задачи сегментации снимков микросхем на основе прослеживания границ сложного вида;

— задачи сегментации изображений общего вида на основе анализа расстояний в пространстве яркостно-цвето-текстурных признаков;

— задачи обработки видеоданных на примере автоматического анализа видеопоследовательностей, формируемых капилляроскопом.

Научная значимость. Разработаны теоретические положения, относящиеся к области теории и методов цифровой обработки ВИ. Полученные результаты могут использоваться для разработки новых методов анализа, обработки и сжатия неподвижных, движущихся или объемных изображений; при проектировании вновь создаваемых систем анализа и переработки видеоданных, в частности промышленных роботов, автоматических систем анализа в дефектоскопии и медицинском приборостроении, в других приложениях. Теоретические результаты могут быть использованы в дальнейших научных исследованиях, а также в учебном процессе при изучении основ цифровой обработки ВИ.

Практическая значимость. Результаты диссертационной работы реализованы в виде комплексов программ на базе разработанных автором специализированных систем обработки изображений для ЭВМ различных типов. Методы и алгоритмы могут быть непосредственно использованы для обработки и анализа ВИ, поступающей в виде отдельных изображений или видеопоследовательностей. Разработанные методы и комплексы программ применялись для обработки снимков поверхности планет, переданных отечественными автоматическими межпланетными станциями «Марс-4, -5», «Венера-9, -10», «Венера-13, -14», «Венера-15, -16» «Фобос-2», (совместно с НИИ космического приборостроения и ОКБ МЭИ), для обработки данных систем наблюдения поверхности Земли (АО «Российские космические системы»), при разработке систем контроля и диагностики в дефектоскопии (НИИ Интроскопии МНПО «Спектр»), для восстановления архивных фотоснимков (НИЦ технической документации СССР), для анализа видеоданных, формируемых капилляроскопом (ЗАО Центр «Анализ веществ»). Результаты исследований использовались также при проведении работ по темам, выполнявшимся по правительственным программам, распоряжениям Президиума Академии наук, договорам с отечественными и зарубежными организациями, в частности с компаниями L.H. Conceil Optronic (France) – разработка алгоритмов согласования и коррекции изображений в реальном времени для видеокамеры кругового обзора, Samsung Advanced Institute of Technology (South Korea) – разработка алгоритмов сегментации изображений, MicroSpec Technologies Ltd. (Carl Zeiss Group) - разработка комплекса алгоритмов и программ анализа снимков поверхности микросхем, получаемых электронными и оптическими микроскопами.

**Публикации**. Основные научные результаты, изложенные в диссертации, опубликованы в 84 печатных работах и переводах, включая один патент СССР и два зарубежных патента. Всего по теме диссертации, а также по смежным вопросам и приложениям соискателем опубликовано более 100 печатных работ. В публикациях, совместных с соавторами, соискателю принадлежат основные результаты, относящиеся к тематике диссертационной работы.

Личный вклад автора. Научные положения и результаты, составляющие основное содержание диссертации, получены автором лично.

Апробация работы. Основные положения диссертационной работы на разных стадиях докладывались и обсуждались на многих отечественных и международных конференциях, в том числе: Всесоюзной конф. «Автоматизированные системы обработки изображений» (Ленинград, 1989), Международной конф. «Digital Image Processing in medicine, remote sensing and visualization of information» (Рига, 1992), International Workshop «Image Processing and Computer Optics» (Самара, 1994), Всероссийских конф. «Математические методы распознавания образов» (Лен. обл., 2007, Казань, 2013, Светлогорск, 2015), International Conference on Computer Graphics and Vision (Москва, 2009), Lunar and Planetary Science Conferences №№ XVII, XIX, and XXI (Houston, USA, 1986, 1988, 1990), International Workshop on Digital Image Processing and Computer Graphics (Vienna, Austria, 1997).

Результаты работы докладывались на семинарах Института проблем передачи информации РАН, Института систем обработки изображений РАН, Института проблем информатики РАН, Института космических исследований РАН, Вычислительного центра СО РАН, National Institute of Research in Computer Science and Control (INRIA) (Rocquencourt, France), Fraunhofer Institute for Computer Graphics Research IGD (Darmstadt, Germany), Institute of Information Processing Austrian Academy of Sciences (Vienna, Austria), Samsung Advanced Institute of Technology (Suwon, South Korea), а также на многих других конференциях, симпозиумах и семинарах.

#### Объем и структура работы

Диссертация состоит из введения, семи глав, заключения, списка литературы и приложений. Содержит 302 страницы, 86 рисунков, 7 таблиц. В списке литературы 375 наименований.

**Первая глава** посвящена построению и изучению *математических моделей изображения*. Рассматривается модель формирования изображения. Предлагаются двухмасштабная модель многоградационного изображения и вероятностная модель контурного изображения. Исследуется вопрос оценивания сложности изображения двумерными вариациями.

*Модель формирования изображения* рассматривает его как отображение пространственной сцены, создаваемой электромагнитным излучением на зрительной плоскости D в виде информации об интенсивности падающего излучения. В непрерывном представлении изображение f(u,v) — действительная функция двух переменных  $(u,v) \in D$ . Дискретизацией координат и квантованием значений f формируется цифровое изображение f(m,n). Квантование функции f в диапазоне  $[f_{\min}, f_{\max}]$  происходит в соответствии с законом Вебера-Фехнера: уровни задаются по закону:  $f_k = f_{\min}(1+\gamma)^k$ , а значение x равно:  $x(f) = \log(f/f_{\min})/\log(1+\gamma)$ . Масштабный множитель при квантовании убирается и  $x = [\log(f/f_{\min})]$ , что означает логарифмическое преобразование сигнала f и равномерное квантование. Подразумевая под  $f_{mn}$  логарифм  $f_{mn}/f_{min}$ , опуская знак целой части и учитывая случайный шум  $\xi$ , получим:  $x_{mn} = f_{mn} + \xi_{mn}$ . Такой сигнал считается исходным в большинстве работ, связанных с изображение представляется матрицей  $X = [x_{mn}]$  ( $0 \le m < N$ ), где  $x_{mn}$  — квантованное на K уровней значение яркости. Полагается, что элементы заданы на квадратном растре в точках пересечения растровых линий (m,n). Если X — цветное (Z-зональное) изображение, то его элементом будет вектор  $\mathbf{x}_{mn} = \{x_{mn}^1, \dots, x_{mn}^2\}$ .

Изображение рассматривается как объединение плотно покрывающих его связных областей (объектов), соответствующих деталям сцены, и разделенных контурными границами. Участок изображения, используемый при анализе, называют областью (окном) анализа. Пересечение объекта, к которому относится элемент  $x_{mn}$ , и области анализа назовем областью принадлежности элемента  $x_{mn}$ . Методы, в которых для каждого элемента  $x_{mn}$  используется своя область анализа  $V_d(m,n)$  с радиусом анализа d, называют локальными. Операции вида  $y_{mn} = F\{x_{ij} | x_{ij} \in V_d(m,n)\}$  соответственно называют локальными операциями. При  $d \leq 2$  область анализа будем называть окрестностью и обозначать  $V_{mn}$ , а при  $d \gg 1$  — фрагментом  $W_{mn}$ .

*Многокомпонентная модель* рассматривает изображение  $x_{mn} \in \mathbf{X}$  как сумму независимых составляющих с уменьшающимся масштабным параметром:  $x_{mn} = s_{mn} + u_{mn} + v_{mn} + ...$  Первый член  $s_{mn}$  — кусочно-гладкая компонента, задающая протяженные объекты и границы между ними. Остальные члены несут информацию о текстуре, мелких деталях и т.д. Объединяя их в компоненту  $t_{mn} = u_{mn} + v_{mn} + ...$  и добавляя шум  $\xi_{mn}$ , получим:

$$c_{mn} = s_{mn} + t_{mn} + \xi_{mn}.$$

Компоненты полагаются независимыми, а  $t_{mn}$  и  $\xi_{mn}$  — нормально распределенными  $N(0,\sigma_i^2)$ . Взаимосвязи элементов на ближних и дальних расстояниях определяются существенно разными причинами. Решить проблему различия удается двухмасштабным подходом, объединяющим модели для областей анализа разных размеров — модель окрестности и модель фрагмента.

(1)

*Модель окрестности* описывает взаимосвязи элементов в области анализа  $V_{mn}$  малых размеров (масштаб соседних элементов,  $d \leq 2$ ). Обозначим через r (r=1,...,R) элементы  $x^r_{mn} \in V_{mn}$ ; каждый расположен на расстоянии  $\rho^r$  от  $x_{mn}$ . По элементам  $V_{mn}$  методом наименьших квадратов проведем плоскость, составляющую с горизонтальной двугранный угол  $\mathbf{g}_{mn}$  с амплитудой  $g_{mn} = tg \theta_{mn}$ . Пусть  $g^r_{mn}$  – проекция  $\mathbf{g}_{mn}$  на вектор из  $x_{mn}$  в  $x^r_{mn}$ . В точке r плоскость отличается от  $x^r_{mn}$  на случайную величину  $\xi^r_{mn}$ , что позволяет связать элементы из  $V_{mn}$  формулой:

$$x_{mn}^{r} = \mu_{mn} + \rho^{r} g_{mn}^{r} + \xi_{mn}^{r} , \qquad (2)$$

где  $\mu_{mn}$  — значение плоскости в точке (m,n). Исследования показали, что изображение можно рассматривать как объединение двух множеств точек, на которых  $g_{mn}$  имеет существенно разные распределения: одно множество составляют точки на контурных перепадах, а другое внутри областей (фоновые). Для их различения введем контурную маску  $\mathbf{E} = [e_{mn}]$  и представим  $g_{mn}^{r} = e_{mn}^{r} \phi_{mn}^{r} + (1 - e_{mn}^{r}) \psi_{mn}^{r}$  и  $\xi_{mn}^{r} = e_{mn}^{r} \chi_{mn}^{r} + (1 - e_{mn}^{r}) \eta_{mn}^{r}$ . Получим формулу модели окрестности:  $x_{mn}^{r} = \mu_{mn} + e_{mn}^{r} (\phi_{mn}^{r} \phi_{mn}^{r} + \chi_{mn}^{r}) + (1 - e_{mn}^{r}) (\psi_{mn}^{r} \phi_{mn}^{r} + \eta_{mn}^{r})$  (3)

$$\chi_{mn} - \mu_{mn} + e_{mn}(\psi_{mn}) + \chi_{mn} + (1 - e_{mn})(\psi_{mn}) + \eta_{mn}$$
. (5)  
Случайные величины  $\phi_{mn}$ ,  $\psi_{mn}$ ,  $\chi_{mn}$ , и  $\eta_{mn}$  считаются некоррелированными и несмещенными, а  
шумовые составляющие  $\chi_{mn}$ , и  $\eta_{mn}$  — нормально распределенными:  $N(0, \sigma^2_{\gamma})$  и  $N(0, \sigma^2_{n})$ .

Рассмотрим некоторые возможности анализа на основе модели окрестности. Возьмем окрестность 3×3 элементов из одной компоненты. Выберем три элемента: центральный  $x_0$  и два из восьми оставшихся:  $x_i$  и  $x_j$ . Согласно (2) можно записать:  $x_0 = \mu + \xi_0$ ;  $x_i = \mu + g \cos \beta_i \rho_i + \xi_i$  (опустим лишние индексы). Пусть  $\alpha_{ij}$  – угол между векторами  $\overrightarrow{x_0, x_i}$  и  $\overrightarrow{x_0, x_i}$ . Можно показать, что:

$$M\{(x_0 - x_i)^2\} = 2M\{\xi^2\} + (\rho_i^2/2)M\{g^2\};$$

$$cov\{(x_0 - x_i), (x_0 - x_i)\} = M\{\xi^2\} + (\rho_i\rho_i/2)\cos\alpha M\{g^2\}.$$
(4)
(5)

Обозначим разность  $(x_0 - x_i)$  вектором конкретного направления — из  $x_0$  в  $x_i$  (квантом поворота является угол  $\pi/4$ ). Зная дисперсии разностей, подсчитанные, например, по направлениям ( $\uparrow$ ) и ( $\nearrow$ ), можно получить значения  $M{\{\xi^2\}}$  и  $M{\{g^2\}}$ . Согласно (4):

$$\begin{split} M\{(\uparrow)^2\} &= 2M\{\xi^2\} + M\{g^2\}/2, \qquad M\{(\nearrow)^2\} = 2M\{\xi^2\} + M\{g^2\}; \\ M\{\xi^2\} &= M\{(\uparrow)^2\} - M\{(\nearrow)^2\}/2, \qquad M\{g^2\} = 2(M\{(\nearrow)^2\} - M\{(\uparrow)^2\}). \end{split}$$

Эти соотношения представляют самостоятельный интерес. Так,  $M{\{\xi^2\}}$  по фоновой компоненте есть оценка дисперсии шума, а  $M{\{g^2\}}$  по контурной компоненте дает оценку степени дискретизации: на изображении высокого разрешения  $M{\{g^2\}}$  мало́, а низкого разрешения — велико.

Модель фрагмента описывает взаимосвязи элементов в области анализа  $W_{mn}$  больших размеров, покрывающих заметные участки областей изображения (масштаб областей,  $d \approx 7 \div 20$  и более). Изображение считается состоящим из набора гладких областей независимых яркостей, поэтому значения элементов разных областей независимы даже на малых расстояниях. Но внутри области элементы статистически зависимы как на малых, так и на больших расстояниях, по крайней мере в пределах области анализа (размеров фрагмента).

Рассмотрим фрагмент  $W_{mn}$ , покрывающий R областей изображения (Рис. 1):  $U^1, ..., U^R$ . Через  $x_{ij}^r$  обозначим элемент области  $U^r$ , имеющий координаты (i,j) внутри фрагмента  $(-L \le i, j \le L)$ . Полагается, что гладкие составляющие тех частей R областей, которые попадают во фрагмент, представимы полиномом степени  $\omega$ . Т.е. компонента  $s_{ij}$  в (1) внутри  $W_{mn}$  описывается формулой  $s_{ij}^r = \sum_{U=1}^R \delta_{U'} \sum_{p=1}^{\omega} \sum_{q=1}^p a_{pq}^r i^{p-q} j^q$ . Здесь  $(i,j) \in W_{mn}$ ;  $\delta_{U'} = 1$ , если  $(i,j) \in U^r$  и  $\delta_{U'} = 0$  в остальных случаях. Вводя текстурную  $t_{mn}$  и шумовую  $\xi_{mn}$  составляющие, получим:

$$x_{ij}^{r} = \sum_{U=1}^{R} \delta_{U^{r}} \left( \sum_{p=0}^{\omega} \sum_{q=0}^{p} a_{pq}^{r} i^{p-q} j^{q} + t_{ij}^{r} + \xi_{ij} \right).$$
(6)

Это основная формула модели фрагмента. Обычно области в пределах типичного локального окна анализа имеют яркости, близкие к постоянным, поэтому в большинстве случаев возможно ограничиться  $\omega = 0$ . Тогда  $s_{ij}^r = s^r$  и получим формулу кусочно-постоянной модели фрагмента

$$x_{ij}^{r} = \sum_{U=1}^{R} \delta_{U^{r}} \left( s_{mn}^{r} + t_{ij}^{r} + \xi_{ij} \right), \tag{7}$$

представляющую участки областей изображения, попадающие во фрагмент *W<sub>mn</sub>*. При смещении



фрагмента доли областей изменяются, поэтому  $s'_{mn} \neq s'_{m+\Delta m,n+\Delta n}$ . Комоненты t и  $\xi$  независимые и нормально распределенные:  $N(0,\sigma_t^2)$  и  $N(0,\sigma_{\xi}^2)$ . Тогда  $\tau = t + \xi$  тоже распределено нормально:  $N(0,\sigma_{\tau}^2)$ ,  $\sigma_{\tau}^2 = \sigma_t^2 + \sigma_{\xi}^2$ , и (7) упрощается до

$$x_{ij}^{r} = \sum_{U=1}^{K} \delta_{U'}(s_{mn}^{r} + \tau_{ij}^{r}).$$
(8)

Эта модель проста, близка большинству реальных изображений и удобна для построения различных алгоритмов обработки и анализа.

Рис. 1. Фрагмент, покрывающий части трех областей.

В модели *цветного (многоканального) изображения*  $\mathbf{X} \ni \mathbf{x}_{mn}, \mathbf{x}_{mn} = \{x^{1}_{mn}, ..., x^{Z}_{mn}\}$ , где Z — число *каналов* изображения, а каждый канал отвечает всем свойствам монохромного изображения. Элемент  $\mathbf{x}_{mn}$  представляется аналогично (1) в векторном виде:  $\mathbf{x}_{mn} = \mathbf{s}_{mn} + \mathbf{t}_{mn} + \boldsymbol{\xi}_{mn}$ . Модель фрагмента цветного изображения по аналогии с (8) запишется следующим образом:

$$\mathbf{x}_{ij}^{r} = \sum_{U=1}^{R} \delta_{U^{r}} (\mathbf{s}_{mn}^{r} + \boldsymbol{\tau}_{ij}^{r}).$$
<sup>(9)</sup>

Здесь  $\mathbf{x}^{r}_{ij}$  — векторное значение элемента в точке (i, j) фрагмента,  $\mathbf{s}^{r}_{mn}$  — среднее значение части области  $U^{r}$  во фрагменте, а  $\mathbf{\tau}^{r}_{ij}$  — вектор, определяющий детали, текстуру и шум в точке (i, j).

Вероятностная модель контурного изображения предназначена для описания топологии границ его областей. Она восполняет существенный пробел остальных моделей, описывающих лишь яркостные взаимосвязи. В ней яркостные свойства не учитываются и для краткости изображение понимается как бинарный сигнал **X**:  $x_{mn} \in \{0,1\}$ , где 1 означает точку контура.

Задается аксиоматика контурного изображения: а) контуры состоят из отрезков прямых линий любых направлений, имеющих изломы и ветвления, но без обрывов; б) изображение является однородным и изотропным; в) характеристики изображения задаются минимальным числом параметров. Варианты конфигураций соединений линий показаны на Рис. 2, а. Точку, в которой происходит излом (2-5) или стык (6-8) нескольких линий будем называть *узлом*. Узлы с двумя, тремя или четырьмя линиями назовем узлами '<', 'Y' и 'X'. Узел 'S' (Рис. 2, a, 9) — недоопределенный; он может продолжаться одной линией, двумя, или не продолжаться вовсе. Более сложные узлы представимы объединением нескольких близких узлов вида 'Y' или 'X'.



Рис. 2. а) виды узлов: 1- линия без узлов, 2 и 3 - узлы '<', 4 - узел 'V', 5 - узел '∧', 6 - узел 'Y', 7 - узел 'λ', 8 - узел 'X', 9 - узел 'S'; б) линия с наклоном α на квадратном растре.

Моделирование источника контурных изображений требует дискретного представления и некоторых допущений. Полагаем, что элементы  $x_{mn}$  находятся в узлах квадратной решетки размерами  $M \times N$ , шаг которой будет единицей расстояния. Введем понятие  $\varepsilon$ -окрестности ( $\varepsilon_{mn}$ ) как ограниченной области, окружающей точку (m,n), и события, происходящие в  $\varepsilon_{mn}$ , припишем точке (m,n). Наклонная линия при этом представится серией сегментов (Рис. 2,б).

Ставится задача моделирования источника (построения алгоритма генерации) контурного изображения. Считается, что формирование происходит построчной разверткой слева направо и сверху вниз. Контурные линии порождаются на верхней и боковых границах изображения с вероятностью *p* и выходят под произвольными углами, а остальная картина линий формируется случайным образом согласно задаваемым вероятностям событий, состоящих в ветвлениях и изломах линий, показанных на Рис. 2,а. Основные виды конфигураций узлов — 'V', 'Y' и 'X', и их вероятности взаимосвязаны; остальные узлы соответствуют их повороту. Изображение должно быть однородным и изотропным, поэтому вероятности появления узлов, различающихся поворотом, одинаковы для всех точек изображения. Событие *S* (Рис. 2,а,9) является объединением трех событий: узлов *Y*, *X* и *V*. Сумма их условных вероятностей P(Y|S) + P(X|S) + P(V|S) = 1. Показывается, что выбранных принципов и трех вероятностей  $p, p_Y = P(Y|S)$  и  $p_X = P(X|S)$  достаточно для определения вероятностей всех возможных событий и узлов при формировании изображения.



Разработаны алгоритм и программа генерации изображений, реализующие сформулированные принципы. На Рис. 3 представлен пример синтезированного изображения с заполнением областей случайными постоянными значениями яркости. Усложнение возможно заполнением областей участками полиномиальных поверхностей согласно модели фрагмента (6), добавлением случайного шума и текстуры. Допустимо вложенное формирование, когда внутри областей с одними свойствами могут генерироваться области с другими свойствами.

Рис. 3. Моделирование контурного изображения: p = 0.03  $p_X = 0.05$   $p_Y = 0.6$   $p_V = 0.35$ .

Оценка сложности изображения. В задачах коррекции неискаженный сигнал обычно недоступен и измерить отклонение результата от оригинала невозможно. Нужен показатель, характеризующий изменчивость изображения как двумерной функции, и не требующий дополнительной информации. Таковой может служить оценка сложности изображения, которую будем интерпретировать как характеристику, отражающую число, размеры и контраст деталей на изображении. Разумно полагать, что с увеличением числа и контраста деталей сложность должна возрастать, а с увеличением их размеров — уменьшаться. Известны оценки сложности для сигналов, функций и потока сообщений. По многим причинам к изображениям они не применимы. Продуктивным выглядит использование подхода, основанного на вариациях.

Вариация является метрической характеристикой изменчивости и сложности одномерной функции. Классические варианты двумерных вариаций так или иначе базируются на модуле градиента функции, поэтому их поведения близки. Их анализ в свое время привел к выводу, что функция многих переменных характеризуется не одним, а несколькими независимыми функционалами. Такой подход был обоснован для функций двух переменных А.С. Кронродом. Основываясь на понятии множеств уровня он предложил для функции двух переменных использовать два функционала, которые в случае дискретной функции  $f_{m,n}$  можно выразить как  $w_1(f) = \sum_{x=0}^{T-1} v_0(e_t)/T$  и  $w_2(f) = \sum_{x=0}^{T-1} v_1(e_t)/T$ , где T – число значений функции  $f_{m,n}$ ,  $e_t - t$ -уровень функции f(x,y);  $v_0(e_t)$  – число компонент  $e_t$ ;  $v_1(e_t)$  – длина границ компонент  $e_t$ . При вычислении  $w_1(f)$  и  $w_2(f)$  на ограниченном носителе D сама область D также является компонентой, что приводит к некоторому противоречию, устранимому незначительной модификацией выражений:

$$w_1(f) = \left(\sum_{x=0}^{T-1} v_0(e_t) / T\right) - 1 \quad \text{M} \quad w_2(f) = \left(\sum_{x=0}^{T-1} v_1(e_t) / T\right) - P(D).$$

Нормированное на величину диапазона *Т* значение *w*<sub>1</sub> является характеристикой числа и амплитуды объектов изображения, образующих в сечениях отдельные компоненты. Удобно называть значение *w*<sub>1</sub> *показателем числа объектов* изображения. Значение *w*<sub>2</sub> отражает сумму периметров объектов и можно показать, что для дискретной функции совпадает с вариацией Тонелли.

Важным является отношение  $q_w(f) = w_2(f)/w_1(f)$ , отражающее средний периметр объектов. Поскольку длина границ  $v_1(e_t)$  измеряется в метрике  $L_1$ , а наименьшая компонента в множестве уровня  $e_t$  имеет размер в один элемент и периметр 4, удобно ввести нормировку  $d(f) = q_w(f)/4$ , которую по аналогии с  $w_1$  естественно назвать *показателем размеров объектов* изображения.

Представляет интерес поведение значений  $w_1(f)$  и d(f) при преобразованиях функции f(x,y). Для некоторых важных случаев можно сформулировать следующие утверждения.

1.  $w_1$  не зависит от системы координат, а *d* зависит лишь от дискретизации функции f(x,y).

2. При преобразованиях вида Cf(x,y), где C = const,  $w_1$  пропорционально C, а d не изменяется.

3. При линейном растяжении носителя D в K раз,  $w_1$  не изменяется, а d увеличивается в K раз.

4. Расширение *D* добавлением области *U*, на которой f(x,y) = const (при отсутствии добавленных участков разрыва первого рода), не приводит к изменению значений  $w_1$  и *d*.

5. При увеличении числа деталей изображения (при сохранении статистических соотношений и распределений) значение  $w_1$  пропорционально увеличивается, а значение d не изменяется.

Таким образом, при указанных преобразованиях f(x,y), как минимум одно из значений  $w_1$  и d является инвариантом, а второе — предсказуемой функцией преобразования.

Отметим, что *d* отражает средние размеры объектов и не зависит от количества и контраста самих объектов — эту информацию несет *w*<sub>1</sub>. Для изображений с преобладанием мелких деталей значения d будут малыми, а для изображений с крупными деталями — большими. Шумы проявляются на множествах уровня как компоненты с минимальным периметром, поэтому при увеличении шума d должно убывать. Сложность изображения будет возрастать с увеличением  $w_1$  при постоянном d, а также с уменьшением d при постоянном  $w_1$ .

Исследовано влияние шума и геометрических трансформаций на оценку сложности изображения. Проведены экспериментальные исследования по измерению характеристик  $w_1$  и d на реальных и синтезированных изображениях, подтверждающие теоретические выводы. Показано, что характеристики  $w_1$  и d достаточно хорошо отражают пространственные, яркостные и морфологические свойства изображения, в частности, такие параметры, как число, размеры, заметность деталей изображения, и могут служить оценкой *сложности изображения*.

Результаты, изложенные в Главе 1, опубликованы в работах [1,7,13,18,25,45,46,60,62].

**Вторая глава** посвящена *декомпозиции изображения*. Задача декомпозиции ставится согласно двухмасштабной многокомпонентной модели как разделение изображения на компоненты с различным информационным содержанием. В соответствии с моделью (1) изображение  $x_{mn}$  есть сумма кусочно-гладкой компоненты  $s_{mn}$ , несущей информацию о протяженных областях и границах между ними, и объединенной компоненты  $\tau_{mn}$ , содержащей текстуру, мелкие детали и шум. Декомпозиция означает разделение изображения на компоненты s и т. Компонента  $s_{mn}$  внутри областей является гладкой, поэтому процедуру ее выделения можно называть *сглаживанием изображения при сохранении контурных перепадов*.

Задачи в подобной формулировке исследуются давно. Предлагаются такие решения, как медианные или адаптивные линейные фильтры, метод масок, сглаживание обратное градиенту, по k ближайшим соседям, сигма-фильтр и другие. Сглаживание при этом рассматривается по небольшой окрестности, что скорее соответствует нахождению компоненты  $\mu$  в модели (3); задача же определения компоненты s в модели фрагмента (8) остается нерешенной.

Ставя целью разработку вычислительно эффективного алгоритма декомпозиции, ограничимся классом статистических оценок, базирующихся на анализе распределения вероятностей (гистограмме)  $H^{V}_{mn} = [h_{mn}(k)]$  значений элементов по области анализа  $V_d(m,n)$ :

$$h_{mn}(k) = P\{x = k \mid x \in V_d(m, n)\}; \quad 0 \le k \le K; \qquad \sum_{k=0}^{K-1} h_{mn}(k) = 1.$$

Типичная область анализа (фрагмент  $W_{mn}$ ), содержащая несколько областей  $U^{j}$  (j=1,...,J) изображения, показана на Рис. 1. Согласно модели (8), сглаживание можно сформулировать как нахождение средней яркости *области принадлежности* центрального элемента  $x_{mn}$ , т.е. части области, содержащей  $x_{mn}$ , ограниченной *областью анализа*. Распределение  $h_{mn}(k)$  имеет J локальных максимумов (мод); их число и расположение определяется набором значений  $s^{j}$ , а мощность — площадью той или иной области во фрагменте. Если элемент  $x_{mn}$ , не контурный, он принадлежит центральной области  $U^{1}$ , которой может соответствовать любая из мод гистограммы  $H^{V}_{mn}$ . Задача определения  $s^{1}_{mn}$  сводится к нахождению в распределении  $h_{mn}(k)$  положения моды, отвечающей центральной области  $U^{1}$ .

Такую операцию анализа необходимо проводить для каждого элемента изображения, поэтому выбирать нужно среди простейших и эффективных в вычислительном отношении методов. Из байесовских классификаторов подходящим является метод парзеновского окна с функцией оценивания  $f(u) = \sum_{k=0}^{K-1} F((x_j - u)/h)/Kh$ , где F(x) — ядро анализа, h — параметр ширины ядра. Оценивание среднего с таким окном анализа будет выглядеть как:

$$\overline{x}_{mn} = \sum_{k=0}^{K-1} x_k F(x_k - x_0) \Big/ \sum_{k=0}^{K-1} F(x_k - x_0) \,, \tag{10}$$

где F(x) — весовая функция,  $x_0$  — опорное значение для точки (m,n). Такой подход к анализу распределения  $H^{V}_{mn}$  по сути является локальным в области значений. Считая области координат и значений единым пространством, методы, в которых анализируется множество элементов, локальное по координатам двух разных типов, называют *билатеральными*. В частном случае, когда в качестве  $x_0$  используется центральный элемент  $x_{mn}$ , а весовая функция  $F_i(x) = 1$  для  $\delta \le x \le \delta$ , и  $F_i(x) = 0$  для остальных x, получим известный сигма-фильтр J.-S.Lee:

$$\overline{x}_{mn} = A(V_{mn}, x_{mn}, \delta) = \sum_{r=1}^{R} \frac{x_{mn}^{r}}{R}, \qquad x_{mn} - \delta, \le x_{mn}^{r} \le x_{mn} + \delta.$$
(11)

Значение центрального элемента  $x_{mn}$  является недостаточно точной начальной оценкой  $s_{mn}^{1}$ . Если дисперсия  $\sigma_{\tau}$  в (8) сравнима с разницей яркостей областей  $|s^{1}-s^{j}|$ , ближайшей к  $x_{mn}$  может оказаться мода, соответствующая другой области. Лучшей оценкой будет значение  $\mu_{mn}$  в (3), которое можно получить анализом окрестности  $V_{mn}$  и использовать в (11) вместо  $x_{mn}$ .

Для нахождения  $s_{mn}^1$  при известном  $\bar{x}_{mn}$  формируется парзеновское окно по фрагменту  $W_{mn}$ . Имея заданное  $\Delta$ , выбираются элементы  $W_{mn}$  (точки гистограммы  $H_{mn}^V$ ), значения которых попадают в интервал ( $\bar{x}_{mn} - \Delta, \bar{x}_{mn} + \Delta$ ). По выбранным элементам находится среднее  $A(W, \bar{x}, \Delta)$  или медиана med( $W, \bar{x}, \Delta$ ). Вводя понятие скорости сходимости показывается, что оценка медианы является более эффективной. Итерациями удается дополнительно повысить скорость сходимости. Метод декомпозиции, как и модель изображения, тоже двухмасштабный: сначала производится анализ по масштабу малых размеров, а затем по масштабу больших размеров.

До настоящего момента при определении значения  $s_{mn}^1$  не учитывались размеры центральной области  $U^1$ , т. е. число элементов  $n_1$ , в ней содержащихся. Этот вопрос важен, поскольку при малых n, возможно, что область  $U^1$  не нужно выделять как самостоятельную, а следует отнести к текстуре. В такой ситуации в качестве  $s_{mn}$  нужно принять значение  $s^*$ , являющееся средним по области  $U^*$ , окружающей  $U^1$ . Обозначим порог разделения по числу элементов  $n_p$ ; выбор его неформален и зависит от конкретной задачи и характеристик изображения.

Величину порога  $n_p$  нетрудно ввести как параметр в алгоритм сглаживания следующим образом. Пусть имеются гистограмма  $H_{mn}^W$ ,  $n_p$  и исходная начальная оценка  $x_0$ . Определим по  $n_p$  значения порядковых статистик  $R_1 = R(n_p/L^2)$  и  $R_2 = R(1 - n_p/L^2)$ . Усеченная начальная оценка  $x_1$  выбирается алгоритмом:  $x_1 = x_0$ , если  $R_1 \le x_0 \le R_2$ ;  $x_1 = R_1$ , если  $x_0 < R_1$ ; и  $x_1 = R_2$ , если  $x_0 > R_2$ .

Сформулируем алгоритм декомпозиции изображения «D», сохраняющий контурные перепады и позволяющий находить значение  $s_{mn}$  в (8). Зададимся размерами  $l \times l$  окрестности  $V_{mn}$  и  $L \times L$  (l < L) фрагмента  $W_{mn}$ , центрированных в точке (m,n), шириной яркостных интервалов анализа  $\Delta^V$  и  $\Delta^W$ , а также параметрами размеров  $n^V < l^2/2$  и  $n^W < L^2/2$ . Алгоритм состоит из следующих операций, выполняемых для каждой точки (m,n) изображения:

1. Определяются гистограммы по окрестности  $H_{mn}^{V}$  и фрагменту  $H_{mn}^{W}$  с центром в точке (m,n). 2. По гистограмме  $H_{mn}^{V}$  и  $n^{V}$  вычисляются ранговые параметры  $R_{1}^{V} = R^{V}(n^{V}/l^{2})$  и  $R_{2}^{V} = R^{V}(1 - n^{V}/l^{2})$ , где R(x) — решение уравнения  $\sum_{i=0}^{R(x)} h_{mn}^{V}(i) = x$ . Усеченное значение  $\tilde{x}^{V}$  находится сравнением  $x_{mn}$  с  $R_{1}^{V}$  и  $R_{2}^{V}$ :  $\tilde{x}^{V} = x_{mn}$ , если  $R_{1}^{V} \leq x_{mn} \leq R_{2}^{V}$ ;  $\tilde{x}^{V} = R_{1}^{V}$ , если  $x_{mn} < R_{1}^{V}$ ; и  $\tilde{x}^{V} = R_{2}^{V}$ , если  $x_{mn} > R_{2}^{V}$ . 3. В окрестности  $V_{mn}$  выбираются *n* элементов со значениями  $x_{mn}^r \in V_{mn}$  (r=1,...,n), попадающими в интервал ( $\tilde{x}^V - \Delta^V, \tilde{x}^V + \Delta^V$ ). По значениям  $x_{mn}^r$  в интервале  $\tilde{x}^V \pm \Delta^V$  подсчитывается среднее:

$$\overline{x}_{mn} = \mathbf{A}(V_{mn}, x_{mn}, n^V, \Delta^V) = \sum_{r=1}^n x_{mn}^r / n, \qquad \qquad \widetilde{x}^V - \Delta^V \le x_{mn}^r \le \widetilde{x}^V + \Delta^V.$$

4. Аналогично п. 2, по гистограмме фрагмента  $H_{mn}^{W}$  и заданному  $n^{W}$  находятся значения  $R_{1}^{W} = R^{W}(n^{W}/L^{2})$  и  $R_{2}^{W} = R^{W}(1 - n^{W}/L^{2})$ . Сравнением  $\overline{x}_{mn}$  с  $R_{1}^{W}$  и  $R_{2}^{W}$  находится усеченное значение  $\tilde{x}^{W}$ :  $\tilde{x}^{W} = \overline{x}_{mn}$ , если  $R_{1}^{W} \leq \overline{x}_{mn} \leq R_{2}^{W}$ ;  $\tilde{x}^{W} = R_{1}^{W}$ , если  $\overline{x}_{mn} < R_{1}^{W}$ ; и  $\tilde{x}^{W} = R_{2}^{W}$ , если  $\overline{x}_{mn} > R_{2}^{W}$ .

5. Сглаженное значение  $S_{mn}$  определяется по гистограмме фрагмента  $H_{mn}^{W}$  как среднее значение (или медиана) элементов из W, попадающих в интервал ( $\tilde{x}^{W} - \Delta^{W}$ ,  $\tilde{x}^{W} + \Delta^{W}$ ):

$$S_{mn} = \mathbf{A}(W_{mn}, \overline{x}_{mn}, n^W, \Delta^W) \,. \tag{12}$$

Полученная величина считается значением искомой сглаженной компонентой *s<sub>mn</sub>* в (8). Пример декомпозиции аэрофотоснимка описанным алгоритмом показан на Рис. 4.



Рис. 4. Декомпозиция: а) исходное изображение и график отмеченной строки (размер фрагмента  $W_{mn}$  сглаживания 25×25 эл. показан в левом верхнем углу); б) сглаженная компонента  $S_{mn}$  после декомпозиции и график той же строки; в) разностная компонента  $t_{mn} = x_{mn} - S_{mn}$  и ее график.

Метод декомпозиции применим также к *цветным и многозональным изображениям*, где значение элемента  $\mathbf{x}_{mn} = \{x_{mn}^1, ..., x_{mn}^Z\}$  есть вектор в Z-мерном пространстве цветовых координат. Согласно модели (9), элемент цветного изображения  $\mathbf{x}_{mn} = \mathbf{S}_{mn} + \mathbf{t}_{mn}$ , где  $\mathbf{S}_{mn}$  — значение сглаженной компоненты в точке (m,n), а  $\mathbf{t}_{mn}$  — разностный вектор, несущий информацию о текстуре, мелких деталях и шуме. Гистограмма  $H(W_{mn})$  фрагмента  $W_{mn}$  цветного изображения:

$$h_{mn}(\mathbf{x}) = P(\mathbf{x} = \{x^1, ..., x^Z\} \mid \mathbf{x} \in W_{mn}); \qquad \sum_{x^1=0}^{K-1} \dots \sum_{x^Z=0}^{K-1} h_{mn}(\mathbf{x}) = 1.$$

 $H(W_{mn})$  занимает цветовой куб, каждая точка которого  $\{x^1, ..., x^Z\}$  есть вероятность элемента  $\mathbf{x}_{ij} \in W_{mn}$  фрагмента иметь данное значение. Модам одномерной гистограммы черно-белого изображения h(k) в цветовой гистограмме  $H(W_{mn})$  соответствуют сгущения ненулевых точек  $U^1, ..., U^Z$ , отвечающие тем частям областей, которые попадают во фрагмент.

Декомпозиция цветного изображения, т.е. определение значения сглаженной компоненты  $S_{mn}$ , близко нахождению значения гладкой компоненты  $S_{mn}$  одноканального изображения. Оно заключается в выборе в гистограмме  $H(W_{mn})$  сгущения, соответствующего центральной области  $U^1$  фрагмента, и определении положения его центра  $S_{mn}$ , который и считается сглаженным значением в точке (m,n). Алгоритм декомпозиции Z-канального изображения X строится по схеме алгоритма декомпозиции одноканального изображения. В качестве яркостного интервала  $\Delta^V$  и  $\Delta^W$  используются *гиперсферы* соответствующих радиусов с центром в  $\mathbf{x}_{mn}$  или  $\overline{\mathbf{x}}_{mn}$ , по

которым находится среднее  $\mathbf{S}_{mn} = \mathbf{A}(W_{mn}, \overline{\mathbf{x}}_{mn}, \Delta^W)$ . Ранговые параметры  $n^V$  и  $n^W$  можно считать как число точек, отстоящих от центра далее, чем расстояние  $R^V$  или  $R^W$ .

Для ряда оценок по множеству окружающих элементов удается предложить многомерные аналоги. В предположении изотропности Z-мерного пространства, вместо модуля разности значений можно использовать норму разности векторов, которую можно рассматривать как расстояние, что приводит к построению метрики в цветовом пространстве.

Алгоритм декомпозиции цветного изображения требует значительных вычислительных затрат. Более простым является покомпонентная обработка цветного изображения, когда  $S_{mn}$  составляется из результатов декомпозиции по каждому из Z каналов. Такой подход означает анализ проекций цветового куба гистограммы  $H(W_{mn})$  на каждую из цветовых осей. Недостаток такого подхода — возможное наложение в проекции двух или более сгущений цветовой гистограммы, что может привести к невозможности их разделения. Однако такие события редки и эксперименты показывают, что упрощенный подход дает приемлемые результаты.

Исследуется поведение *оценок сложности*, введенных в главе 1, при сглаживании и декомпозиции реальных изображений и синтезированных с нанесенным шумом, что позволяет оценить точность восстановления. Сравнения с другими алгоритмами сглаживания показали:

1. Метод декомпозиции обеспечивает лучшее восстановление зашумленного сигнала.

2. С увеличением размеров фрагмента и числа итераций показатель числа объектов ( $w_1$ ), вторая вариация ( $w_2$ ) и показатель размеров объектов (d) для сглаженной компоненты декомпозиции выходят на плато, приближаясь к значениям для неискаженного изображения, и затем почти не меняются; при этом точность восстановления зашумленного изображения возрастает.

3. Остальные алгоритмы при тех же условиях дают все более отличающиеся от оригинала результаты; значения *w*<sub>1</sub> и *w*<sub>2</sub> стремятся к нулю, а значения *d* возрастают почти линейно.

4. Стремление значений  $w_1$  и  $w_2$  к нулю, а d к возрастанию для обычных вариантов сглаживания означает уменьшение сложности изображения, т.е. «размывание» деталей и разрушение сигнала изображения. Выход тех же значений на плато в случае декомпозиции говорит о стабилизации результата преобразования. Точка выхода на плато значений  $w_1$  и d может служить критерием выбора размера фрагмента сглаживания.

Результаты Главы 2 опубликованы в работах [1, 7, 15, 21, 22, 24, 45, 46, 58, 60].

*Третья глава* посвящена разработке и исследованию *методов и алгоритмов фильтрации, коррекции и улучшения изображений* на основе двухмасштабной многокомпонентной модели. Такие преобразования используются на этапе предварительной обработки ВИ с целью устранения искажений и приведения данных к виду, наилучшему для последующего анализа.

Фильтрация импульсных помех. Импульсными помехами называют искажения отдельных элементов изображения, когда значения помехи не коррелированны с истинными значениями сигнала. Пусть  $\mathbf{X}' = [x'_{mn}]$  — исходное изображение, а  $\mathbf{X} = [x_{mn}]$  — искаженное помехой. Модель искажения:  $x_{mn} = x'_{mn}$  с вероятностью (1-*p*) и  $x_{mn} = \xi_{mn}$  с вероятностью *p*; распределение  $\xi$  считается равномерным. Задача — обнаружение искаженных элементов и исправление их значений.

Проведено исследование вероятностей ошибок предсказания и предложен алгоритм фильтрации, отличающийся тем, что на основе анализа элементов окрестности  $V_{mn}$  для каждой точки определяются свои параметры обнаружения помехи. Алгоритм показал в 1,5÷2 раза более высокую точность восстановления изображения по сравнению с другими методами.

Фильтрация периодических помех — искажений, которые могут возникать при формировании или передаче изображения из-за интерференции электрических и/или других процессов. Рассматриваются частотный и пространственный подходы к удалению помех.

*Частотный подход* хорошо изучен. Предполагая аддитивность сигнала s(t) и помехи n(t), оптимальной линейной фильтрацией сигнала g(t) = s(t) + n(t) является винеровская фильтрация с фильтром  $C(f) = P_s(f)/[P_s(f)+P_n(f)] = P_s(f)/P_g(f)$ , где  $P_s(f)$  и  $P_n(f)$  – энергетические спектры полезного сигнала и помехи. На примере восстановления архивных снимков, искаженных двумерным тиснением фотобумаги, исследуется вопрос *автоматического* построение фильтра *C*.

Фильтр C(x,y) строится на основе спектра  $P_g(x,y)$ , который рассматривается как сигнал со свойствами изображения. Компоненты спектра периодической помехи дают основной вклад в небольших областях спектра  $P_g(x,y)$ , где  $P_n(x,y) \gg P_s(x,y)$ , с координатами, соответствующими частотам помехи. Такие области можно локализовать на  $P_g(x,y)$  методом обнаружения объектов по их площади (глава 4), основанном на декомпозиции изображения. Фаза спектра в таких областях почти полностью определяется помехой, поэтому вместо винеровского допустимо применять идеальный фильтр. Рассматриваются особенности формирования фильтра C(x,y), в частности выбор параметров обнаружения и необходимость сглаживания. Фильтрация осуществляется произведением спектра исходного изображения F(x,y) на сформированный фильтр C(x,y): f(x,y) = C(x,y)F(x,y) и выполнением обратного преобразования Фурье над f(x,y).

Если помехи низкочастотны, эффективен *пространственный подход*. Исследуется вопрос фильтрации периодических помех вдоль линий развертки изображения. Помеха одномерна, изображение также считается одномерным:  $x(u) = S_n(u) + \tau(u)$ . Помеха w(v) = w(v+np) ( $0 \le v \le p$ ) накладывается на x(u), и получаемый сигнал y(u) имеет вид  $y(u) = x(u) + w(u \mod(p))$ .

Фильтрацией  $\hat{y}(u) = y(u) - s_p(u)$ , где  $s_p(u)$  — среднее y(u) на отрезке [u-p/2, u+p/2], и усреднением за N периодов получаем  $z(v) = (1/N)\Sigma_n \hat{y}(u+np)$ ,  $(0 \le v \le p)$ . Показывается, что при  $N \to \infty$  находим помеху: w(v) = z(v) + C,  $(0 \le v \le p)$ . После этого фильтрация сводится к вычитанию:  $x(u) = y(u) - z(u \mod(p)) - C$ . При изменении фазы помехи по строкам предлагается выделение формы помехи за k периодов вдоль строки m:  $z_m(v) = \operatorname{med}_k \hat{y}(v+kp)$  и циклическое корреляционное совмещение полученных массивов  $z_m(v)$  по каждой их строк.

Автоматическая градационная коррекция. Градационные искажения состоят в том, что исходное изображение  $\mathbf{Z} = [z_{mn}]$  подвергается монотонному поэлементному преобразованию F(z), и получаемое изображение имеет вид  $x_{mn} = F(z_{mn})$ . Чтобы восстановить  $z_{mn}$ , необходимо найти функцию обратного преобразования  $f(x) = F^{-1}(x)$ , с помощью которой восстановить результат:  $z_{mn} = f(x_{mn})$ . При неизвестной F(z) выбор f(x) можно осуществить только анализируя изображение  $\mathbf{X} = [x_{mn}]$ . Классическое решение данной задачи сводится к приведению глобального распределения вероятностей значений элементов изображения h(k) к желаемому виду. Неприятность такого подхода в том, что распределение h(k) зависит как от искажений, так и от самой наблюдаемой сцены. На основе модели окрестности исследуется локальный подход, с помощью которого формулируется метод градационной коррекции, названный *метод выравнивания функции локальных контрастов*.

Воспользуемся моделью окрестности (2). Для каждого значения яркости k выберем множество  $v_k$  элементов изображения таких, что  $\mu_{mn} = k$ , и подсчитаем величину

$$C(k) = \sum_{x_{mn} \in v_k} g_{mn} / N(v_k), \qquad (13)$$

где  $N(v_k)$  — число элементов в  $v_k$ . Зависимость C(k) будем называть функцией локальных контрастов (ФЛК) изображения. Учтем в (2) преобразование вида  $x_{mn} = F(z_{mn})$ . Составляющая  $\mu_{mn}$  изменится на  $F(\mu_{mn})$ ; составляющая  $\rho^r g^r$  на  $F'(\mu_{mn})\rho^r g^r + o(F'(\mu_{mn}))$ , где  $F'(\mu_{mn})$  — производная функции  $F(\mu_{mn})$ ;  $\xi^r$  добавляется после преобразования F(x) и не меняется. Пренебрегая малой  $o(F'(\mu_{mn}))$ , получим:  $x_{mn}^r = F(\mu_{mn}) + F'(\mu_{mn})\rho^r g_{mn}^r + \xi_{mn}^r$ . Для изображения с ФЛК  $C_0(k)$ , искаженного преобразованием F(z), получим:  $C(F(k)) = F'(k)C_0(k) + o(F'(k)C_0(k))$ . Поскольку F(z) монотонна, для нее существует обратная функция f(z). Формула восстановления ФЛК будет:

 $C_0(f(k)) \approx f'(k)C(k).$ 

(14)

Функция C(k) находится анализом получаемого изображения **X**. Если задаться априорными сведениями о виде ФЛК  $C_0(k)$  неискаженного изображения, то из (14) нетрудно найти функцию коррекции f(k). Свойства  $g_{mn}$  зависят от области принадлежности точки (m,n). Определяя  $g_{mn}$  по тому или иному подмножеству точек, получим различный вид C(k) в (13). На основе модели выдвигается гипотеза о константности ФЛК  $C_0(k) \approx C_0$  на контурных участках изображения. Эксперименты подтверждают данную гипотезу для большинства неискаженных изображений. Полагая  $C_0(k) = \text{const}$ , из (14) следует:  $f'(k) \approx C_0/C(k)$ . Учитывая, что f(K-1)=(K-1), получим:  $C_0 \approx (K-1) / \sum_{k=0}^{K-1} (1/C(k))$ . Отсюда функция коррекции, выравнивающая ФЛК, будет:

$$f(k) \approx (K-1) \sum_{z=0}^{k} (1/C(z)) \Big/ \sum_{k=0}^{K-1} (1/C(k)) \,. \tag{15}$$

Экспертное оценивание показало, что изображения, обработанные предложенным методом, в большинстве случаев предпочтительны как по сравнению с исходными, так и по сравнению с обработанными другими алгоритмами автоматической градационной коррекции.

Повышение локальных контрастов является одним из классических способов улучшения изображений. Показано, что большинство методов данного класса сводятся к представлению изображения компонентами  $s_{mn}$  и  $t_{mn}$  с последующим преобразованием, обобщаемым формулой:

$$y_{mn} = f(t_{mn}, v_{mn}) + b_{mn}s_{mn} + c.$$
(16)

Здесь  $s_{mn}$  и  $t_{mn} = x_{mn} - s_{mn}$  по сути фоновая и детальная компоненты,  $v_{mn}$  — локальная изменчивость изображения, f(t,v) — функция усиления t;  $b_{mn}$  и c — параметры. Выбирая f(t,v),  $b_{mn}$  и c удается описать широкий спектр преобразований — от сглаживания и выравнивания фона до адаптивного локального контрастирования. Такой подход согласуется с многокомпонентной моделью фрагмента (8), позволяя в качестве  $S_{mn}$  и  $t_{mn}$  использовать значения s и  $\tau$  из (8). В зависимости от выбора f(t,v) удается классифицировать методы повышения локальных контрастов по признакам: линейные/нелинейные и детерминированные/адаптивные методы. Первый признак указывает на линейность усиления контрастов, второй — на возможность вариации функции f в зависимости от характеристик области анализа  $W_{mn}$ .

*Линейные детерминированные* (ЛД) — классические методы повышения локальных контрастов, обобщающие алгоритм нерезкого маскирования. Описываются формулой

$$y_{mn} = at_{mn} + bs_{mn} + c, \tag{17}$$

где *a*, *b* и *c* постоянны. Обычно *c* выбирается как c = (1-b)/2. Если  $s_{mn}$  — локальное среднее, то при a = 0 и b = 1 получаем фильтр низких, а при a = 1 и b = 0 — высоких частот; при a > 1 — усиление локальных контрастов; при a = b — формулу линейной градационной коррекции.

*Линейные адаптивные* (ЛА) методы аналогичны ЛД-методам (17), но параметр *а* определяется на основании значения *v<sub>mn</sub>* отдельно для каждого элемента изображения:

$$y_{mn} = a_{mn}t_{mn} + bs_{mn} + c. (18)$$

Распространены два варианта определения параметров по фрагменту  $W_{mn}$ : а)  $s_{mn}$  — среднее, а  $a_{mn}$  задается через  $\sigma_{mn}$  — СКО локальной гистограммы  $H(W_{mn})$ :  $a_{mn} = \sigma_{pe3}/(\sigma_{mn} + \delta)$ ; б)  $s_{mn}$  — медиана, а  $a_{mn}$  задается интерквартильным расстоянием  $H(W_{mn})$ :  $\Delta R = R_{0,75} - R_{0,25}$ , где  $R_{0,25}$  и  $R_{0,75}$  — первый и третий квартили распределения  $H(W_{mn})$ . Формулы задания  $a_{mn}$  возможны различные; удачным показал себя вариант:  $a_{mn} = 1 + A/(1 + \sigma_{mn}/Q)^2$ , где A — прирост коэффициента усиления контраста,  $\sigma_{mn}$  — СКО  $H(W_{mn})$ , Q — параметр скорости убывания  $a_{mn}$  при возрастании  $\sigma_{mn}$ ; a = 1 + A при  $\sigma = 0$  и убывает до a = 1 при увеличении  $\sigma$ .

*Нелинейные адаптивные* (НА) и *нелинейные детерминированные* (НД) методы строятся аналогично, с той разницей, что дополнительно вводится нелинейная функция  $\varphi$ :  $\hat{a}_{mn} = \varphi(a_{mn})$ .

В главе 2 показано, что локальное среднее и медиана – неудачные варианты сглаживания. Предлагается в (16)–(18) в качестве  $s_{mn}$  использовать кусочно-гладкую компоненту  $S_{mn}$ , получаемую декомпозицией изображения (12), и  $t_{mn} = x_{mn} - S_{mn}$ . Эксперименты подтвердили, что таким путем достигается лучшее качество результата по сравнению с остальными методами.

Улучшение цветных (многоканальных) изображений алгоритмами (16)–(18) возможно, но их применения зависят от задач и цветового пространства. Рассматриваются три подхода к модификации алгоритмов. Первый состоит в трансформации изображения в одно из цветовых пространств, где яркостная составляющая отделена от цветовых (Lab, Luv, BHS, HSI, SOW и пр.), выполнению преобразования над яркостным каналом, и обратном преобразовании в исходное пространство. Второй подход предполагает независимую поканальную обработку изображения, т.е. применение J раз одного и того же алгоритма к каждому из цветовых каналов. Третий подход означает приспособление алгоритма к J-мерному цветовому пространству. Отметим, что первый подход обеспечивает сохранение цветовых характеристик элементов.

Алгоритмы градационной коррекции также могут быть использованы для улучшения цветного изображения согласно как первому подходу (преобразованию яркостной составляющей), так и второму (поканальной трансформации). Эксперименты подтвердили эффективность использования предложенных алгоритмов для улучшения цветных изображений.

Результаты Главы 3 опубликованы в работах [14-16, 21-23, 29, 31-38, 41, 55, 60, 63].

**В** четвертой главе исследуется применение двухмасштабной многокомпонентной модели изображения для построения алгоритмов анализа видеоинформации. Рассматриваются задачи обнаружения объектов по их площади, различия пары изображений, выделения границ объектов, быстрого корреляционного совмещения квазирегулярных изображений, обнаружения дефектов на снимках электронных микросхем.

Задача обнаружения объектов на изображении по их площади формулируется в трех вариантах: обнаружение объектов площади меньше заданной Q, больше заданной Q, и обнаружение объектов, с площадью в заданном интервале (от  $Q_1$  до  $Q_2$ ). Поскольку используются локальные модель и методы, то понятие площади также рассматривается в «локальном» смысле — как площадь той части объекта, которая попадает внутрь области анализа.

Обнаружение объектов с площадью больше заданной. Предполагается, что изображение представляет собой фон (большая область  $U^0$ ), на котором имеется набор областей  $U^1,...,U^J$ . Требуется найти области с  $N^j > Q$ . Воспользуемся алгоритмом декомпозиции «D» (12). Выберем размер фрагмента L ( $L^2 > 2Q$ ) такой, что в любой фрагмент  $W_{mn}$  попадает не более одной области с  $N^j > Q$ , либо несколько меньших, но при условии  $\Sigma N^j < Q$  ( $U^j \in W$ ). В п. 5 алгоритма

декомпозиции (12) зададим  $n^W = Q$ ,  $R_1^W = R(Q/L^2)$  и  $R_2^W = R(1 - Q/L^2)$ . Обработкой изображения с найденными значениями  $R_1^W$  и  $R_2^W$  получим сглаженную компоненту  $S_{mn}$ , на которой останутся лишь области с  $N^j > Q_2$ , обнаруживаемые пороговым детектором:

 $z_{mn} = S_{mn}, \text{ если } |S_{mn} - S(U^0)| \ge \delta, \text{ иначе } z_{mn} = C.$  (19)

Обнаружение объектов с площадью меньше заданной:  $(N^j < Q)$ . Компонента  $S_{mn}$ , в (19) содержит лишь области с  $N^j > Q$ , а области с  $N^j < Q$  содержатся в текстурной компоненте  $t_{mn} = x_{mn} - S_{mn}$ . Для подавления шумовых выбросов вместо  $x_{mn}$  возьмем значение  $\overline{x}_{mn}$ , появляющееся на шаге 3 алгоритма декомпозиции (12). Выделение объектов с  $N^j < Q$  достигается пороговым обнаружением в точках, где  $|\overline{x}_{mn} - S_{mn}| \ge \delta$ :

$$z_{mn} = \overline{x}_{mn}, \text{ если } |\overline{x}_{mn} - S_{mn}| \ge \delta, \text{ иначе } z_{mn} = C.$$
 (20)

Обнаружение объектов с площадью в интервале  $[Q_1,Q_2]$ . Возможны два пути решения. В первом случае в (19) выберем  $n^W = Q_1$ . Компонента  $z_1$  будет содержать лишь объекты с  $N^j > Q_1$ . Осуществим ее обработку алгоритмом (20) с  $n^W = Q_2$  ( $Q_2 > Q_1$ ). Полученная компонента  $z_2$  будет содержать лишь искомые объекты, попадающие в диапазон  $Q_1 < N^j < Q_2$ . Недостаток алгоритм получается двухпроходовым. Второй вариант. В (12) используются два разных порога ( $n^V$  и  $n^W$ ). Выберем размеры окрестности l и фрагмента L такими, что  $l^2 > 2Q_1$  и  $L^2 > 2Q_2$ . Тогда, задав  $R_1^V = R^V(Q_1/l^2)$  и  $R_2^V = R^V(1-Q_1/l^2)$ , на шаге 3 получим  $\overline{x}_{nn}$ , не содержащую области с  $N^j < Q_1$ . На шаге 5 для  $H_{nn}^W$  зададим  $R_1^W = R^W(Q_2/L^2)$  и  $R_2^W = R^W(1-Q_2/L^2)$ . Получив в (12) значение  $S_{nn}$ , воспользуемся решающим правилом, аналогичным (20)

$$z_{mn} = \overline{x}_{mn}, \text{ если } |\overline{x}_{mn} - S_{mn}| \ge \delta, \text{ иначе } z_{mn} = C.$$
 (21)

Примеры обнаружения объектов разной локальной площади представлены на Рис. 5.



Рис. 5. Обнаружение объектов: а) исходный аэрофотоснимок; б) объекты малой локальной площади по формуле (20); в) объекты локальной площади в интервале по формуле (21).

Задача обнаружения различий двух изображений  $X^1$  и  $X^2$ , отображающих сцену с некоторыми изменениями, формулируется следующим образом. Имеется исходная сцена  $V_0$ , состоящая из объектов  $v_1,...,v_M$ . Изображения  $X^1$  и  $X^2$  отображают в действительности сцены  $V^1$ и  $V^2$ , отличающиеся от  $V_0$  добавлением в одном случае объектов  $v_{11},...,v_{1K}$ , а в другом  $v_{21},...,v_{2L}$ . Отсутствие объекта на одном изображении трактуется как добавление его на другом. Подобным образом трактуется и изменение формы объектов. На участках, где нет новых объектов,  $X^1$  и  $X^2$  являются реализациями одной и той же сцены  $V_0$ ; обозначим их через  $X_0^1$  и  $X_0^2$ . На остальных участках  $X^1$  и  $X^2$  отличаются от  $X_0^1$  и  $X_0^2$  добавлением областей  $u_{11},...,u_{1K}$  и  $u_{21,...,u_{2L}}$ , отвечающих  $v_{11,...,v_{1K}}$  и  $v_{21,...,v_{2L}}$ . Введем также ограничение, что на изображениях  $\mathbf{X}^1$  и  $\mathbf{X}^2$  требуется обнаружить области, площади которых лежат в интервале  $N_1 \leq N(u_{ij}) \leq N_2$ .

Представим изображение  $\mathbf{X}^1$  как сумму изображения  $\mathbf{X}_0^1$ , областей  $u_{11},...,u_{1p}$  с площадью в интервале  $N_1 \leq N(u_{ij}) \leq N_2$ , и областей  $w_{11},...,w_{1p}$  с площадью  $N(w_{ij}) < N_1$  или  $N(w_{ij}) > N_2$  (P+p=K):  $\mathbf{X}^1 = \mathbf{X}_0^1 \oplus (w_{11},...,w_{1p}) \oplus (u_{11},...,u_{1p})$ . Операция  $a \oplus b$  означает, что в точках, где определены элементы как множества a, так и множества b, берутся элементы из b. Аналогично для  $\mathbf{X}^2$ (Q+q=L):  $\mathbf{X}^2 = \mathbf{X}_0^2 \oplus (w_{21},...,w_{2Q}) \oplus (u_{21},...,u_{2q})$ . Промежуточные изображения  $\mathbf{X}_w^1 = \mathbf{X}_0^1 \oplus (w_{11},...,w_{1p})$ и  $\mathbf{X}_w^2 = \mathbf{X}_0^2 \oplus (w_{21},...,w_{2Q})$ , отличающиеся областями  $w_{11},...,w_{1p}$  и  $w_{21},...,w_{2Q}$ , можно считать не различимыми. Отсюда:  $\mathbf{X}^1 = \mathbf{X}_w^1 \oplus (u_{11},...,u_{1p})$  и  $\mathbf{X}^2 = \mathbf{X}_w^2 \oplus (u_{21},...,u_{2q})$ .

Выделим на  $\mathbf{X}^1$  и  $\mathbf{X}^2$  области с площадью в диапазоне  $[N_1,N_2]$  алгоритмом (21). Получим изображения  $\mathbf{\bar{X}}^1$  и  $\mathbf{\bar{X}}^2$ , содержащие как искомые области  $u_{11},...,u_{1p}$ , и  $u_{21},...,u_{2q}$ , так и области  $u_{11}^0,...,u_{1r}^0$  и  $u_{21}^0,...,u_{2r}^0$ , компонент  $\mathbf{X}_w^1$  и  $\mathbf{X}_w^2$  с повторяющимися объектами, имеющими площадь в том же диапазоне. Согласно (21)  $\mathbf{\bar{X}}^1$  и  $\mathbf{\bar{X}}^2$  представляют собой фон яркости C, содержащий области  $\overline{u}_{ij}^0$  и  $\overline{u}_{ij}$ :  $\mathbf{\bar{X}}^{1} = C \oplus (\overline{u}_{11}^0,...,\overline{u}_{1r}^0,\overline{u}_{11},...,\overline{u}_{1p})$  и  $\mathbf{\bar{X}}^2 = C \oplus (\overline{u}_{21}^0,...,\overline{u}_{2r}^0,\overline{u}_{21},...,\overline{u}_{2q})$ . Согласно (7)  $x_{nn}^1 = S_{nn}^1 + t_{nn}^1 + \xi_{nn}^1$  и  $x_{nn}^2 = S_{nn}^2 + t_{nn}^2 + \xi_{nn}^2$ . Тогда для  $\overline{x}_{nn}$  в (21) можно показать, что  $\overline{x}_{nn} = S(u_{nn}^i) + o(D)$ , где  $S(u_{nn}^i)$  — яркость области  $u^i$ , в которую попадает элемент  $x_{nn}$ , а D — диапазон яркостей. Пусть  $\mathbf{X}^1$  и  $\mathbf{X}^2$  согласованы по яркости. Тогда для областей  $u_{1i}^0$  и  $u_{2i}^0$ , отображающих один и тот же объект  $v_i$  на разных изображениях, выполняется:  $S(u_{1i}^0) = S(u_{2i}^0) + o(D)$ . Разность  $\mathbf{\bar{X}}^1$  и  $\mathbf{\bar{X}}^2$ ,  $z_{nn} = \mathbf{\bar{x}}_{nn}^1 - \mathbf{\bar{x}}_{nn}^2$ , согласно (21) будет :

$$z_{mn} = \begin{cases} o(D), & \text{если объекты совпадают,} \\ (\overline{x}_{mn}^{1} - C), & \text{если объект возник только на изображении 1,} \\ (C - \overline{x}_{mn}^{2}), & \text{если объект возник только на изображении 2.} \end{cases}$$
(22)

Если  $|z_{mn}| > \delta$ , в зависимости от знака  $z_{mn}$ , объект детектируется на одном или на другом изображении. Тем самым получен способ отыскания различий на изображениях. Предложена модификация алгоритма, позволяющая преодолеть неточности совпадения границ областей.

Подход к выделению границ объектов. Согласно модели (1) информацию о контурах несет лишь составляющая  $s_{mn}$ , гладкая внутри областей изображения и разрывная на границах между ними. Следовательно из изображения нужно предварительно выделить сглаженную компоненту  $S_{mn}$ , что достигается алгоритмом декомпозиции (12), и уже на ней обнаруживать контурные перепады. Меняя в (12) значение параметра  $n^W$ , можно задавать минимальный размер областей, которые выделятся на изображении как отдельные и будут оконтурены. Эксперименты подтверждают эффективность такого подхода.

*Быстрое корреляционное совмещение изображений*. Сравнение пары изображений часто требует их совмещения. Как правило для этого используется корреляционное совмещение, которое сводится к поиску максимума двумерной функции ковариации изображений **S** и **T**:

$$\operatorname{cov}_{T,S}(v,h) = \sum_{m,n} (b_T(m,n) - \overline{b}_T) (b_S(m-v,n-h) - \overline{b}_S) / W_{v,h} .$$
(23)

Здесь  $b_S(m,n)$  и  $b_T(m,n)$  – значения элементов изображений **S** и **T**,  $\overline{b}_S$  и  $\overline{b}_T$  – средние значения, (v,h) – сдвиг,  $W_{v,h}$  – число точек в пересечении. Для подсчета функции по множеству возможных значений требуется порядка  $M^2N^2$  операций. Но во многих случаях изображения имеют выраженные структурные особенности, например направленность контуров, которые

назовем *квазирегулярностью*. Для подобных изображений удается построить быстрый алгоритм совмещения, позволяющий вычислять корреляцию не для всех возможных пар (*v*,*h*), а лишь для сравнительно небольшого множества точек. Считая для простоты, что квазирегулярность имеет горизонтальную и вертикальную направленность, вычислим средние значения (проекции) изображений **S** и **T** по строкам  $H_S(m)$  и  $H_T(m)$  и по столбцам  $V_S(n)$ ,  $V_T(n)$ . Фильтром высоких частот  $\tilde{f}(x) = f(x) - \sum_{y=x-z}^{x+z} f(y)/(2z+1)$  подавляются яркостные неравномерности каждого из массивов. По соответствующим парам массивов определяются ковариационные функции проекций контурных перепадов:

$$\operatorname{cov}_{V}(v) = \sum_{n \in W} \tilde{V}_{S}(n) \tilde{V}_{T}(n-v) / W$$
 — ковариационная функция по горизонтали,  
 $\operatorname{cov}_{H}(h) = \sum_{m \in W} \tilde{H}_{S}(m) \tilde{H}_{T}(m-h) / W$  — ковариационная функция по вертикали.

Локальные максимумы  $cov_l(v)$  и  $cov_h(h)$  соответствуют совпадению проекций контурных перепадов изображений S и T. Точка глобального максимума двумерной ковариации (23) будет одной из точек локальных максимумов  $cov_l(v)$  и  $cov_h(h)$ , что позволяет искать ее только в узлах сетки  $(v_i, h_j)$ , где  $v_i$  и  $h_j$  — локальные максимумы ковариаций проекций по вертикали и горизонтали. В каждом из узлов определяются значения двумерной ковариаций (23) и выбирается узел с максимальным значением. В его окрестности малыми смещениями находится точка максимума, координаты которой определяют значение сдвига, требуемого для совмещения.

Алгоритм быстрого корреляционного совмещения требует  $K = MN(2 + k_ik_j + v)$  операций, где MN – размеры изображения,  $k_i$  и  $k_j$  – число обнаруженных локальных максимумов проекций, v – число итераций при поиске локального максимума вблизи точки оптимума. Он может быть применен не только к квазирегулярным, но и к другим изображениям; в частности, он использован в процедуре анализа видеопоследовательностей (глава 6).

Решается *научно-техническая задача обнаружения дефектов электронных микросхем* по снимкам их поверхности, формируемым электронным микроскопом. Производится съемка двух повторяющихся структур (с дефектом и без) с одинаковым увеличением, отличающихся сдвигом без поворота. Дефектное изображение (Рис. 6,а) может отображать один или несколько дефектов произвольной формы; на эталонном изображении (Рис. 6,б) дефектов не содержится. Задача состоит в нахождении местоположения и формы дефектов на первом изображении.

Анализ показывает, что формы и размеры объектов разнообразны, но различие яркостных характеристик невелико и можно воспользоваться кусочно-постоянной моделью изображения (7). Текстурно-детальная составляющая *t* отсутствует, поэтому модель упрощается до:

$$x_{ij}^{\nu} = \sum_{u=1}^{V} \delta_{u^{\nu}} \left( S_{mn}^{\nu} + \xi_{ij}^{\nu} \right).$$
(24)

Дефекты на электронных микросхемах возникают из-за появления «грязи» или нарушения формы деталей; на изображениях они выглядят как пятна разнообразной формы и размеров, либо несовпадение форм объектов. Обнаружение сводится к совмещению, предобработке изображений и поиску области дефекта по совмещенным изображениям. Объекты на изображениях обладают квазирегулярностью, поэтому используется рассмотренный выше алгоритм быстрого корреляционного совмещения. Применить алгоритмы обнаружения (19)–(22) нельзя из-за произвольных размеров дефектов; обнаружить дефект пороговым сравнением также не удается. Требуется разработка специального алгоритма поиска различий изображений.

После совмещения дефектного  $\mathbf{X}_D = \{x_D\}$  и эталонного  $\mathbf{X}_E = \{x_E\}$  изображений согласуются их амплитудные характеристики, находятся параметры шума  $\sigma_{\xi}$ , вычисляется сигнал вырав-

нивания  $\overline{d}_{mn} = \sum_{i=m-h}^{m+h} \sum_{j=n-h}^{n+h} (x_D(m,n) - x_E(m,n)) / (2h+1)^2$ , и на основе сравнения дефектного  $X_D$  и эталонного  $X_E$  изображений формируется массив несовпадений. Для этого в каждой точке (m,n)находятся допустимые интервалы:  $[l_D, r_D]$  для дефектного и  $[l_E, r_E]$  для эталонного изображений исходя из значений элементов в окрестности, сигнала выравнивания  $\overline{d}_{mn}$  и уровня шума  $\sigma_{\xi}$ . Если выполняются условия  $l_D(m,n) \le x_E(m,n) \le r_D(m,n)$  и  $l_E(m,n) \le x_D(m,n) \le r_E(m,n)$ , то (m,n)считается точкой совпадения. Сформированный массив со значениями  $(x_D - x_E)$  в точках несовпадений фильтруется для устранения шумовых выбросов.

Осуществляется переход от двумерного изображения к списку областей несовпадений. Объектами операций становятся *пятно, список пятен* и *список ассоциаций*. Для каждого пятна формируются характеристики: координаты пятна, число точек (*N*), суммы положительных ( $\zeta^+$ ) и отрицательных ( $\zeta^-$ ) разностей элементов. На основе значений  $\zeta^+, \zeta^-$  и *N* определяется функционал «*силы*» пятна *Q*. Удаляются пятна на краях изображения, а также «слабые» пятна, отстоящие далеко от «сильных» пятен. Над маской пятен выполняются морфологические операции дилатации и эрозии, завершающиеся удалением пятен малого размера.

Затем происходит удаление ложных пятен. Добавляются новые характеристики и признаки пятен: L — длина границы пятна,  $\Sigma_D^+, \Sigma_D^-, \Sigma_E^+, \Sigma_E^-$  — суммы положительных и отрицательных разностей элементов на границе пятна; R — удаленность от центра;  $D = (\zeta^+ - \zeta^-)(1 - R^2)/N$  разность яркостей;  $C = K ||\Sigma_D^+ - \Sigma_D^-|| - ||\Sigma_E^+ - \Sigma_E^-||/L + (\zeta^+ - \zeta^-)/N$  — функционал «контраста». Устанавливается в 1 фактор заметности пятна F. Сравнение характеристик позволяет удалить одинаковые по форме, но разные по яркости области, а также подавить пятна, удаленные от центра изображения. Выбирается главное пятно с максимумом функционала  $\varphi = QCF \log N$  и снижаются факторы F у далеко отстоящих от него пятен. Пятна с малыми значениями C, Q, N, D и F удаляются. Полученная маска пятен считается окончательным результатом (Рис. 6,в).



Рис. 6. Обнаружения дефектов электронных микросхем: а) изображение с дефектом; б) эталонное изображение; в) маска пятен дефектов.

Экспериментальная проверка алгоритма на 464 тестовых снимках показала его полное соответствие предъявляемым требованиям в 92% и частичное — в 6,25% случаев.

Результаты, изложенные в Главе 4, опубликованы в работах [3, 10, 23, 28, 46-48, 60, 61].

**В пятой главе** исследуются проблемы *сегментации изображений*. Цель сегментации — разбиение изображения на множество непересекающихся областей, ассоциируемых с объектами сцены в соответствии с заданными критериями. Исследуются сегментация прослеживанием контуров объектов при сложном виде границ и цвето-текстурная сегментация изображений общего вида на основе оценки расстояний в объединенном пространстве признаков. Сегментация прослеживанием контуров исследуется на примере задачи, возникающей в контроле изготовления электронных микросхем, – анализе микроснимков поверхности пластин. Особенность в том, что возможны два типа границ между областями (Рис. 7,а): в виде разделяющих области контрастных линий (первый тип) и в виде яркостного перепада (второй тип). Выбран подход, основанный на обнаружении и прослеживании линий границ областей.

Два типа границ требуют различных подходов к построению алгоритмов их обнаружения. Границы первого типа в виде тонких линий выделяются алгоритмом обнаружения объектов малой площади, основанным на декомпозиции. Согласно (20), сигнал с границами первого типа получается разностью  $t^{1}_{mn} = x_{mn} - S_{mn}$ , где  $S_{mn}$  — сглаженная компонента после декомпозиции (12). Значение  $n^{W}$  в (12) следует выбирать исходя из соотношения  $n^{W} > dL$ , где L — размер фрагмента, а d — максимально возможная ширина контрастной линии между областями.

Изображение с границами второго типа (яркостного перепада) приводится к границам первого типа применением операции декомпозиции (12) и обнаружением контурных перепадов по сглаженной компоненте  $S_{mn}$ , используя размах значений элементов по окрестности:  $t^2_{mn} = \max\{x_{ij} \in v_{mn}\} - \min\{x_{ij} \in v_{mn}\}$ . Изображения  $t^i_{mn}$  с границами обоих типов будем называть выровненными. Сложение изображений  $t^1_{mn}$  и  $t^2_{mn}$  не может использоваться, т.к. некоторые границы относятся к обоим типам и их детектируемые положения не совпадают, что приводит к неточностям проведения контурных линий.

Единый вид выровненных изображений позволяет разработать общий алгоритм проведения контуров, включающий формирование поля направлений, определение контурного порога и прослеживание линий. В результате формируются карты контуров первого и второго типов, которые уже объединяются с учетом их несовпадения. Осуществляется проверка корректности линий, продолжение линий до замыкания, обнаружение и удаление ложных линий. Результатом проведения замкнутых контурных линий является разбиение изображения на связные области, т.е. его сегментация (Рис. 7,б). Алгоритм тестировался на наборе из 758 снимков и показал результаты, удовлетворяющие требуемым критериям точности, в 98,3% случаев.



Рис. 7. Исходное изображение с электронного микроскопа (а) и результат его сегментации (б).

Цвето-текстурная сегментация формулируется как разбиение изображения на связные области, отличающиеся от соседствующих по яркостным, цветовым и текстурным характеристикам. Особенности задачи: число классов заранее не известно, не ставится задача объединения в один класс несвязных областей, на протяжении областей характеристики могут изменяться, важным является пространственная связность. Один объект может отображаться в пространстве признаков протяженной областью сложной формы, а различные — близкими и пересекающимися областями. Решение ищется в пространстве координат изображения на основе анализа

сходства в пространстве признаков. Цель исследования — построение объединенного пространства признаков, выбор в нем адекватной метрики и разработка алгоритма сегментации.

Анализ измеримых характеристик привел к решению строить полное пространство признаков как объединение яркостного, цветового и текстурного подпространств. Для первых двух выбрано пространство **BHS**, разделимое на *яркостное* (**B**) и *цветовое* (**HS**) подпространства.

*Текстурное* подпространство составляется из набора оценок изменчивости по множеству направлений и масштабов на основе анализа текстурно-детальной компоненты т в (8), получаемой декомпозицией (12) яркостной компоненты **B**. Проведем в анализируемой точке отрезок длиной 2L+1 под углом  $\alpha_k = k\pi/K$  (k=0,...,K-1), значения точек  $x_i$  которого равны ближайшим пикселям. Используя градиент  $d_i = x_{i+1} - x_i$  и весовую функцию  $q_i = \cos(i\pi/2L)/\sum \cos(i\pi/2L)$  найдем положительные  $v^+ = \sum_{i=-L}^{L-1} q_i d_i$  по  $d_i > 0$  и отрицательные  $v^- = -\sum_{i=-L}^{L-1} q_i d_i$  по  $d_i < 0$  перепады вдоль отрезка. Значение  $v_k = \min(v^+, v^-)$  составит локальную вариацию градиента  $v_k$  по направлению k. Локальная осцилляция градиента  $g_k$  определяется как число перемен знака градиента  $d_i$  на отрезке ( $-L \le i \le L$ ) таких, что  $|d_i| > \delta$ , где  $\delta$ — порог чувствительности. Текстурный отклик  $t_k$ задается произведением  $v_k g_k$ ; для выравнивания контраста текстур используется функция арктангенса:  $t_k = \operatorname{arctg}(\alpha v_k g_k)$ . Текстура является масштабно-зависимой характеристикой; меняя шаг между точками отрезка  $x_i$ , получим отклики соответствующего масштаба  $t^n$ . Формируемые *текстурные признаки*  $t_k^n$  в каждой точке по направлениям 0,...,K-1 и масштабам 1,...,N, а также общий уровень текстуры в точке T представляются следующими значениями:

$$T = \sum_{n=1}^{N} w^n \sum_{k=0}^{K-1} t_k^n, \quad \text{где} \quad t_k^n = \arctan(\alpha v_k^n g_k^n).$$
(25)

Объединенный набор яркостных, цветовых и текстурных признаков составляет полный вектор признаков, а многообразие таких векторов — пространство яркостно-цвето-текстурных признаков, которое назовем *объединенным пространством признаков*. Для измерения близости в пространстве признаков вводится расстояние D(x,y); будем называть его метрикой (важным является лишь D(x,y)=D(y,x) и D(x,x)=0). Поскольку допустима редукция пространства признаков, предложены метрики в каждом из подпространств, объединяемые в общую.

Яркостная метрика  $D_B(x,y)$  определяется как модуль разности яркостей  $B_x$  и  $B_y$  в двух точках *x* и *y* одномерного подпространства **B**:

$$(26) (26)$$

Цветовая метрика в подпространстве **HS** задается формулой:

$$D_{C}(x,y) = \left[ w_{H} \varphi_{B}(x,y) \varphi_{S}(x,y) \left( \min(|H_{x} - H_{y}|, 2\pi - |H_{x} - H_{y}|) \right)^{2} + w_{S} \varphi_{B}(x,y) (S_{x} - S_{y})^{2} \right]^{1/2}.$$
 (27)

Здесь  $H_i$  и  $S_i$  (i=x;y) — значения компонент цветности и насыщенности;  $w_H$  и  $w_S$  — весовые коэффициенты;  $\varphi_B(x,y) = F((B_x+B_y)/B_0)$ ,  $\varphi_S(x,y) = F((S_x+S_y)/S_0)$ , где  $B_0$  и  $S_0$  — значения уровней нечувствительности, а  $F(z) = (2/\pi) \operatorname{arctg}(z)$  является ограничителем. Подавляется цветность при малых значениях яркости и насыщенности, а также насыщенность при малых яркостях.

Текстурная метрика задается формулой:

$$D_T(x, y) = \sum_{n=1}^N w^n \sum_{k=1}^K |t_k^n(x) - t_k^n(y)|,$$
(28)

где  $t_k^n(x)$  и  $t_k^n(y)$  — текстурные отклики (25) x и y, а  $w^n$  — весовой коэффициент уровня n.

Объединенная яркостно-цвето-текстурная метрика определяется как взвешенная сумма расстояний в яркостном (26), цветовом (27) и текстурном (28) подпространствах:

$$D(x, y) = w_B D_B(x, y) + w_C D_C(x, y) + w_T D_T(x, y).$$
<sup>(29)</sup>

Процедура сегментации включает две стадии. На первой изображение преобразуется в набор малых кластеров, объединяющих соседние элементы с близкими признаками. Использован пирамидально-рекурсивный алгоритм с получением уменьшенного изображения уровня n+1 на основе изображения уровня n, применяемый до предельного уменьшения изображения. В качестве домена выбран квадрат  $2\times2$ . Анализ начинается с нижнего уровня (изображения) и заканчивается верхним, состоящим из одного узла; при этом строится квадродерево. Для узла уровня n+1 анализируются четыре узла уровня n. Из близких по параметрам и не разделенных узлов составляется домен; его информация передается в узел уровня n+1. Не объединенные узлы остаются «подвешенными». В новом узле запоминаются средние параметры и форма контура в домене предыдущего уровня. Каждый узел служит вершиной поддерева и содержит информацию об узлах под ним. По окончании прямого прохода каждый узел либо принадлежит поддереву, начинающемуся выше, либо сам является корнем поддерева.

Синтез первичных кластеров осуществляется при обратном проходе по квадродереву. На каждом уровне «подвешенным» вершинам поддеревьев назначаются новые номера кластеров, передающиеся на все элементы поддерева. Процедура рекурсивно распространяется на все дерево начиная с вершины и формируется первичная карта кластеров. Деление кластеров в дальнейшем невозможно, поэтому критерием является максимальная детализация изображения.

Задача второй стадии — сокращение числа сегментов при минимальном ошибочном слиянии объектов. Формируется граф соседства кластеров, в котором каждому из них соответствует узел, а ребра соединяют пары граничащих кластеров. Вычисляется набор характеристик каждого кластера, включающий число элементов и средние значения признаков. Признаки соседних узлов сравниваются, кластеры с близкими признаками сливаются, а характеристики усредняются. Кроме используемых ранее признаков доступны новые, связанные с морфологией и соседством кластеров. Метрика (29) расширяется добавлением новых характеристик — размеров сравниваемых кластеров P(x). Модифицированное расстояние между кластерами u и v в расширенном пространстве признаков определяется формулой:

$$\tilde{D}(u,v) = \left[ w_C + w_T \left( 1 - t(u,v) p(u,v) \right) \right] s(u,v) (w_B D_B(u,v) + w_C D_C(u,v)) + \left[ \left( 1 - s(u,v) \right) (w_C + w_T) + w_T s(u,v) t(u,v) p(u,v) \right] D_T(u,v).$$
(30)

Здесь  $D_B(u,v)$ ,  $D_C(u,v)$  и  $D_T(u,v)$  — яркостная, цветовая и текстурная метрики в соответствующих подпространствах признаков, задаваемые формулами (26)–(28). Функции *p*, *t* и *s* зависят от размеров, текстуры и цветовой насыщенности кластеров *u* и *v*, и задаются выражениями:

 $p(u,v) = F(\min(P(u),P(v))/P_0), t(u,v) = (T(u)+T(v))/2T_{\max}, s(u,v) = 0.5 + 0.5F(\max(S(u),S(v))/S_0).$ Формула (30) заменяет в расширенном пространстве признаков формулу (29). Множители перед ( $D_B(u,v) + D_C(u,v)$ ) и  $D_T(u,v)$  — модифицированные веса яркостно-цветовой и текстурной составляющих; сумма их постоянна. Введение функции p, t и s имеет целью уменьшить вес компонент, если одно или несколько значений признаков становятся малыми.

Процедура вторичной сегментации построена по итеративной схеме. Набор узлов графа (кластеров) анализируется в порядке убывания размеров кластеров. Для каждого очередного узла  $u_n$  просматривается набор соседних узлов  $v_i$ ; если  $\tilde{D}(u_n, v_i) < \theta$ , то узел  $v_i$  сливается с узлом  $u_n$ . Все связи узла  $v_i$  переориентируются на узел u, и корректируются характеристики и связи объединенного узла. Сравнение повторяется со следующим соседним узлом  $v_{i+1}$ . По окончании

просмотра соседних узлов переходится к следующему узлу  $u_{n+1}$ . Цикл выполняется итеративно с увеличением порога  $\theta$ . Критерием окончания служит отсутствие пар кластеров с расстоянием меньше порога. Пример цвето-текстурной сегментации показан на Рис. 8.

С точки зрения выбора критериев оптимизации, сегментация изображений общего вида является трудно формализуемой задачей. Оценка качества сегментации изображений общего



вида требует морфологического анализа и интерпретации сцены (подтверждается многими исследователями). Выбор параметров и экспертное оценивание производились по более чем 250 изображениям различных классов (тестовые и синтезированные сцены, изображения из открытых баз данных и библиотек, изображения реальных сцен, портреты, пейзажи и пр. без существенных ограничений). Результаты сегментации были признаны приемлемыми, а алгоритм эффективным.

Рис. 8. Сегментация цвето-текстурного изображения.

Результаты, изложенные в Главе 5, опубликованы в работах [5, 11, 12, 42, 43, 54].

**В шестой главе** исследуется применение разработанных модели и методов обработки изображений для анализа видеоданных на примере автоматической обработки и извлечения информации из видеопоследовательностей, формируемых компьютерным капилляроскопом. Основное применение капилляроскопа — визуальный анализ форм капилляров и измерение скорости кровотока. Как правило, областью наблюдений является ногтевое ложе пальцев рук. Стенки капилляров прозрачны, видны лишь группы эритроцитов (Рис. 9,а). Для осуществления автоматического анализа необходимо выполнить предварительную обработку и синхронизацию видеокадров, выбрать наилучший для анализа капилляр, найти его границы и определить скорость движения эритроцитов в выбранной области капилляра.

Анализируются искажения исходных видеокадров. Предлагаются методы их устранения и алгоритмы для выравнивания яркостей и усиления локальных контрастов. Существенным искажением является дрейф наблюдаемых объектов (капилляров) в поле изображения, вызываемый дрожанием пальца обследуемого. Величина смещения, вызванного дрейфом, измеряется алгоритмом быстрого совмещения (глава 4). Компенсацией дрейфа и суммированием кадров формируется усредненное изображение (Рис. 9,6), которое затем используется для анализа и построения карты контурных линий капилляров. Получение карты линий включает: выделение опорных областей капилляров, построение первичной карты контурных линий, синтаксическую фильтрацию, корректировку дефектов линий, упрощение карты линий (Рис. 9,в). По полученным картам линий и областей, используя ряд критериев их расположения и размеров, выбирается наиболее подходящий для анализа капилляр, называемый *мажоритарным*.

Для морфологического анализа и корректировки контурных линий производится переход от растрового к векторному описанию линий. Линия *L* представляется упорядоченным набором точек  $p(z) \in L$ , (z=1,...,Z). Выберем подмножество *L*' точек линии *L* из элементов  $q(z) \in L'$ , взятых с шагом *d*:  $q(z)=p(z \cdot d)$ , (z=1,...,Z'), где Z'=Z/d. Проведем векторы V(i), (i=1,...,Z'-1) между парами точек q(i) и q(i+1):  $V(i) = \overline{q(i)q(i+1)}$ . Обозначим через  $\gamma(i)$  угол между V(i) и V(i+1), а

через  $\beta(i)$  — накопленный угол:  $\beta(i)=\sum_{j=1}^{i}\gamma(j)$ . Последовательность  $\alpha(i)=\beta(i)-\sum_{z=1}^{Z-2}\beta(z)/(Z-2)$  назовем *морфологической характеристикой линии*. Морфологическая характеристика корректной контурной линии содержит два горизонтальных участка и крутой участок перехода между ними, соответствующие артериальному, венозному и переходному отделам капилляра. С точностью до поворота контурная линия повторяет форму буквы U (имеет U-форму).



Рис. 9. а) Кадр видеопоследовательности после устранения искажений; б) усредненное изображение; в) результирующая карта линий.

Карта контурных линий мажоритарного капилляра должна включать две контурные линии — внутреннюю и внешнюю. При каноническом расположении первой считается внутренняя, а второй — внешняя линия, причем последовательность точек каждой из линий упорядочена так, что начало находится в вершине левой ветви U-формы. Анализ морфологических характеристик линий позволяет привести их в каноническое расположение. Обозначим через  $TR_{beg}$  и  $TR_{end}$  координаты начала и конца переходной области линии и введем параметр крутизны перехода  $G = (\alpha(TR_{end}) - \alpha(TR_{beg}))/(TR_{end} - TR_{beg})$ . Если G > 0, то контурная линия ориентирована правильно. Если G < 0, то линия является обратно ориентированной и последовательность точек должна быть перевернута. Значение G обратно пропорционально радиусу закругления переходной области. Если  $|G_1| > |G_2|$ , то первая линия — внутренняя и расположение является каноническим; в противном случае линии необходимо переставить местами.

Вычисление скорости по видеоданным производится по формуле  $v = \Delta s/\Delta t$ , где  $\Delta s$  — межкадровое смещения объекта, а  $\Delta t$  — период кадра. Определение  $\Delta s$  возможно при помощи корреляционного анализа. Для этого необходима аналитически заданная область анализа, но для фигуры сложной конфигурации (капилляра) такой нет. Решение состоит в преобразовании области капилляра в область простой формы. Считаем, что исходная область ограничена парой параметрически заданных кривых **A** и **B**: a(l),  $(0 \le l \le L_A)$  и b(l),  $(0 \le l \le L_B)$  и краевыми отрезками [a(0),b(0)] и  $[a(L_A),b(L_B)]$  (Рис. 10,а). Предполагается, что у линий нет пересечений и само-пересечений (*условие*-1). Задача ставится как нахождение гомеоморфного отображения такой области в прямоугольник размерами (M+1)×(N+1) (Рис. 10,6).

Отобразим кривые **A** и **B** пропорционально в верхнюю и нижнюю строки прямоугольника. Выберем столбец *n* массива результата: [(0,n),...,(M,n)]. В начальную его точку (0,n) отобразится точка первой кривой  $a(l_A)$ ,  $l_A = (n/N)L_A$  с координатами  $(x_A,y_A)$ , а в конечную (M,n) — точка второй кривой  $b(l_B)$ ,  $l_B = (n/N)L_B$  с координатами  $(x_B,y_B)$ . Промежуточная точка столбца (m,n)будет отображением точки с координатами (x,y), где  $x = (M-m)x_A + mx_B$ , а  $y = (M-m)y_A + my_B$ . Тем самым отрезок  $[l_A, l_B]$  пропорционально отобразится в столбец [(0,n),...,(M,n)] результата. Необходимо также *условие*-2: отрезки  $[l_A(n), l_B(n)]$  не должны иметь иных пересечений с кривыми **A** и **B**. Полученное отображение будем называть *распрямляющим*. Отрезки  $[l_A(n), l_B(n)]$  являются сечениями капилляра. Следствием *условия*-2 является то, что сечения не пересекаются между собой. Сечения не перпендикулярны некоторой срединной линии капилляра, но объем, протекающий через сечение за единицу времени, не зависит от наклона сечения.



Рис. 10. Иллюстрация распрямляющего преобразования.

Длины отделов внутренней и внешней контурных линий могут заметно отличаться, что может привести к нарушению *условия*-2, которое зависит как от формы, так и от расположения кривых. Во избежание этого выполним распрямляющие преобразования для каждого отдела капилляра по отдельности, а затем соединим полученные массивы в один. Для разграничения отделов необходимы дополнительные построения. Найдем *срединную линию капилляра c(l)*,  $(0 \le l \le L_C)$  как множество точек, равноудаленных от каждой из двух контурных линий капилляра; эта линия служит основой для определения границ отделов капилляра. Аналогично контурной линии найдем начало и конец переходного отдела срединной линии *c*<sub>Tbeg</sub> и *c*<sub>Tend</sub>. Найдем на линиях **A** и **B** точки, ближайшие к характерным точкам срединной линии: *a*<sub>0</sub>, *a*<sub>Tbeg</sub>, *a*<sub>Tend</sub>, *b*<sub>end</sub>. Отрезки [*a*<sub>Tbeg</sub>,*b*<sub>Tbeg</sub>] и [*a*<sub>Tend</sub>,*b*<sub>Tend</sub>] считаются границами начала и конца переходного отдела капилляра. Зная границы всех трех отделов, выполним распрямляющие отображения для каждого из них по отдельности, объединить результаты и сформируем полное распрямляющее отображение для всего капилляра. Срединная линия и картина сечений капилляра показаны на Рис. 10,в.

Размеры результирующего массива могут быть любыми, но естественно выбрать длину срединной линии (N) и средний диаметр капилляра (M). Строится матрица отображения, в элементы которой заносятся координаты соответствующей точки на синхронизованном кадре. Из каждого исходного кадра по этой матрице формируется новый кадр, размеры которого равны  $M \times N$ . Синтезируется новая видеопоследовательность с тем же числом кадров, содержащая только информативную часть видеоданных, приведенную к виду, удобному для анализа динамики кровотока. В связи с высокой вариативностью форм групп эритроцитов и низким контрастом, каждый кадр подвергается операциям выравнивания яркости, порогового разделения сигнала и низкочастотной фильтрации (Рис. 11).

Рис. 11. Полный кадр синтезированной видеопоследовательности после распрямляющего преобразования и обработки.

Вычисляется функция ковариации  $R_k(n,t) = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{z=-Z}^{Z} b_k(m,n+z) b_{k-1}(m,n+z+t)/S$ , где  $b_k(m,n)$ и  $b_{k-1}(m,n)$  — элементы текущего и предыдущего кадров в точке (m,n),  $S = M \times (2Z+1)$  — размер окрестности анализа,  $R_k(n,t)$  — функции ковариации в точке n для смещения t. Смещение в точке n находится как значение  $t_n$ , при котором достигается максимум функции ковариации:  $d_k(n) = t_n | R(n,t_n) = \max_{Z \le t \le Z} (R_k(n,t_n))$ . Межкадровое смещение  $d_k(n)$  на время между кадрами получаем значение мгновенной скорости V(k,n). Формируется карта мгновенных скоростей размерами  $K \times N$ , где K —число кадров, а N — длина капилляра. Массив V(k,n) дополнительно подвергается низкочастотной фильтрации. Среднее значение V(k,n) по строкам (вдоль капилляра) дает зависимость средней скорости в капилляре от времени (Рис. 12). Усреднение V(k,n) по столбцам дает среднюю скорость потока в разных точках капилляра. Зная масштаб съемки, по контурным линиям капилляра вычисляются размер и площадь сечения капилляра. Произведение площади сечения на скорость потока дает мгновенный объем кровотока в любом сечении капилляра.



Эксперименты показали, что вероятность безошибочного обнаружения мажоритарного капилляра, проведения контурных линий и определения скорости кровотока — около 87%.

Результаты, изложенные в Главе 6, опубликованы в работах [4, 6, 8, 48, 50, 52].

Седьмая глава посвящена вопросам *перехода от 2D- к 3D-изображениям*. Под *трехмерным (3D-) изображением* (непрерывным или дискретным) понимается функция трех координат F(x,y,z), являющаяся отображением (проекцией) объемного участка трехмерного пространства, включая все содержащиеся в нем объекты. При этом значение функции F в точке (x,y,z) является величиной, имеющей свойства плотности некоторой выбранной физической характеристики, смысл которой определяется источником формирования изображения.

Дискретное 3D-изображение представляется трехмерным массивом  $\mathbf{X} = [x_{mnk}]$  размерами  $M \times N \times K$ , каждый элемент (воксель)  $x_{mnk}$  которого — квантованное на  $(x_{max}+1)$  градаций значение функции F (для единообразия называемое *яркостью*). Области, отвечающие деталям сцены, плотно заполняют трехмерное изображение, а контурами являются пространственные границы между ними. Проекция 3D-изображения на плоскость любого направления, или сечение его любой плоскостью дают двумерный сигнал со свойствами обычного 2D-изображения. Область анализа 3D-изображения — связное множество элементов  $x_{ijl} \in V_d(x_{mnk})$ , отстоящих от центрального элемента  $x_{mnk}$  на расстояние не далее, чем d. Локальные операции, когда результат  $y_{mnk}$  зависит лишь от значений  $x_{ijl}$ , в области анализа  $V_d(x_{mnk})$ , описываются формулой

$$y_{mnk} = F\{x_{ijl} \mid x_{ijl} \in V_d(x_{mnk})\}.$$
(31)

Трехмерное изображение, как и двумерное, представимо *двухмасштабной многокомпонентной моделью*, описывающей взаимосвязи элементов в области анализа малого и большого размеров. Подобно (1), значения вокселей 3D-изображения *x<sub>mnk</sub>* рассматриваются как сумма

$$x_{mnk} = S_{mnk} + t_{mnk} + \xi_{mnk},\tag{32}$$

где компонента  $S_{mnk}$  определяет яркости протяженных кусочно-гладких областей,  $t_{mnk}$  — текстурно-детальная, а  $\xi_{mnk}$  — шумовая компоненты. Компоненты полагаются независимыми, а  $t_{mnk}$  и  $\xi_{mnk}$  — нормально распределенными и несмещенными.

Модель окрестности 3D-изображения расширяет 2D-модель (2). Воксели изображения разделяются на контурные и внутренние, составляя вместе полное изображение. По значениям

вокселей из  $V_{mnk}$  методом наименьших квадратов проводится гиперплоскость, составляющая с гиперплоскостью **MNK** угол, характеризуемый вектором  $\mathbf{g}_{mnk}$ . Значения  $x^r_{mnk} \in V_{mnk}$  связываются формулой  $x^r_{mnk} = \mu_{mnk} + \rho^r g^r_{mnk} + \gamma^r_{mnk}$ , где  $\mu_{mnk}$  — значение гиперплоскости в точке (m,n,k),  $\rho^r$  — расстояние между  $x_{mnk}$  и  $x^r_{mnk}$ ,  $g^r_{mnk}$  — проекция  $\mathbf{g}_{mnk}$  на вектор из  $x_{mnk}$  в  $x^r_{mnk}$ , а  $\gamma^r_{mnk}$  — случайная величина. Вводится контурная маска  $\mathbf{E} = [e_{mnk}]$ :  $e_{mnk} = 1$  для контурных и  $e_{mnk} = 0$  для внутренних вокселей. Сделав замены, аналогичные формуле (3), получим формулу модели 3D-окрестности, описывающую статистические взаимосвязи входящих в нее вокселей:

 $x^r_{mnk} = \mu_{mnk} + e^r_{mnk} \left( \phi^r_{mnk} \rho^r + \zeta^r_{mnk} \right) + (1 - e^r_{mnk}) \left( \psi^r_{mnk} \rho^r + \eta^r_{mnk} \right).$ 

В модели фрагмента 3D-изображения, как и в модели (6), гладкие составляющие  $S^{z}$ частей областей  $U^{z}$  (z=1,...,Z), попавших во фрагмент  $W_{mnk}$ , представляются полиномом степени  $\omega: S^{z}_{mnk}(W_{mnk}) = \sum_{z=1}^{Z} \delta_{U^{z}} \sum_{p=0}^{\omega} \sum_{q=0}^{\omega-p-q} a_{pqr}^{v} i^{p} j^{q} l^{r}$ . Здесь (i,j,l) — точка области  $U^{z}$  в  $W_{mnk}$ ;  $\delta_{U^{z}} = 1$ , если (i,j,l)  $\in U^{z}$ . Добавляя текстурно-детальную  $t_{ijl}$  и шумовую  $\xi_{ijl}$  компоненты, получим общую формулу модели, описывающей воксели областей внутри фрагмента  $W_{mnk}$ :

$$x_{ijl}^{z} = \sum_{\nu=1}^{V} \delta_{U^{z}} \left( \sum_{p=0}^{\omega} \sum_{q=0}^{\omega-p} \sum_{r=0}^{\omega-p-q} a_{pqr}^{z} i^{p} j^{q} l^{r} + t_{ijl}^{z} + \xi_{ijl} \right).$$
(33)

Во многих случаях можно ограничиться  $\omega = 0$  и упростить (33) до кусочно-постоянной модели:

Многие методы *частотной фильтрации*, использующие ортогональные преобразования (Фурье, Уолша-Адамара, Хаара, косинусное и пр.), модифицируются сравнительно несложно как при переходе от 1D- к 2D-сигналам, так и при переходе к 3D-сигналам. Это показывается на примере преобразований Фурье. Трехмерными становятся пространственная и частотная области представления данных. Все основные свойства преобразования при этом сохраняются.

Пространственная фильтрация обычно осуществляется локальными операторами по общей формуле (31) с выбранными областью анализа  $V_d(x)$  и функцией  $f(\cdot)$ . Методы преобразований, основанные на оценках вида среднего значения по фрагменту (сглаживание, выделение низко- или высокочастотной составляющей, улучшение изображения) обобщаются формулой

 $y_{mnk} = f(x_{mnk} - S_{mnk}, v_{mnk}) + bS_{mnk} + c$ , аналогичной (16). Здесь  $x_{mnk}$  — значение центрального элемента,  $S_{mnk}$  и  $v_{mnk}$  — оценки сглаженного значения и локальной изменчивости по области анализа, f(u,v) — зависимость изменения контраста, b и c — параметры преобразования.

Декомпозиция 3D-изображения, означающая в терминах модели (32) разделение его на сглаженную S и текстурно-детальную  $(t+\xi)$  компоненты, может быть выполнена алгоритмом, близким алгоритму для двумерного изображения (12). При этом необходимо использовать трехмерные окрестность  $V_{mnk}$  и фрагмент  $W_{mnk}$  размерами  $l \times l \times l$  и  $L \times L \times L$ , соответственным образом задать яркостные интервалы  $\Delta^{V}$  и  $\Delta^{W}$ , а также параметры размеров  $n^{V} < l^{3}/2$  и  $n^{W} < L^{3}/2$ . Значение сглаженной компоненты  $S_{mnk}$  находится аналогично (12) как функционал:

$$S_{mnk} = \mathbf{A}(W_{mnk}, \overline{x}_{mnk}, n^W, \Delta^W).$$
(34)

Алгоритм декомпозиции 3D-изображений (34), как и алгоритм для 2D-изображений, может быть применен во всех тех случаях, когда требуется сглаживание или улучшение изображения (в качестве компоненты *S*<sub>mnk</sub>), а также для *обнаружения объектов*. Также допустимы три варианта обнаружения объектов по их объему: обнаружение объектов с объемом

(числом элементов)  $N^j < T_1$ ,  $N^j > T_2$ , и обнаружение объектов с объемом в интервале  $T_1 < N^j < T_2$ . Как и в 2D, понятие объема тоже «локальное», т.е. объем части объекта внутри фрагмента  $W_{mnk}$ .

Исследуются модификации базовых *операторов контурных перепадов* при переходе от 2D- к 3D-изображениям. Идеальное 3D-контурное изображение есть совокупность поверхностей, разделяющих объекты произвольной формы. Сечение 3D-контурного изображения плоскостью дает двумерную карту контуров, которая может не совпадать с картой, получаемой проведением контуров по 2D-изображению — сечению 3D-изображения той же плоскостью. В основе алгоритмов обнаружения контуров обычно лежат операторы контурных перепадов, использующих оценки значений первой или второй производной.

Модификация *оператора Робертса* для 3D-изображения представляет собой сумму модулей разностей значений элементов в диагоналях куба из 2×2×2 вокселей:

 $y(m,n,k) = \{|x(m,n,k) - x(m+1,n+1,k+1)| + |x(m+1,n,k) - x(m,n+1,k+1)| + |x(m+1,n,k) - x(m+1,k+1)| + |x(m+1,n,k) - x(m+1,k+1)| + |x(m+1,k+1)| + |x(m+1,k+1)$ 

+ |x(m,n+1,k) - x(m+1,n,k+1)| + |x(m,n,k+1) - x(m+1,n+1,k)| /4.

Модификация *оператора Собела* для 3D-изображения выражается через частные отклики по каждому из направлений *m*, *n* и *k* как модули разностей сумм. Для направления *m* получим:

 $y_m(m,n,k) = |ax(m-1,n-1,k-1)+bx(m-1,n-1,k)+ax(m-1,n-1,k+1)+$ 

+bx(m-1,n,k-1)+cx(m-1,n,k)+bx(m-1,n,k+1)+ax(m-1,n+1,k-1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)-bx(m-1,n+1,k)+bx(m-1,n,k-1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k-1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)-bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k)+ax(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1,k+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(m-1,n+1)+bx(

-ax(m+1,n-1,k-1) - bx(m+1,n-1,k) - ax(m+1,n-1,k+1) - bx(m+1,n,k-1) - cx(m+1,n,k) - bx(m+1,n,k+1) - ax(m+1,n+1,k-1) - bx(m+1,n+1,k) - ax(m+1,n+1,k+1) |/(4a+4b+c).

Аналогично записываются модули разностей  $y_n(m,n,k)$  и  $y_k(m,n,k)$  для направлений n и k, после чего трехмерный оператор Собела выражается через сумму откликов по трем направлениям:

 $y(m,n,k) = y_m(m,n,k) + y_n(m,n,k) + y_k(m,n,k).$ 

Модификация оператора Лапласа для 3D-изображения записывается формулой:

$$y_{mnk} = x_{mnk} - \sum_{x_{ijl} \in V_{mnk}} x_{ijl} / Q_V$$

Здесь  $V_{mnk}$  — окрестность точки  $x_{mnk}$ , не включающая точку  $x_{mnk}$ , а  $Q_V$  — число точек в ней.

Возможно построение и других операторов контурных перепадов, например размаха значений элементов окрестности  $V_{mnk}$ :  $y(m,n,k) = \max \{x_{ijl} \mid x_{ijl} \in V_{mnk}\} - \min \{x_{ijl} \mid x_{ijl} \in V_{mnk}\}$ .

Модификация быстрых алгоритмов. Для функции  $f(\cdot)$  в (31) общего вида не существует рекуррентных соотношений для вычисления следующих значений на основе предыдущих. Но в ряде случаях для 3D-сигналов построить быстрые алгоритмы удается. Вычисление суммы по прямоугольному параллелепипеду является расширением на 3D одного из наиболее используемых алгоритмов — вычисления суммы по прямоугольному фрагменту. Обозначим сумму значений элементов  $x_{ijl}$  в прямоугольном параллелепипеде с угловыми координатами (i,j,l) и (m-1,n-1,k-1) через  $S_{(ijl)(mnk)} = \sum_{u=i}^{m-1} \sum_{v=j}^{k-1} \sum_{w=l}^{k-1} x_{uvw}$ . Классический алгоритм рекурсивного вычисления суммы по параллелепипеду размерами  $H \times L \times J$  при переходе к соседнему элементу:

 $S_{(m,n,k+1)(m+H,n+L,k+J+1)} = S_{(m,n,k)(m+H,n+L,k+J)} - S_{(m,n,k)(m+H,n+L,k+1)} + S_{(m,n,k+J)(m+H,n+L,k+J+1)}.$  (35) Данный алгоритм требует 6 арифметических операции независимо от размеров фрагмента, и кроме того (*K* + *N*×*K*) ячеек для хранения массивов сумм по граням и по столбцам.

Возможен также другой алгоритм. Пусть для каждой точки (m,n,k) подсчитаны суммы по параллелепипеду с диагональными элементами  $x_{000}$  и  $x_{m-1,n-1,k-1}$ , обозначенные  $S_{mnk} = S_{(000)(mnk)}$ . Нетрудно показать, что для вычисления суммы  $S_{(iil)(mnk)}$  справедлива следующая формула:

$$S_{(ijl)(mnk)} = S_{mnk} - S_{mjk} - S_{mnl} - S_{ink} + S_{mjl} + S_{ijk} + S_{inl} - S_{ijl}.$$
(36)

Здесь для вычисления каждого значения  $S_{mnk}$  нужно 3 операции, плюс для вычисления t сумм  $S_{(ijl)(mnk)}$  по (36) требуется 7t операций. Объем дополнительной требуемой памяти составит  $M \times N \times K$  ячеек с разрядностью, достаточной для хранения значений сумм  $S_{mnk}$ .

Аналогичным образом можно определять дисперсии по фрагменту  $D_{(ijl)(mnk)}$ , вычисляя значения сумм квадратов  $S_{(mnk)}(x^2)$  для каждой из точек (m,n,k) и для прямоугольного параллелепипеда  $S_{(ijl)(mnk)}(x^2)$ , и пользуясь затем формулой  $D_{(ijl)(mnk)} = \{S_{(ijl)(mnk)}(x^2) - (S_{(ijl)(mnk)})^2\}/N_{(ijl)(mnk)}$ , где  $S_{(ijl)(mnk)}(x^2)$  — сумма квадратов значений элементов, попадающих в параллелепипед, а  $N_{(ijl)(mnk)} = (m-i) \times (n-j) \times (k-l)$  — общее число точек в параллелепипеде.

Порядковые статистики по фрагменту вычисляются на основе распределения значений яркости его элементов (гистограммы)  $h^{W}(x)$  и интегральной характеристики  $F^{W}(x) = \sum_{i=0}^{x} h^{W}(x)$ ;  $F^{W}(x_{\max}) = N^{W}$ , где  $x_{\max}$  — максимальное значение яркости, а  $N^{W}$  — число точек во фрагменте W. Порядковые статистики  $R^{W}(n)$  определяются как  $R^{W}(n) = z$ , если  $F^{W}(z-1) < n \le F^{W}(z)$ . Алгоритм скользящего вычисления гистограммы по фрагменту строится аналогично (35): смещение фрагмента к следующей точке требует удаления точек на одной грани фрагмента и добавления точек на противоположной грани. В 3D случае для перехода от точки (m,n,k) к точке (m,n,k+1) требуется  $2H \times L$  операций, где  $H \times L$  — число точек в грани параллелепипеда, перпендикулярной смещению. Однако, если  $(H \times L) > (x_{\max}+1)$ , то вместо операций со значениями элементов выгодно предварительно сформировать набор гистограмм  $h^{F}_{(ijk)(m,n,k+1)}(x)$  для граней параллелепипеда, а затем осуществлять операции вычитания и прибавления таких гистограмм:

$$h_{(i,j,k+1)(m,n,k+Z+1)}^{W}(x) = h_{(ijk)(m,n,k+Z)}^{W}(x) - h_{(ijk)(m,n,k+1)}^{F}(x) + h_{(i,j,k+Z)(m,n,k+Z+1)}^{F}(x),$$
(37)

где Z — размер фрагмента в направлении смещения K. Формула (37) требует в среднем  $2(x_{\max}+1)$  операций на точку изображения независимо от размера параллелепипеда. Для пересчета гистограмм по граням параллелепипеда  $h_{(ijk)(m,n,k+1)}^{F}(x)$  нужно в среднем 2L операций на точку и  $(x_{\max}+1) \times K$  ячеек памяти для хранения K гистограмм. Показано, что число операций  $(x_{\max}+1)$ , требуемое для прибавления/вычитания каждой из гистограмм по граням параллелепипеда, можно еще значительно уменьшить, воспользовавшись свойством изображений — наличием протяженных областей медленных изменений яркости.

Разработан параллельный алгоритм вычисления гистограммы и порядковых статистик по скользящему фрагменту для двумерных и трехмерных изображений. Предложена схема его реализации на основе группы процессоров с простыми арифметико-логическими операциями. Требуемое число процессоров равно числу градаций яркости сигнала. Предложенная схема обеспечивает скорость вычисления, не зависящую от размеров фрагмента. При переходе к соседнему элементу для пересчета гистограммы и определения значений *t* порядковых статистик требуется 6+4*t* тактов для двумерного и 8+4*t* тактов для трехмерного изображения.

Результаты, изложенные в Главе 7, опубликованы в работах [3, 17, 44, 46, 51].

# Заключение и основные результаты работы

В диссертационной работе решена научная проблема построения теории и методов обработки видеоинформации на основе двухмасштабной модели изображения, имеющая важное теоретическое и прикладное значение. Получены следующие основные результаты:

1. Разработана двухмасштабная многокомпонентная математическая модель изображения, описывающая его свойства в пределах областей анализа малого и большого масштаба, пред-

ставляющая изображение суммой кусочно-гладкой компоненты, аппроксимируемой участками аналитических поверхностей, и случайных текстурно-детальной и шумовой компонент. Осуществлено расширение модели на цветные и многоканальные изображения.

2. Построена вероятностная модель двумерного дискретного контурного изображения, отличающаяся аксиоматикой свойств контурных линий и узловых элементов. Разработан алгоритм источника, формирующего контурные изображения с задаваемыми характеристиками.

3. Предложен способ оценивания сложности изображения — характеристики, отражающей число, размеры и заметность деталей на изображении — при помощи двумерных вариаций. Показана редукция многомерных вариаций непрерывных функций к дискретным функциям. Введена новая характеристика, названная *показатель размеров объектов*.

4. Исследована задача сглаживания изображения при условии сохранения контурных перепадов. Показано, что в рамках принятой модели задача соответствует разделению изображения на компоненты с различным информационным содержанием. Предложен подход, заключающийся в том, что для анализа поступающих данных следует выбирать только ту компоненту, в которой должна содержаться искомая информация, а при обработке данных применять преобразования, специфические для каждой из компонент.

5. Разработаны метод и алгоритм декомпозиции изображения на компоненты с различным информационным содержанием: кусочно-гладкую, несущую информацию о яркостях протяженных областей с границами между ними, и разностную компоненту, содержащую детали, текстуру и шум. Исследовано изменение сложности и точности восстановления искаженного шумом изображения. Показано, что алгоритмом декомпозиции достигается в 2÷2,5 раза более точное восстановление зашумленного изображения, чем другими алгоритмами.

6. Показаны возможности применения метода декомпозиции к цветным и многоканальным изображениям. Предложены варианты реализации алгоритма декомпозиции через введение метрики в цветовом пространстве или через проекции и покомпонентный анализ; последний вариант менее точен, но вычислительно более эффективен.

7. Разработаны новые и модифицированы известные алгоритмы фильтрации изображений: — ранговый алгоритм фильтрации импульсных помех с динамическим определением порога, обеспечивающий в 1,5÷2 раза более высокую точность восстановления изображения;

— алгоритм автоматического формирования маски фильтра для частотной фильтрации периодических помех на основе разработанных методов обнаружения объектов по площади;

— алгоритм анализа и устранения периодических помех вдоль линий развертки изображения на основе корреляционного совмещения, усреднения и пространственной фильтрации сигнала.

8. Разработан метод автоматической градационной коррекции изображений. На основе модели изображения предложена *функция локальных контрастов*, выдвинута и исследована гипотеза о ее константности. Построен алгоритм выравнивания функции локальных контрастов.

9. Исследованы методы улучшения изображений усилением локальных контрастов; для большинства методов сформулирована общая каноническая формула и предложена классификация. Разработан алгоритм повышения локальных контрастов на основе использования декомпозиции изображения. Предложены варианты модификации алгоритмов повышения локальных контрастов в применении к цветным и многоканальным изображениям.

10. На основе многокомпонентной модели изображения и методе декомпозиции предложены новые подходы и алгоритмы решения ряда задач анализа изображений, в частности: обнаружения объектов на изображении по их площади; нахождения различий изображений; выделения границ объектов.

11. Разработан алгоритм быстрого корреляционного совмещения изображений, требующий  $K = MN(2 + k_m k_n + v)$  операций, где  $M \times N$  — размеры изображений,  $k_m$  и  $k_n$  — число локальных максимумов проекций (обычно  $k_i \approx 1 \div 3$ ),  $v \approx 4 \div 7$  — число итераций уточнения.

12. Исследована и решена важная научно-техническая задача обнаружения широкого класса дефектов микросхем по снимкам, формируемым оптическим или электронным микроскопами. Разработаны алгоритмы и комплексы программ для обнаружения дефектов.

13. Исследованы и решены два варианта задачи сегментации — разбиения изображения на множество связных областей в соответствии с выбранными критериями:

— научно-техническая задача сегментации снимков электронных микросхем со сложными контурными границами; решение основано на обнаружении и прослеживании линий границ;

— задача цвето-текстурной сегментации изображений решена разработкой метрики в пространстве яркостно-цвето-текстурных признаков и построением иерархического алгоритма.

14. Решена научно-техническая задача автоматического анализа и извлечения информации из видеопоследовательностей, формируемых компьютерным капилляроскопом. Разработан комплекс алгоритмов и программ для предварительной обработки видеокадров, компенсации дрейфа объектов, формирования усредненного изображения, выбора мажоритарного капилляра по которому оцениваются параметры, проведения морфологического анализа, выполнения гомеоморфного распрямляющего преобразования, формирования карты мгновенных скоростей, определения динамических параметров кровотока.

15. Изучены сходства и отличия трехмерных изображений от двумерных. Сформулированы особенности перехода к 3D-изображениям, определены области анализа, виды возможных трехмерных окрестностей и соседства элементов. Показаны модификации модели изображения, а также различных алгоритмов обработки и анализа изображений:

— показано расширение двухмасштабной многокомпонентной модели на 3D-изображения;

— показана общая схема модификации алгоритмов частотной фильтрации;

— показаны модификации методов и алгоритмов пространственной обработки и анализа изображений, среди которых: методы фильтрации на основе сглаженного значения сигнала, различные контурные операторы, алгоритм фильтрации импульсных помех, алгоритм декомпозиции изображения, алгоритмы обнаружения объектов заданного объема.

16. Показаны модификации алгоритмов быстрого вычисления сумм и порядковых статистик по прямоугольному параллелепипеду для трехмерных изображений. Вычисление сумм по n параллелепипедам произвольного размера требует не более 3+7n операций на один элемент; вычисление порядковых статистик –  $2H \times L$  операций, где  $H \times L$  – размер грани параллелепипеда, перпендикулярной смещению, но не более 2K, где K — число градаций яркости.

17. Разработан параллельный алгоритм вычисления гистограммы и порядковых статистик по скользящему фрагменту для двумерных и трехмерных изображений. Предложена схема его реализации на основе группы процессоров с простыми арифметико-логическими операциями, обеспечивающая скорость вычисления на один элемент 6+4*t* тактов для 2D– и 8+4*t* тактов для 3D–изображения (*t* – число порядковых статистик), не зависящую от размеров фрагмента.

18. Создан программный комплекс обработки изображений «IRBIS», в рамках современной версии которого реализованы и исследованы изложенные в диссертации методы и алгоритмы. На Международной выставке компьютерных и информационных технологий CeBit в 1992 г. данный комплекс был признан Национальным номинантом на Гран-при «Golden Softies» в области инноваций и разработки программного обеспечения в Европе. Использование полученных в диссертации результатов и разработанного комплекса программ подтверждено соответствующими документами о внедрении.

# Основные публикации по теме диссертации

# Публикации в рецензируемых изданиях Академии наук и журналах, входящих в перечень ВАК РФ, а также в системы цитирования Web of Science и Scopus:

- Chochia P.A., Milukova O.P. Comparison of Two-Dimensional Variations in the Context of the Digital Image Complexity Assessment. // Journal of Communications Technology and Electronics, 2015, vol. 60, no. 12. pp. 1432–1440.
- 2. Chochia P.A. Automatic Processing and Analysis of Video Data Formed by a Capillaroscope. // Pattern Recognition and Image Analysis. 2015, vol. 25, no. 4, pp. 649–662. (в печати)
- Chochia P.A. Transition from 2D- to 3D-images: modification of two-scale image model and image processing algorithms. // Journal of Communications Technology and Electronics, 2015, vol. 60, no. 6, pp. 678–687.
- 4. Чочиа П.А. Определение параметров капиллярного кровотока на основе анализа видеоданных. // Медицинская техника, 2015, № 1, С. 14-17.
- 5. Чочиа П.А. Сегментация изображений на основе анализа расстояний в пространстве признаков. // Автометрия, 2014, Т. 50, № 6, С. 97–110.
- Chochia P.A. Analysis of Video Data Formed by the Capillaroscope and Blood Flow Dynamics Measurements. // Journal of Communications Technology and Electronics, 2014, vol. 59, no. 12, pp. 1524–1529.
- 7. Milyukova O.P., Chochia P.A., On Estimation of the Image Complexity by Two-Dimensional Variations // Journal Communications Technology and Electronics, 2013, vol. 58, no. 6, pp. 628–635.
- 8. Chochia P.A. Detection of Capillaries in the Images Formed by a Capillaroscope // Journal of Communications Technology and Electronics, 2013, vol. 58, no. 12, pp. 1314–1323.
- Chochia P.A. Application of Image Frequency Filtering to Elimination of the Noise Caused by the Embossing of the Photographic Paper // Journal of Communications Technology and Electronics, 2011, vol. 56, no. 12, pp. 1518–1521.
- Chochia P.A. Fast Correlative Matching of Quasi-Regular Images // Journal of Communications Technology and Electronics, 2010, vol. 55, no. 12, pp. 1482–1484.
- 11. Chochia P.A. A Pyramidal Image Segmentation Algorithm // Journal of Communications Technology and Electronics, 2010, vol. 55, no. 12, pp. 1550–1560.
- 12. Chochia P.A. Image Segmentation via Contour Tracking in Application to the Analysis of the Photographs of Electronic Microcircuits // Journal of Communications Technology and Electronics, 2010, vol. 55, no. 12, pp. 1466–1473.
- Chochia P.A., Milukova O.P. Two-Dimensional Variation and Image Decomposition // 6th International Workshop «Image Processing and Computer Optics (DIP-97)» // Proceedings SPIE, 1998, vol. 3346, pp. 329-339.
- 14. Chochia P.A. Two Tasks in Image Enhancement Technology // Optical Memory and Neural Networks, 1998, vol. 7, No. 1, pp. 37–50.

- 15. Chochia P.A. Image Decomposition and Enhancement Using Rank Filtering // Computer and Holographic Optics and Image Processing. Proceedings SPIE, 1998, vol. 3348, pp. 261–266.
- 16. Чочиа П.А. Автоматическая градационная коррекция видеоинформации // Компьютерная оптика, 1995, вып. 14–15, ч. 1, С. 37–45.
- 17. Чочиа П.А. Параллельный алгоритм вычисления скользящей гистограммы // Автометрия, 1990, No. 2, C. 40–44.
- Чочиа П.А. Вероятностная модель контурного изображения // Иконика. Цифровая обработка видеоинформации. М.: Наука, 1989, С. 25–34.
- Бокштейн И.М., Кронрод М.А., Чочиа П.А. Методика составления радиолокационной карты Венеры по данным автоматических межпланетных станций «Венера-15» и «Венера-16» // Иконика. Цифровая обработка видеоинформации. – М.: Наука, 1989, С. 35–60.
- 20. Bockstein I., Chochia P., Kronrod M. Methods of Venus Radiolocation Map Synthesis Using Strip Map of «Venera–15» and «Venera–16» Space Stations // Earth, Moon, and Planets, 1988, vol. 43, pp. 233–259.
- 21. Chochia P.A. Image Enhancement Using Sliding Histograms // Computer Vision Graphics Image Processing, 1988, vol. 44, no. 2, pp. 211–229.
- 22. Чочиа П.А. Улучшение многозональных цветных изображений путем усиления локальных контрастов // Исследование Земли из космоса, 1988, № 6, С. 95–99.
- 23. Чочиа П.А. Методы преобразования изображений, использующие двухмасштабную модель // Кодирование и обработка изображений. – М.: Наука, 1988, С. 98–112.
- 24. Чочиа П.А. Сглаживание изображения при сохранении контуров // Кодирование и обработка изображений. – М.: Наука, 1988, С. 87–98.
- 25. Чочиа П.А. Двухмасштабная модель изображения // Кодирование и обработка изображений. М.: Наука, 1988, С. 69-87.
- 26. Обработка данных полосовой съемки поверхности Венеры, переданных станциями «Венера-15» и «Венера-16» / Богомолов А.Ф., Скрыпник Г.И., Бокштейн И.М., Кронрод М.А., Чочиа П.А., Бергман М.Ю., Кудрин Л.В., Башнин А.В. // Космические исследования, 1985, Т. 23, вып. 2, С. 179–190.
- 27. Чочиа П.А. Методы улучшения аэрокосмических изображений, использующие гистограмму по фрагменту // Исследование Земли из космоса, 1985, № 6, С. 66–78.
- Функциональное преобразование изображения при радиационной дефектоскопии / Гусев Е.А., Леонов Б.И., Петушков А.А., Соснин Ф.Р., Санпитер И.А., Чочиа П.А. // Дефектоскопия, 1984, № 10, С. 91–93.
- 29. Радиографический контроль с обработкой изображений методом линейной фильтрации / Гусев Е.А., Петушков А.А., Соснин Ф.Р., Чочиа П.А. // Дефектоскопия, 1984, № 3, С. 46-48.
- 30. Цифровой синтез рентгенодиагностических изображений / Рабкин И.Х., Вайнберг З.С., Гусев Е.А., Зыкин Л.М., Леонов Б.И., Петушков А.А., Соснин Ф.Р., Чочиа П.А., Каплун Я.М. // Медицинская техника, 1984, № 1, С. 15–19.
- Кронрод М.А., Чочиа П.А. Фильтрация помех на изображении с использованием медианы распределения // Иконика. Теория и методы обработки изображений. – М.: Наука, 1983, С. 100–108.

- 32. Чочиа П.А. Применение методов цифровой обработки изображений для реставрации архивных документов // Иконика. Теория и методы обработки изображений. М.: Наука, 1983, С. 115–125.
- Кронрод М.А., Чочиа П.А. Математическое обеспечение диалоговой системы обработки изображений // Иконика. Теория и методы обработки изображений. – М.: Наука, 1983, С. 87-99.
- 34. Первые цветные панорамы поверхности Венеры, переданные АМС «Венера-13,-14» / Селиванов А.С., Аваткова Н.А., Бокштейн И.М., Гектин Ю.М., Герасимов М.А., Давыдова И.Е., Кронрод М.А., Нараева М.К., Носов Б.И., Панфилов А.С., Свешникова О.М., Титов А.С., Файнберг И.С., Чемоданов В.П., Чочиа П.А. // Космические исследования, 1983, Т. 21, вып. 2, С. 183–189.
- 35. Обработка телевизионных панорам поверхности Венеры, переданных спускаемыми аппаратами станций «Венера-13» и «Венера-14» / Бокштейн И.М., Кронрод М.А., Чочиа П.А., Гектин Ю.М. // Космические исследования, 1983, Т. 21, вып. 2, С. 190–199.
- 36. Цифровой синтез изображения при радиографии объектов сложной конфигурации / Гусев Е.А., Кронрод М.А., Лебедев Д.С., Петушков А.А., Соснин Ф.Р., Чочиа П.А. // Дефектоскопия, 1982, вып. 6, С. 86–91.
- 37. Борилин Б.Л., Чочиа П.А. Реставрация фотодокументов с помощью ЭВМ. // Советские архивы, 1980, вып. 3, С. 45–48.
- 38. Цифровая обработка изображений / Беликова Т.П., Кронрод М.А., Чочиа П.А., Ярославский Л.П. // Поверхность Марса. – М.: Наука, 1980, С. 45–62.
- 39. Обработка и топографическая интерпретация телевизионных панорам, полученных с посадочных аппаратов АМС «Венера-9» и «Венера-10» / Непоклонов Б.В., Лейкин Г.А., Селиванов А.С., Алексашин Е.П., Бокштейн И.М., Кронрод М.А., Чочиа П.А., Ярославский Л.П. // Первые панорамы поверхности Венеры. – М.: Наука, 1979, С. 80–106.
- 40. Съемка облачного слоя Венеры с орбитального аппарата станции «Венера-9» / Селиванов А.С., Гектин Ю.М., Кержанович В.В., Нараева М.К., Панфилов А.С., Чемоданов В.П., Чочиа П.А. // Космические исследования, 1978, Т. 16, вып. 6, С. 877–885.
- 41. Цифровая обработка фотоснимков поверхности Марса, переданных АМС «Марс-4» и «Марс-5» / Беликова Т.П., Кронрод М.А., Чочиа П.А., Ярославский Л.П. // Космические исследования, 1975, Т. 13, № 6, С. 898–906.

## Патенты:

- 42. Method and apparatus for measuring color-texture distance, and method and apparatus for sectioning image into plurality of regions using measured color-texture distance / Kim S.-K., Lee S.-D., Kim C.-Y., Chochia P., Sushko D., Miller B. // United States Patent US20020090133 A1, July 11, 2002; United States Patent US007030885 B2, Apr. 18, 2006.
- 43. Method and apparatus for measuring color-texture distance, and method and apparatus for sectioning image into plurality of regions using measured color-texture distance / Kim S.-K., Lee S.-D., Kim C.-Y., Chochia P., Sushko D., Miller B. // Patent 01308622.8–2217, European Patent Office, 2001.
- 44. Елманов С.А., Чочиа П.А., Устройство для вычисления порядковых статистик. Патент СССР № 1704148 А1, кл. G 06 F 15/36, 1989.

#### Публикации в журналах, входящих в перечень РИНЦ:

- 45. Чочиа П.А. Двумерные вариации как средство оценивания сложности изображений. // Машинное обучение и анализ данных, 2015, Т. 1, № 11. С. 1660–1676.
- 46. Чочиа П.А. Трехмерные и двумерные изображения: модели, алгоритмы и области анализа. // International Journal of Open Information Technologies. 2014, vol. 2, no. 11, pp. 1–9.
- 47. Чочиа П.А. Некоторые алгоритмы обнаружения объектов на основе двухмасштабной модели изображения // Информационные процессы, 2014, Т. 14, № 2, С. 117–136.
- 48. Чочиа П.А. Предварительная обработка видеопоследовательностей, формируемых капилляроскопом. // Информационные процессы, 2011, Т. 11, № 1, С. 76–85.

#### Прочие публикации, в том числе в материалах конференций:

- 49. Чочиа П.А. Оценивание сложности изображений двумерными вариациями. // Математические методы распознавания образов ММРО-17. Тезисы докладов 17-й Всероссийской конференции с международным участием. г. Светлогорск, Калининградская обл. М.: Торус пресс, 2015. С. 140.
- 50. Чочиа П.А. Обработка видеоданных, получаемых компьютерным капилляроскопом. // IX Международная научно-практическая конф. Современные информационные технологии и ИТ-образование. Сборник избранных трудов. М.: МГУ, 2014, С. 834-846.
- Чочиа П.А. Модификация модели и алгоритмов обработки при переходе от двумерных к трехмерным изображениям // IX Международная научно-практическая конф. Современные информационные технологии и ИТ-образование. Сборник избранных трудов. – М.: МГУ, 2014, С. 820-833.
- Чочиа П.А. Анализ видеопоследовательностей, формируемых капилляроскопом. // Математические методы распознавания образов (ММРО-16): 16-я Всероссийская конф., г. Казань, 2013 г. Тез. докл. М.: Торус пресс, 2013, С. 56.
- 53. Чочиа П.А. Предисловие научного редактора перевода. // Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. 3-е изд. М.: Техносфера, 2012, С. 19–21.
- Chochia P.A. Segmentation of chip microimages by contour tracking // 19th International Conference on Computer Graphics and Vision (GraphiCon 2009). Conference proceedings. – Moscow, 2009, pp. 309–310.
- 55. Chochia P.A. Some methods for automatic gamma–correction of video data // 5th International Workshop «Image Processing and Computer Optics». Samara, 1994, pp. 6–7.
- 56. Processing of Mars Surface Images Received from Phobos-2 Space Station / Bockstein I.M., Chochia P.A., Kronrod M.A., Gektin Yu.M. // Lunar and Planetary Science XXI Conference. Part 1. – Houston.: Lunar and Planetary Institute, 1990, pp. 101–102.
- 57. Bockshtein I., Chochia P., Kronrod M. Methods of Venus Northern Area Radiolocation Map Synthesis Using Strip Images of «Venera–15» and «Venera–16» Space Stations // Lunar and Planetary Science XIX Conf. Houston: Lunar and Planetary Institute, 1988, pp. 108–109.
- 58. Чочиа П.А. Декомпозиция изображения и возможности ее применения // Обработка изображений и дистанционные исследования: Тез. докл. конф. Новосибирск, 1987, С. 191.
- 59. Bockstein I.M., Chochia P.A., Kronrod M.A. Interactive Processing of Venus Images // Lunar and Planetary Science XVII Conf. Houston: Lunar and Planetary Institute, 1986, pp. 60–61.
- 60. Чочиа П.А. Обработка и анализ изображений на основе двухмасштабной модели: Препринт ИППИ АН СССР. М.: ВИНИТИ, 1986, 69 с.

- Чочиа П.А. Выделение областей на изображении // Зрение организмов и роботов: Тез. докл. Всесоюзного симпозиума. Т. 2. – Вильнюс, 1985, С. 94–96.
- 62. Чочиа П.А. Двухкомпонентная статистическая модель фрагмента изображения // Обработка изображений и дистанционные исследования: Тез. докл. Всесоюзной конф., ч. 1 Новосибирск, 1984, С. 60–61.
- 63. Чочиа П.А. Цифровая фильтрация импульсных помех на телевизионных изображениях // Техника средств связи: сер. Техника телевидения, 1984, вып. 1, С. 26–36.