

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ УКРАИНЫ  
ГОСУДАРСТВЕННОЕ ВЫСШЕЕ УЧЕБНОЕ ЗАВЕДЕНИЕ  
«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ГОРНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»



**И.М. Удовик, Л.Г. Ахметшина**

**ИНФОРМАЦИОННАЯ ТЕХНОЛОГИЯ ОБРАБОТКИ  
СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ МЕТОДА  
ЦИФРОВОЙ ИНТЕРФЕРОМЕТРИИ**

**Монография**

Днепропетровск  
НГУ  
2015

УДК 007.001.362+681.327.12.001.362

ББК 32.973.26-018.2

У 31

*Рекомендовано до друку вченою радою Державного ВНЗ «НГУ»  
(протокол № 11 від 29.12.2014).*

Рецензенти:

*В.В. Гнатушенко, д-р техн. наук, професор, завідувач кафедри автоматизованих систем обробки інформації (Дніпропетровський національний університет ім. О. Гончара);*

*Є.І. Кучеренко, д-р техн. наук, професор, професор кафедри штучного інтелекту (Харківський національний університет радіоелектроніки).*

**Удовик И.М.**

У 31 Информационная технология обработки слабоконтрастных изображений на основе метода цифровой интерферометрии: монография / И.М. Удовик, Л.Г. Ахметшина ; М-во образования и науки Украины; Нац. горн. ун-т. – Д.: НГУ, 2015. – 111 с.

ISBN 978-966-350-508-4

Предложена информационная технология, основанная на методе виртуальной цифровой интерферометрии, которая обеспечивает повышение чувствительности, разрешающей способности и достоверности процедур сегментации и анализа как обычных, так и многопараметровых (мультиспектральных) изображений в условиях неопределенности системы их формирования, а также местоположение и вид объекта потенциального интереса.

Для специалистов в области информационных технологий, аспирантов и студентов старших курсов направления «Компьютерные науки».

УДК 007.001.362+681.327.12.001.362

ББК 32.973.26-018.2

ISBN 978-966-350-508-4

© И.М. Удовик, Л.Г. Ахметшина, 2015

© Державний ВНЗ «НГУ», 2015

**ПАМЯТИ УЧИТЕЛЯ**  
**Александра Мубаракевича Ахметшина**  
**(4.04.1946 г. – 12.10.2013 г.)**



Александр Мубаракевич Ахметшин – доктор физико-математических наук, профессор кафедры автоматизированных систем обработки информации Днепропетровского национального университета имени Олеся Гончара.

В 1979 году защитил кандидатскую диссертацию на тему «Применение методов оптимальной фильтрации и многопараметрового СВЧ зондирования для контроля неоднородных диэлектрических структур» по специальности 01.04.03 – радиофизика. В 1990 году защитил докторскую диссертацию на тему «Широкополосная СВЧ интроскопия параметров слоистых диэлектрических структур» по специальности 01.04.03 – радиофизика.

Как ученого, Александра Мубаракевича отличала глубина понимания физических процессов, высокая научная интуиция и огромная трудоспособность. Данные качества позволили ему изменить направление научной деятельности и найти свое место в мире информационных технологий, создать научную школу.

С практической точки зрения, в последние годы исследования профессора Ахметшина А. М. были направлены на решение прикладных задач анализа сигналов и изображений, являющихся результатом стандартных методов исследований в медицине, геофизике, спутниковом мониторинге Земли.

Сложность и неоднозначность решения этих задач во многом связаны с игнорированием их физической сущности. Созданное им научное направление основано на реализации наиболее точных и чувствительных физических методов оптических и радиоволновых измерений в сочетании с использованием методов искусственного интеллекта, и их связь с цифровой обработкой изображений и сигналов. Данный подход позволил создать новые адаптивные методы, которые обеспечивают повышение чувствительности, разрешающей способности и устойчивости процедуры анализа многопараметрических сигналов и изображений в условиях априорной неопределенности формирования параметров системы, спектральных и статистических характеристик помехи и полезного сигнала.

Ахметшин А. М. автор более 300 научных работ, его оригинальные разработки привлекают внимание научной общественности не только в Украине, а преданность научной работе снискала уважение и любовь всех, кто с ним сотрудничал.

## СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	6
РАЗДЕЛ 1. АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ПРОБЛЕМЫ ФОРМИРОВАНИЯ ПРОСТРАНСТВА ПРИЗНАКОВ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ И ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ ИССЛЕДОВАНИЯ.....	8
1.1. Особенность изображений как пространственных данных в рамках технологий «компьютерного зрения» .....	8
1.2. Наиболее распространенные методы выделения визуально неразличимых участков изображений.....	11
1.2.1. Повышение визуального качества слабоконтрастных изображений методом эквализации гистограмм.....	14
1.2.2. Выделение границ визуально неразличимых участков слабоконтрастных изображений методом градиентного отображения.....	16
1.2.3. Сегментация слабоконтрастных изображений методом нечетких С-средних .....	18
1.3. Особенности комплексирования методов анализа слабоконтрастных изображений.....	22
Выводы по первому разделу.....	24
РАЗДЕЛ 2. ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ ЦИФРОВОЙ ИНТЕРФЕРОМЕТРИИ.....	25
2.1 Интерференционное преобразование слабоконтрастных изображений и его информационные возможности.....	25
2.2. Модуляционное преобразование анализируемого изображения.....	27
2.2.1. Исследование информационных возможностей цифрового интерференционного метода при фиксированном значении параметра модуляционного преобразования.....	29
2.2.2. Локально-адаптивный способ определения параметра модуляции.....	40
2.2.3. Самоорганизующийся интерференционный метод анализа слабоконтрастных изображений .....	45
Выводы по второму разделу .....	53

РАЗДЕЛ 3. СЕГМЕНТАЦИЯ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ФАЗОВОМ ПРОСТРАНСТВЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ЦИФРОВОГО ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОГО МЕТОДА.....	56
3.1. Сегментация мультиспектральных изображений.....	56
3.1.1. Сегментация ансамбля изображений при фиксированном значении параметра модуляционного преобразования равном единице.....	56
3.1.2. Сегментация ансамбля изображений при самоорганизующемся выборе параметра модуляционного преобразования.....	62
3.2. Функциональная схема обработки слабоконтрастных изображений.....	65
3.3. Фазо-пространственная сегментация однопараметровых яркостных изображений.....	66
3.4. Контурная сегментация слабоконтрастных изображений в плоскости резонансно-яркостного отображения.....	72
Выводы по третьему разделу .....	76
РАЗДЕЛ 4. РАЗВИТИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ЦИФРОВОГО ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОГО МЕТОДА.....	78
4.1. Анализ мультиспектральных и многопараметровых изображений интерференционным методом резонансно-пространственного отображения .....	78
4.2. Анализ однопараметровых изображений интерференционным методом резонансно-пространственного отображения.....	83
4.3. Анализ слабоконтрастных изображений в пространстве модели эллипсометрических параметров Стокса.....	86
4.4. Практическая реализация информационной технологии обработки слабоконтрастных изображений.....	92
Выводы по четвертому разделу .....	98
ВЫВОДЫ.....	100
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ.....	102

## ВВЕДЕНИЕ

Одним из наиболее востребованных направлений современных информационных технологий, которое затрагивает, в той или иной степени, все области техники, является обработка цифровых изображений. Они все чаще используются для представления информации в научных исследованиях, медицине, экологии, промышленности, например, для решения задач анализа геофизических полей, обнаружения и идентификации малоразмерных замаскированных целей в военной области, анализа анатомической структуры с выделением участков потенциального интереса в медицинской диагностике, визуальной биоидентификации в системах закрытого доступа и других.

Использование новых информационных технологий цифровой обработки изображений, в частности в направлении, которое называется «компьютерным зрением», с целью извлечения и анализа знаний и принятия решений, оказывает важное влияние на эффективность многих отраслей экономики Украины. При этом предполагается преобразование исходных изображений, качество которых часто является недостаточным из-за несовершенства систем его получения, передачи и хранения в вид, зависящий от его типа, физической сущности и поставленной цели, что является сложной задачей и часто требует разработки новых подходов и методов.

В силу большого практического значения решения задач обработки изображений, им постоянно уделялось внимание научной общественности. В частности, большой вклад в развитие данного направления внесли как зарубежные (У. Прэйтт, Р. Гонсалес и Р. Вудс, Б. Яне, Д. Форсайд, Р.А. Шовенгерд), так и отечественные учёные (Е.П. Путятин, И.Б. Сироджа, Е.В. Бодянский, Н.Н. Куссуль, М.И. Шлезингер, А.М. Ахметшин).

В развитии теоретической базы и практического использования направления «цифровой обработки изображений» с исторической точки зрения можно выделить несколько этапов.

*Первый этап*, условно его можно назвать «классическим», был связан с попыткой перенесения методов и технологий в области цифровой [1,2] и статистической [3,4] обработки одномерных сигналов на двухмерную область [5,6,7]. Итоги развития этого направления были обобщены в монографиях [8,9]. В них, помимо результатов позитивного развития данного этапа, отмечены нерешенные вопросы, в частности, отсутствие универсального подхода для анализа слабоконтрастных изображений. Например, отмечена сложность обработки медицинских изображений (рентгенограмм) и целесообразность ее проведения на основе использования нескольких подходов, желательно, принципиально отличных с алгоритмической точки зрения.

*Второй этап* привел к появлению направления, получившего название «компьютерное зрение», отличительная черта которого – «извлечение описаний из изображений или последовательности изображений», которые «могут в большой мере зависеть от области их применения» [10]. Кроме

методов, направленных на использование визуальной информации нового типа (3-D графика, анимация, мультиспектральные), в рамках этого направления большое внимание было уделено вопросам выявления и визуализации «объектов интереса» – сегментации изображений [11,12,13,14,15,16]. Вторым этапом, в основном базирующимся на использовании эвристических алгоритмов цифровой обработки изображений не связанных напрямую с реальными физическими моделями, в том числе методами нечеткой логики [17,18] и нейросетевого моделирования [19,20,21].

Однако, игнорирование физической сущности обрабатываемых изображений, приводит к ограничению информативных возможностей существующих методов и неоднозначности при интерпретации получаемых результатов. Так, при анализе слабоконтрастных изображений, возникают проблемы, обусловленные отсутствием априорной информации о присутствии областей потенциального в условиях неопределенности их местоположения, размера и формы на неоднородном яркостном фоне.

Предложенные в работе методы обеспечивают возможность создания специализированных информационных технологий, основанных на анализе слабоконтрастных изображений различной физической природы или любой информации, обладающей топологическими свойствами и возможностью интерпретации в виде изображения. Основное достоинство методов заключается в отсутствии необходимости априорного знания о системах формирования изображений, спектральных и статистических характеристиках, как полезных сигналов (объекта интереса), так и шумовых компонент и в возможности адаптации к функции распределения яркости исходного изображения. Они позволяют увеличивать количество анализируемых параметров, повышая тем самым точность и надежность анализа, и в тоже время, формировать одно результирующее изображение из многомерных данных, упрощая их анализ и интерпретацию.

В связи с этим, разработанная информационная технология для обработки слабоконтрастных изображений на основе виртуальных аналогов наиболее чувствительных физических методов оптических и радиоволновых измерений, таких как интерферометрия [24], голография [25] и эллипсометрия [26] позволяет повысить чувствительность и достоверность визуального анализа за счет учета их физической сущности.

# РАЗДЕЛ 1

## АНАЛИЗ СОСТОЯНИЯ ПРОБЛЕМЫ ФОРМИРОВАНИЯ ПРОСТРАНСТВА ПРИЗНАКОВ ПРИ ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Раздел посвящен анализу алгоритмических методов улучшения качества слабоконтрастных изображений в рамках направления «компьютерное зрение», особенностям математического аппарата анализа пространственных данных.

Рассмотрены особенности слабоконтрастных изображений и информационные возможности трех распространенных методов их цифровой обработки: метод эквализации гистограмм, метод градиентного отображения и сегментация изображений методом нечетких С-средних. Проведено их сопоставление и показано, что для визуального анализа слабоконтрастных изображений необходимо расширение пространства информативных признаков.

### 1.1. Особенность изображений как пространственных данных в рамках технологий «компьютерного зрения»

«Компьютерное зрение» – раздел информационных технологий, нацеленный на получение информации из изображений, в котором для «извлечения данных применяются статистические методы и используются модели, построенные с помощью геометрии, физики и теории моделирования» [10]. Сложность решаемой задачи обусловлена рядом объективных причин:

- дискретный вариант изображений не несет полной информации о сигнале и не определено, что теряется в процессе дискретизации;
- возможность различных вариантов формирования исходных данных при отсутствии знаний об их релевантности для решения поставленной задачи;
- отсутствие априорной информации о наличии, особенностях, форме, количестве и расположении потенциальных объектов интереса;
- сложность формы исследуемых объектов и необходимость учета наличия пространственных отношений;
- соизмеримость по уровню интенсивности и размеру шумовых и информативных составляющих;
- разнообразие методов обработки для различных наборов данных (одно изображение, ...  $n$  изображений) и поставленных целей (выделение объекта интереса, его структуры, области влияния и т.д.).

В самом общем виде анализируемое изображение может быть представлено в виде выражения

$$I_r = \sum_i I_{oi} + I_s + N \quad (1.1)$$

где  $I_r$  – реальное изображение;  $I_{oi}$  –  $i$ -ый объект потенциального интереса,  $i=1, 2..l$ ;  $I_s$  – структурный шум с неизвестными спектральными и



статистическими характеристиками;  $N$  – измерительный шум с нормальной плотностью распределения вероятностей, нейтрализация которого возможна на основе использования известных алгоритмов [27, 28].

В рамках задач «компьютерного зрения» возможны две ситуации, связанные с определением «объект потенциального интереса».

1. Форма объекта потенциального интереса является известной. Такая ситуация наиболее характерна для оборонных задач (обнаружение танка, бронемашины или артиллерийского орудия).

Решение в этом случае базируется на использовании методов согласованной фильтрации [29], но при наличии двух важных условий:

– измерительный шум является гауссовым, т.е. влияние фона не учитывается;

– пространственная ориентация объекта интереса является известной.

Если пространственная ориентация и масштаб объекта являются неизвестными, то эта ситуация обуславливает возникновение дополнительной проблемы, связанной с поиском инвариантных признаков объекта, которые независимы от влияния масштаба и угла поворота. Решение этой проблемы возможно на базе ряда различных подходов [30, 31], однако ее универсального решения нет до настоящего времени.

Более реалистичной, однако, является ситуация, когда объект интереса находится на структурном фоне. Например, танк может быть замаскирован, частично находится в земляном укрытии, расположенном в густом кустарнике. В этом случае известные методы вообще не работают, и единственным выходом является формирование многомерного пространства признаков, основанного на комплексировании различных физических методов дистанционного зондирования [32,33], с принятием заключительного решения на основе использования методов искусственного интеллекта [34].

2. Намного более сложной представляется ситуация, когда в (1.1) известной является лишь спектральная плотность измерительного шума  $N$ . Такой случай характерен для задач медицинской диагностики и анализа геофизических полей [35,36]. Проблема в области медицины усугубляется дополнительной необходимостью различения доброкачественных образований от недоброкачественных.

По классификации данной Ван Триссом [3], именно такая ситуация является наиболее сложной с принципиальной точки зрения. Это обстоятельство обуславливает необходимость поиска различных алгоритмов анализа изображений для увеличения размерности пространства информативных признаков.

Структурная схема обработки изображения представлена на рис. 1.1. Количественная интерпретация данных возможна лишь в случае, когда известна аналитическая форма объекта интереса, определяемая математическим аппаратом, описывающим физические явления, процессы в измерительной аппаратуре и метод решения обратной задачи, а также

особенности физических параметров объекта. Данная априорная информация при обработке изображений в большинстве прикладных задачах отсутствует (например, неизвестна аппаратная функция системы формирования рентгенограммы, качество пленки, параметры измерения и погрешность измерения расстояний при формировании геофизических полей и т.д.).

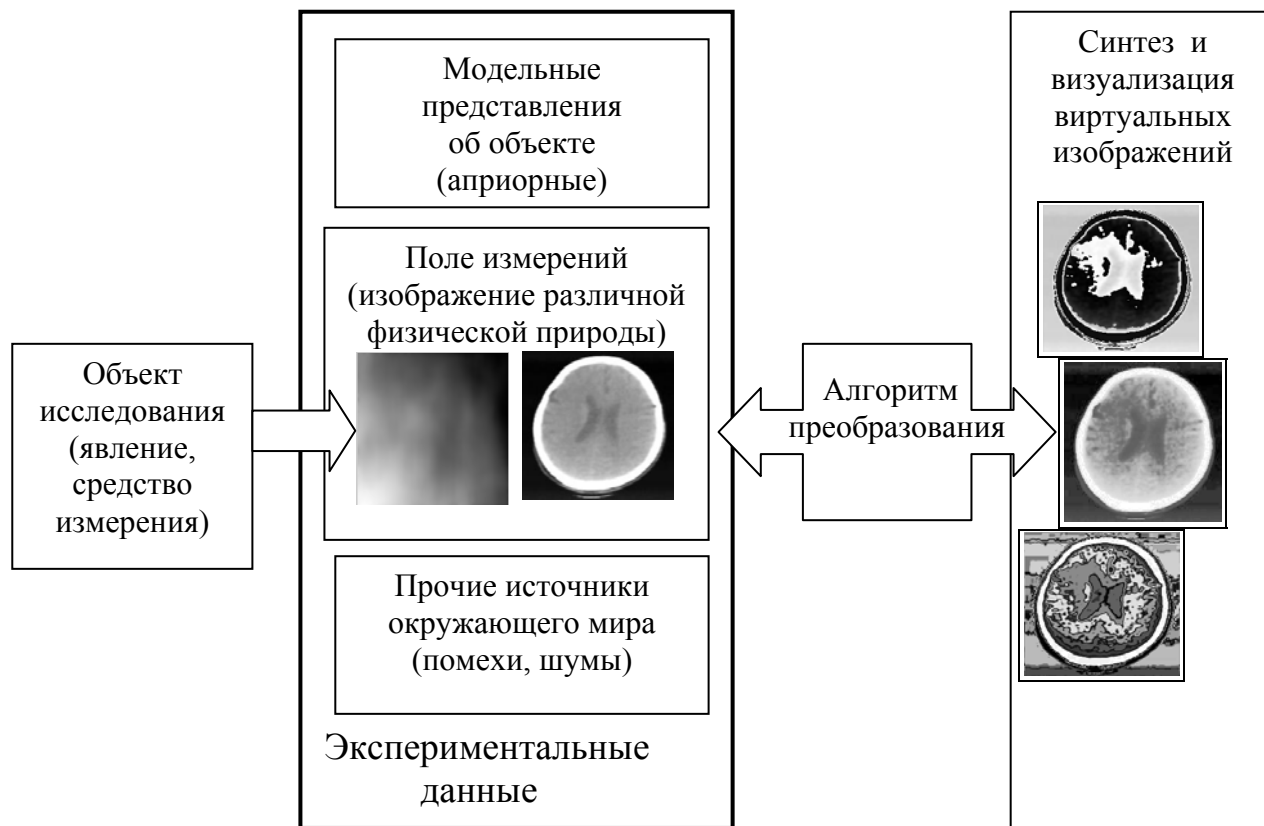


Рис. 1.1. Структурная схема обработки произвольного изображения

Если задача формулируется как выделение объектов интереса, стратегия преобразования изображения может быть следующей:

1. Получение простых выводов на основе изучения отдельных пикселей.
2. Упорядочивание группы пикселей с целью их разделения и получения информации о составляющих объектах.
3. Получение компактного представления содержимого объекта.
4. Применение взвешенных сумм значений пикселей в пределах окна обработки, используя различные наборы весовых коэффициентов для поиска различных моделей.
5. Агрегирование информации, получаемой из нескольких изображений.

Конечной целью является синтез нового изображения, «которое передает глазу и мозгу наблюдателя более или менее абстрактный образ исследуемого объекта и, таким образом оказывает влияние на формирование наблюдателем умозаключений» [14].

Формально процесс зрительного восприятия можно разделить на три этапа:

1) обнаружение – принятие на основании частичной или недостаточной информации решения о том, что в изображении является объектом интереса или «аномалией»;

2) распознавание – выявление таких особенностей как форма и размер;

3) идентификация – классификация объекта интереса.

Поскольку стандартный монитор компьютера имеет 256 градаций яркости, то одна градация соответствует 0,4% серого. Последнее означает, что даже в рамках стандартных вариантов цифровой обработки изображений, необходимо увеличить визуальную чувствительность анализа изображений как минимум в пять раз [37], т.е. до 2%, чтобы сделать эту вариацию визуально различимой, что так же говорит о необходимости поиска новых подходов (методов) цифровой обработки изображений.

## 1.2. Наиболее распространенные методы выделения визуально неразличимых участков изображений

Проведенный выше анализ, свидетельствует о том, что наиболее сложной является проблема выделения визуально неразличимых участков на сложном яркостном фоне, в условиях априорной неопределенности о числе, форме и расположении объектов потенциального интереса. Такая ситуация обуславливает, с одной стороны, наличие большого числа потенциальных методов анализа подобных изображений, а с другой стороны, отсутствие рекомендаций относительно конкретизации их выбора в зависимости от ситуации. Последнее предполагает наличие какой-либо предварительной классификации типа анализируемого изображения, базируемой на использовании некоторых интегральных характеристик изображения.

Анализ литературных источников свидетельствует о том, что такая классификация фактически отсутствует. Лишь в источнике [8] была предпринята попытка классификации основных типов изображений на четыре основных: темное, светлое, низкоконтрастное и высококонтрастное. Классификация основывается на особенностях гистограмм распределения яркостей этих изображений.

В частности, к низкоконтрастному относится изображение, у которого гистограмма занимает срединный диапазон распределения яркости, а к высококонтрастному – изображение у которого гистограмма занимает полный диапазон изменения яркостей. На рис. 1.2 представлен образец низкоконтрастного микробиологического изображения.

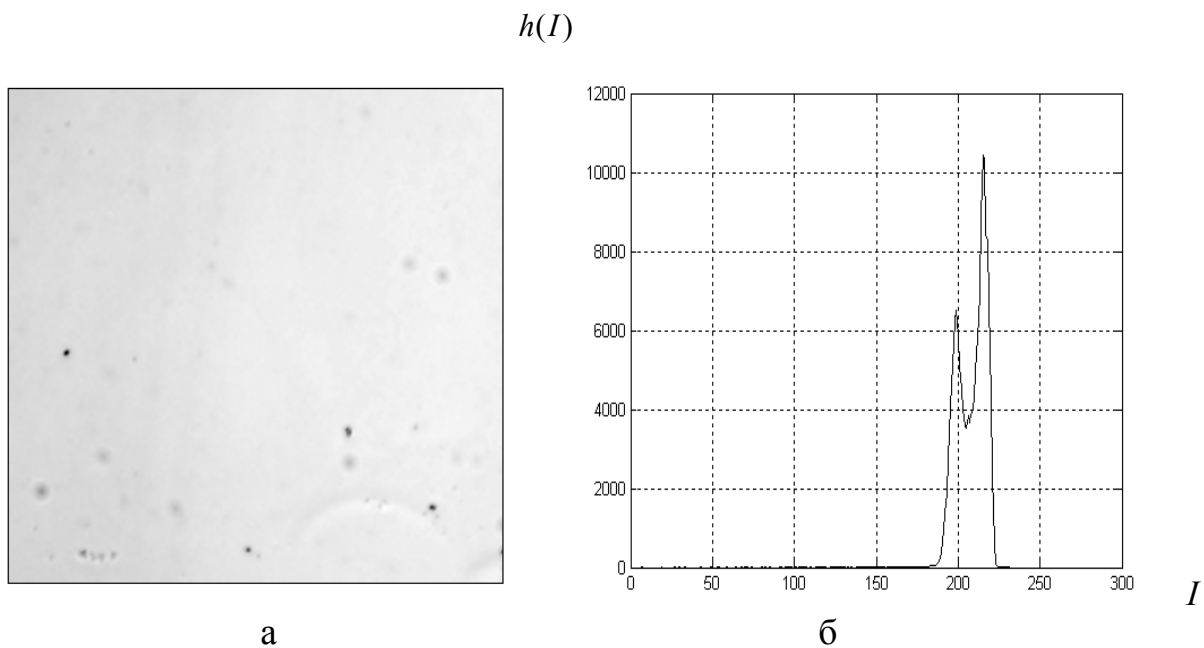
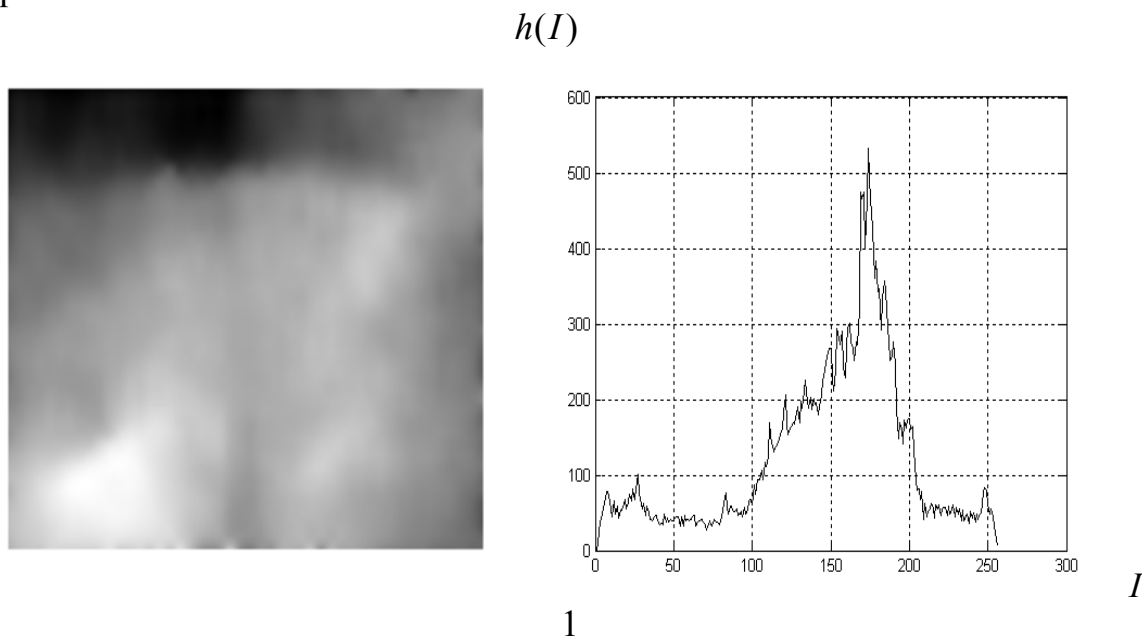


Рис. 1.2. Микробиологическое низкоконтрастное изображение:  
а – оригинал; б – гистограмма распределения яркости

Из рассмотрения рис. 1.2 (б) видно, что гистограмма занимает узкий яркостный диапазон, расположенный в срединной части. Кроме этого, психофизиологически, исходное изображение действительно воспринимается как низкоконтрастное. В соответствии с [14] контраст определяется как скалярная величина  $C = (B_s - B_0) / B_0$ , где  $B_0$  – яркость фона,  $B_s$  – яркость объекта интереса, причем  $B_s \geq B_0$ . В случае  $B_s \leq B_0$  контраст определяется как  $C = (B_0 - B_s) / B_0$ .

На рис.1.3 представлены образцы высококонтрастных по источнику [8] изображений.



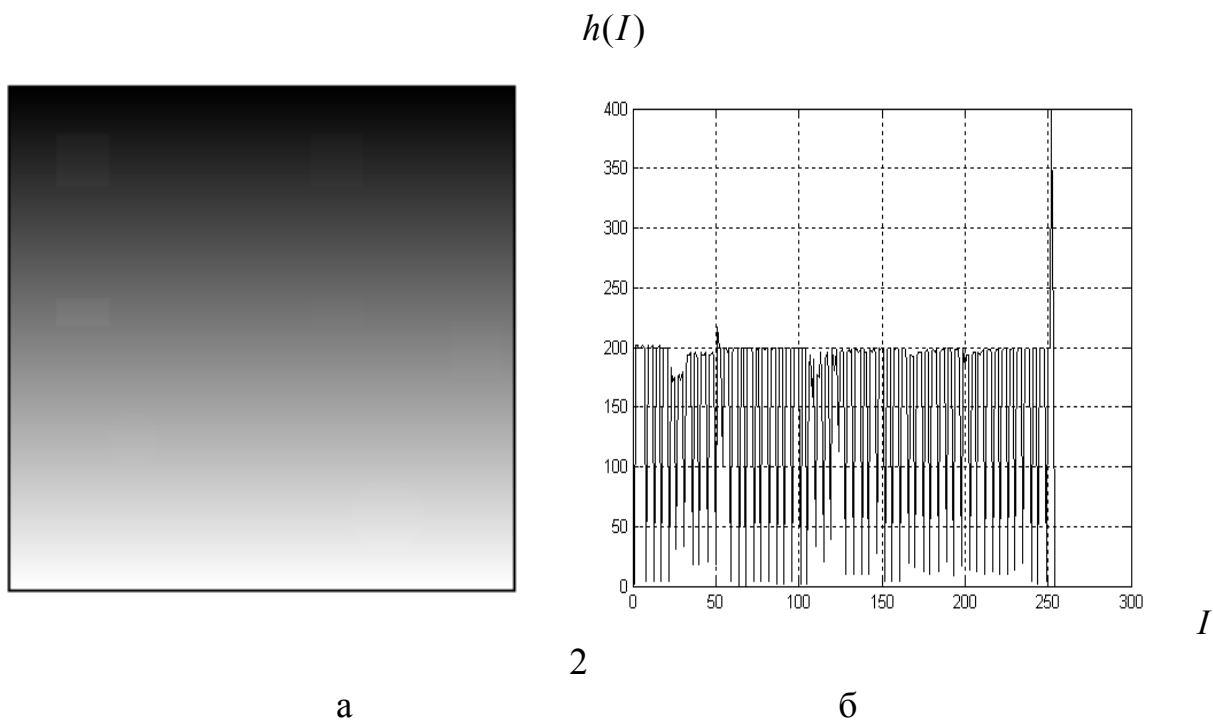


Рис. 1.3. Образцы высококонтрастных (по источнику [8]) изображений: 1 – геофизическое изображение электрического потенциального поля участка Земной поверхности; 2 – цифровое модельное изображение (а – оригиналы; б – гистограммы распределения яркостей)

Отмеченные выше особенности вызывают определенное затруднение при попытках отнесения конкретных анализируемых изображений к какому то определенному классу. В этой связи в диссертационной работе вводится термин «слабоконтрастное изображение».

Под слабоконтрастным соискатель понимает изображение, гистограмма которого занимает весь возможный яркостный диапазон (т.е. это изображение можно рассматривать как глобально контрастное). Однако, на нем могут быть расположены визуально неразличимые информативные участки – объекты потенциального интереса (т.е. это изображение можно рассматривать как локально слабоконтрастное). При этом изображение (рис. 1.2а) так же допустимо рассматривать как частный случай слабоконтрастного.

В общем случае, быстрая рекомендация выбора оптимального варианта алгоритма обработки слабоконтрастного изображения, с учетом вышеизложенных обстоятельств, представляется затруднительной. Однако, с практической точки зрения, существует несколько распространенных методов, которые можно рекомендовать к использованию на предварительной стадии анализа. В работе рассматриваются три распространенных метода: метод эквализации гистограмм, метод градиентного отображения и «управляемая сегментация» слабоконтрастных изображений методом нечетких С-средних.

### 1.2.1. Повышение визуального качества слабоконтрастных изображений методом эквализации гистограмм

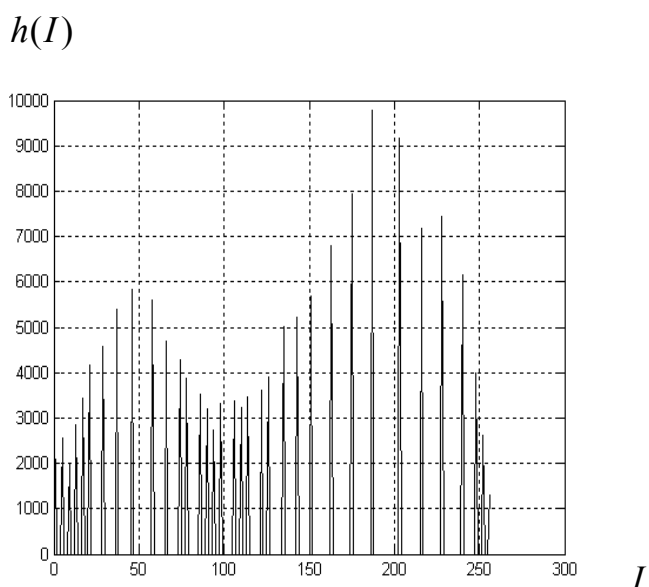
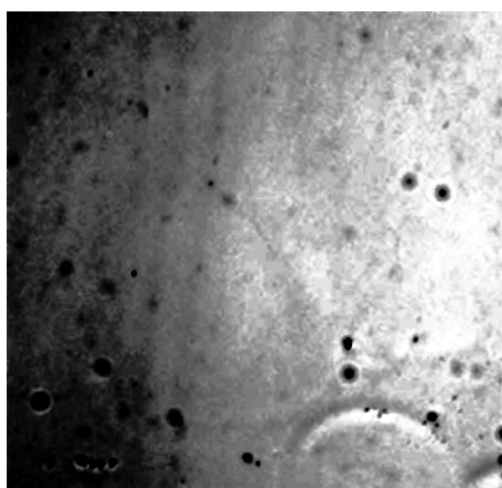
Данный метод является чрезвычайно распространенным, в следствие его программной простоты и алгоритмической эффективности. Метод имеет большое количество разновидностей [38,39,40], а число публикаций, связанных с его практическим использованием исчисляется сотнями.

Теоретические особенности метода подробно изложены в [5,8]. Метод обеспечивает «растяжение» узкой гистограммы исходного изображения на весь возможный диапазон градаций яркости в целях обеспечения повышения чувствительности визуального анализа.

Однако следует отметить, что в литературе отсутствуют рекомендации относительно целесообразности использования метода для анализа слабоконтрастных изображений в зависимости от их конкретных исходных гистограммных характеристик.

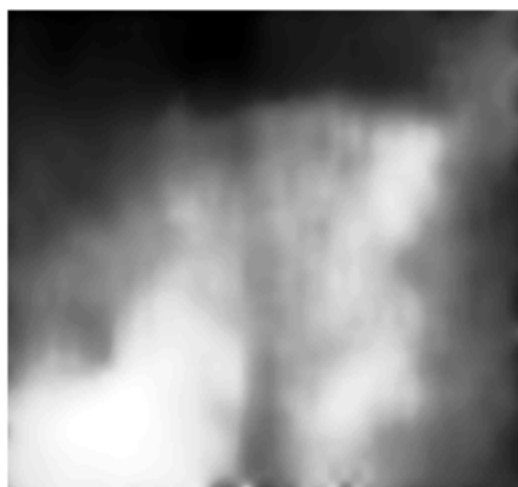
Тот факт, что применение данного метода далеко не всегда обеспечивает положительные результаты, следует из рассмотрения результатов его применения к изображениям на рис. 1.2 (а) и рис. 1.3 – 1 представленных на рис. 1.4.

Из рассмотрения рис. 1.4 можно заключить, что применение метода эквализации гистограмм к микробиологическому слабоконтрастному изображению (рис. 1.4 – 1а) обеспечивает значимое повышение визуального качества, тогда как его применение к геофизическому изображению (рис.1.4 – 2а) не дает ощутимых качественных результатов.

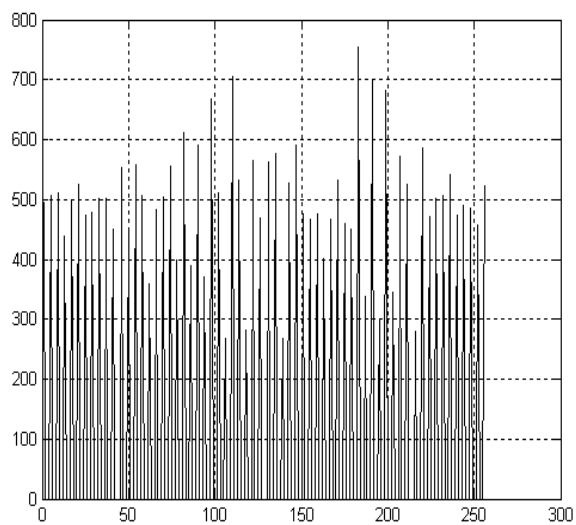


1

$h(I)$



2



$I$

а

б

Рис. 1.4. Результаты применения метода эквализации гистограмм для изображений (рис.1.2 а) – 1 и (рис.1.3 – 1) – 2: а – результат обработки; б – гистограммы распределения яркости обработанных изображений

На рис. 1.4 – 1б представлена соответствующая обработанному микробиологическому слабоконтрастному изображению гистограмма, показывающая, что на полученном изображении присутствуют все уровни серого, распределение их близко к равномерному, что позволяет говорить о нем как о высококонтрастном. Качество изображения существенно улучшилось – проявились детали, четче выявлены границы объектов, тогда как его применение к геофизическому изображению (рис.1.4 – 2а) не дает ощутимых качественных результатов.

Применение метода эквализации гистограммы к анализу цифрового модельного изображения (рис. 1.3 – 2а) не дает новых результатов по сравнению с исходным изображением (рис. 1.5), что говорит о неэффективности применения метода для улучшения контрастности слабоконтрастного изображения.

Таким образом, на основании представленных результатов можно заключить, что применение метода эквализации гистограмм для улучшения визуального качества слабоконтрастных изображений, характеризуемых полномасштабным диапазоном изменения яркостей и наличием локальных визуально неразличимых участков, является неэффективным и требует использования дополнительных методов.

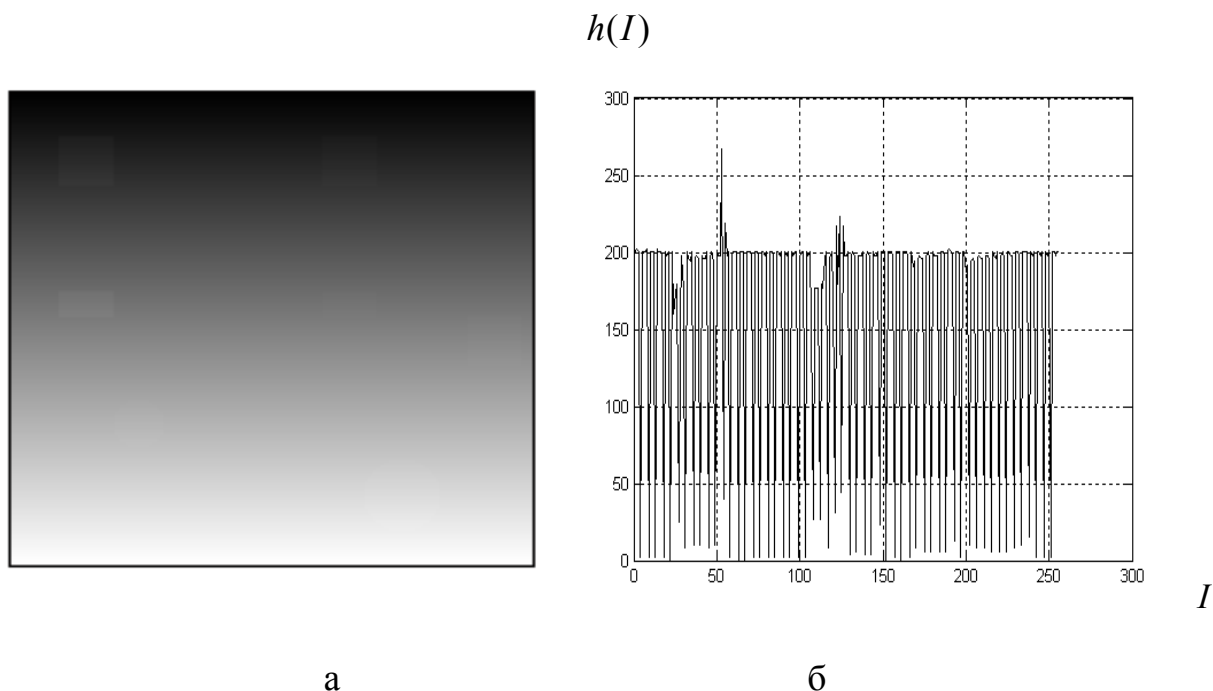


Рис. 1.5. Результат применения метода эквализации гистограмм к модельному изображению на рис.1.3 (а): а – результат; б – гистограмма обработанного изображения

### 1.2.2. Выделение границ визуально неразличимых участков слабоконтрастных изображений методом градиентного отображения

Для выделения границ визуально неразличимых (слабо различимых) участков широко используются методы обнаружения разрывов яркости, основанные на использовании первых и вторых производных перепадов яркости, т.е. градиентных отображений. Как и для метода эквализации гистограмм, данное направление имеет множество разновидностей, связанных с использованием глобальных и локальных (рамочных) градиентных операций [5, 8, 9, 41, 42].

При использовании градиентных методов всегда особое внимание уделяется вопросам нейтрализации влияния измерительных шумов, из-за неустойчивости операции численного дифференцирования к влиянию шумов [22, 43]. Практически не рассматривается влияние яркостного фона на особенности выделения потенциально информативных участков при использовании подобных преобразований.

Метод градиентного отображения первого порядка базируется на использовании выражений

$$\begin{aligned}
 \nabla I(x, y) &= \nabla_x I(x, y) + \nabla_y I(x, y), \\
 \nabla_x I(x, y) &= \partial I(x, y) / \partial x, \\
 \nabla_y I(x, y) &= \partial I(x, y) / \partial y,
 \end{aligned}
 \tag{1.2}$$



$$|\nabla I(x, y)| = \left[ \nabla_x^2 I(x, y) + \nabla_y^2 I(x, y) \right]^{1/2},$$

$$\Phi(x, y) = \arctg \left[ \nabla_y I(x, y) / \nabla_x I(x, y) \right],$$

где  $I(x, y)$  – исходное изображение;  $|\nabla I(x, y)|$  и  $\Phi(x, y)$  – модуль и фаза градиентного отображения анализируемого изображения  $I(x, y)$  соответственно.

Фазовая характеристика градиентного отображения в практике цифровой обработки изображений  $\Phi(x, y)$  практически не используется. Операция вычисления модуля градиентного отображения  $|\nabla I(x, y)|$  анализируемого изображения  $I(x, y)$  используется очень широко, однако, как это было отмечено выше, влияние фона является неизученным.

Тот факт, что влиянием фона не следует пренебрегать, следует из рассмотрения рис. 1.6, на котором представлены характеристики  $|\nabla I(x, y)|$  рассмотренных выше слабоконтрастных изображений.

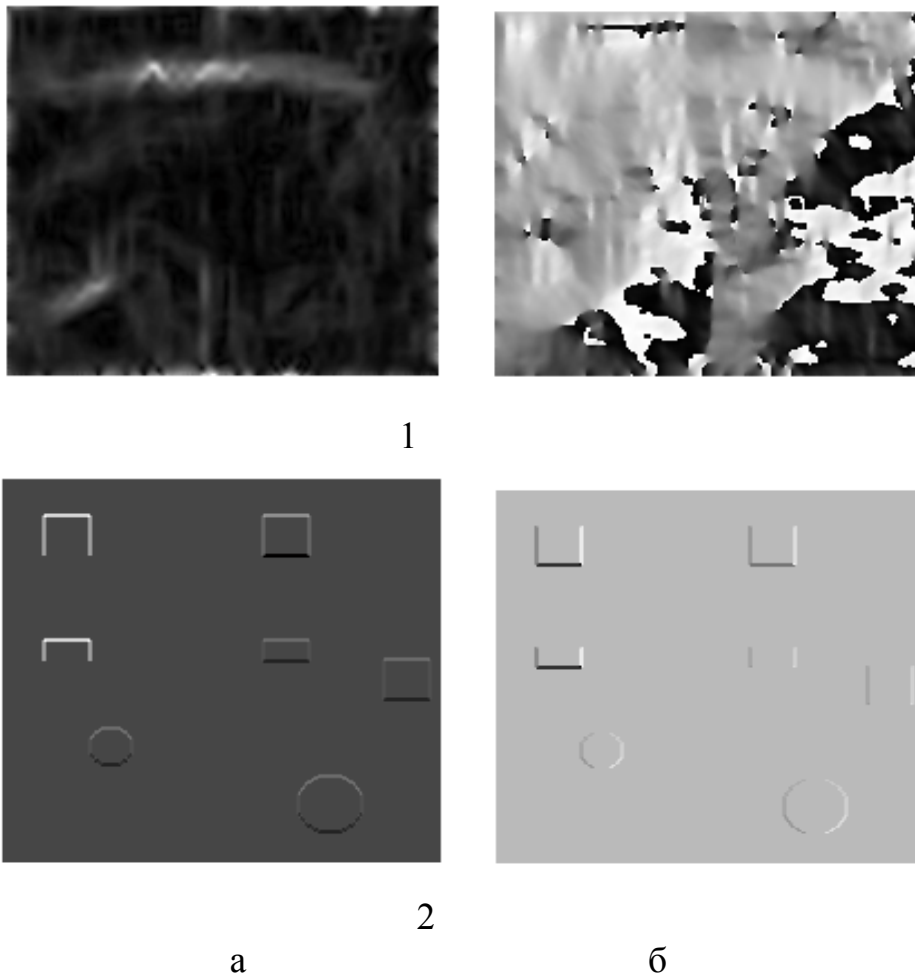


Рис.1.6. Характеристики градиентного отображения изображений, представленных на (рис.1.3 – 1а) – 1 и (рис.1.3 – 2а) – 2 соответственно:  
а –  $|\nabla I(x, y)|$ ; б –  $\Phi(x, y)$

Из рассмотрения рис. 1.6 – 1 можно заключить, что при наличии существенно неоднородного яркостного фона, на основе использования операции градиентного отображения весьма проблематично выделить какой-либо потенциальный объект интереса (как на амплитудной, так и на фазовой характеристике).

Однако если яркостный фон является однородным или плавно изменяющимся, как в случае на рис. 1.3 – 2а, то применение метода градиентного отображения является эффективным для выделения визуально неразличимых участков потенциального интереса, причем информативной является в этом случае как амплитудная, так и фазовая характеристики.

### 1.2.3. Сегментация слабоконтрастных изображений методом нечетких С-средних

Важнейшей процедурой преобразования изображений является сегментация, которая часто рассматривается как способ визуальной оценки результатов кластерного анализа исследуемого изображения. До настоящего времени не удалось добиться создания универсальной теории формирования кластеров произвольных изображений, что обусловлено как принципиальной сложностью формализации данной проблемы, так и неоднозначностью возможного решения. Поэтому проблема сегментации изображений, не являющихся тривиальными, представляет собой одну из наиболее сложных задач теории и практики обработки изображений [20, 44, 45], поскольку эффективность и достоверность работы алгоритмов трудно оценить объективно в условиях априорной неопределенности как наличия, так и характеристик объекта потенциального интереса, а выборочная оценка информативных характеристик производится на основании анализа лишь нескольких конкретных достоверных примеров.

В общей сложности в настоящее время насчитывается приблизительно 300 известных алгоритмов кластерного анализа [44], однако на практике используется лишь несколько наиболее популярных (метод К-средних [44] метод нечетких С-средних [18], самоорганизующаяся карта Кохонена [19]). Реальные предпочтения использования того или иного метода, разумеется, базируются на личных предпочтениях, имеющих, как правило, субъективный характер, однако, например, метод нечетких С-средних в настоящее время имеет приоритетный характер, что обусловлено информационными особенностями данного подхода.

Концептуальная взаимосвязь между кластеризацией и теорией нечетких множеств основана на том, что при структурировании сложных образов необходимо учитывать тот факт, что существует множество реальных объектов, не имеющих четких границ по своей природе. Требование необходимости обеспечения однозначности при кластеризации нечетких данных в таком случае

является неадекватным, особенно при необходимости учета незначительных различий или для кластеров сложной формы, перекрывающихся между собой (например, раковая опухоль с метастазами).

В основе классических (четких) методов кластеризации лежит определение значений, характеризующих каждый кластер в заданном признаковом пространстве и отнесение объекта к классу, на основе некоторой меры (обычно расстояния в пространстве признаков). Нечеткая или мягкая кластеризация вводит понятие нечетких кластеров и функцию принадлежности объектов к ним, изменяющуюся в интервале  $[0 \div 1]$ , что позволяет оценить степень принадлежности объекта к тому либо иному классу.

Первым методом нечеткой кластеризации был метод нечетких С-средних (Fuzzy C-means - FCM) [17, 18], имеющий в настоящее время множество модификаций [46, 47, 48]. Метод FCM базируется на использовании идей и математического аппарата нечеткой логики. Первый пример использования этого метода для сегментации многопараметровых изображений ЯМР-томографии был описан в работе [49]. В ходе работы алгоритма FCM каждому пикселю изображения ставится в соответствие вектор из функций принадлежности к каждому классу, на основе которого можно делать выводы о природе данного объекта.

Задача нечеткой кластеризации формулируется следующим образом: на основе исходных данных  $D$  определить такое нечеткое разбиение  $\mathfrak{R}(A) = \{A_k \mid A_k \subseteq A\}$  или нечеткое покрытие  $\mathfrak{Z}(A) = \{A_k \mid A_k \subseteq A\}$  множества  $A$  на заданное число  $c$  нечетких кластеров  $A_k (k \in \{2, \dots, c\})$ , которое доставляет экстремум некоторой целевой функции  $f(\mathfrak{R}(A))$  среди всех нечетких разбиений или экстремум целевой функции  $f(\mathfrak{Z}(A))$  среди всех нечетких покрытий.

Для уточнения вида целевой функции  $f(\mathfrak{Z}(A))$  в рассмотрение вводятся некоторые дополнительные понятия. Прежде всего, предполагается, что искомые нечеткие кластера представляют собой нечеткие множества  $A_k$ , образующие нечеткое покрытие исходного множества объектов кластеризации  $A$ , для которого имеет место следующие соотношение:

$$\sum_{K=1}^c u_{A_k}(a_i) = 1 (\forall a_i \in A), \quad (1.3)$$

где  $C > 1$  – общее количество нечетких кластеров  $A_k (k \in \{2, \dots, C\})$ , которое считается предварительно заданным.

Алгоритм базируется на использовании процедуры итеративной минимизации целевой функции вида [49]

$$J(U, V) = \sum_{i=1}^C \sum_{n=1}^N u_{in}^m |x_n - v_i|^2, \quad (1.4)$$

где  $V = \{v_1, \dots, v_c\}$  – центры кластеров;  $U = [u_{in}]$  – матрица размером  $C \times N$  и  $u_{in}$  –  $i$ -я функция принадлежности  $n$ -го входа  $x_n$ ,  $m \in [1, \infty)$  – параметр фаззификации или экспоненциальный весовой коэффициент.

Значение показателя «с» степени  $m$ , который называется параметром фаззификации или экспоненциальный весом выражает степень нечеткости функции принадлежности. Чем  $m$  больше, тем конечная матрица  $C$ -разбиения становится более “размытой”, и при  $m \rightarrow \infty$  она примет вид  $1/c$ , т.е. все объекты принадлежат ко всем кластерам с одной и той же степенью (что является очень плохим решением). При  $m=1$  кластеризация становится четкой. Экспоненциальный вес позволяет при формировании координат центров кластеров усилить влияние объектов с большими значениями степеней принадлежности и уменьшить влияние объектов с малыми значениями степеней принадлежности. На сегодня не существует теоретически обоснованного правила выбора значения этого параметра, лишь эмпирическое правило, говорящее о том, что с увеличением количества элементов множества классифицируемых объектов значение  $m$  уменьшается.

Значения функций принадлежности должны удовлетворять следующим ограничениям:

$$0 \leq u_{in} \leq 1, \quad i = 1, 2, \dots, C; \quad n = 1, 2, \dots, N; \quad (1.5)$$

$$\sum_{i=1}^C u_{in} = 1, \quad n = 1, 2, \dots, N; \quad (1.6)$$

$$0 < \sum_{n=1}^N u_{in} < N, \quad i = 1, 2, \dots, C. \quad (1.7)$$

Алгоритм является итеративным и основан на последовательном вычислении следующих уравнений:

$$v_i = \frac{1}{\sum_{n=1}^N u_{in}^m} \sum_{n=1}^N u_{in}^m x_{in}; \quad i = 1, 2, \dots, C; \quad (1.8)$$

$$u_{in} = \frac{\left[ \frac{1}{|x_n - v_i|^2} \right]^{1/(m-1)}}{\sum_{j=1}^C \left[ \frac{1}{|x_n - v_j|^2} \right]^{1/(m-1)}}; \quad i = 1, 2, \dots, C; \quad n = 1, 2, \dots, N. \quad (1.9)$$

Для каждого входного вектора значение функции принадлежности к каждому кластеру зависит от расстояния до соответствующего центра кластера.

Алгоритм FCM состоит из следующих шагов:

1. Инициализация числа кластеров  $c$ , значения  $m$ , начальных значений функции принадлежности  $u$ .

2. Вычисление значений центров нечетких кластеров:

$$v_{kj} = \frac{\sum_{i=1}^n (u_{ki})^m \cdot x_{ij}}{\sum_{i=1}^n (u_{ki})^m} \quad (\forall k \in \{2, \dots, C\}, \forall j \in \{1, \dots, q\}), \quad (1.10)$$

где  $n$  – число объектов кластеризации;  $q$  – количество информативных признаков, описывающих каждый экземпляр данных  $x_{ij}$ .

3. Вычисление текущего значения целевой функции  $f_t$ :

$$f_t = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^C (u_{kj})^m \sum_{j=1}^q (x_{ij} - v_{kj})^2 \quad (1.11)$$

4. Вычисление текущих значений функции принадлежности  $u$ :

$$u_{ik} = \left[ \sum_{l=1}^C \left[ \frac{\left( \sum_{j=1}^q (x_{ij} - v_{kj})^2 \right)^{1/2}}{\left( \sum_{j=1}^q (x_{ij} - v_{kl})^2 \right)^{1/2}} \right]^{\frac{2}{m-1}} \right]^{-1} \begin{cases} \forall k \in \{2, \dots, C\}, \\ \forall i \in \{1, \dots, n\} \end{cases} \quad (1.12)$$

5. Если разность целевых функций текущего и предыдущего шагов

$$|f_t - f_{t-1}| > \varepsilon, \quad (1.13)$$

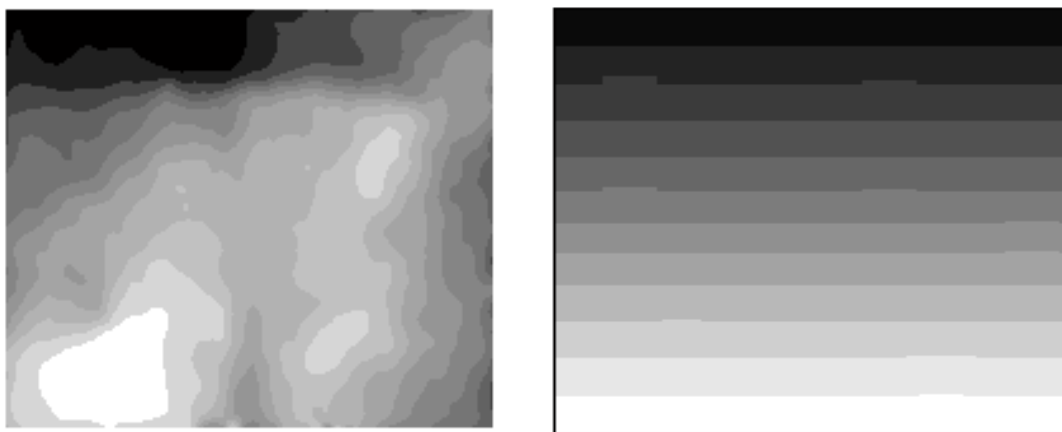
где  $\varepsilon$  – пороговое значение, то переход к пункту 2.

К достоинствам алгоритма нечетких  $C$ -средних можно отнести его гибкость и возможность работы непосредственно со значениями функций принадлежности.

К недостаткам FCM следует отнести необходимость априорного задания числа кластеров  $c$ , что диктует необходимость проведения ряда экспериментов по сегментации анализируемого изображения при различных значениях  $c$ .

Следует отметить, что зачастую недостаток того или иного метода может иметь и позитивный характер. Так, анализ изображения имеющего 256 градаций яркости серого, с психофизиологической точки зрения затруднен, поскольку, как показывают результаты многочисленных исследований [5, 8, 9, 10], человеческий глаз в состоянии воспринять лишь порядка 20 – 30 градаций яркости одновременно. В связи с этим сегментация анализируемого изображения, например, на 20 кластеров может существенно облегчить интерпретацию на стадии предварительного анализа, особенно при использовании методов псевдоцветового кодирования результатов.

На рис. 1.7 представлены результаты применения метода нечетких  $C$ -средних применительно к анализу изображений, представленных на рис. 1.3 (1а) и (2а).



а

б

Рис. 1.7. Результаты сегментация изображений методом нечетких С-средних (12 кластеров): а – изображение геофизического поля (рис.1.3 – 1а); б – изображение модельного поля (рис.1.3 – 2а)

При сопоставлении рис. 1.7 (а) с оригиналом (рис. 1.3 – 1а), следует отметить, что с визуальной точки зрения предпочтительно работать с сегментированным изображением, поскольку границы кластеров (сегментов) являются четкими, тогда как на исходном изображении (рис. 1.3 – 1а) глаз не может выделить объекты интереса.

Однако применительно к модельному изображению (рис. 1.7б) результат противоположен, поскольку фон забирает на себя большую долю площади кластеров, что не позволяет сегментировать локальные информативные участки. Данный пример дополнительно демонстрирует сложность и неоднозначность процедуры анализа слабоконтрастных изображений при отсутствии априорной информации о характеристиках объекта интереса и окружающего его яркостного фона.

### 1.3. Особенности комплексирования методов анализа слабоконтрастных изображений

Из рассмотрения информационных возможностей трех наиболее распространенных методов цифровой обработки изображений следует, что применительно к анализу слабоконтрастных изображений, априорное определение наиболее оптимального (информативного) метода представляется проблематичным. Данный факт диктует необходимость и целесообразность комплексирования нескольких, желательно принципиально отличных с алгоритмической точки зрения, алгоритмов, в целях повышения общей надежности процедуры визуального анализа слабоконтрастных изображений.

Применение нескольких алгоритмов позволяет более четко выделить объекты потенциального интереса, что демонстрирует пример анализа рентгеновской томограммы головного мозга, которая представлена на рис.1.8.

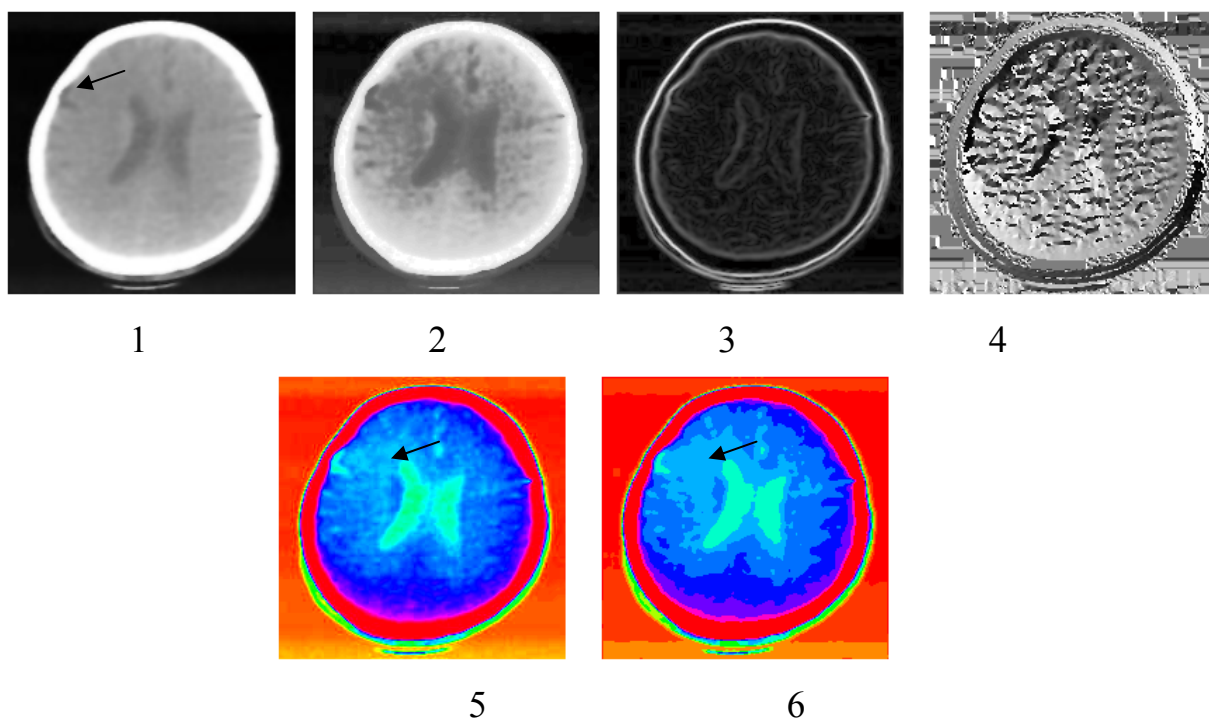


Рис. 1.8. Сопоставление различных вариантов обработки изображения рентгеновской томограммы головного мозга: 1 – оригинал; 2 – метод эквализации гистограмм; 3 – модуль градиентного отображения; 4 – фаза градиентного отображения; 5 – псевдоцветовое кодирование оригинала; 6 – псевдоцветовое кодирование результата метода нечетких С-средних (12 кластеров – область потенциального интереса указана стрелкой)

На исходном изображении (рис. 1.8 – 1) хорошо видна гематома (указана стрелкой), но совершенно невидимой является область ее влияния на окружающую биоструктуру.

Применение метода эквализации гистограмм (рис. 1.8 – 2) и метода градиентного отображения (рис. 1.8 – 3, 4) не дало положительных результатов, т.е. потенциально значимая область, с точки зрения поставленной задачи, не была выделена на обработанных указанными методами изображениях.

Интерес представляет сопоставление изображений, представленных на рис. 1.8 – 5 и рис. 1.8 – 6. На первом представлен результат псевдоцветового кодирования первоначального изображения на рис. 1.8 – 1, а на втором – результат псевдоцветового кодирования (в идентичной цветовой палитре) результата применения метода нечетких С-средних (12 кластеров). На рис. 1.8 – 5 потенциально значимая область интереса не выделяется, поскольку градация яркостей в этой области представляет собой непрерывную функцию в двумерной области и ее псевдоцветовое кодирование не дает однозначных результатов с точки зрения ее идентификации. Совершенно другой результат дает псевдоцветовое кодирование результата метода нечетких С-средних (рис. 1.8 – 6), где область потенциального интереса выделилась в явном виде

(указана стрелкой). Данный результат получен на основании выбора оптимального числа кластеров и базировался на использовании результатов, связанных с исследованием информационных возможностей новых методов анализа слабоконтрастных изображений, таких как метод резонансно-пространственного отображения [50] и метода комплексного нуль-пространственного отображения [51].

Поскольку в рассмотренном примере применение четырех различных методов дает четыре различных результата, то в соответствии с общими принципами теории надежности [52], необходимо обеспечение комплексирования такого количества различных методов, которое обеспечило бы, как минимум, двукратное совпадение результатов (лучше – трехкратное). Это обстоятельство диктует необходимость разработки новых дополнительных методов анализа слабоконтрастных изображений, поскольку, традиционные методы не обеспечивают надежного решения поставленной задачи для подобного типа изображений.

### Выводы по первому разделу

1. Проведенный анализ показал, что существует класс слабоконтрастных изображений, характеризуемых наличием мультимодальной гистограммы распределения яркости с полным использованием ее диапазона, наличием визуально неразличимых и «размытых» объектов потенциального интереса, расположенных на неоднородном яркостном фоне с неизвестными статистическими и спектральными характеристиками, для анализа которых применение существующих методов цифровой обработки изображений является малоэффективным.

2. Задача повышения чувствительности и достоверности визуального анализа такого класса изображений диктует необходимость разработки новых методов цифровой обработки, позволяющих повысить надежность выделения визуально неразличимых «размытых» объектов потенциального интереса на неоднородном яркостном фоне.

3. Решение подобной задачи возможно на базе проведения аналогий с наиболее чувствительными интерференционными методами оптических и радиофизических измерений, и их виртуального цифрового синтеза в целях повышения чувствительности и достоверности визуального анализа слабоконтрастных изображений различной физической сущности.



## РАЗДЕЛ 2

### ПОВЫШЕНИЕ КАЧЕСТВА СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ ЦИФРОВОЙ ИНТЕРФЕРОМЕТРИИ

Рассмотрены различные подходы к преобразованию анализируемых изображений в пространстве функции комплексной переменной, базирующиеся на проведении аналогий с наиболее чувствительными интерференционными методами оптических измерений. Исследованы различные варианты выбора значения коэффициента преобразования метода (длины виртуальной оптической волны), позволяющие изменять качество исходного изображения, с точки зрения возможности выделения визуально неразличимых слабоконтрастных участков.

Представлены результаты экспериментальной проверки работоспособности метода на численных моделях и реальных изображениях различной физической природы.

#### 2.1. Интерференционное преобразование слабоконтрастных изображений и его информационные возможности

В 1935 г. Ф. Цернике разработал метод фазоконтрастной микроскопии, являющийся в настоящее время одним из наиболее чувствительных методов анализа слабоконтрастных (по терминологии Цернике – фазоконтрастных) оптических изображений [60,61] (в 1952г. работа была удостоена Нобелевской премии по физике).

На рис. 2.1 представлено сопоставление результатов микробиологического изображения на обычном и фазоконтрастном микроскопах (изображения были предоставлены доктором И.В. Любошенко, фирма “Phaseview” – г. Париж).

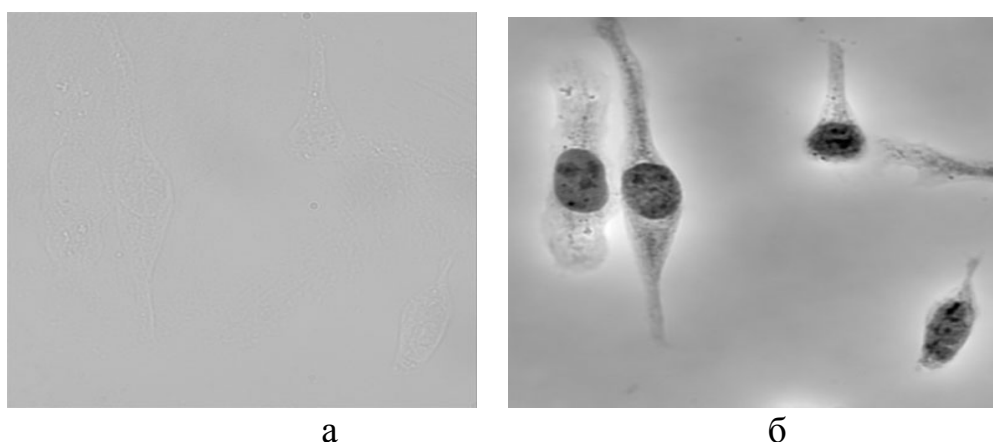


Рис. 2.1. Сопоставление результатов (а) – обычной; (б) – фазоконтрастной микроскопии

Согласно Цернике, к фазоконтрастным относятся достаточно прозрачные объекты, характеризуемые изменением показателя преломления от точки к точке (классический пример – стекла различной толщины), что создает только фазовое различие между светом, прошедшим через разные области, не оказывая влияния на амплитуду и, следовательно, не воспринимается глазом.

В методе Цернике световой поток делится на два луча: измерительный (проходящий через объект) и опорный. Визуализируется результат векторного сложения (рис. 2.2), при котором отличия в фазовых характеристиках преобразуются в различия амплитуд, что и обеспечивает повышение качества фазоконтрастных изображений. Изменение фазы связано с углом поворота векторов  $\vec{A}_1, \vec{A}_2$  (их амплитуды  $|A_1| \approx |A_2|$ ). Направление и величина опорного вектора  $\vec{B}$  остается неизменной, что приводит к изменению модуля результата векторного сложения ( $|R_1| \neq |R_2|$ ). С физической точки зрения, подобный эффект обусловлен интерференцией измерительной и опорной когерентных оптических волн.

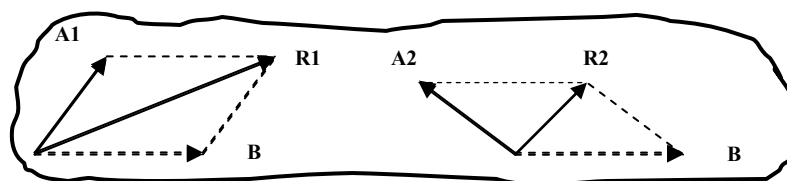


Рис. 2.2. Схема метода фазоконтрастной микроскопии Цернике

Задача реализации виртуального аналога метода фазоконтрастной микроскопии для анализа слабоконтрастных изображений различной физической сущности (которые формально можно рассматривать в качестве аналога фазоконтрастного участка) представляет большой интерес.

Проведение формальной аналогии с методом фазоконтрастной микроскопии возможно при использовании трех принципиальных положений.

1. Переход из пространства действительных яркостей в плоскость комплексных яркостей на основе использования фазового (чисто углового) модуляционного преобразования, под которым понимается переход от декартовой системы координат к кодированию анализируемых изображений в полярной системе координат.

2. Введение виртуального когерентного опорного поля  $\vec{B}(x, y) = 1$ , со значением  $|\vec{B}(x, y)| = |\vec{A}(x, y)| = 1$  и постоянным направлением вдоль оси « $x$ ».

3. Визуализации характеристик векторной суммы и (или) разности этих двух виртуальных векторных полей.

$$|\vec{R}(x, y)| = |\vec{A}(x, y) \pm \vec{B}(x, y)| \quad (2.1)$$

Подобный подход обеспечивает возможность использования интерференционных эффектов (в соответствии с методом фазоконтрастной

микроскопии Цернике) для повышения качества слабоконтрастных изображений в плоскости фазовой модуляции комплексных яркостей.

## 2.2. Модуляционное преобразование анализируемого изображения

Поскольку интерференция является векторной операцией, то реализация ее виртуального аналога диктует необходимость перехода в плоскость функций комплексных переменных.

В работе [62,63] было предложено использовать модуляционно-пространственное кодирование анализируемых изображений вида

$$R(x, y) = I(x, y)e^{j\pi\frac{I(x,y)}{\lambda}} = \text{Re}\{R(x, y)\} + j \text{Im}\{R(x, y)\} = |R(x, y)|e^{j\Phi(x,y)}, \quad (2.2)$$

где  $I(x, y)$  – исходное изображение, а  $\lambda$  – модуляционный параметр (виртуальный аналог длины волны когерентного оптического излучения).

С математической точки зрения преобразование (2.2) означает переход из пространства действительных яркостей в пространство комплексных яркостей с возможностью использования математического аппарата теории функций комплексной переменной [64].

Отличительной особенностью получаемой функции  $R(x, y)$  является то, что ее амплитудно-пространственная характеристика (модуль  $|R(x, y)|$ ) соответствует исходному изображению  $I(x, y)$ , тогда как фазо-пространственная характеристика ( $\Phi(x, y)$  – угол поворота вектора в комплексной плоскости) зависит от соотношения  $I(x, y)/\lambda$ . Вариация параметра  $\lambda$  влияет на изменчивость фазовой характеристики  $\Phi(x, y)$  и позволяет получать виртуальные изображения, характеризующиеся различной чувствительностью к изменению значений яркости пикселей.

При подходе к выражению (2.2) с позиций теории модуляции сигналов [65], его можно рассматривать в виде аналога амплитудно-фазовой (яркостно-фазовой) модуляции анализируемого изображения  $I(x, y)$ . В этом случае расширение границ его интерпретации открывает дополнительные возможности по его использованию.

В работах [55, 57] было предложено использовать иное, чисто фазовое, модуляционное преобразование вида

$$\vec{A}(x, y) = \exp(j\pi I(x, y)/\lambda) = \exp(j\Phi(x, y)), \quad (2.3)$$

модуль которого  $|\vec{A}(x, y)| = 1$ .

Причем, выбирая величину  $\lambda$  малого размера, можно небольшие вариации значений яркости преобразовать в большие величины угла фазового поворота  $\Phi(x, y)$  вектора  $\vec{A}(x, y)$ .

На рис. 2.3 представлена зависимость изменения значений разницы фазовых углов  $\Delta\Phi$  модуляционной характеристики (2.2) на яркостный перепад в 1% в предположении, что  $\lambda \in [0.01 - 1]$

$$\Delta\Phi = f(\lambda) = \Phi(I) - \Phi(I + 0.01) \quad (2.4)$$

Из рассмотрения рис. 2.3 видно, что выбирая параметр модуляции  $\lambda$  в пределах  $0.01 \div 0.05$ , яркостный перепад в 1% может быть детектирован по фазо-пространственной характеристике модуляционного преобразования.

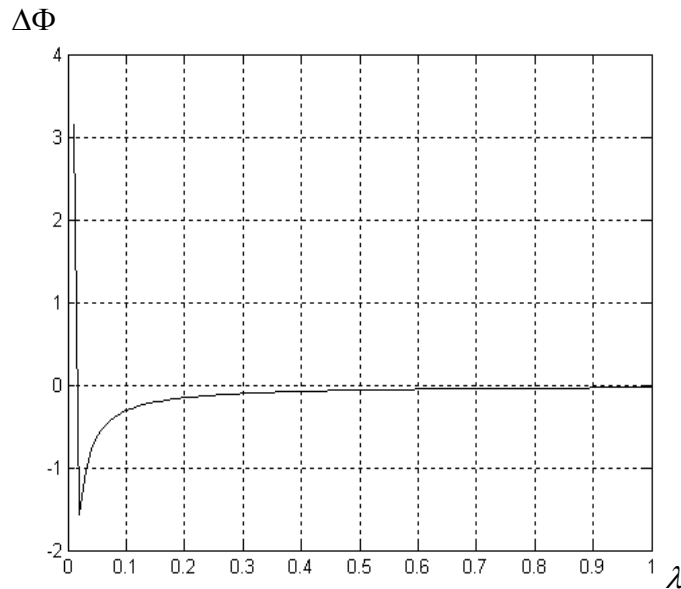


Рис. 2.3. Зависимость  $\Delta\Phi$  на яркостный перепад  $\Delta I = 1\%$  от параметра  $\lambda$

На рис. 2.4 представлены фазо-пространственные характеристики модельного фазо-контрастного изображения для двух значений параметров модуляции  $\lambda$ .

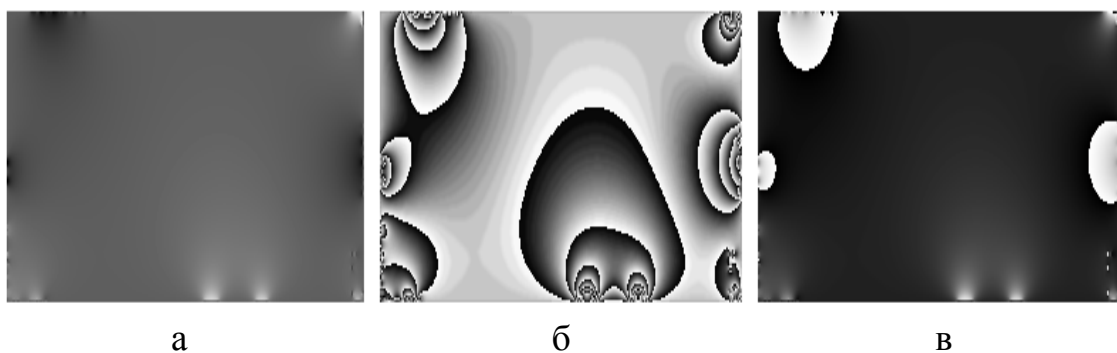


Рис. 2.4. Модель фазо-контрастного изображения: а – оригинал; б –  $\Phi(\lambda = 0.03)$ ; в –  $\Phi(\lambda = 0.30)$

Результат преобразования модельного изображения, имитирующего источники и распределение электромагнитного поля, созданного с их помощью и представленного на рис. 2.4 (а) показывает, что правильный выбор значения

параметра модуляции влияет на детализацию выявления слабоконтрастных участков ( $\lambda = 0.03$  позволяет выделить тонкую структуру модельного изображения, тогда как для значения параметра  $\lambda = 0.30$  – только область источников).

Правильный выбор значения параметра модуляции должен базироваться на учете априорной информации об анализируемом изображении – вариациях яркостных характеристиках областей потенциального интереса.

### 2.2.1. Исследование информационных возможностей цифрового интерференционного метода при фиксированном значении параметра модуляционного преобразования

В отличие от физического метода фазоконтрастной микроскопии, базирующегося на измерениях только одного параметра (модуля суммы векторного сложения), в рамках метода цифровой интерферометрии возможно использование четырех параметров: модуля  $|R_{(+)}|$  и фазы  $\gamma$  суммы векторного сложения (рис. 2.5 а), модуля  $|R_{(-)}|$  и фазы  $\beta$  векторной разности (рис. 2.5 б). Данное обстоятельство позволяет расширить информационную базу анализа слабоконтрастных изображений.

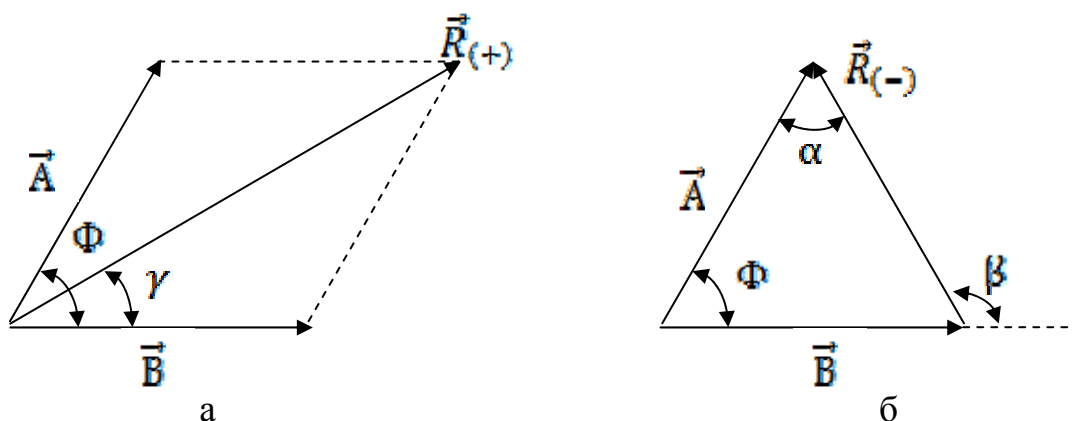


Рис. 2.5. Параметры операции: а – векторного сложения; б – векторной разности

Аналитическое описание параметров векторных операций [66], в предположении, что  $\left| \vec{A} \right| \neq \left| \vec{B} \right|$  имеет следующий вид:

$$\left| \vec{R}_{(-)} \right| = \sqrt{\left| \vec{A} \right|^2 + \left| \vec{B} \right|^2 - 2 \left| \vec{A} \right| \left| \vec{B} \right| \cos \Phi} \quad ; \quad \left| \vec{R}_{(+)} \right| = \sqrt{\left| \vec{A} \right|^2 + \left| \vec{B} \right|^2 + 2 \left| \vec{A} \right| \left| \vec{B} \right| \cos \Phi} \quad ; \quad (2.5)$$

$$\beta = \arg(R_{(-)}) = \arctg \left[ \frac{|\vec{A}| \sin \Phi}{|\vec{B}| - |\vec{A}| \cos \Phi} \right] + \Phi; \gamma = \arg(R_{(+)}) = \frac{\Phi}{2}; \Phi = \exp(j\pi I / \lambda). \quad (2.6)$$

При использовании модуляционного преобразования вида (2.3),  $|\vec{A}| = |\vec{B}| = 1$  выражения (2.5) и (2.6) упрощаются, но при этом остаются нелинейными по отношению к яркостям исходного изображения  $I$  и параметра модуляции  $\lambda$ .

Выбор параметра  $\lambda$  при известных возможных значениях перепадов яркости слабоконтрастных участков зависит от чувствительности информативных характеристик интерференционного метода к минимальным перепадам значений яркости.

На рис. 2.6 представлены графики зависимости изменения значений интерференционных параметров на яркостный перепад  $\Delta I$  в 1%, от значения параметра модуляции  $\lambda \in [0.01 \div 0.2]$ .

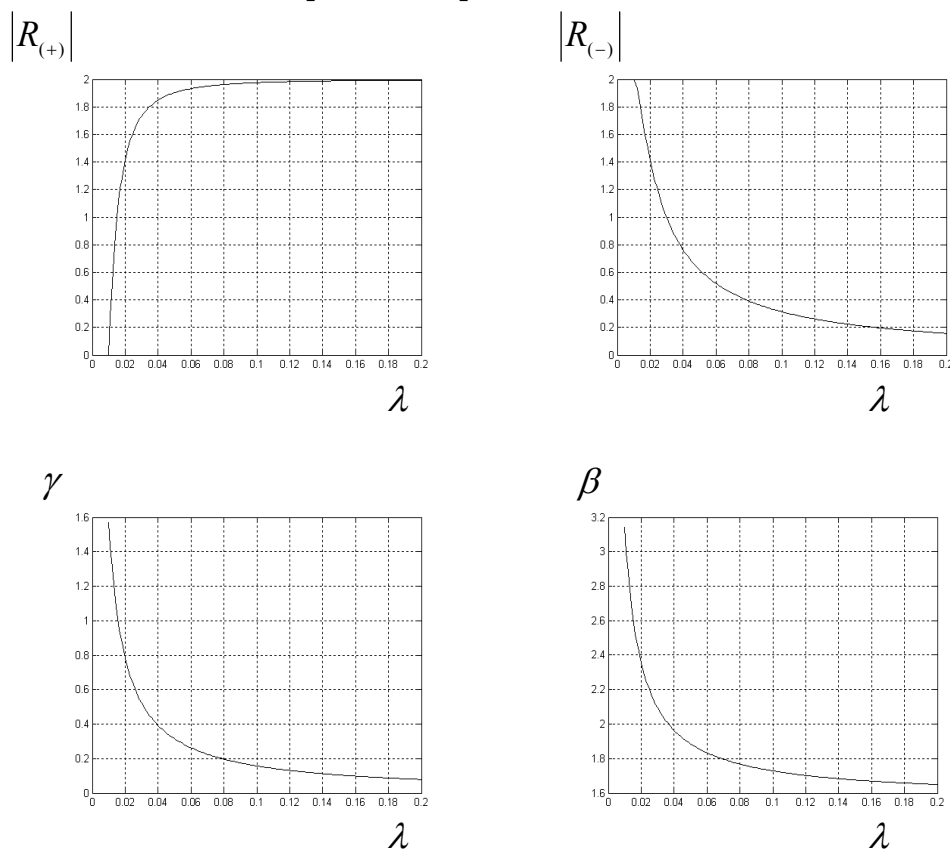


Рис. 2.6. Зависимость изменения интерференционных параметров от величины модуляционного параметра  $\lambda$  на изменение яркости в 1%

Из рассмотрения рис. 2.6 следует, что если значимым признать изменение интерференционных параметров на 50%, то параметр  $\lambda$  должен выбираться в

пределах  $0.01 \leq \lambda \leq 0.02$ . Практически это означает, что всегда можно выделить объект интереса путем выбора параметра модуляции значительно меньше значения яркости анализируемого участка.

Однако при этом всегда возникают проблемы однозначности интерпретации интерферограммы, как это обычно происходит в оптической голографии [67]. Поэтому, как показывают результаты исследований, в случаях, когда зона интереса определена, целесообразен следующий выбор значения  $\lambda$ :

$$\lambda \approx (1.01 \div 1.1)[I_{\max}(x, y) - I_{\min}(x, y)], \quad (2.7)$$

где  $I_{\max}$ ,  $I_{\min}$  – максимальное и минимальное значение яркости (амплитуды) изображения в области интереса.

На рис. 2.7 (а) представлено цифровое изображение, на котором визуально неразличимы четыре участка с перепадами яркости 0.8% и два изображения, соответствующие визуализируемой характеристике  $|R_{(+)}|$  для значений  $\lambda = 0.01$  и  $\lambda = 0.40$  соответственно.

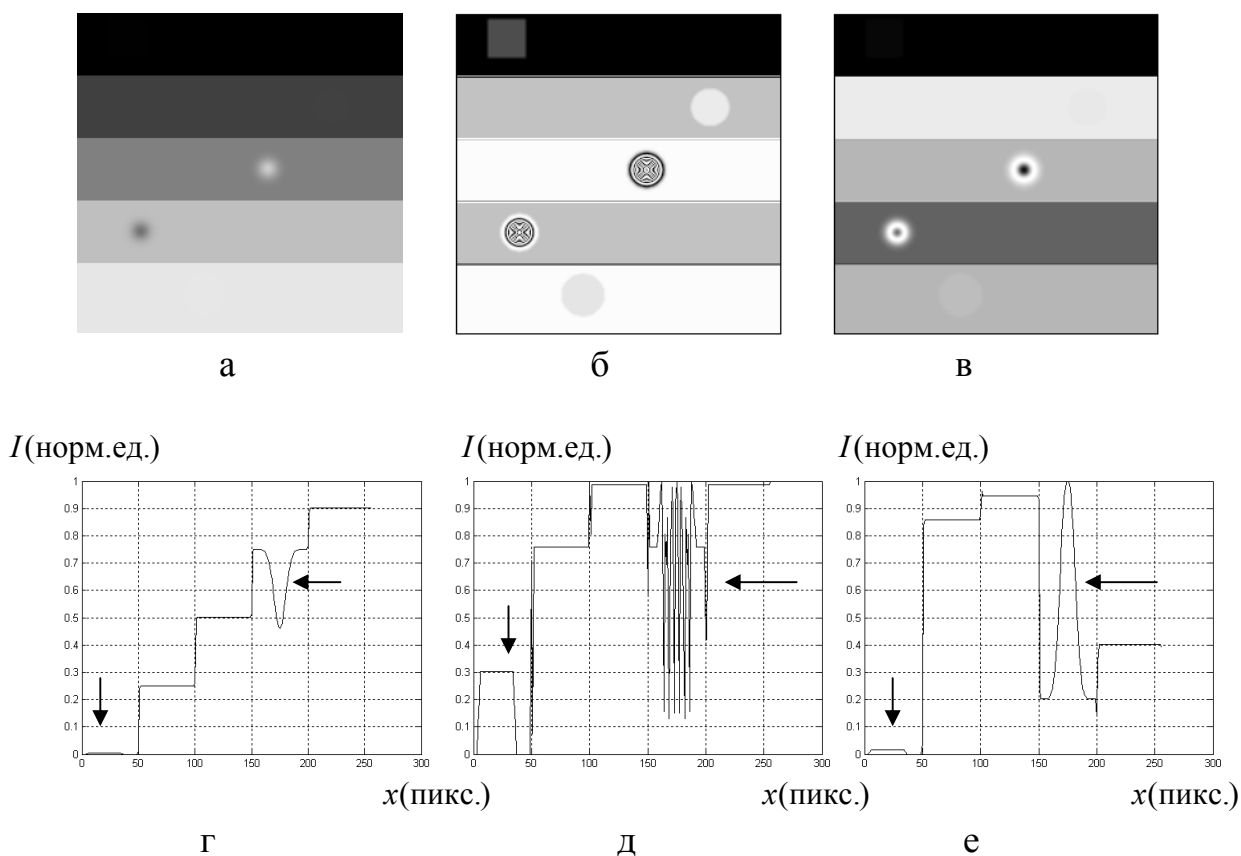


Рис. 2.7. Цифровая модель слабоконтрастного изображения: а – оригинал; б –  $|R_{(+)}|_{\lambda=0.01}$ ; в –  $|R_{(+)}|_{\lambda=0.40}$ ; г, д, е – 50-е столбцы их яркостно-пространственных срезов соответственно

Из рассмотрения рис. 2.7 (б) видно, что для  $\lambda = 0.01$  визуализация характеристики  $|R_{(+)}|$  позволяет выделить все неразличимые участки, а при значении  $\lambda = 0.40$  эти участки практически не выделяются.

Особенности метода цифровой интерферометрии проявляются при рассмотрении яркостно-пространственных срезов, представленных на рис. 2.7 (г, д, е). Так, для  $\lambda = 0.01$  динамический диапазон выделения скрытой неоднородности возрос с 0.008 до 0.30, т.е. в 37 раз.

Величина увеличения диапазона изменения выделяемой яркости возрастает с уменьшением значения  $\lambda$  ( $\lambda = 0.40$  – 2.7 раза,  $\lambda = 0.01$  – в 37 раз), но при этом появляется ее модуляция (неоднородность носит осциллирующий характер), что видно из рис. 2.7 (е).

На рис. 2.8 представлены графики зависимости изменения значений интерференционных параметров на яркостный перепад  $\Delta I = 0.4$ , от значения параметра модуляции  $\lambda \in [0.01 \div 1.00]$ .

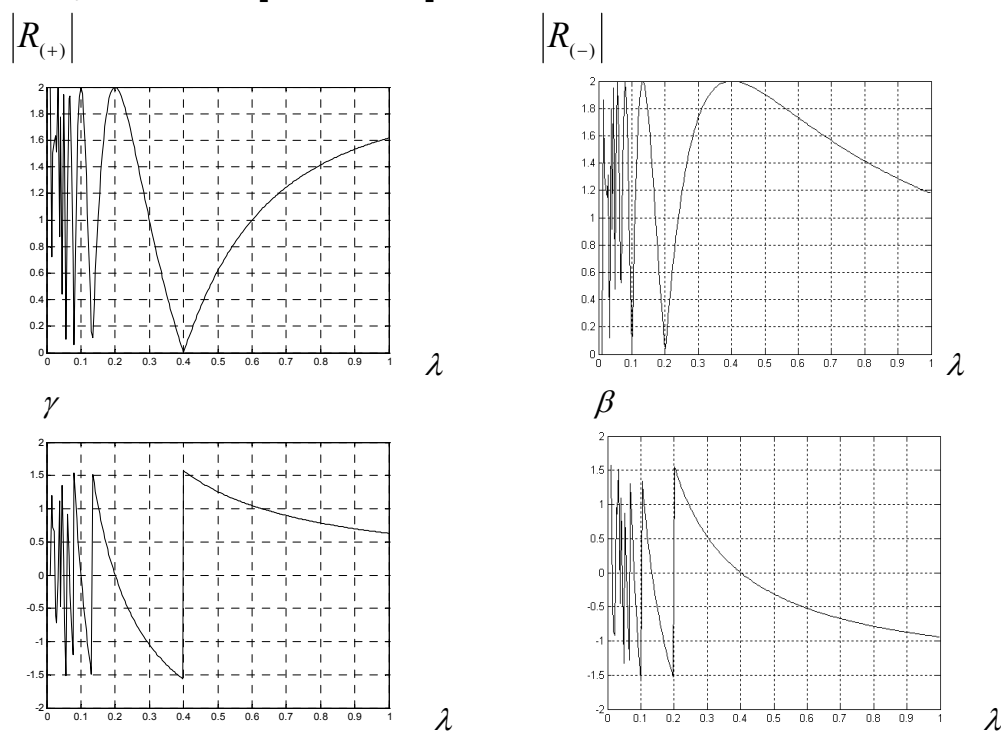


Рис. 2.8. Зависимость изменения интерференционных параметров от величины модуляционного параметра  $\lambda$  на перепад яркости  $\Delta I = 0.4$

Из проведенных исследований следует, что для обеспечения однозначности интерпретации получаемых результатов выбор значения модуляционного параметра должен удовлетворять условию  $\lambda > \Delta I$ , что подтверждает рассмотрение рис. 2.8 при значении  $\Delta I = 0.4$ . Для фазового угла векторной разности  $\beta$  это условие имеет вид  $\lambda > \Delta I / 2$ , т.е. для данной характеристики диапазон однозначности является в два раза более широким по сравнению с другими интерференционными параметрами.



Из вышеизложенного можно заключить, что применение интерференционного метода с фиксированным значением параметра модуляционного преобразования  $\lambda$  целесообразно применять для анализа «стационарно-неоднородных» изображений (у которых среднее значение яркости является «приблизительно» одинаковым вдоль всей апертуры) либо для анализа таких изображений, у которых область потенциального интереса является определенной априори, что позволяет выбрать оптимальное значение параметра  $\lambda$ .

На рис. 2.9 представлено оптическое слабоконтрастное изображение микробиологического объекта и его яркостные характеристики, с динамическим диапазоном изменения  $\approx 10\%$ .

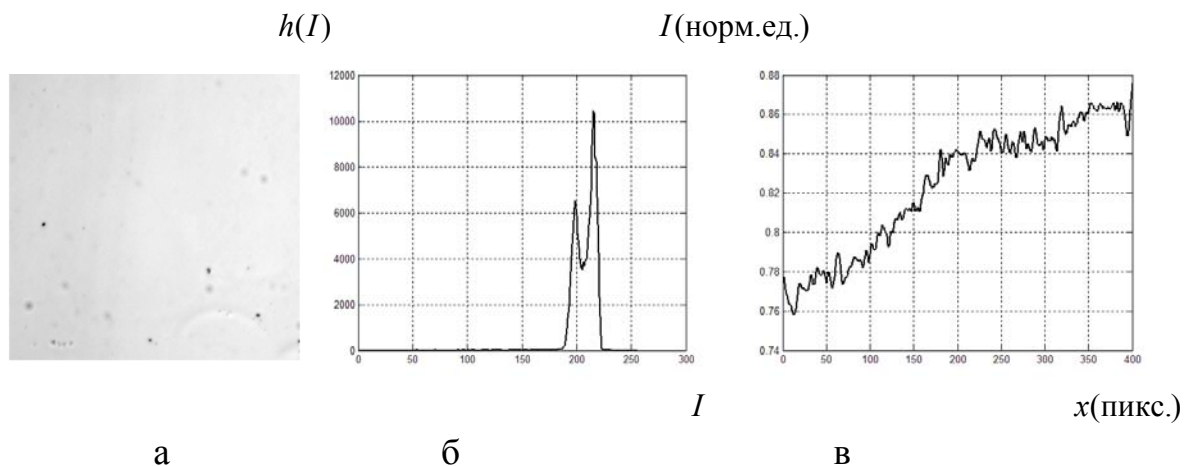
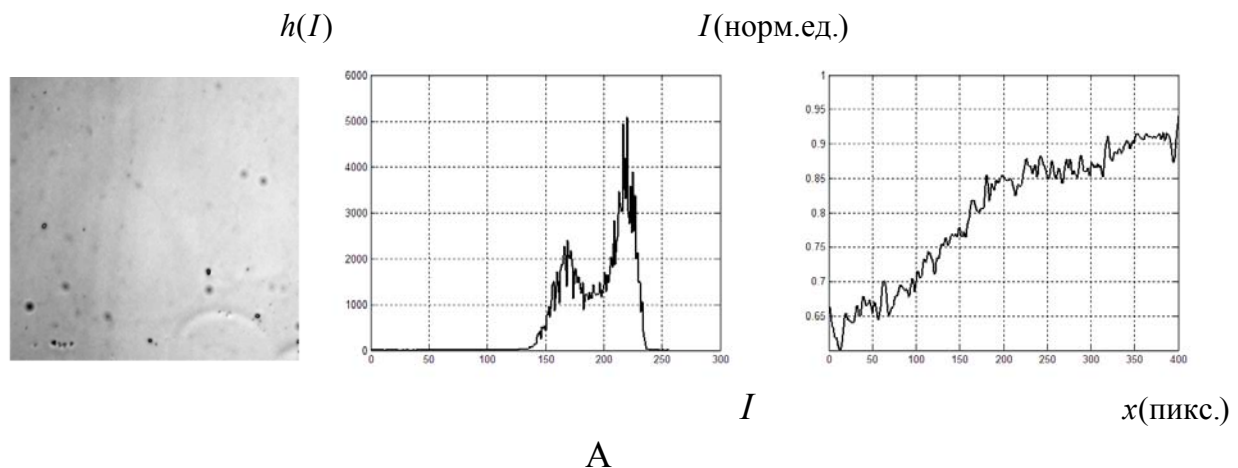


Рис. 2.9. Микробиологическое оптическое изображение: а – оригинал; б – гистограмма распределения яркостей; в – яркостно-пространственный срез 200-ой строки исходного изображения

В данном случае необходимо повышение общей контрастности исходного изображения, а так как яркость варьируется в пределах 10%, то, в соответствии с выражением (2.6), модуляционный параметр  $\lambda$  целесообразно выбрать в пределах  $\lambda \in [0.11 \div 0.12]$ . На рис. 2.10 представлены синтезированные интерференционные изображения.



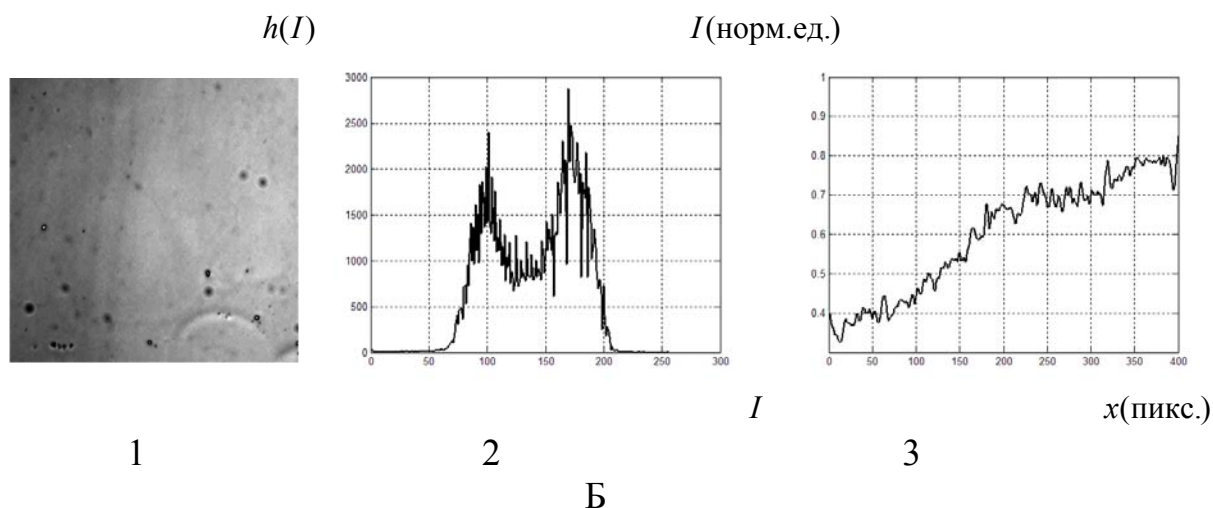


Рис. 2.10. Синтезированные интерференционные изображения для  $\lambda = 0.12$ :  
 А –  $|R_{(+)}$ ; Б –  $|R_{(-)}$  (1 – изображение; 2 – гистограмма;  
 3 – яркостно-пространственный срез 200-ой строки)

Из рассмотрения результатов, представленных на рис. 2.10 следует, что интерференционный синтез привел к расширению гистограммы распределения яркостей и увеличению динамического диапазона изменения яркостей: для  $|R_{(+)}$  – до 30%, а для  $|R_{(-)}$  – 40%. Следовательно, чувствительность визуального анализа синтезированных изображений увеличилась в четыре раза, по сравнению с исходным изображением на рис. 2.9 а.

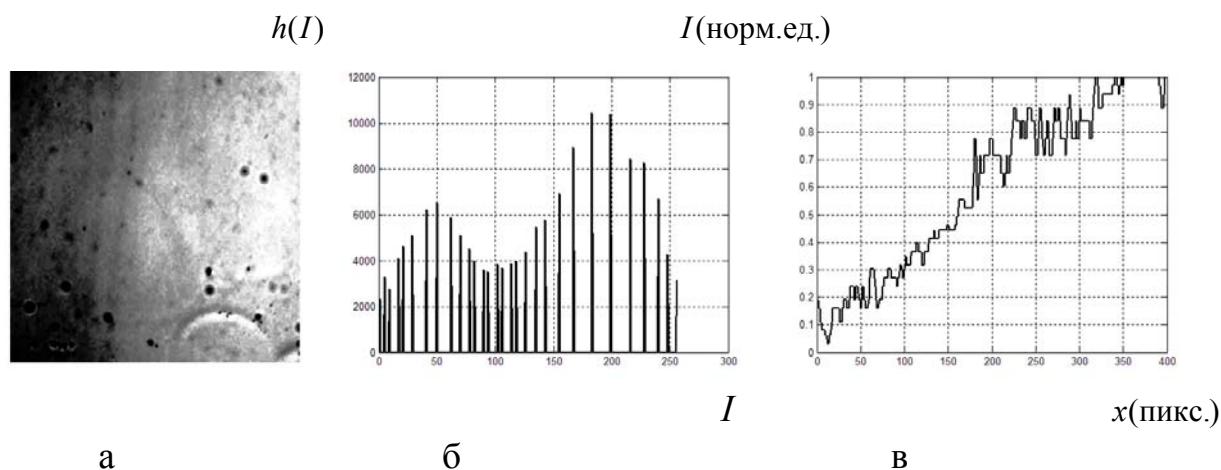


Рис. 2.11. Результат обработки исходного изображения (рис. 2.9 а) методом эквализации гистограммы: а – результат обработки; б – гистограмма изображения; в – яркостно-пространственный срез 200-ой строки

При сравнении с широко используемым для повышения контрастности изображений методом эквализации гистограммы, результат которого представлен на рис. 2.11, следует, что интерференционный метод обеспечивает более высокое визуальное качество в том смысле, что яркостно-

пространственные срезы синтезированных изображений подобны исходному (рис. 2.9 в) и не являются искаженными. Применение метода эквализации гистограммы приводит к появлению «насыщенных» яркостных участков, что выражается в ступенчатом характере яркостно-пространственного распределения (рис. 2.11 в).

На рис. 2.12 представлены результаты применения интерференционного метода для повышения контрастности космического изображения участка акватории Черного моря.

Из рассмотрения яркостно-пространственных срезов изображений, представленных на рис. 2.12 (г, д) следует, что применение интерференционного метода увеличило динамический диапазон изменения яркостей в 2.5 раза (от 10% на рис. 2.12 г до 25% на рис. 2.12 д).

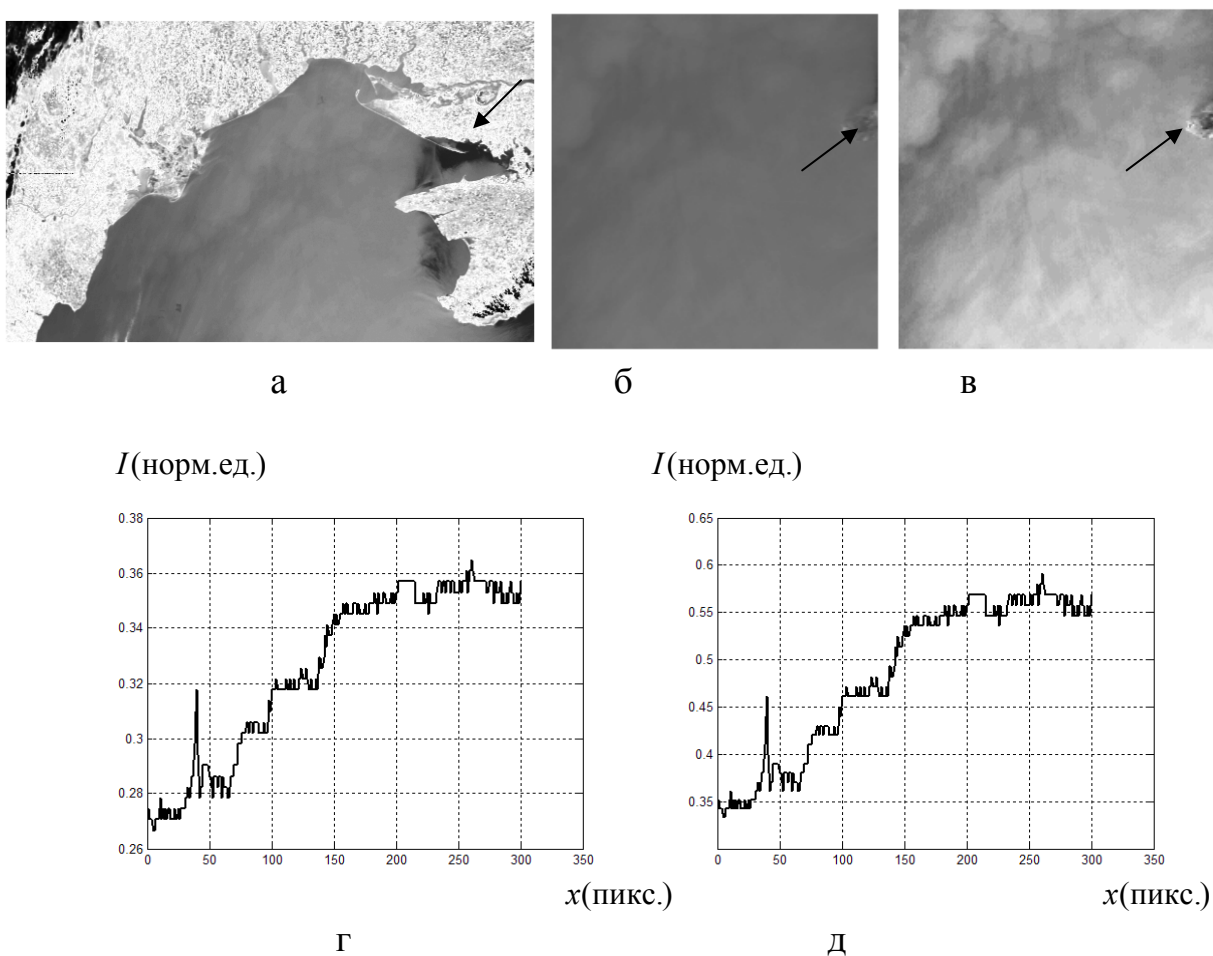


Рис. 2.12. Космическое изображение: а – оригинал; б – участок акватории (указан стрелкой); в –  $|R_{(+)}|$  для  $\lambda = 0.12$ ; г, д – яркостно-пространственные срезы 100-ой строки изображений (б) и (в) соответственно

Если область потенциального интереса известна априори, то выбор значения  $\lambda$  на основе фиксированного способа его определения не

представляет собой алгоритмической сложности, в противном же случае, проблема определения выбора значения параметра модуляции  $\lambda$  приобретает центральное значение.

В качестве примера чрезвычайно слабоконтрастного изображения на рис. 2.13 (а) показано изображение белого листа бумаги, полученное при помощи сканера.

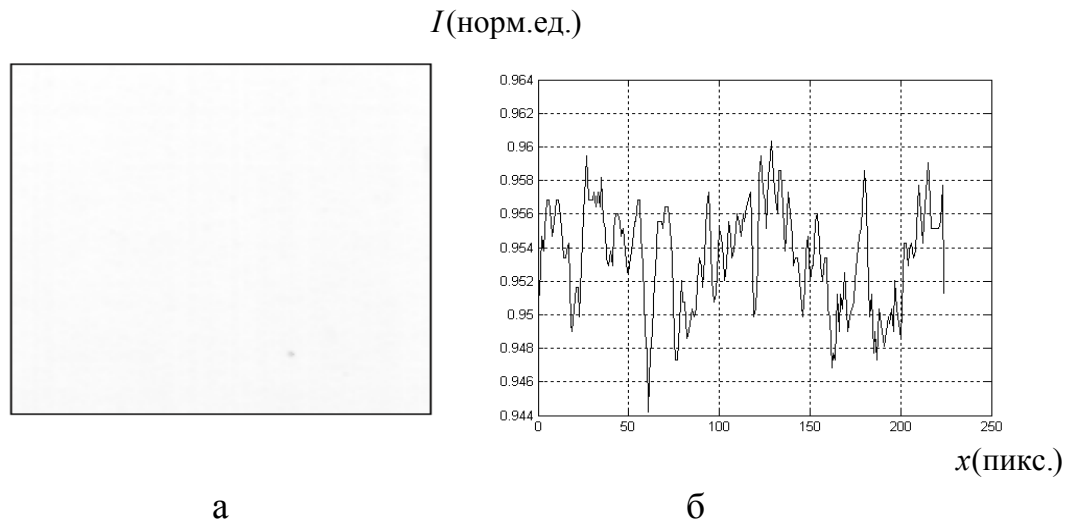


Рис. 2.13. Изображение листа белой бумаги (а) и яркостно-пространственный срез 120-ой строки (б)

Из рассмотрения рис. 2.13 (б) следует, что вариация яркостей исходного изображения менее 2%, что не позволяет визуально идентифицировать их изменчивость.

Выбор значения модуляционного параметра  $\lambda = 0.03$  с последующим синтезом интерференционного изображения  $|R_{(+)}|$  на рис. 2.14 (а) позволило визуально выявить «яркостную» структуру анализируемого изображения.

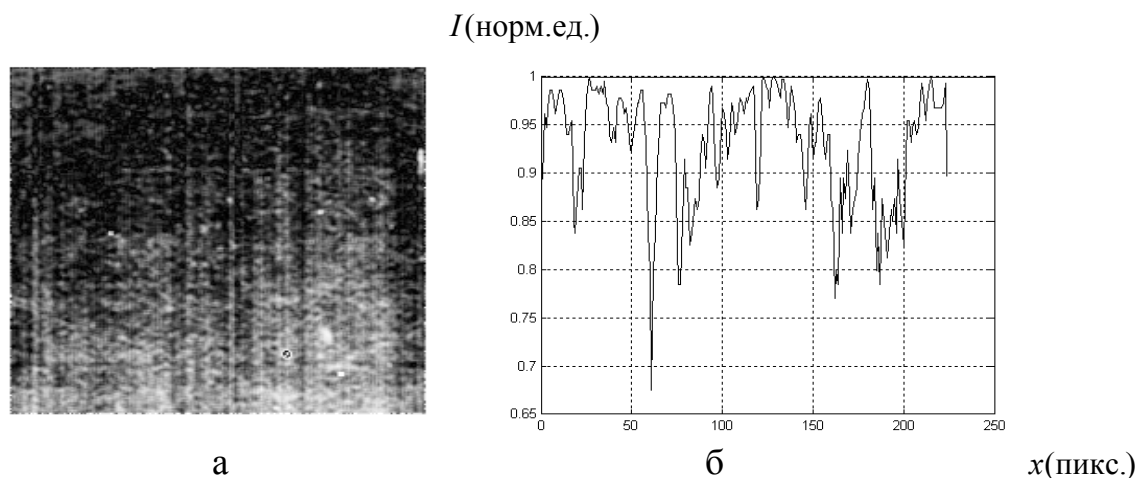


Рис. 2.14. Синтезированное изображение  $|R_{(+)}|$  для  $\lambda = 0.03$  (а) и соответствующий яркостно-пространственный срез 120-ой строки (б)

Из сопоставления рис. 2.13 (б) и рис. 2.14 (б) следует, что применение интерференционного метода позволило увеличить визуальную чувствительность (динамический диапазон изменения яркостей) в 17 раз (от 2% до 35%).

На рис. 2.15 (а) представлено слабоконтрастное медицинское радиологическое изображение.

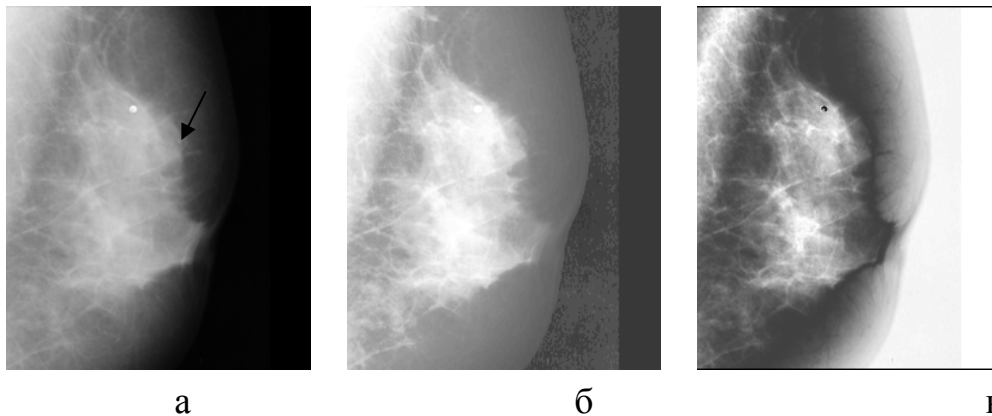


Рис. 2.15. Медицинское радиологическое изображение: а – оригинал; б – результат метода эквализации гистограммы; в –  $|R_{(+)}|$  для  $\lambda = 0.80$

На рис. 2.16 представлены яркостно-пространственные срезы 106-ых столбцов изображений, приведенных на рис. 2.15, которые пересекают участок «потенциального интереса», предположительно содержащего визуально неразличимые микрокальциты.

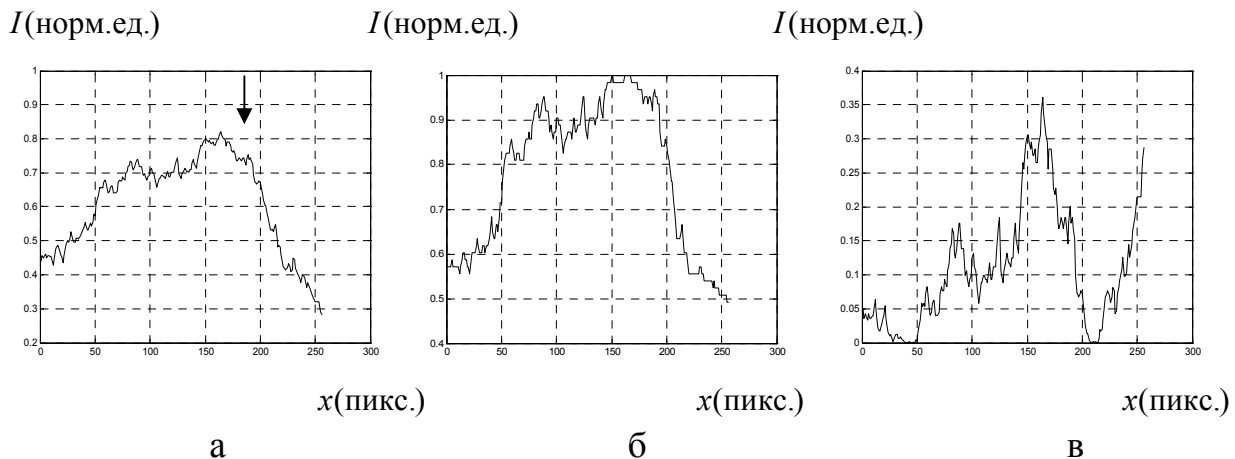


Рис. 2.16. Яркостно-пространственные срезы 106-ых столбцов изображений представленных на рис. 2.15 (а, б, в, соответственно)

Из рассмотрения рис. 2.15 и рис. 2.16 следует, что в данном случае метод эквализации гистограммы оказался неинформативным, т.к. участок потенциального интереса (указан на рис. 2.16 а стрелкой) перешел в состояние насыщения (рис. 2.16 б), тогда как на интерференционном изображении

(рис. 2.15 в и рис. 2.16 в) этот участок четко выделился, причем чувствительность визуального анализа увеличилась в 4.5 раза (от 2.5% до 10%).

Выше рассматривались интерференционные изображения, синтезированные на основе амплитудных характеристик  $|R_{(+)}|$  и  $|R_{(-)}|$ , тогда как фазовые характеристики  $\gamma(x, y)$  и  $\beta(x, y)$  (2.6) пока не рассматривались. Однако следует подчеркнуть, что необходимо исследовать одновременно все четыре возможных характеристики интерференционного синтеза:  $|R_{(+)}|$ ,  $|R_{(-)}|$ ,  $\gamma(x, y)$  и  $\beta(x, y)$ .

Это наглядно видно из рассмотрения рис. 2.17, на котором представлены результаты обработки томографического изображения головного мозга, оригинал которого представлен на рис. 1.8 – 1.

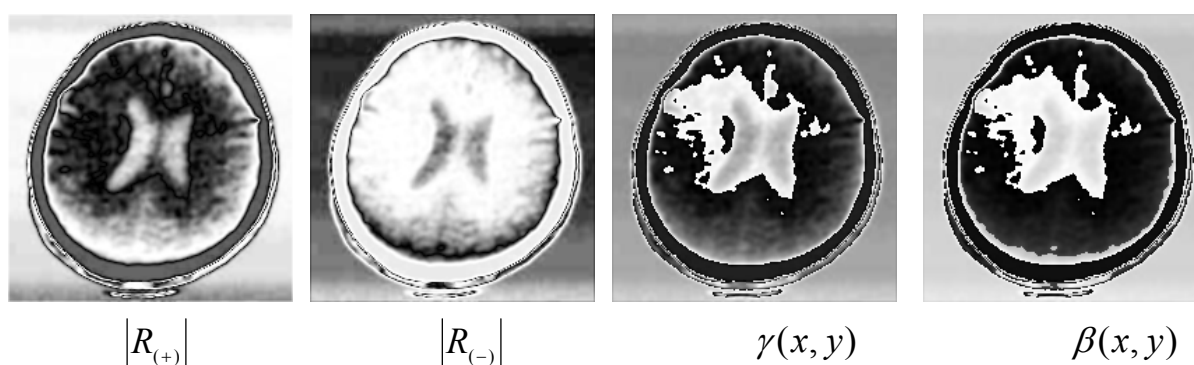


Рис. 2.17. Характеристики интерференционного синтеза томографического изображения головного мозга ( $\lambda = 0.19$ )

В данном случае информативность амплитудных характеристик ( $|R_{(+)}|, |R_{(-)}|$ ) уступает фазовым характеристикам ( $\gamma(x, y), \beta(x, y)$ ) на которых эта область скрытого влияния четко сегментировалась (значение  $\lambda = 0.19$  было выбрано на основе результатов многочисленных экспериментов).

Результаты, приведенные на рис. 2.18 демонстрируют чувствительность фазовых характеристик к выбору значения модуляционного параметра  $\lambda$ .

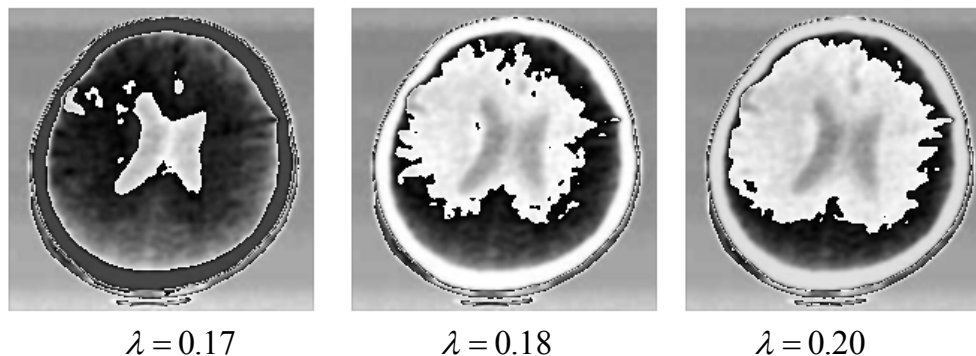


Рис. 2.18 Зависимость фазовой характеристики  $\gamma(x, y)$  от значения  $\lambda$

Оптимизация выбора значения  $\lambda$  не представляет сложности (выражение 2.7) если область потенциального интереса известна априори, в противном случае, проблема оптимизации выбора значения приобретает важное значение.

Актуальность этого вопроса возрастает при решении задач выделения слабоконтрастных объектов на неоднородном яркостном фоне (рис. 2.19).

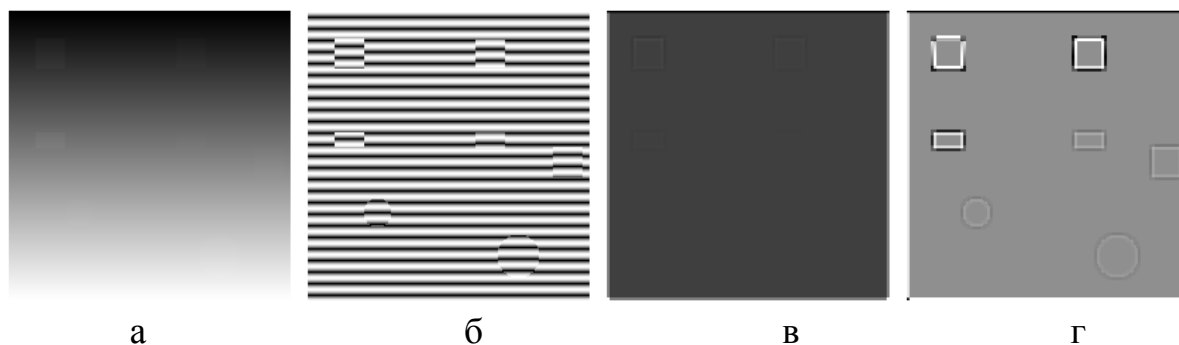


Рис. 2.19. Модельное цифровое изображение: а – оригинал; б –  $|R_{(+)}|$  для  $\lambda = 0.02$ ; в – применения метода гомоморфной фильтрации к исходному изображению; г –  $|R_{(+)}|$  применительно к изображению «в» для  $\lambda = 0.02$

Модельное изображение, представленное на рис. 2.19 (а) содержит семь визуально неразличимых слабоконтрастных участков, характеризуемых перепадом яркостей 1.5% на неоднородном фоне. Выбор значения параметра модуляции  $\lambda = 0.02$  приводит к появлению характерной «решетчатой» структуры в синтезированном изображении  $|R_{(+)}|$ , что обусловлено влиянием неоднородного яркостного фона. Возможны два способа борьбы с этим явлением.

1. Предварительное устранение фоновой «засветки», на основе использования методов гомоморфной фильтрации [1, 8, 68], если фон является относительно однородным, или селективного автоморфного отображения [69, 70].

2. Переменный (адаптивный) выбор значения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$  исходя из локальных особенностей яркостного распределения анализируемого изображения.

Как следует из рассмотрения рис. 2.19 (в, г) – устранение фоновой составляющей позволило уверенно выделить скрытые локальные объекты интерференционным методом с выбором параметра модуляции  $\lambda = 0.02$ .

Дальнейшее содержание данного раздела диссертационной работы посвящено исследованию различных вариантов оптимизации выбора  $\lambda = \lambda[I(x, y)]$  как функции локального распределения яркостей исходного изображения  $I(x, y)$ .

## 2.2.2. Локально-адаптивный способ определения параметра модуляции

Результаты экспериментальных исследований показали, что чем меньше объект интереса, тем большая точность и однозначность требуется при определении модуляционного параметра  $\lambda$ , обеспечивающего подстройку к конкретным особенностям изображения. Одним из подходов при решении подобного рода проблем является использование адаптивных алгоритмов (называемых еще «рамочными»), одним из которых является метод адаптивной эквализации гистограмм [8, 71–73].

Использование методологии адаптивных методов применительно к цифровой интерферометрии включает в себя следующие этапы.

1. В окрестности каждого пикселя анализируемого изображения с координатами  $(x, y)$  формируется скользящая квадратная рамка размером  $(L \times L)$ . Размерность рамки выбирается исходя из ожидаемого минимального пространственного размера деталей, которые требуется идентифицировать (в экспериментах использовались размерности  $L = 3$  и  $L = 5$ ).

2. Для каждого пикселя анализируемого изображения  $I(x, y)$  в пределах размерности использованной скользящей рамки вычисляется значение длины виртуальной оптической волны

$$\lambda(x, y) = I_{L, \max} - I_{L, \min} + k, \quad (2.8)$$

где  $k$  – стабилизационный параметр, выбираемый в зависимости от конкретных особенностей анализируемого изображения, а  $I_{L, \max}$  и  $I_{L, \min}$  – максимальное и минимальное значения яркостей изображения в пределах скользящей рамки размером  $(L \times L)$  с координатами ее центра  $(x, y)$ . В этом случае выражение (2.3) трансформируется к виду

$$\vec{A}(x, y) = \exp(j\pi I(x, y) / [I_{L, \max} - I_{L, \min} + k]), \quad (2.9)$$

из рассмотрения, которого следует, что необходимость введения стабилизационного параметра обусловлена избеганием процедуры деления на нуль в знаменателе экспоненциального члена, если яркости в пределах рамочной апертуры являются одинаковыми. Помимо этого, как и в методах оптимальной фильтрации [8, 22], его введение повышает стабильность процедуры интерференционного синтеза.

3. Синтез интерференционных характеристик  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$ ,  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ ,  $\gamma = \arg(\vec{R}_{(+)})$  и  $\beta = \arg(\vec{R}_{(-)})$  (выражения (2.5) и (2.6)).

На рис. 2.20 представлены результаты применения метода адаптивной интерферометрии для параметра  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$  при  $(k = 0.2)$  в сопоставлении с результатом фиксированного интерференционного метода.



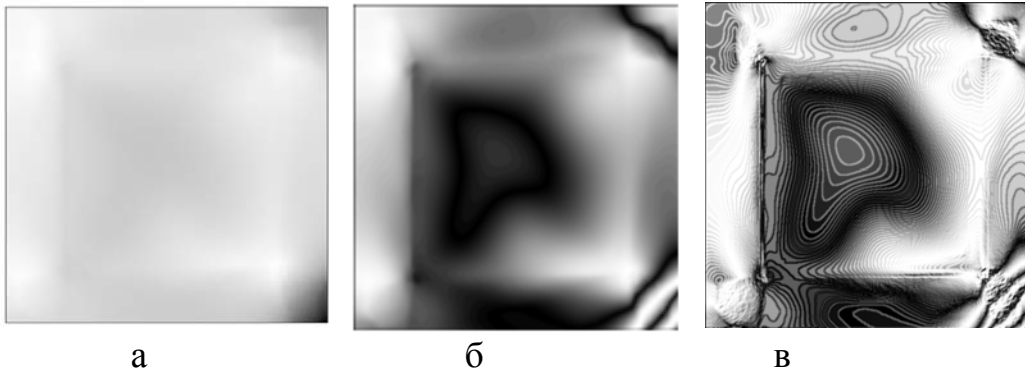


Рис. 2.20. Обработка инфракрасного изображения интегральной микросхемы: а – оригинал; б – фиксированный интерференционный метод ( $\lambda = 0.2$ ); в – адаптивный интерференционный метод ( $k = 0.2$ )

Из рассмотрения рис. 2.20 видно, что только использование адаптивного интерференционного метода позволило визуализировать особенности «тонкой» структуры исходного изображения. Характерная линейчатая структура последнего обусловлена использованием ПЗС (прибор с зарядовой связью) матрицы для формирования исходного восьмибитового изображения с 256 визуально неразличимыми уровнями яркости (рис. 2.21 а).

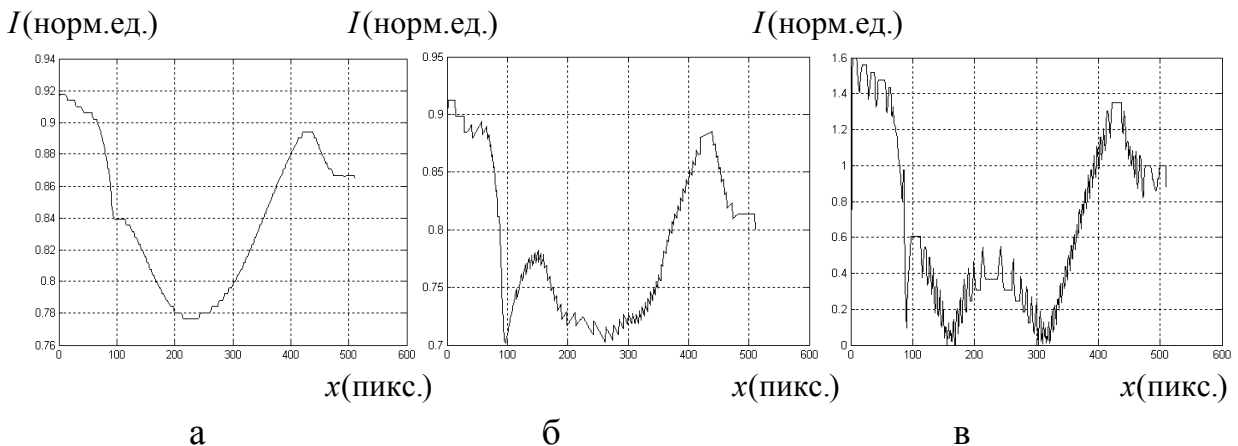


Рис. 2.21. Яркостно-пространственные срезы 250-ой строки изображений: а – рис. 2.20 (а); б – рис. 2.20 (б); в – рис. 2.20 (в)

Из сопоставления рис. 2.21 (б) (глобальный интерференционный метод) и рис. 2.21 (в) (адаптивный интерференционный метод) видно, что внешне (геометрически) они похожи. Однако, в последнем случае, динамический диапазон изменения яркости находится в пределах  $[0 \div 1.6]$ , тогда как для глобального интерференционного метода он соответствует диапазону  $[0.7 \div 0.9]$ . Таким образом, адаптивный интерференционный метод в данном случае является в 8 раз более чувствительным, что и проявляется в выявлении топологических особенностей исходного изображения (рис. 2.20 а).

Для адаптивного интерференционного метода критичным является выбор значения стабилизирующего параметра  $k$ , поскольку, с одной стороны, с его уменьшением возрастает чувствительность интерференционного метода, а с другой стороны, падает его стабильность (рис. 2.22).

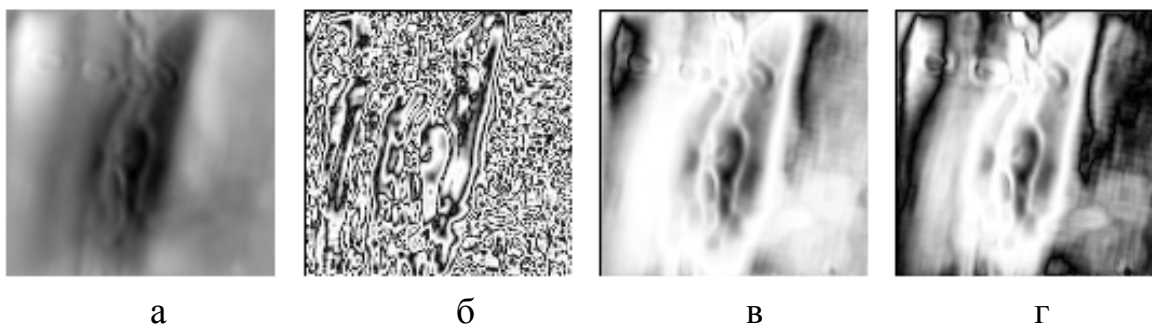


Рис. 2.22. Зависимость результатов интерференционного синтеза  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$  от значения стабилизирующего параметра  $k$ : а – оригинал; б –  $k = 0.05$ ; в –  $k = 0.20$ ; г –  $k = 0.30$

В процессе экспериментальных исследований было установлено, что для высококачественных (не зашумленных) изображений, оптимальным является выбор  $k \approx 0.10$ . Для зашумленных изображений (радиология, дистанционное зондирование, геофизические поля) целесообразен выбор значения  $k \in [0.20 \div 0.40]$ .

Ниже представлены экспериментальные результаты обработки и анализа слабоконтрастных изображений различной физической сущности интерференционным методом.

На рис. 2.23 (а) представлено исходное радиологическое изображение грудной клетки. На рис. 2.23 (б) и рис. 2.23 (в) представлены две характеристики интерференционного синтеза  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$  и  $\beta = \arg(\vec{R}_{(-)})$ .

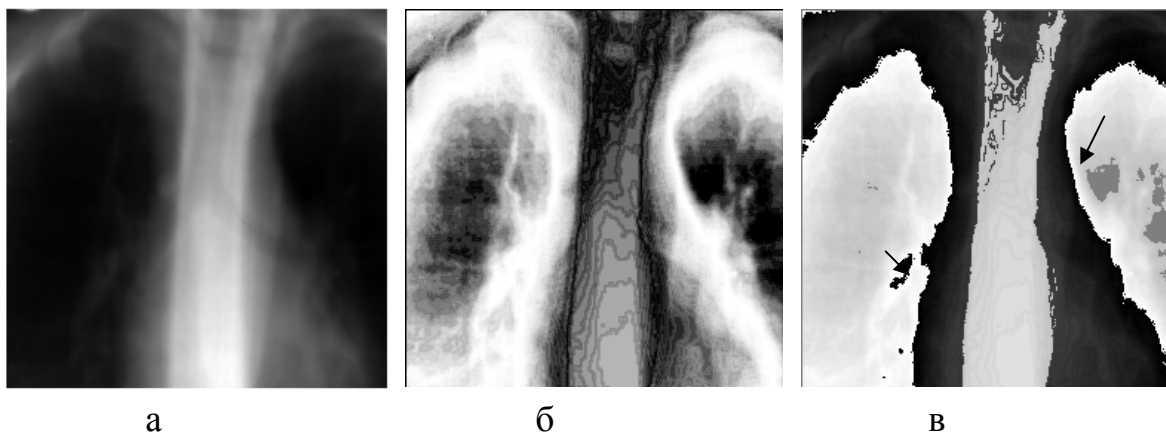


Рис. 2.23. Медицинское радиологическое изображение: а – оригинал; б –  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ ; в –  $\beta = \arg(\vec{R}_{(-)})$  ( $k = 0.40$ )

Из рассмотрения рис. 2.23 можно заключить:

1) на синтезированных изображениях в правой части легкого выделились две зоны потенциального интереса, неразличимые на исходном изображении;

2) фазо-пространственная характеристика  $\beta(x, y)$  сегментирует области потенциального интереса, тогда как амплитудно-пространственная характеристика  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$  способствует повышению визуального качества анализа;

3) обе характеристики дополняют друг друга, поскольку, например использование характеристики  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$  не позволяет выделить небольшой участок в левой части легкого, который четко определен на характеристике  $\beta(x, y)$ .

На рис. 2.24(a) представлено исходное микробиологическое изображение.

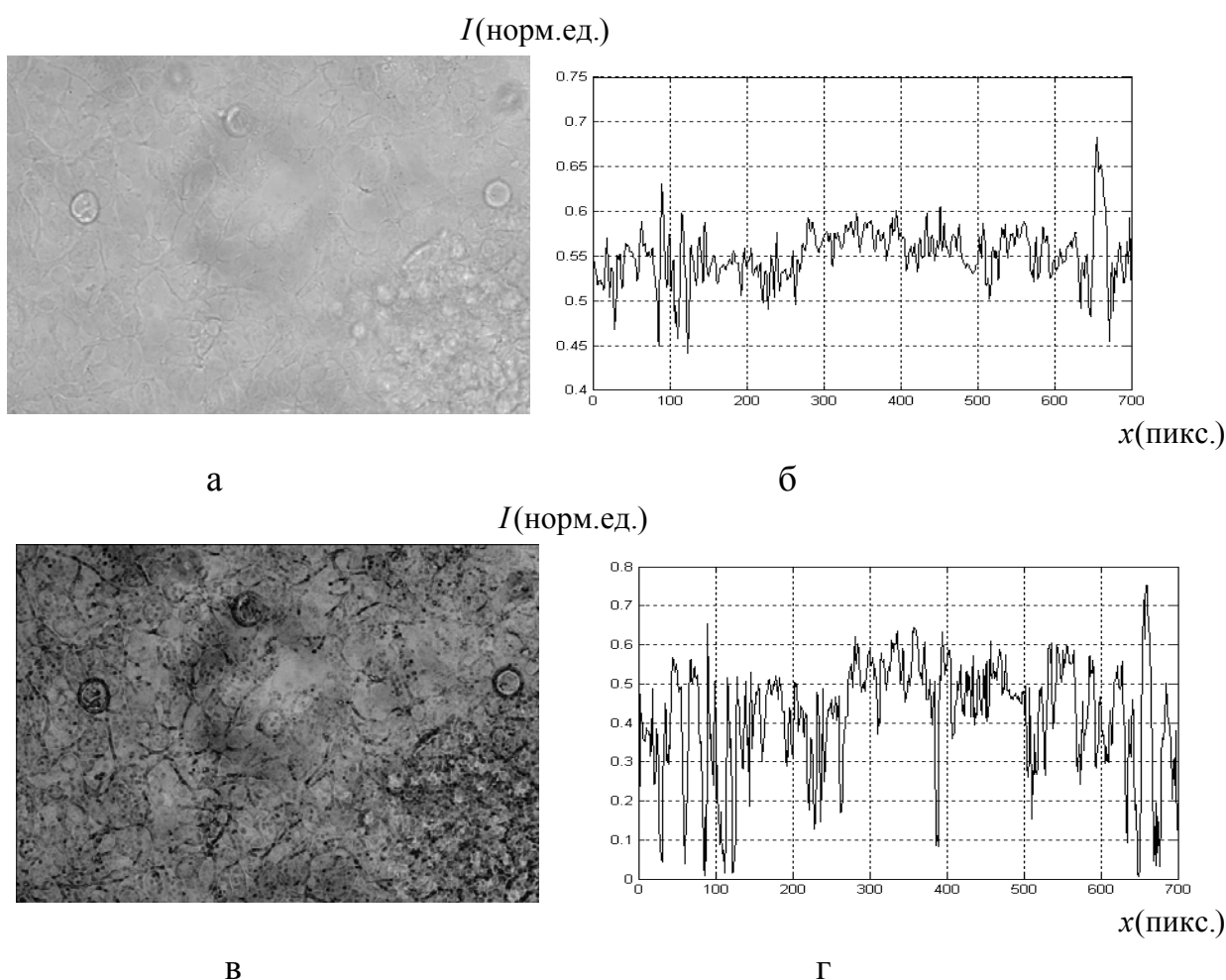


Рис. 2.24. Микробиологическое изображение: а – оригинал;

б – 250-ая строка оригинала; в –  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$  для  $k = 0.40$ ; г – 250-ая строка  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$

Как следует из анализа яркостно-пространственного среза 250-ой строки изображения (рис. 2.24 б), вариации значений яркости находятся в пределах

10%, что не позволяет визуально идентифицировать наличие множества характерных особенностей, присущих анализируемому изображению.

Из рассмотрения рис. 2.24 (в) видно, что на синтезированном изображении выделилось множество точечных деталей микробиологического изображения. Сопоставление ширины диапазона вариации яркостей на графических срезах 250-ой строки изображений показывает, что динамический диапазон увеличился в шесть раз (от 10% до 60%).

На рис. 2.25 (а) представлены результаты улучшения оптического изображения турбулентного воздушного потока, протекающего между двумя близко расположенными алюминиевыми панелями.

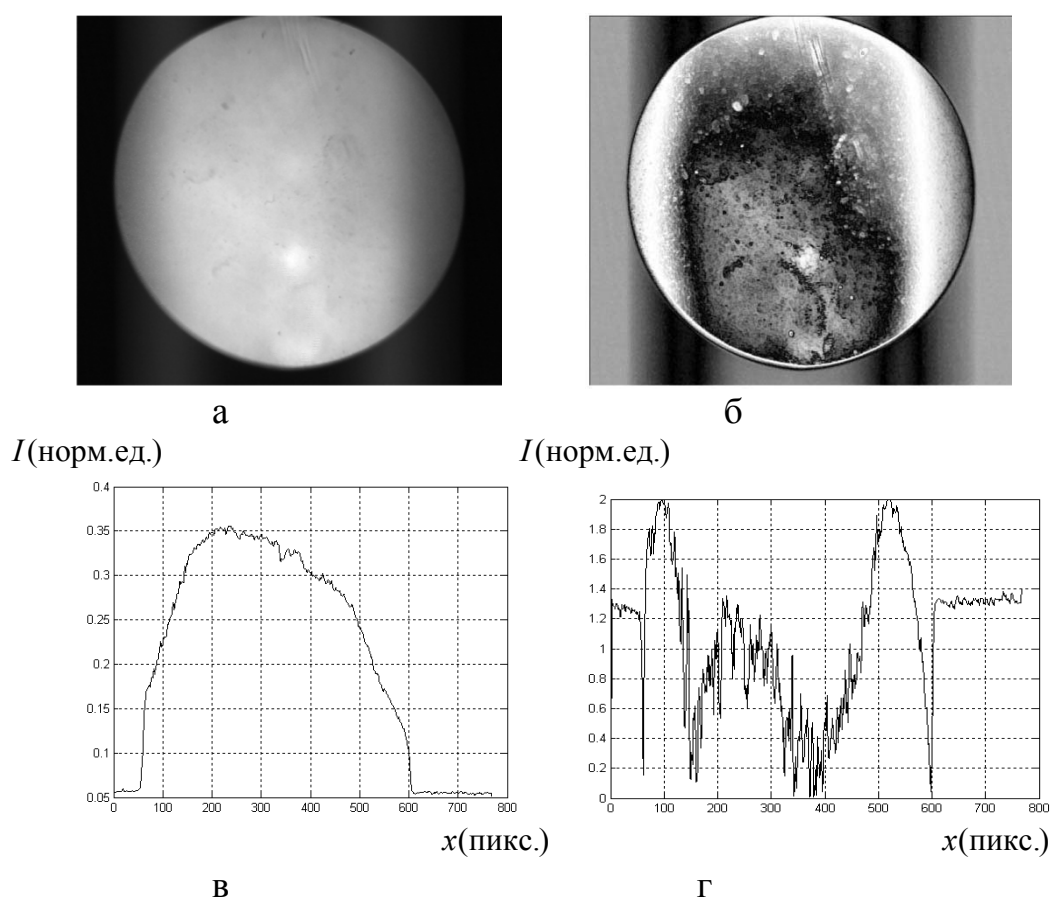


Рис. 2.25. Инфракрасное изображение турбулентного воздушного потока:

а – оригинал; б –  $\left| R_{(-)}^{\rightarrow} \right| (k = 0.10)$ ; в, г – яркостно-пространственные срезы 200-ых строк соответствующих изображений

Из рассмотрения рис. 2.25 видно, что, как и в предыдущем случае, метод позволил выделить ряд невидимых деталей исходного изображения при увеличении динамического диапазона изменения яркостей в центральной части синтезированного изображения в 10 раз по сравнению с исходным участком.

Таким образом, на основании анализа представленных результатов можно заключить, что адаптивный интерференционный метод обеспечивает более

высокое яркостное разрешение в сравнении с глобальным интерференционным методом, причем его использование целесообразно для выделения локальных слабоконтрастных деталей изображений.

При решении реальных задач, использование всех четырех характеристик адаптивного интерференционного метода, т.е.  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$ ,  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ ,  $\gamma = \arg(\vec{R}_{(+)})$  и  $\beta = \arg(\vec{R}_{(-)})$  позволяет повысить информативность и надежность последующего визуального анализа и при этом фактически не увеличивает вычислительные затраты.

### 2.2.3. Самоорганизующийся способ определения параметра модуляции

Приведенные выше многочисленные результаты успешного применения локально-адаптивного варианта выбора параметра модуляции  $\lambda$  свидетельствуют об его эффективности, однако, конкретный выбор в конечном счете, определяется исходным изображением и поставленной задачей.

На рис. 2.26 представлены результаты применения локально-адаптивного метода при обработке томограммы головного мозга, исходное изображение которой приведено в разделе 1 на рис. 1.8-1.

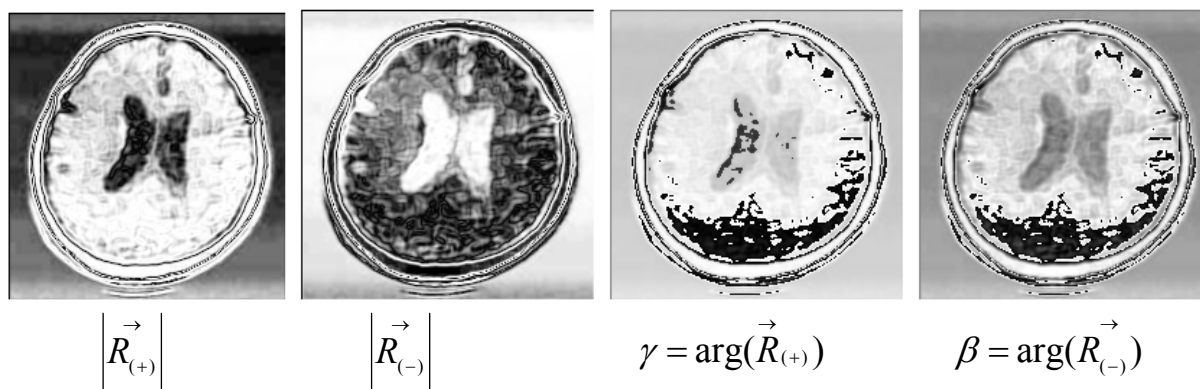


Рис. 2.26. Характеристики адаптивного интерференционного метода ( $k = 0.2$ ) при анализе томограммы

В данном случае лучший результат был получен с применением глобального интерференционного метода с параметром  $\lambda = 0.19$ , который четко выделяет область влияния гематомы (рис. 2.17).

Как показали результаты исследований, причина подобного результата обусловлена тем обстоятельством, что адаптивный метод ориентирован на выделение особенностей изображения в пределах рамочной апертуры.

Данное обстоятельство диктует необходимость дальнейшего повышения информационных возможностей интерференционного метода для выделения слабоконтрастных участков любой площади и произвольной формы, без использования какой-либо априорной информации о требуемом выборе

значения модуляционного параметра  $\lambda = \lambda(x, y)$ , а это означает, что выбор  $\lambda = \lambda(x, y)$  должен являться самоорганизующимся и базироваться непосредственно на особенностях яркостного распределения анализируемого изображения.

Основная идея самоорганизующегося интерференционного метода заключается в использовании модуляционного преобразования вида

$$\vec{A}(x, y) = \exp(j\pi/[H(I(x, y)) + \alpha]), \quad (2.10)$$

где  $\alpha = 0.001$  – стабилизирующий параметр, предотвращающий возникновение процедуры деления на нуль;  $H$  – оператор преобразования исходного изображения  $I(x, y)$ , в частности инверсии и оператора эквализации гистограммы.

Из рассмотрения выражения (2.10) следует, что в самоорганизующемся методе значение параметра выбирается как  $\lambda(x, y) = H[I(x, y)]$ , т.е. пропорционально яркости каждого пикселя исходного изображения. Необходимость введения оператора преобразования обусловлена тем, что непосредственное использование значения  $I(x, y)$  приводит к неравномерности обработки (детализации) изображения с различными яркостными диапазонами, в частности с малым и большим ее значением.

Инверсия нейтрализует этот недостаток, а применение эквализации гистограммы  $H(I(x, y))$  обеспечивает равномерность изменения яркостей и получения в результате более целостной картины независимо от их исходного яркостного уровня.

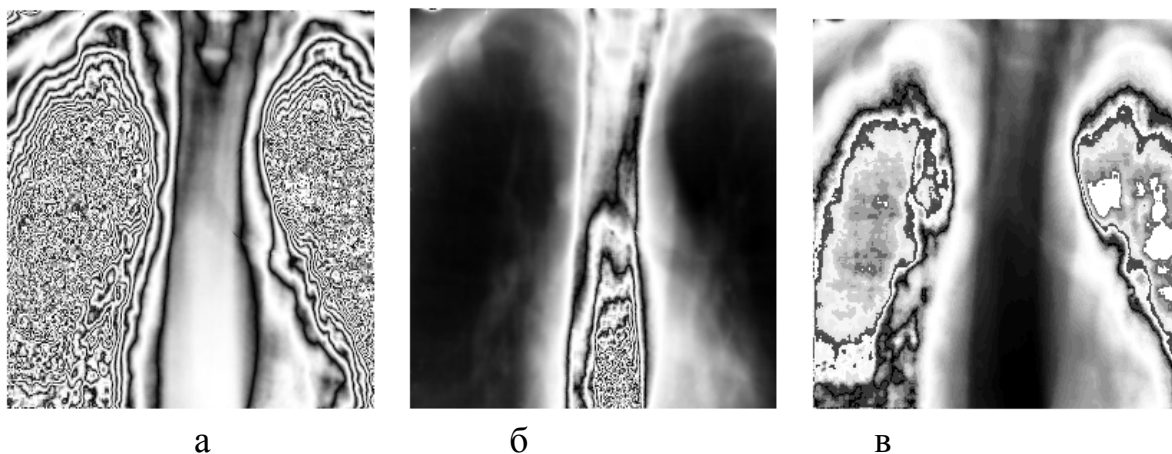


Рис. 2.27. Влияние выбора  $\lambda$  на результаты самоорганизующегося интерференционного метода (исходное изображение рис. 2.23 а):

а –  $\lambda(x, y) = I(x, y)$ ; б –  $\lambda(x, y) = 1 - I(x, y)$ ; в –  $\lambda(x, y) = H(I(x, y))$

Из рассмотрения рис. 2.27 следует, что предобработка анализируемого изображения методом эквализации гистограммы в рамках самоорганизующегося интерференционного метода является необходимой.

На рис. 2.28 представлены результаты самоорганизующегося интерференционного синтеза для томографического изображения головного мозга (рис. 1.8 – 1).

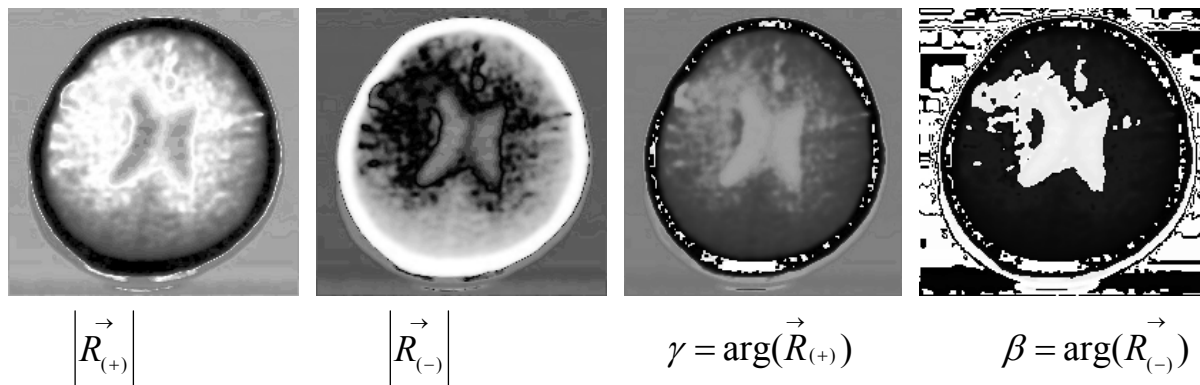


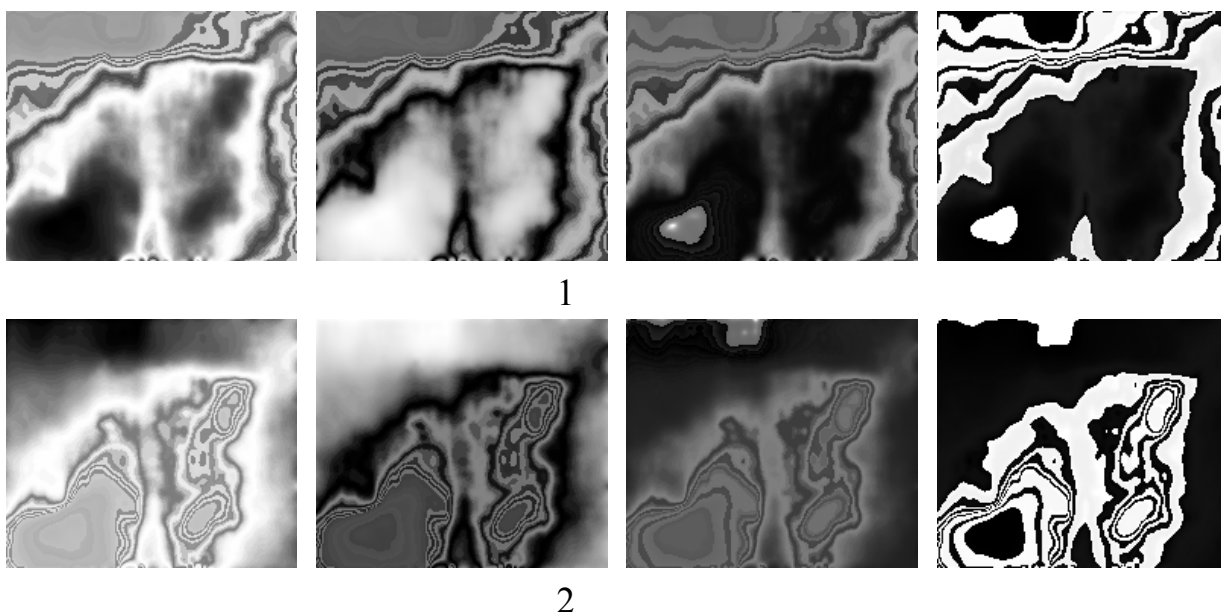
Рис. 2.28. Характеристики самоорганизующегося интерференционного метода применительно к анализу изображения на рис. 1.8 – 1

Из анализа рис. 2.28 следует, что область скрытого влияния гематомы выделилась как на  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ , так и особенно четко на фазо-пространственной характеристике  $\beta = \arg(\vec{R}_{(-)})$ . Необходимо отметить, что полученный результат совпал с результатом использования метода нечетких С-средних (рис. 1.8 – 6) и фиксированного интерференционного метода (рис. 2.17,  $\lambda = 0.19$ ), в которых использовались параметры подстройки (выбор числа кластеров и значения модуляционного параметра  $\lambda$ ).

В связи с большим количеством практических задач анализа слабоконтрастных изображений, важную роль играют технологические особенности использования характеристик интерференционного метода, позволяющие максимально использовать их информационные возможности.

На рис. 2.29 представлены характеристики самоорганизующегося интерференционного метода, полученные для изображения потенциального геофизического поля (рис. 1.3 – 1а).

На рис. 2.29 представлены все восемь характеристик самоорганизующегося интерференционного метода, полученных как для исходного, так и для инвертированных изображений потенциального геофизического поля, характеризуемого полным диапазоном изменения яркости (рис. 1.3 – 1 б), каждая из которых содержит новую дополнительную информацию.



$$\left| \vec{R}_{(+)} \right| \quad \left| \vec{R}_{(-)} \right| \quad \gamma = \arg(\vec{R}_{(+)}) \quad \beta = \arg(\vec{R}_{(-)})$$

Рис. 2.29. Интерференционные характеристики геофизического поля (рис.1.3 – 1а): 1 – исходного и 2 – инвертированного изображений

Исследования показали, что при анализе изображений с полным диапазоном изменения яркости, следует использовать операцию эквализации гистограммы применительно как к исходному изображению, так и к его инвертированному варианту в целях обеспечения большей информативности синтезированного ансамбля интерференционных характеристик. Однако, эту процедуру следует делать только лишь в тех случаях, когда практическая значимость участков из различных диапазонов яркости исходного изображения является неопределенной. В ситуациях, когда такой неопределенности нет (например, в маммографии информативными обычно являются участки с высоким значением яркости), то использование инверсии не требуется.

Формирование из одного исходного изображения  $I(x, y)$  восьмимерного ансамбля интерференционных характеристик  $\{G_i(x, y), i = 1, \dots, 8\}$  приводит к появлению дополнительной задачи, связанной с необходимостью его анализа как единого целого. В данной работе предлагается решение этой задачи двумя способами.

1. Синтез собственных изображений ансамбля  $\{G_i(x, y), i = 1, \dots, 8\}$  с использованием операции RGB кодирования [76].

Суть подобного подхода базируется на трансформации исходного ансамбля изображений  $\{G_i(x, y)\}$  в прямоугольную матрицу  $S(M * N \times 8)$ , где  $[M, N]$  – размерность одного изображения с последующим использованием ее сингулярного разложения, вида [74, 75].

$$S = U W V^T, \quad (2.11)$$



где  $U = [U_1 U_2 \dots U_8]$  – матрица сингулярных векторов размерностью  $(M * N \times 8)$ , формирующая ортонормированный базис пространства натянутого на столбцы матрицы  $G$ ;  $W$  – диагональная матрица, элементы которой  $w_i$  ( $i=1, \dots, 8$ ) являются сингулярными числами матрицы  $G$ , причем  $w_1 \geq w_2 \geq \dots \geq w_8 \geq 0$ . Они являются собственными значениями матрицы  $G^T G$ , а  $V$  – представляет собой ортогональную матрицу размерностью  $(8 \times 8)$ .

Сингулярное разложение матрицы  $S$ , приводящее к синтезу ортонормированной матрицы сингулярных векторов  $U$ , с физической точки зрения, представляет собой такой тип математического преобразования, которое максимизирует различия между столбцами матрицы  $S$ , причем степень информационной значимости собственных изображений  $U_i(x, y)$ , синтезируемых из сингулярных векторов разложения (2.11), полагается равной соответствующего ему нормированному значению сингулярного числа

$$\hat{w}_i = \frac{w_i}{\sum_{i=1}^8 w_i} 100\%, i = 1, \dots, 8. \quad (2.12)$$

На рис. 2.30 (а) представлен спектр нормированных сингулярных чисел ансамбля изображений на рис. 2.29 и соответствующие ему первые три собственных изображения ансамбля.

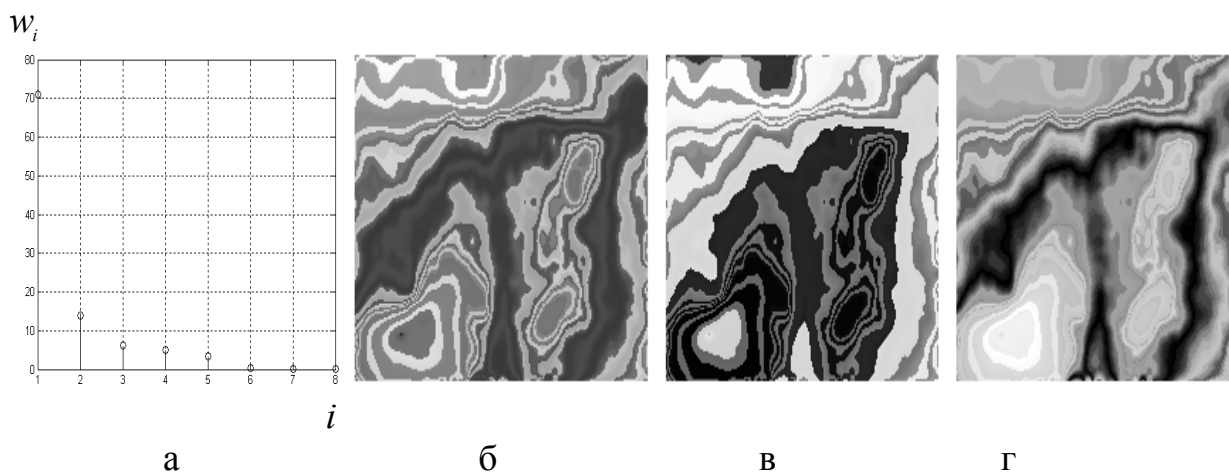


Рис. 2.30. Спектр нормированных сингулярных чисел (а) и первые три собственных изображения (б – г) ансамбля изображений на рис. 2.29

Из анализа рис. 2.30 (а) следует, что первым трем собственным изображениям соответствует порядка 91% информации заключенной в восьмимерном ансамбле, а 4, 5 и 6-му собственным изображениям – лишь 8%.

Это обстоятельство дает возможность синтезировать на их основе цветные RGB изображения (рис. 2.31 а, б), т.е., фактически, сжать информацию.

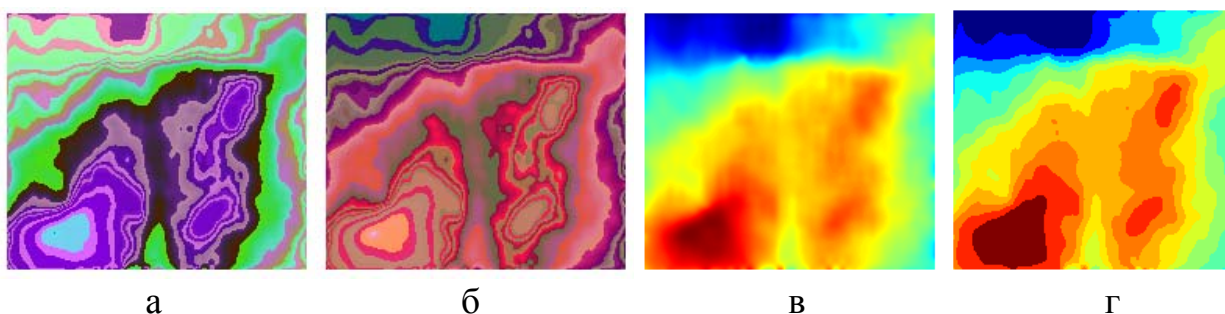


Рис. 2.31. RGB кодирование ансамбля на рис. 2.30: а – на основании первых трех собственных изображений и б – трех последующих в сопоставлении с псевдоцветовым кодированием оригинала (в) и результата кластеризации методом нечетких С-средних (г – 12 кластеров)

Дополнительное практическое преимущество разработанного метода состоит в том, что например для изображения размером (512x512) его быстроедействие на два порядка выше по сравнению с методом нечетких С-средних (при выборе числа кластеров равным 12).

2. Синтез одного результирующего изображения на основе использования нейронной сети Кохонена [77 – 79].

Нейронная сеть Кохонена производит адаптивную нелинейную сегментацию многомерной информации без априорного задания числа кластеров (как в методе нечетких С-средних). Степень детализации результирующего изображения может варьироваться путем задания числа нейронов.

На рис. 2.32 представлены результаты применения сети Кохонена с различным числом нейронов для сжатия (сегментации) ансамбля изображений на рис. 2.29.

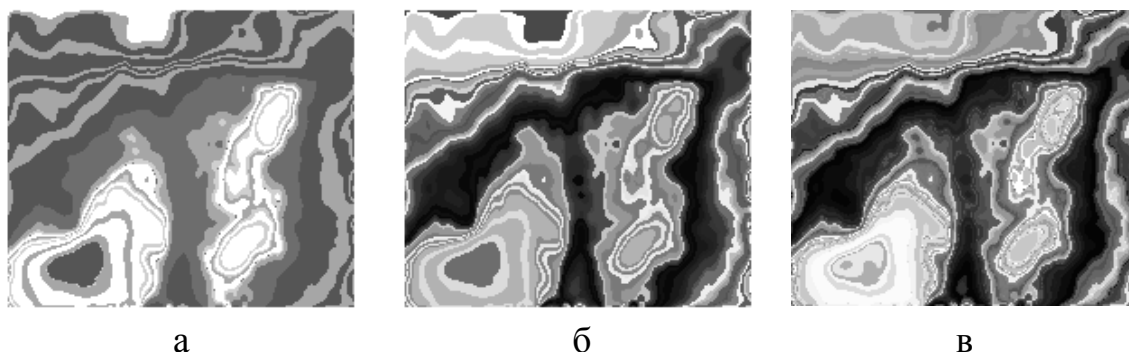


Рис. 2.32. Сжатие многомерного ансамбля нейронной сетью Кохонена при различном числе  $K$  нейронов в сети: а –  $K=16$ ; б –  $K=64$ ; в –  $K=128$

Сопоставление рис. 2.32 и рис. 2.31 показывает, что оба метода обеспечивают получение качественно совпадающих результатов, однако первый метод (синтез собственных изображений интерференционного ансамбля) является гораздо более простым в программно-алгоритмическом

отношении и более быстродействующим, по сравнению с нейронной сетью Кохонена. Однако сеть Кохонена позволяет управлять степенью детализации результирующего изображения путем варьирования числа ее нейронов.

Важность компьютерного анализа маммографических изображений обусловлена тем обстоятельством, что 50% женщин подвержены риску рака молочной железы [35].

Решение данной проблемы включает несколько важных направлений. Одним из основных является выделение (сегментирование) участков потенциального интереса, что, с учетом очень сложной анатомической структуры объекта изучения, оказывается весьма сложной задачей в рамках направления «компьютерного зрения» [80, 81].

На рис. 2.33 представлено слабоконтрастное изображение (маммограмма) и результаты его обработки.

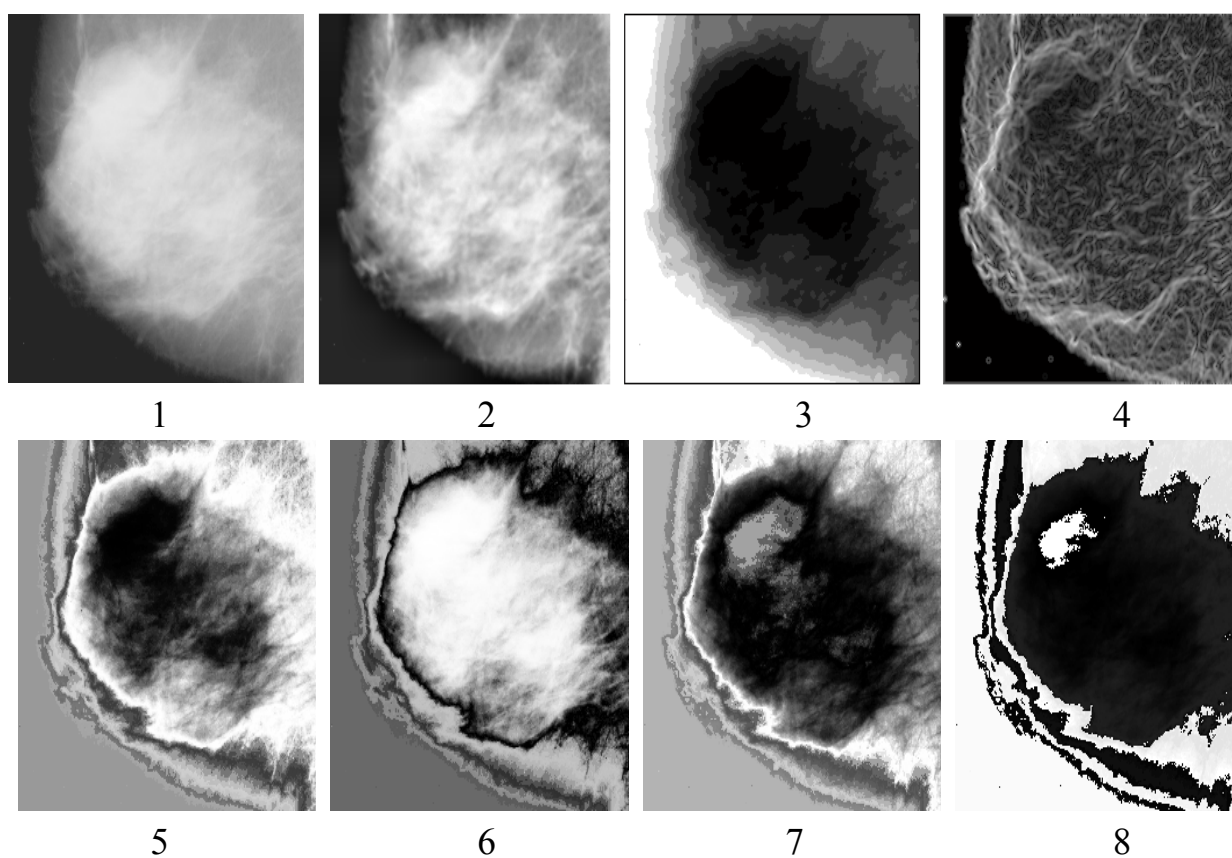


Рис. 2.33. Маммографическое изображение: 1 – оригинал; 2 – метод адаптивной эквализации гистограммы; 3 – результат метода FCM; 4 – модуль градиентного отображения; 5 –  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$ ; 6 –  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ ; 7 –  $\arg(\vec{R}_{(+)})$ ; 8 –  $\arg(\vec{R}_{(-)})$

Из рассмотрения рис. 2.33 следует, что наиболее информативными с точки зрения выделения областей потенциального интереса являются фазо-пространственные характеристики самоорганизующегося интерференционного метода (рис. 2.33 – 7,8), тогда как в глобальном и локально-адаптивном

вариантах интерференционного метода целесообразно использование яркостно-пространственных характеристик  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$  и  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ .

Данный вывод подтверждают результаты обработки других изображений, представленные на рис. 2.34 (маммографическое изображение) и рис. 2.35 (томограммы головного мозга рис. 1.8 – 1, после введения рентгеноконтрастного вещества).

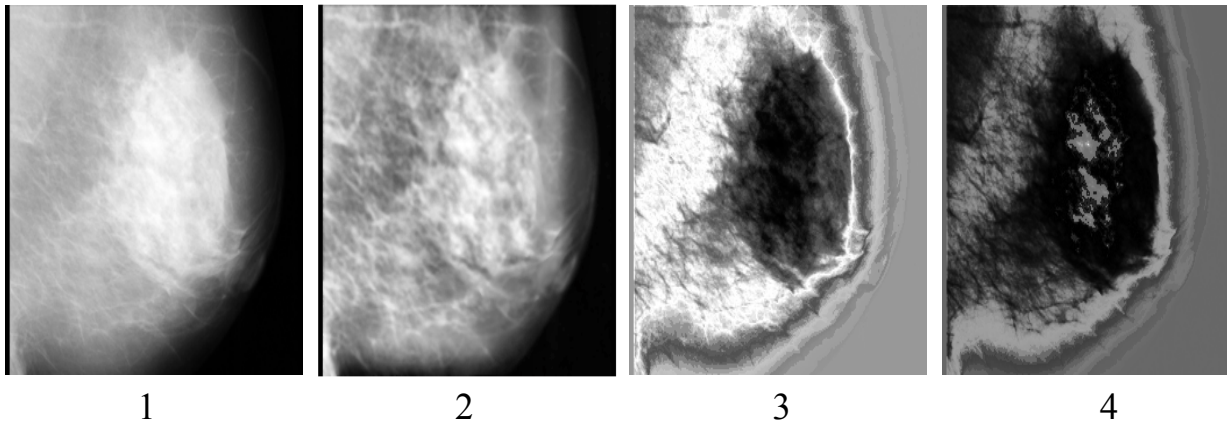


Рис. 2.34. Маммографическое изображение: 1 – оригинал; 2 – метод адаптивной эквализации гистограммы; 3 –  $\left| \vec{R}_{(+)} \right|$ ; 4 –  $\arg(\vec{R}_{(+)})$

Сопоставление рис. 2.28 с рис. 2.35 показывает, что, при использовании интерференционного метода для анализа исходной томограммы, необходимости в введении рентгеноконтрастного вещества и использовании повторной томографической процедуры не было.

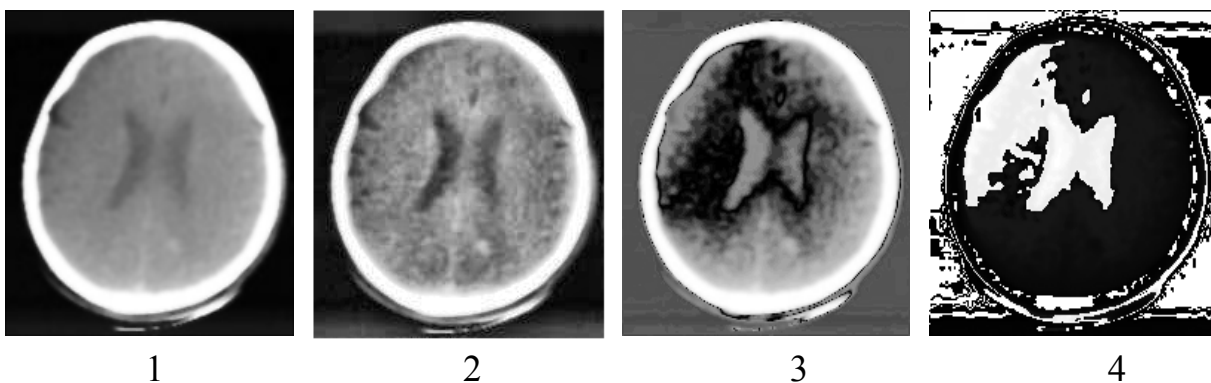


Рис. 2.35 Томограмма головного мозга: 1 – оригинал; 2 – результат метода адаптивной эквализации гистограммы; 3 –  $\left| \vec{R}_{(-)} \right|$ ; 4 –  $\arg(\vec{R}_{(-)})$

На рис. 2.36 и рис. 2.37 представлены результаты сегментации слабоконтрастных изображений гравитационного геофизического поля и изображения оптического излучения волоконно-оптического кабеля, соответственно.

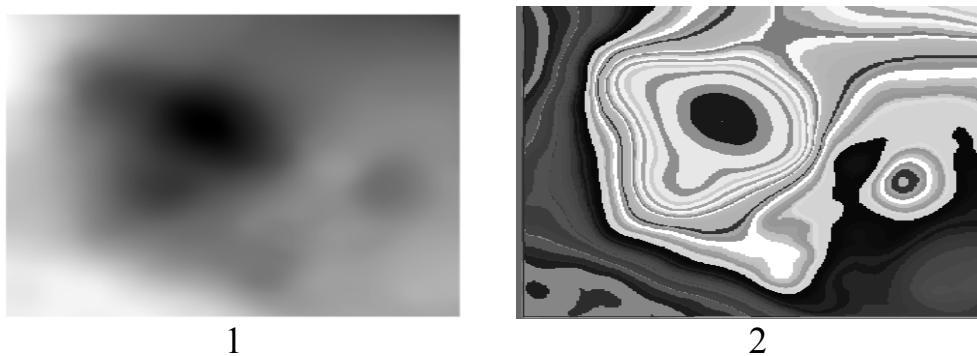


Рис. 2.36. Гравитационное геофизическое поле участка Земной поверхности: 1 – оригинал; 2 – результат применения нейронной сети Кохонена к ансамблю четырех характеристик самоорганизующегося интерференционного метода

Из рассмотрения рис. 2.36 видно, что метод позволил выделить участки в левом нижнем углу, которые были невидимы на исходном изображении.

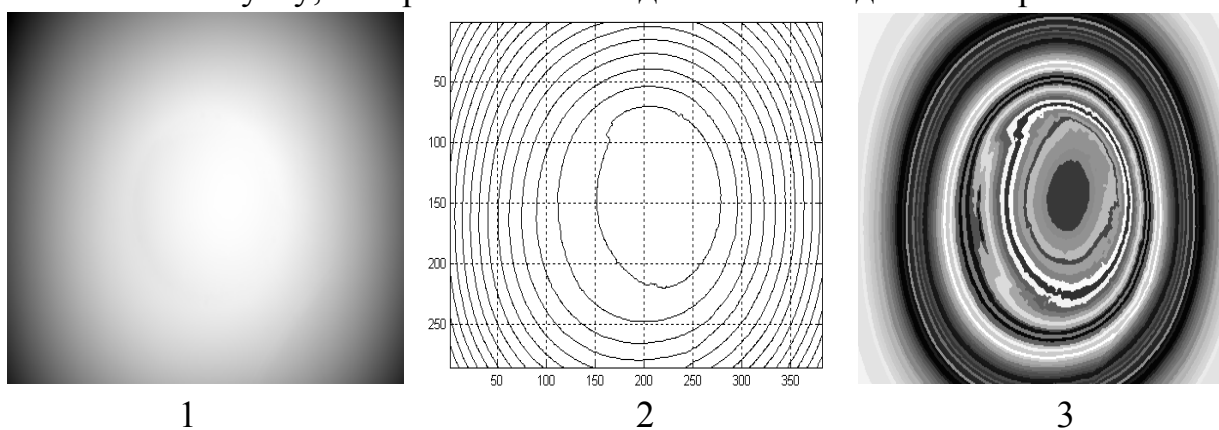


Рис. 2.36. Результат сегментации оптического изображения излучения волоконно-оптического кабеля: 1 – оригинал; 2 – контурное отображение оригинала (16 контуров); 3 – результат применения нейронной сети Кохонена к четырем характеристикам интерференционного метода

Из анализа изображения контурного отображения оптического излучения (рис. 2.36 – 2) можно сделать вывод о круговой симметрии волнового фронта, тогда как результат интерференционного синтеза на рис. 2.38 – 3 свидетельствует о том, что фронт является искаженным, что может говорить о наличии внутренних дефектов волоконно-оптического кабеля.

#### Выводы по второму разделу

Развиты информационные возможности метода цифровой интерферометрии, направленные на повышение чувствительности визуального анализа слабоконтрастных изображений различной физической сущности.

Теоретическим базисом цифрового интерференционного метода является комплексная яркостно-фазовая модуляция исходных изображений на основе использования аналога голографического интерференционного преобразования

изображения с варьируемой величиной длины волны (параметра модуляции) виртуального когерентного оптического излучения. В исходном варианте в качестве информативных параметров рассматривались только яркостно-пространственные (амплитудные) характеристики и применялось фиксированное значение параметра модуляционного преобразования, в то же время синтезируются как яркостно-пространственные, так и фазо-пространственные характеристики.

Содержание и область применения предлагаемого метода заключается в том, что в зависимости от наличия априорной информации об особенностях яркостного распределения апертуры анализируемого изображения и размеров областей потенциального интереса, метод цифровой интерферометрии подразделяется на три подметода:

- цифровая интерферометрия с фиксированным значением параметра модуляционного преобразования;
- цифровая интерферометрия с локально-адаптивным выбором параметра модуляционного преобразования;
- цифровая интерферометрия с самоорганизующимся выбором параметра модуляционного преобразования.

1. Применение цифрового интерференционного метода с фиксированным значением параметра модуляционного преобразования целесообразно применять при анализе «стационарно-неоднородных» изображений (среднее значение яркости незначительно изменяется) или для изображений, у которых область потенциального интереса является определенной априори. Оптимальное значение параметра модуляции  $\lambda$  в данном случае должно быть больше на  $1 \div 10\%$  диапазона градации яркостей зоны потенциального интереса.

Информативными являются яркостно-пространственные (амплитудные) интерференционные характеристики, позволяющие увеличить динамический диапазон изменения яркостей синтезированных изображений до 17 раз по сравнению с исходным изображением.

Фазо-пространственные характеристики могут быть использованы в качестве дополнения к яркостно-пространственным характеристикам лишь после того, как «ориентировочные» контуры возможной зоны потенциального интереса являются установленными, поскольку фазовые характеристики являются «критически» чувствительными к выбору величины параметра модуляционного преобразования.

2. Применение интерференционного метода с локально-адаптивным выбором значения параметра модуляционного преобразования необходимо в тех случаях, когда требуется выделить малоразмерные, по сравнению с самим исходным изображением, объекты интереса или их детали. Определение значения  $\lambda$  в данном случае осуществляется с учетом значений яркости в пределах используемого оконного преобразования, при этом размеры окна зависят от величины объектов интереса (должны превосходить размеры

«наибольшей, потенциально-информативной детали» анализируемого изображения).

3. Применение интерференционного метода с самоорганизующимся выбором целесообразно при выделении слабоконтрастных участков любой площади и произвольной формы на сложно-структурированном яркостном фоне, без использования какой-либо априорной информации о требуемом значении модуляционного параметра. В этом случае выбор параметра модуляции базируется непосредственно на особенностях распределения яркости изображения.

При этом следует отметить следующее:

- исходное изображение должно быть предварительно обработано методом эквализации гистограммы, в целях более однородного распределения его яркостей по всему диапазону;

- более информативными являются фазо-пространственные характеристики, а яркостно-пространственные характеристики играют дополнительную роль;

- целесообразно обрабатывать как исходное изображение, так и его инвертированную копию в целях повышения визуальной чувствительности анализа «темных» и «светлых» участков изображений, что приводит к двукратному увеличению числа синтезированных интерференционных характеристик (с четырех – до восьми);

- синтез одного результирующего изображения из восьмимерного ансамбля интерференционных характеристик возможен на базе синтеза цветного RGB изображения из первых трех собственных изображений исходного ансамбля, или использования самоорганизующейся карты (нейронной сети) Кохонена.

4. Во всех ситуациях, если такая возможность реализуема, целесообразно устранение неинформативного яркостного фона на основе использования методов гомоморфной фильтрации или селективного автоморфного отображения.

5. Цифровой интерференционный метод может быть использован применительно к анализу обычных, мультиспектральных и многопараметровых слабоконтрастных изображений различной физической сущности.

### РАЗДЕЛ 3

## СЕГМЕНТАЦИЯ СЛАБОКОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ В ФАЗОВОМ ПРОСТРАНСТВЕ ИНФОРМАТИВНЫХ ПРИЗНАКОВ ЦИФРОВОГО ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОГО МЕТОДА

Рассмотрены и исследованы различные варианты сегментации слабоконтрастных обычных, мультиспектральных и многопараметровых изображений в информативном признаковом пространстве интерференционного метода. Обоснована целесообразность использования фазо-пространственных характеристик для решения задач сегментации в условиях отсутствия априорной информации о наличии и местоположении объектов потенциального интереса расположенных на неоднородном яркостном фоне. Предложена модификация метода на основе использования виртуальной аналогии с оптическим резонатором Фабри-Перо, которая позволяет осуществлять контурную сегментацию слабоконтрастных изображений.

### 3.1. Сегментация мультиспектральных изображений

Поскольку в теории цифровой обработки изображений важнейшим вопросом является сегментация [8, 9], под которой понимается «получение компактного представления объекта» [10] и является очень сложной задачей, повышение ее достоверности на основе новых характеристик, в данном случае фазо-пространственных, требует дополнительного исследования.

Поскольку однопараметровые изображения являются частным случаем многопараметровых, изучение данного вопроса представлено на основе анализа мультиспектральных (многопараметровых) изображений. Подобные типы изображений широко используются, в первую очередь, в задачах дистанционного зондирования Земной поверхности [88], геофизических исследованиях [33] и медицинской диагностики [34, 35].

3.1.1. Сегментация ансамбля изображений при фиксированном значении параметра модуляционного преобразования равном единице

В интерференционном методе, описанном в разделе 2, использовалось виртуальное опорное поле  $\vec{B}(x, y) = 1$ , направленное строго вдоль оси «х». Этот метод можно применять и для анализа многопараметровых изображений  $I(x, y) = \{I_1, I_2, \dots, I_n\}$ , где  $n$  – количество изображений в ансамбле. Тогда, при выборе модуляционного параметра равном единице, получаем ансамбль преобразованных векторов

$$\vec{A}_i(x, y) = \exp(j\Phi_i(x, y)) = \exp(j\pi I_i(x, y)), i = 1, \dots, n. \quad (3.1)$$



При этом обеспечивается однозначная нелинейная связь между значением яркости  $I_i(x, y)$  пикселя  $(x, y)$  и соответствующим ему значением фазового угла  $\Phi_i(x, y)$ .

Однако, как показали эксперименты, для задачи сегментации более эффективным является подход, при котором в качестве «опорной» волны выбирается либо один из векторов  $\vec{A}_i(x, y)$ , либо сочетание их комбинаций.

Например, при анализе двух изображений  $I_1(x, y)$  и  $I_2(x, y)$  в соответствии с (3.1) синтезируются два векторных поля (изображения)  $\vec{A}_1(x, y)$  и  $\vec{A}_2(x, y)$ . Рассматривая  $\vec{A}_2(x, y)$  вместо опорного поля  $\vec{B}(x, y)$ , результирующие интерференционные характеристики, вычисляемые на основании выражений (2.5) и (2.6) этих двух изображений трансформируются к виду

$$\left| R_{(-)}^{\vec{}} \right| = \sqrt{2(1 - \cos(\Phi_1 - \Phi_2))} \quad \left| R_{(+)}^{\vec{}} \right| = \sqrt{2(1 + \cos(\Phi_1 - \Phi_2))}; \quad (3.2)$$

$$\beta = \arg(R_{(-)}^{\vec{}}) = \arctg \left[ \frac{\sin(\Phi_1 - \Phi_2)}{1 - \cos(\Phi_1 - \Phi_2)} \right] + \Delta\Phi; \Delta\Phi = \Phi_1 - \Phi_2;$$

$\Phi_{1,2} = \exp(j * \pi * I_{1,2})$ . В случае наличия трех диапазонов ( $n = 3$ ), что позволяет использовать цветное RGB кодирование, возможны три варианта комбинаций из исходных изображений  $I_1, I_2, I_3$

$$C_1 = I_1 \leftrightarrow I_2; C_2 = I_1 \leftrightarrow I_3; C_3 = I_2 \leftrightarrow I_3. \quad (3.3)$$

Каждой из комбинаций (3.3) сопоставимы четыре интерференционные характеристики (3.2) (модуль векторной суммы  $|R_{(+)}^{\vec{}}|$ , модуль векторной разности  $|R_{(-)}^{\vec{}}|$ , фаза векторной разности  $\beta$ , разность фаз векторов  $\Delta\Phi$ ), что позволяет синтезировать на их основе четыре новых цветных RGB изображения.

На рис. 3.1 представлено цветное космическое изображение окрестности г. Днепропетровска (спутник SPOT) и его составные цветные компоненты.

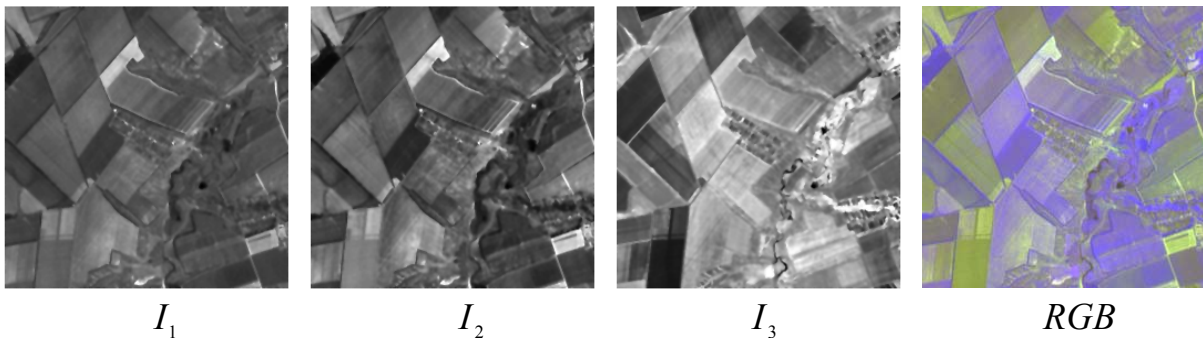


Рис. 3.1. Трех-диапазонное мультиспектральное космическое изображение

Из рассмотрения рис. 3.1 следует, что хотя границы отдельных участков достаточно хорошо выделяются, структурные особенности самих участков являются размытыми и слабоконтрастными (на цветном изображении преобладают сине-зеленые тона).

На рис. 3.2 представлены четыре цветных характеристики интерференционного синтеза.

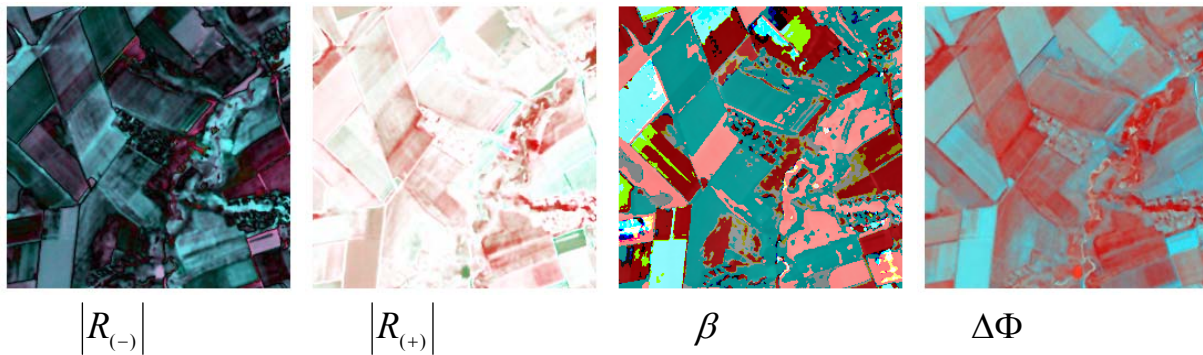


Рис. 3.2. Цветные RGB изображения интерференционных характеристик

Исследования показали, что с точки зрения задач сегментации, информативными являются характеристики  $\beta(x, y)$  и  $\Delta\Phi$ , представляющие собой фазу разности векторных операций и разность фаз двух векторов, соответственно:

$$\begin{aligned} \beta_1(x, y) &= \arg(\vec{A}_1(x, y) - \vec{A}_2(x, y)); & \beta_2(x, y) &= \arg(\vec{A}_1(x, y) - \vec{A}_3(x, y)); \\ \beta_3(x, y) &= \arg(\vec{A}_2(x, y) - \vec{A}_3(x, y)). \end{aligned} \quad (3.4)$$

Характеристики  $|R_{(-)}|$  и  $|R_{(+)}$  для сегментации мультиспектральных изображений использовать нецелесообразно. Этот факт так же подтверждает обработка модельного поля, представленная на рис. 3.3.

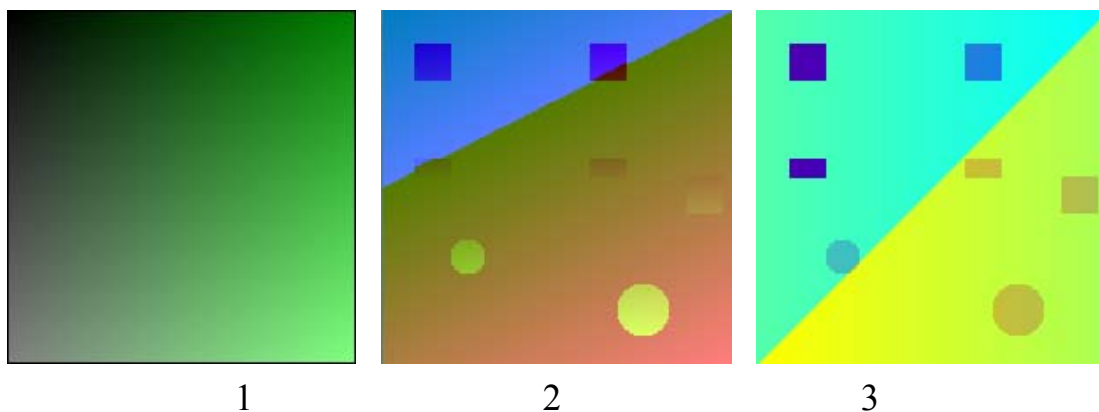


Рис. 3.3. Модельное трех-диапазонное изображение:  
1 – оригинал; 2 –  $\beta(x, y)$ ; 3 –  $\Delta\Phi(x, y)$

Интерференционные характеристики позволили выделить все семь модельных аномалий, которые не позволяет обнаружить цветное кодирование исходного ансамбля.

Проведенные исследования показали, что возможно повышение чувствительности сегментации мультиспектральных изображений на основе предварительной ортогонализации ансамбля мультиспектральных изображений и с использованием инверсии их яркости.

Данная процедура может быть реализована с использованием метода Грама-Шмидта [74, 76]. В таком случае каждое исходное изображение многомерного ансамбля представляется в виде вектора. В качестве первого вектора выбирается  $v_1 \equiv I_1$  и затем каждый последующий вектор  $v_i$ , ортогональный к векторам  $v_1, \dots, v_{i-1}$ , рассчитывается по формуле

$$v_i = I_i - \frac{v_1^T I_i}{v_1^T v_1} v_1 - \dots - \frac{v_{i-1}^T I_i}{v_{i-1}^T v_{i-1}} v_{i-1} . \quad (3.5)$$

Для любого номера  $i$  подпространство, порожденное исходными векторами  $I_1, \dots, I_i$ , совпадает с подпространством, порожденным векторами  $v_1, \dots, v_i$ . В результате вектора  $Q_i = v_i / \|v_i\|$ , которые можно развернуть в формате изображения, становятся ортонормированными.

На рис. 3.4 представлены ортогонализированные изображения  $Q_i$  мультиспектрального исходного ансамбля, представленного на рис. 3.1.

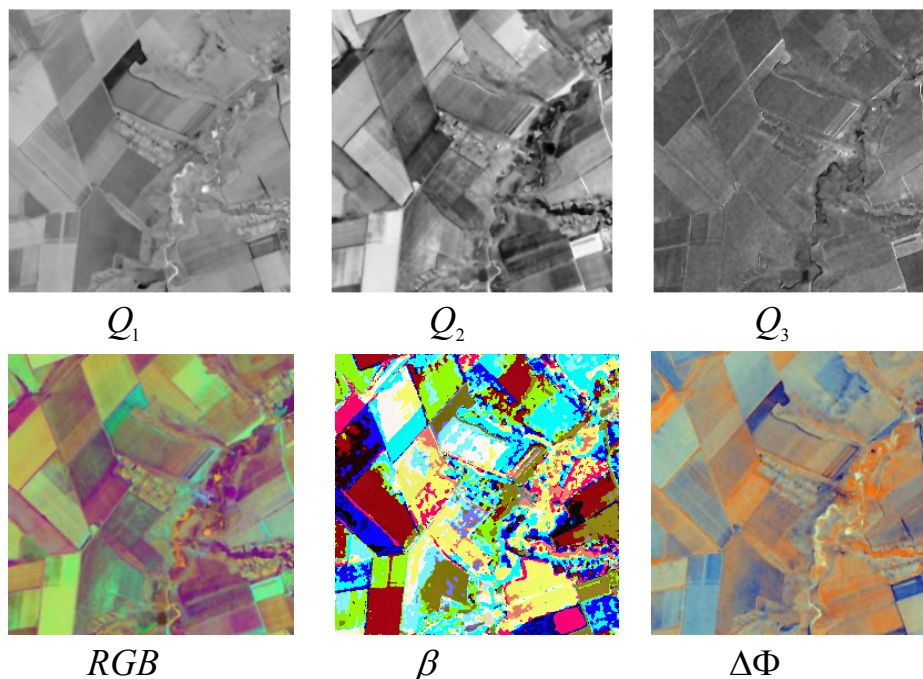


Рис. 3.4. Сегментация мультиспектрального ансамбля рис. 3.1.

Полученные результаты свидетельствует о том, что ортогонализация исходного ансамбля повышает степень детализации процедуры сегментации на характеристике  $\beta(x, y)$ .

Интерференционные характеристики являются нелинейными по отношению к яркостям анализируемых ансамблей. Это обстоятельство открывает возможность повышения степени детализации процедуры сегментации на основе использования простой инверсии яркостей нормализованных исходных изображений ансамбля, т.е. дополнительного преобразования ансамбля к виду

$$J_i(x, y) = 1 - I_{i, norm}(x, y), \quad i = 1, 2, 3. \quad (3.6)$$

На рис. 3.5 (а) представлено космическое изображение г. Днепропетровска и характеристики  $\beta(x, y)$  для исходного и инвертированного изображений.

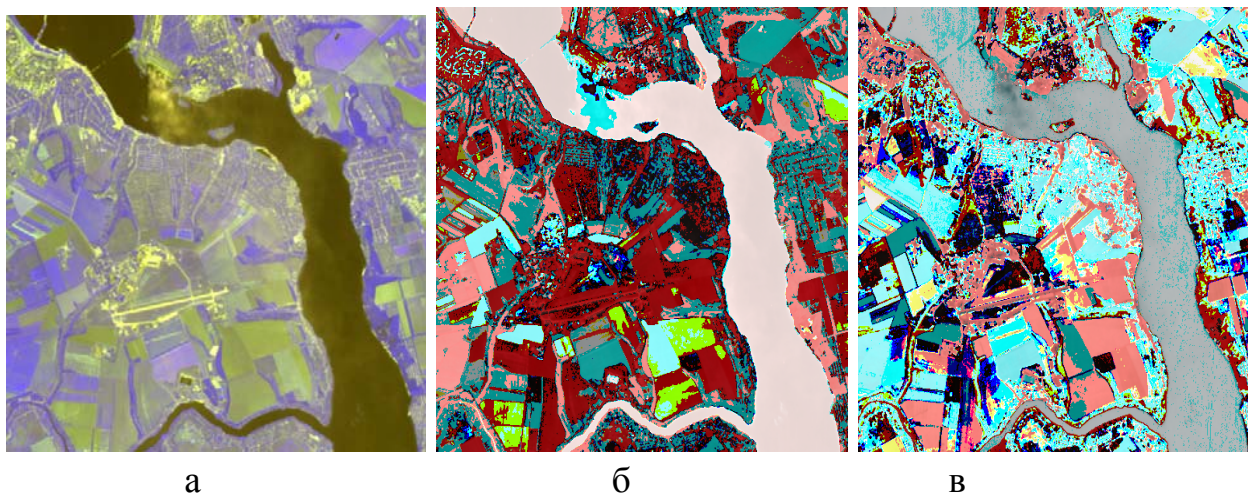


Рис. 3.5. Сегментация космического изображения г. Днепропетровска:  
а – оригинал; б –  $\beta(x, y)$  для исходного;  
в –  $\beta(x, y)$  инвертированного изображения

Из рассмотрения рис. 3.5 видно, что характеристика  $\beta(x, y)$  для инвертированного изображения, позволяет выделить ряд новых, неразличимых ранее деталей, что свидетельствует о целесообразности использования этой процедуры для повышения чувствительности процедуры сегментации.

Рассмотренные выше изображения относились к классу мультиспектральных, т.е. отличающихся лишь длиной волны спектрального диапазона (дальний ИК, ближний ИК, видимый диапазон и т.д.).

Однако зачастую приходится анализировать именно многопараметровые изображения, где каждый параметр соответствует различной физической характеристике (геофизика, медицина, неразрушающий контроль). С математической точки зрения, подобный класс задач идентичен с выше рассмотренным, однако, с физической точки зрения, эти задачи различны.

В ЯМР томографии, каждому сечению возможно сопоставление трех изображений, соответствующих различным физическим параметрам: спин-решетчатая релаксация ( $T_1$ ); спин-спиновая релаксация ( $T_2$ ); плотность протонов ( $PD$ ).

На рис. 3.6 представлены три соответствующих изображения опухоли головного мозга.

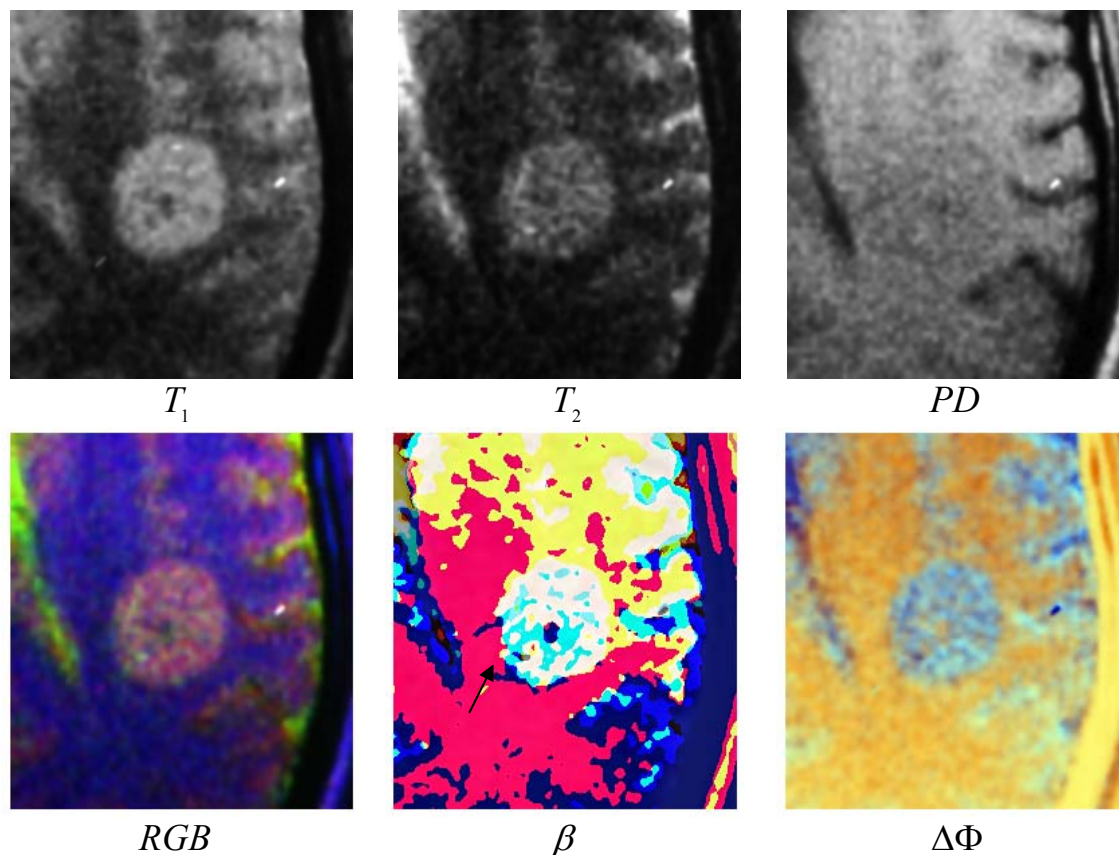


Рис. 3.6. Сегментация трех-параметрового ЯМР изображения опухоли мозга

Характерной особенностью рассмотренного примера, представленного на рис. 3.6 является то обстоятельство, что сама опухоль хорошо видна, однако невидимой является направление и область ее возможного скрытого влияния на окружающую нормальную биоткань.

При рассмотрении видно, что на характеристике  $\beta(x, y)$  выделились три возможных направления распространения влияния опухоли (указаны стрелкой), а характеристика  $\Delta\Phi(x, y)$  оказалась непригодной для задач сегментации многопараметрового изображения.

На рис. 3.7 представлены изображения трех различных геофизических полей (гравитационного, электрического потенциального и магнитного) одного и того же участка Земной поверхности.

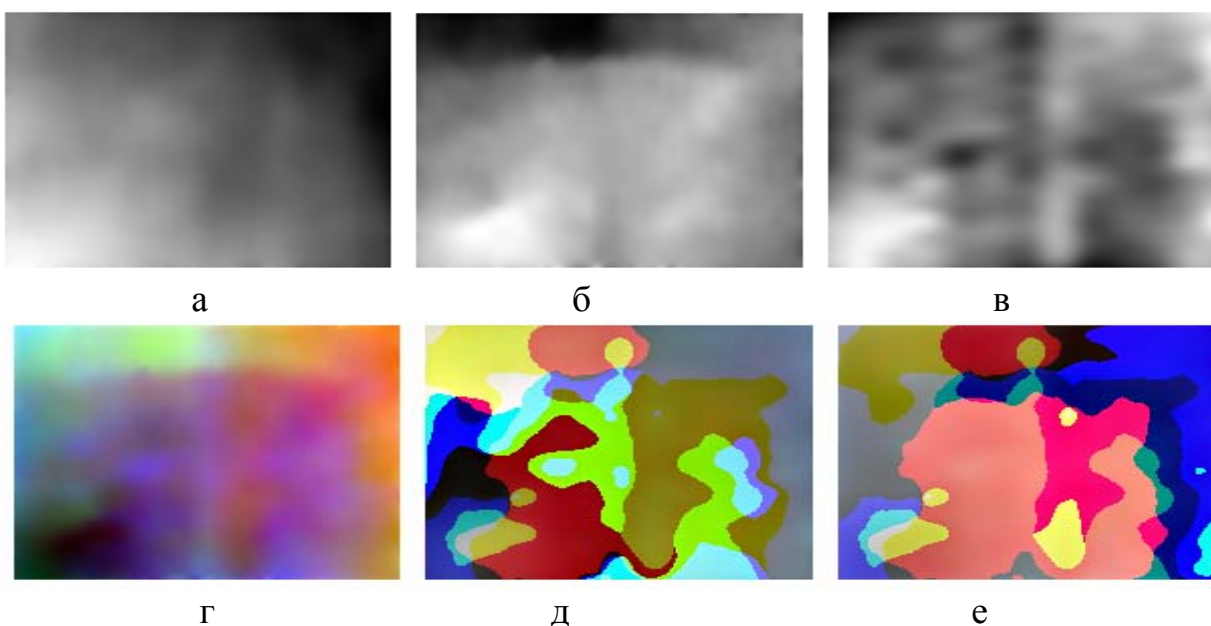


Рис. 3.7. Многопараметровое изображение геофизических полей: а – гравитационное поле; б – электрическое потенциальное поле; в – магнитное поле; г – RGB кодирование исходных изображений; д –  $\beta_1(x, y)$  от исходных изображений; е –  $\beta_2(x, y)$  от инвертированных изображений

Исходные изображения, безусловно, относятся к разряду слабоконтрастных. Основная задача анализа подобного типа изображений заключается в выделении аномальных, с геофизической точки зрения, участков поверхности. На исходных изображениях (включая и результат их RGB кодирования) выделить такие участки не представляется возможным. Синтез двух интерференционных характеристик  $\beta(x, y)$  позволяет выделить ряд участков потенциального интереса, которые являются совпадающими на  $\beta_1(x, y)$  и  $\beta_2(x, y)$  интерференционных характеристиках.

### 3.1.2. Сегментация ансамбля изображений при самоорганизующемся выборе значения параметра модуляционного преобразования

Проведенное во втором разделе рассмотрение различных вариантов выбора параметра модуляционного преобразования цифрового интерференционного метода свидетельствует о том, что наилучшие результаты обеспечиваются при согласованном выборе значения  $\lambda$  и характеристик (размеры и диапазоны изменения градаций яркостей) областей потенциального интереса. В этом смысле выбор  $\lambda = 1$  и самоорганизующийся выбор значения  $\lambda$  представляют собой «крайние» точки возможных ситуаций анализа и поэтому (по мнению соискателя) их всегда целесообразно исследовать на первоначальной стадии анализа слабоконтрастных изображений с априори неопределенной областью потенциального интереса.

Применительно, например, к трех-диапазонному изображению в рамках самоорганизующегося выбора параметра  $\lambda$  синтезируются три комплексных интерференционных характеристики вида (2.10), т.е.

$$\begin{aligned} \vec{A}_1(x, y) &= \exp(j\pi/[H(I_1(x, y)) + \alpha]); \\ \vec{A}_2(x, y) &= \exp(j\pi/[H(I_2(x, y)) + \alpha]); \\ \vec{A}_3(x, y) &= \exp(j\pi/[H(I_3(x, y)) + \alpha]), \end{aligned} \quad (3.7)$$

где  $H$  – оператор эквализации гистограммы исходного изображения  $I_i$ .

На рис. 3.8 (а) представлено аэрокосмическое изображение участка акватории Черного моря. Интерес, с точки зрения обнаружения потенциальных нефтегазовых участков, по мнению геофизиков, представляют особенности «топологии» морской поверхности, представляющей собой очень слабоконтрастное изображение, характеризуемое  $\approx 1.5 \div 4.5\%$  (рис. 3.8 д) вариациями значений яркости. спектральных диапазонов.

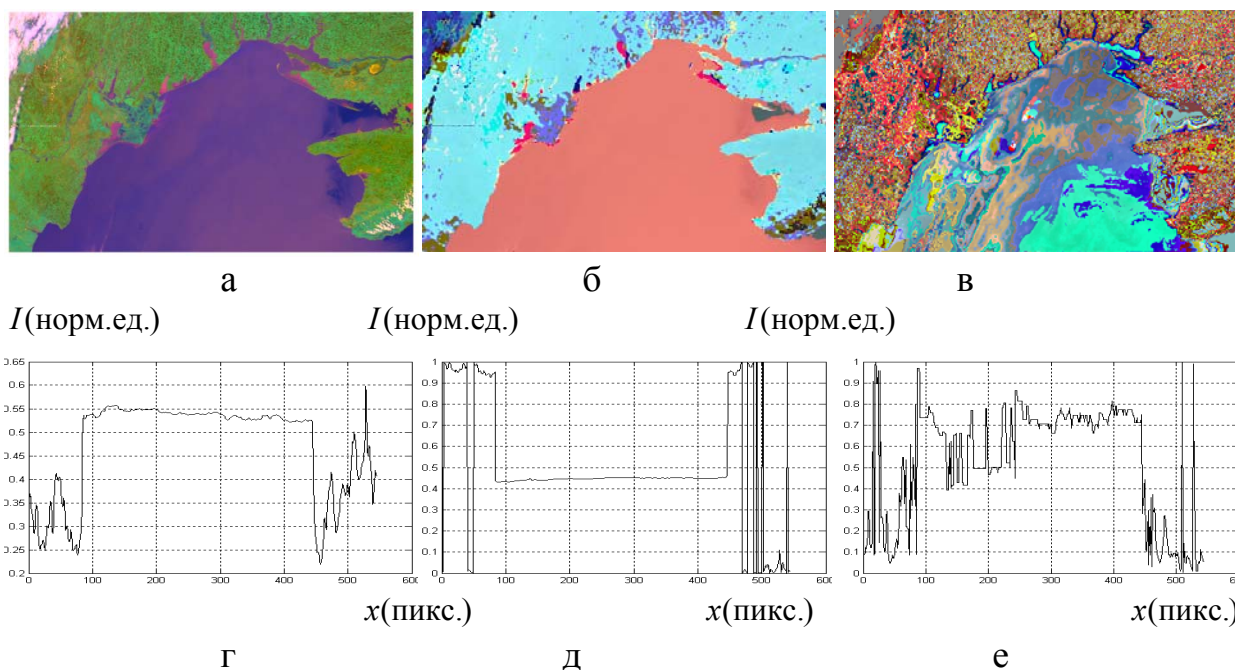


Рис. 3.8. Трех-диапазонное космическое изображение участка акватории Черного моря: а – оригинал; б –  $\beta(x, y)$  для  $\lambda = 1$ ; в –  $\beta(x, y)$  для самоорганизующегося значения  $\lambda$ ; г, д, е – яркостно-пространственные срезы 280-ой строки изображений соответствующих  $\beta_3(x, y)$

Из рассмотрения рис. 3.8 следует, что выбор значения  $\lambda = 1$  не обеспечивает детализацию морской поверхности, поскольку, в соответствии с выражением (2.7), это значение должно было находиться в пределах  $\lambda \approx 0.07$  (рис.3.8 г). Однако, если задача ставится как сегментация собственно морской поверхности, то выбор  $\lambda = 1$  оптимален поскольку обеспечивает практически равномерную степень сегментации.

Самоорганизующийся вариант выбора  $\lambda$  (рис.3.8 в) обеспечил высокую степень детализации мультиспектрального изображения из-за десятикратного увеличения динамического диапазона изменения яркостей на синтезированных фазо-пространственных характеристиках, как это следует из сопоставления рис. 3.8 (г) и рис. 3.8 (е).

На рис. 3.9 (а) представлено космическое изображение г. Днепропетровска, рассмотренное ранее на рис. 3.5.

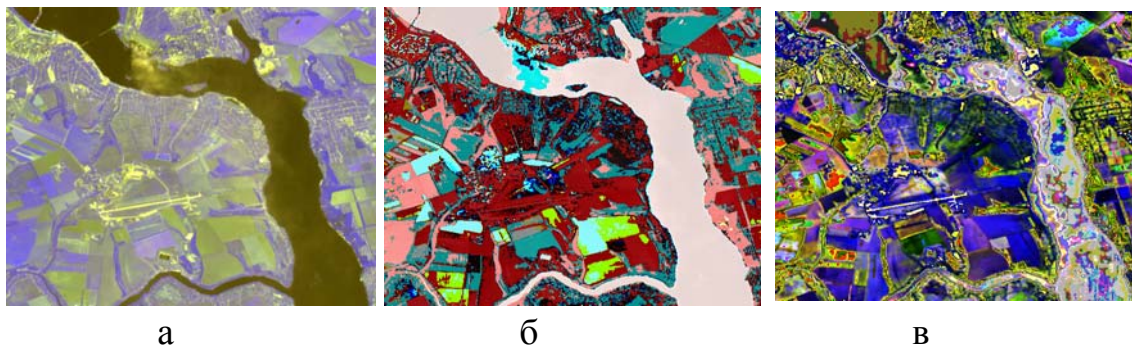


Рис. 3.9. Сегментация космического изображения г. Днепропетровска: а – оригинал; б –  $\beta(x, y)$  для  $\lambda = 1$ ; в –  $\beta(x, y)$  для  $\lambda = \lambda(x, y)$

При выборе  $\lambda = 1$  (рис. 3.9 б) хорошо сегментируется непосредственно русло реки Днепр, однако, если задача ставится как выделение областей ее потенциального загрязнения, то самоорганизующийся выбор значения  $\lambda = \lambda(x, y)$  (рис. 3.9 в), безусловно, является предпочтительным, как обеспечивающий большую чувствительность процедуры сегментации.

Следует отметить, что большая чувствительность процедуры сегментации при самоорганизующимся выборе  $\lambda = \lambda(x, y)$  может играть и отрицательную роль, «забивая» области расположения информативных участков, как это следует из рассмотрения цифрового модельного трех-диапазонного изображения на рис. 3.10.

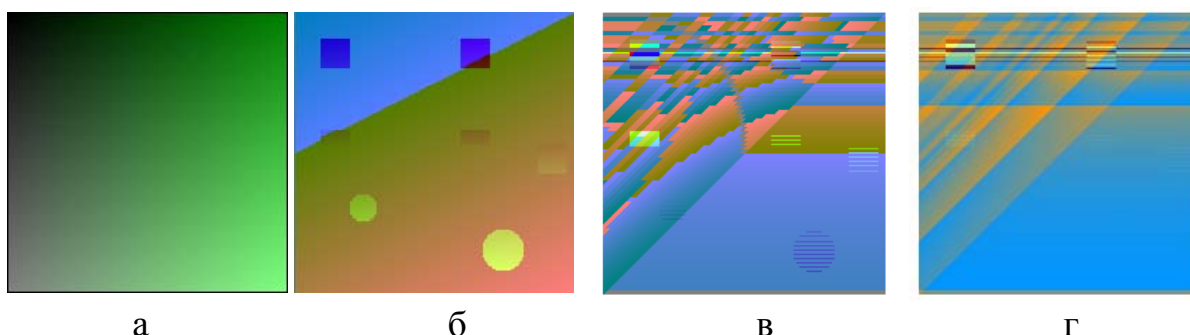


Рис. 3.10. Цифровое трехдиапазонное изображение: а – оригинал; б –  $\beta(x, y)$  для  $\lambda = 1$ ; в –  $\beta(x, y)$  для  $\lambda = \lambda(x, y)$ ; г –  $\Delta\Phi(x, y)$  для  $\lambda = \lambda(x, y)$



Характерной особенностью данного примера является тот факт, что выбор значения  $\lambda = 1$  позволил выделить все семь визуально неразличимых объектов на неоднородном яркостном фоне (рис. 3.10 б), тогда как самоорганизующийся выбор  $\lambda = \lambda(x, y)$  с этой задачей не справился из-за излишне высокой степени детализации процедуры сегментации как на  $\beta(x, y)$ , так и  $\Delta\Phi(x, y)$  характеристиках цифрового интерференционного синтеза. Данный пример дополнительно свидетельствует о том, что на начальной стадии анализа целесообразно использовать два варианта выбора значений  $\lambda$ :  $\lambda = 1$  и самоорганизующийся выбор  $\lambda = \lambda(x, y)$ .

### 3.2. Функциональная схема обработки слабоконтрастных изображений

На основе метода виртуальной цифровой интерферометрии создана информационная технология для обработки однопараметровых и многопараметровых (мультиспектральных) изображений, функциональная схема которой представлена рис. 3.11.

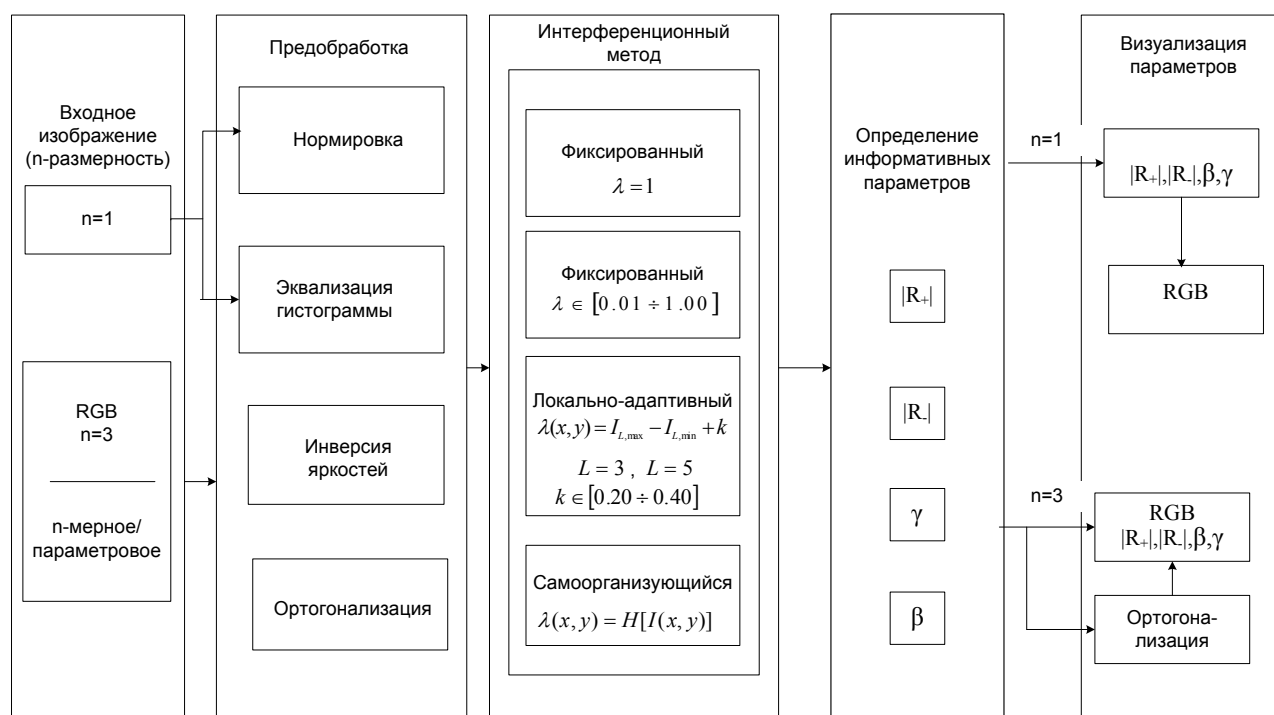


Рис. 3.11. Функциональная схема обработки слабоконтрастных изображений на основе метода виртуальной цифровой интерферометрии

Особенностью данной технологии является применение виртуального цифрового интерференционного метода для обработки n-параметровых изображений разной физической природы с возможностью предобработки в зависимости от типа изображений, поставленной задачи и требований к результату.

В технологии реализована возможность управления степенью детализации слабоконтрастных участков на базе определения коэффициента преобразования  $\lambda$ .

На этапе начальной стадии анализа и для изображений, область потенциального интереса у которых известна априори, предложено использовать  $\lambda = 1$ . Дальнейшая вариация параметра  $\lambda$  в пределах  $(0.1 \div 1.0)$ , позволяет управлять степенью детализации (с уменьшением его значения возрастает яркость выделяемого объекта) обрабатываемого изображения.

В случаях, когда необходимо выделить на изображении объекты маленького размера или их детали, предлагается локально-адаптивный вариант определения параметра  $\lambda$ . При локально-адаптивном варианте вводятся два дополнительных параметра: размер рамки, который зависит от размера объекта интереса ( $L = 3$  или  $L = 5$ ) и стабилизационный параметр ( $k \in [0.20 \div 0.40]$ ). Данный вариант позволяет обеспечить выявление особенностей изображения в пределах рамочной апертуры.

При необходимости выделения на изображении слабоконтрастных участков любой площади и произвольной формы на сложно-структурированном яркостном фоне, необходимо использовать самоорганизующийся вариант определения параметра  $\lambda$ , при этом рекомендуется выполнить предварительную обработку слабоконтрастного изображения методом эквализации гистограммы и (или) предварительную ортогонализацию для многопараметровых изображений.

Следующим этапом технологии обработки слабоконтрастных изображений является определение информативных параметров:  $|R_{(+)}|$ ,  $|R_{(-)}|$ ,  $\beta$ ,  $\Delta\Phi$ . В зависимости от поставленной задачи и особенностей визуального восприятия пользователя, для однопараметровых изображений возможно RGB кодирование на основе их комбинаций, а для многопараметровых – предварительная ортогонализация и инверсия результата.

Визуализация результирующих изображений, полученных на основе информативных параметров цифрового интерференционного метода, позволяет строить гистограммы и яркостно-пространственные срезы на их основе.

### 3.3. Фазо-пространственная сегментация однопараметровых яркостных изображений

В отличие от рассмотренной выше ситуации, при анализе обычных (однопараметровых) яркостных изображений отсутствует опорный канал, с которым следует сравнивать результаты измерительного канала. В этом случае единственной возможностью является сопоставление характеристик рядом расположенных пикселей изображения, что ведет к необходимости использования градиентно-фазового отображения.

К характерным особенностям применения подобной методики следует отнести следующее.

1. Операции производятся в комплексной плоскости, что дает большую степень свободы в анализе результатов по сравнению с оперированием в плоскости действительных яркостей.

2. При оперировании в комплексной плоскости возможны различные варианты (линейные и нелинейные) отображения финальных результатов.

3. Варианты выбора конкретного значения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$  остаются прежними, поэтому в целях сокращения объема иллюстративного материала ниже рассматривается самоорганизующийся вариант выбора  $\lambda$ .

В диссертационной работе были исследованы два возможных варианта использования в области комплексных значений яркостей вида (2.10).

*Первый вариант* – базируется на прямом вычислении операции градиентного преобразования от выражения (2.10)

$$\vec{A}(x, y) = \exp(j\pi/[H(I(x, y)) + \alpha]) = \operatorname{Re}\left[A(x, y)\right] + j \operatorname{Im}\left[A(x, y)\right], \quad (3.8)$$

где значения градиента по осям «х» и «у» необходимо вычислять отдельно для действительной и мнимой частей выражения (3.8), т.е.

$$\nabla \operatorname{Re}(\vec{A}) = \nabla_x \operatorname{Re}(\vec{A}) + j \nabla_y \operatorname{Re}(\vec{A}); \quad \nabla \operatorname{Im}(\vec{A}) = \nabla_x \operatorname{Im}(\vec{A}) + j \nabla_y \operatorname{Im}(\vec{A}), \quad (3.9)$$

где индексы «х» и «у» опущены.

Группируя отдельно действительные и мнимые части выражения (3.9)

$$\nabla A_x = \nabla_x \operatorname{Re}(\vec{A}) + \nabla_x \operatorname{Im}(\vec{A}); \quad \nabla A_y = \nabla_y \operatorname{Re}(\vec{A}) + \nabla_y \operatorname{Im}(\vec{A}), \quad (3.10)$$

модуль и фаза градиентно-фазового отображения определится как

$$\operatorname{mod}\left[\nabla A(x, y)\right] = \sqrt{(\nabla A_x)^2 + (\nabla A_y)^2}; \quad \arg\left[\nabla A(x, y)\right] = \operatorname{arctg}\left[\nabla A_y / \nabla A_x\right]. \quad (3.11)$$

*Второй вариант* вычисления градиентно-фазового отображения, более простой в вычислительном и, как оказалось, более эффективный в информационном отношении, базируется на разделении исходной модуляционно яркостной характеристики  $\vec{A}(x, y)$  на две сдвинутых на один пиксель копий  $\vec{A}_1$  и  $\vec{A}_2$ . Поскольку исходное изображение  $I(x, y)$  является дискретным размерностью  $(M \times N)$ , то соответствующую размерность имеет и  $\vec{A}(x, y)$ . Тогда  $\vec{A}_1 = \vec{A}(1:M-1, 1:N-1)$ , а  $\vec{A}_2 = \vec{A}(2:M, 2:N)$ , т.е. оба изображения будут иметь одинаковую размерность  $(M-1, N-1)$ .

В этом случае, в отличии от первого варианта, имеется две различные возможности синтеза градиентно-фазовой характеристики:

$$\begin{aligned} 1) \quad \Phi(x, y) &= \arg(\vec{A}_1(x, y)) - \arg(A_2(x, y)); \\ 2) \quad \beta(x, y) &= \arg(\vec{A}_1(x, y) - A_2(x, y)). \end{aligned} \quad (3.12)$$

Первая характеристика  $\Phi(x, y)$  является линейной относительно вариаций на основе фазовых изображений  $\vec{A}_1$  и  $\vec{A}_2$ , вторая характеристика –  $\beta(x, y)$  является нелинейной (выражение (2.6)).

При решении задачи сегментации необходим учет двух противоречивых требований: с одной стороны, обеспечение высокой чувствительности для выделения слабоконтрастных объектов интереса, а с другой – обеспечение стабильности к влиянию посторонних структурных факторов.

Рассмотрение данного вопроса целесообразно начать с примера медицинского изображения на рис. 3.12 (а), поскольку анализ изображений геофизических полей требует дополнительного рассмотрения «технологических» особенностей.

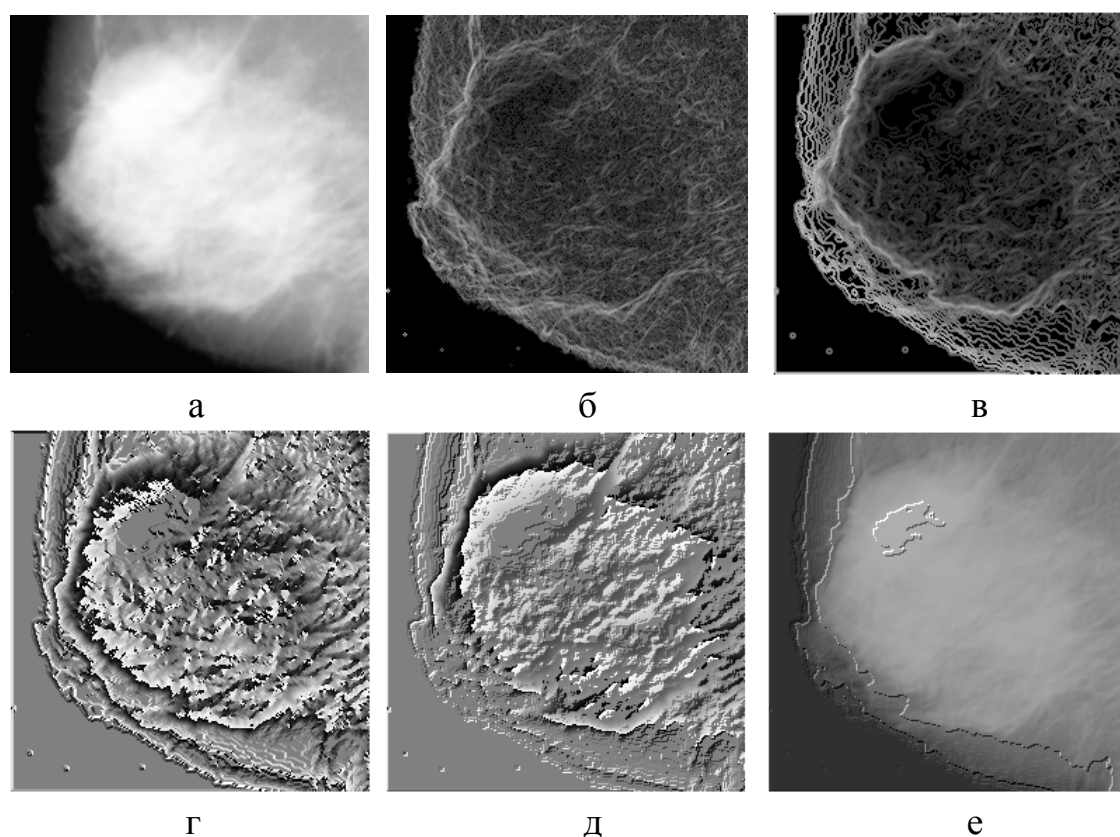


Рис. 3.12. Градиентно-фазовая сегментация медицинского изображения: а – оригинал; б – модуль градиентного отображения оригинала; в –  $\text{mod}\left[A(\vec{x}, y)\right]$ ; г –  $\text{arg}\left[A(\vec{x}, y)\right]$ ; д –  $\beta(x, y)$ ; е –  $\Phi(x, y)$

Из рассмотрения рис. 3.12 следует, что ни традиционный метод, базирующийся на анализе модуля градиентного отображения исходного изображения  $I(x, y)$  (рис. 3.12 б), ни характеристики первого варианта синтеза (выражение (3.11)) градиентно-фазового отображения (рис. 3.12 в, г) не обеспечивают надежного выделения области «потенциального» интереса.

Однако линейная дифференциальная фазо-пространственная характеристика  $\Phi(x, y)$  (второй вариант синтеза) более уверенно выделила область потенциального интереса (рис.3.12 е). Эта область выделилась и на нелинейной характеристике  $\beta(x, y)$ , но в окружении большого количества анатомических деталей, затрудняющих ее однозначную идентификацию. Последнее означает, что характеристика  $\Phi(x, y)$  является более стабильной, а  $\beta(x, y)$  – более чувствительной, поэтому их целесообразно анализировать в комплексе.

В силу большой важности анализа маммографических изображений и как дальнейшее подтверждение информационной значимости градиентно-фазовых характеристик, на рис. 3.13 приведены результаты сегментации еще двух маммографических изображений.

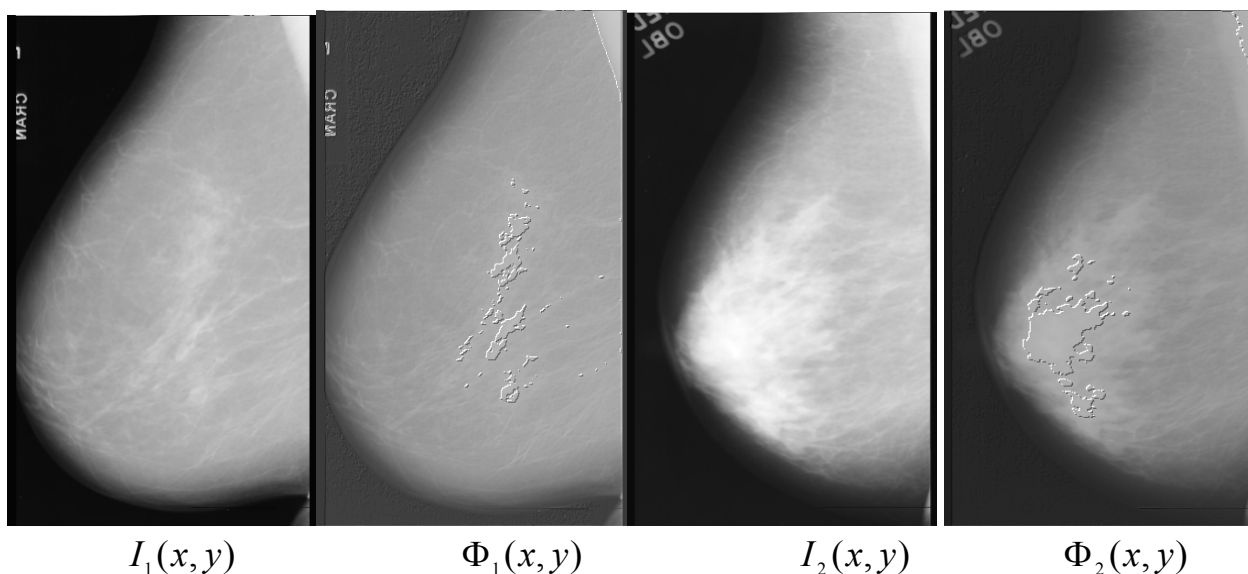


Рис. 3.13. Результат сегментации двух маммографических изображений:  $I_1(x, y)$  и  $I_2(x, y)$  – оригиналы;  $\Phi_1(x, y)$  и  $\Phi_2(x, y)$  – градиентно-фазовая характеристика

Из рассмотрения рис. 3.13 следует, что характеристика  $\Phi(x, y)$  является достаточно информативной для решения данного типа задач.

Анализ изображений геофизических полей отличается от выше приведенных изображений тем обстоятельством, что для таких изображений (рис. 3.14 –  $I(x, y)$ ) потенциальный интерес представляют как «светлые» области, так и «темные». что обуславливает ряд особенностей, связанных с анализом подобных изображений. Эти особенности заключаются в том, что несмотря на применение предварительной процедуры эквализации гистограммы исходного изображения в (2.10), основная чувствительность сегментации изображения по градиентно-фазовой характеристике  $\Phi_{or}(x, y)$

приходится именно на темные участки, для которых  $\lambda(x, y)$  является небольшой.

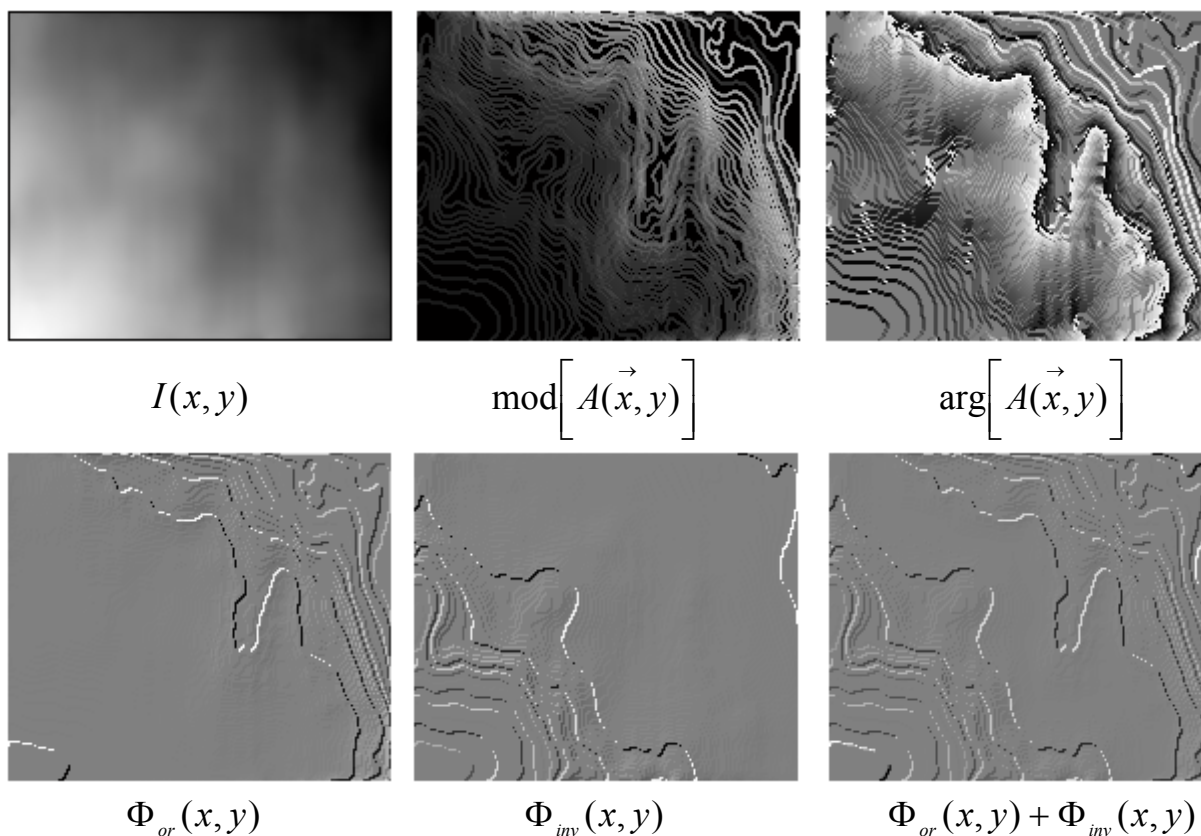


Рис. 3.14. Результат сегментации изображения гравитационного поля участка Земной поверхности по градиентно-фазовой характеристике  $\Phi(x, y)$

Поэтому, как показали результаты исследований (рис. 3.14), целесообразно инвертировать исходное изображение для синтеза дополнительной характеристики  $\Phi_{inv}(x, y)$ , а анализ осуществлять по суммарной характеристике  $\Phi_{or}(x, y) + \Phi_{inv}(x, y)$ .

Следует отметить, что хотя характеристики  $\text{mod}\left[A(\vec{x}, y)\right]$  и  $\text{arg}\left[A(\vec{x}, y)\right]$  являются более чувствительными (не требуется инверсия) по сравнению с  $\Phi(x, y)$ , однако их визуальный анализ затруднен из-за наличия многочисленных деталей.

При анализе реальных изображений следует использовать совместный анализ характеристик  $\Phi(x, y)$  и  $\beta(x, y)$ , о чем так же свидетельствуют результаты обработки изображения магнитного поля участка Земной поверхности на рис. 3.15, где результирующая линейная характеристика  $\Phi_{or}(x, y) + \Phi_{inv}(x, y)$  не обеспечила требуемой степени детализации, тогда как на нелинейной характеристике  $\beta(x, y)$  необходимые детали выделились.

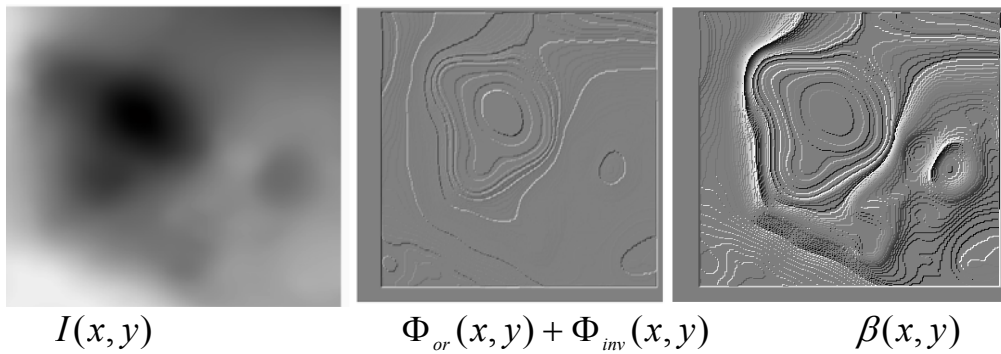


Рис. 3.15. Сегментация изображения магнитного поля участка Земной поверхности

Проблема выбора значения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$  рассмотренная в предыдущем параграфе, остается актуальной и для задачи фазо-пространственной сегментации однопараметровых изображений, о чем свидетельствует модельный пример на рис. 3.16.

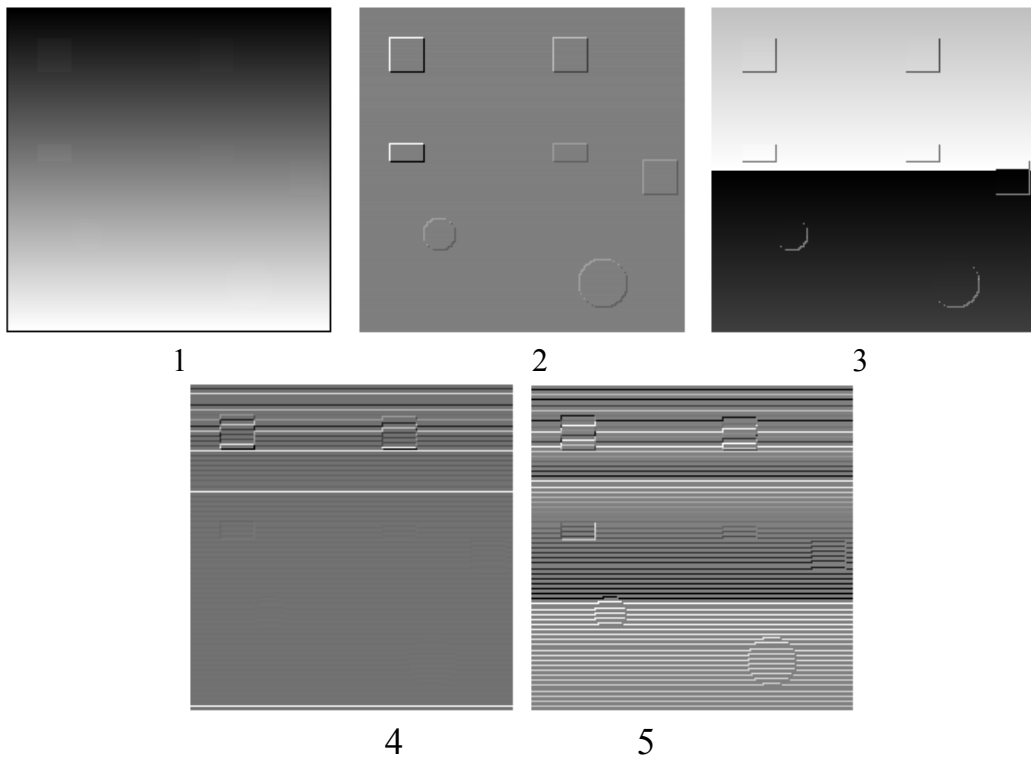


Рис. 3.16. Сегментация модельного цифрового изображения: 1 – оригинал; 2, 3 –  $\Phi(x, y)$  и  $\beta(x, y)$  для  $\lambda = 1$ ; 4, 5 –  $\Phi(x, y)$  и  $\beta(x, y)$  для самоорганизующегося выбора  $\lambda = \lambda(x, y)$

Пример, представленный на рис. 3.16 наглядно демонстрирует то обстоятельство, что при выборе оптимального значения  $\lambda$  целесообразно ориентироваться на границы диапазона вариаций значений яркостей в зоне потенциального интереса.

### 3.4. Контурная сегментация слабоконтрастных изображений в плоскости резонансно-яркостного отображения

Распространенные методы анализа изображений геофизических полей базируются на использовании методов компьютерной графики, которые обеспечивают построение трехмерной поверхности или линий уровня, под которыми понимаются кривые, полученные в результате пересечения поверхности  $z(x, y)$  с плоскостями  $z = const$  [89]. Проекция этих линий на плоскость позволяет получить 2D-изображение, выявляющее потенциально важные объекты (аномалии). Существующие методы построения эквипотенциальных поверхностей являются трудоемкими в вычислительном отношении, так как диктуют необходимость использования алгоритмов аппроксимации и интерполяции. В связи с этим, разработка более простых методов построения линий уровня представляет собой актуальную задачу.

Решение данной задачи возможно на базе модификации цифрового интерференционного метода. Суть предлагаемого подхода состоит в том, что каждый пиксель изображения интерпретируется в виде резонансного элемента – полого цилиндра с фиксированным диаметром, длина которого пропорциональна значению его яркости. Такая модель пикселя открывает возможность использования методов теории резонанса при анализе всего исходного изображения и дает возможность проведения виртуальных аналогий с интерферометрами (резонаторами) Фабри-Перо в оптике [90, 91], или гребенчатыми фильтрами в радиотехнике [92, 93]. При этом параметр модуляции  $\lambda$  (длина волны виртуального когерентного оптического излучения) выбирается фиксированным, а его конкретный выбор определяется требуемой степенью детализации синтезируемых контурных изображений (двумерных графиков).

Коэффициент передачи виртуального резонатора Фабри-Перо при фиксированном значении  $\lambda$  определяется с использованием яркостных характеристик анализируемого изображения  $I(x, y)$  и имеет вид

$$H(jI) = \frac{K}{1 + \gamma \exp(j\pi I(x, y) / \lambda)} \quad (3.13)$$

С точки зрения теории оптических систем [94], данное выражение характеризует резонансную систему с отрицательной обратной связью (при условии, что коэффициент усиления  $K < 1$ ). Резонансные частоты кратны целому соотношению  $f_{rez}(n) = I(x, y) / \lambda (n = 1, \dots, N)$ , где  $N$  – наибольшее кратное. Параметр  $\gamma \leq 1$  характеризует добротность (отношение амплитуды максимума к ширине резонансного пика), которая увеличивается с повышением значения  $\gamma$ . На рис.3.17 приведены амплитудная  $|H(jI)|$  и фазо-яркостная  $\arg[H(jI)]$  характеристики виртуального резонатора Фабри-Перо  $H(jI)$  для двух значений  $\gamma$ :  $\gamma = 0.9$  (указан стрелкой) и  $\gamma = 0.7$ .



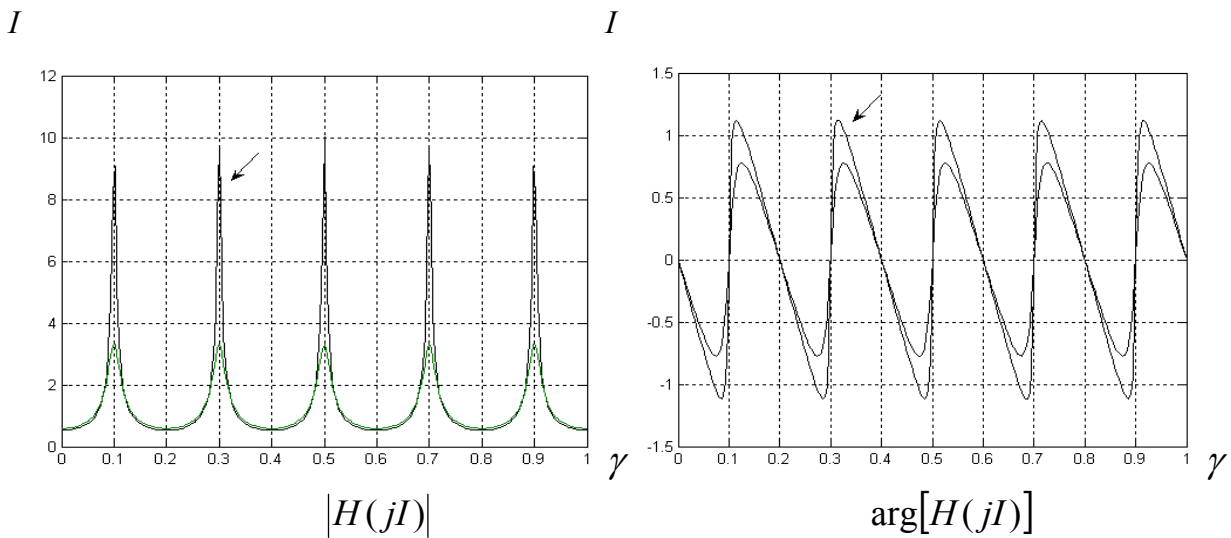


Рис. 3.17. Амплитудно-  $|H(jI)|$  и фазо-яркостные –  $\arg[H(jI)]$  характеристики виртуального резонатора Фабри-Перо :  $\gamma = 0.90$  – ( стрелка) и  $\gamma = 0.70$ ;  $\lambda = 0.20$

Из рассмотрения рис. 3.17 следует, что именно амплитудно-яркостная характеристика  $|H(jI)|$  виртуального резонатора, в силу ее выраженных резонансных черт, хорошо подходит для решения задачи управляемого (контролируемого) построения изолиний яркостного распределения анализируемых изображений. Тогда как фазовая характеристика  $\arg[H(jI)]$  не подходит для этой цели, из-за плавного характера ее изменения в яркостных интервалах, соответствующих максимумам (резонансам) характеристики  $|H(jI)|$ , что вытекает и из рассмотрения результатов контурной сегментации изображения гравитационного поля (рис.3.14- $I(x,y)$ ) представленных на рис. 3.18.

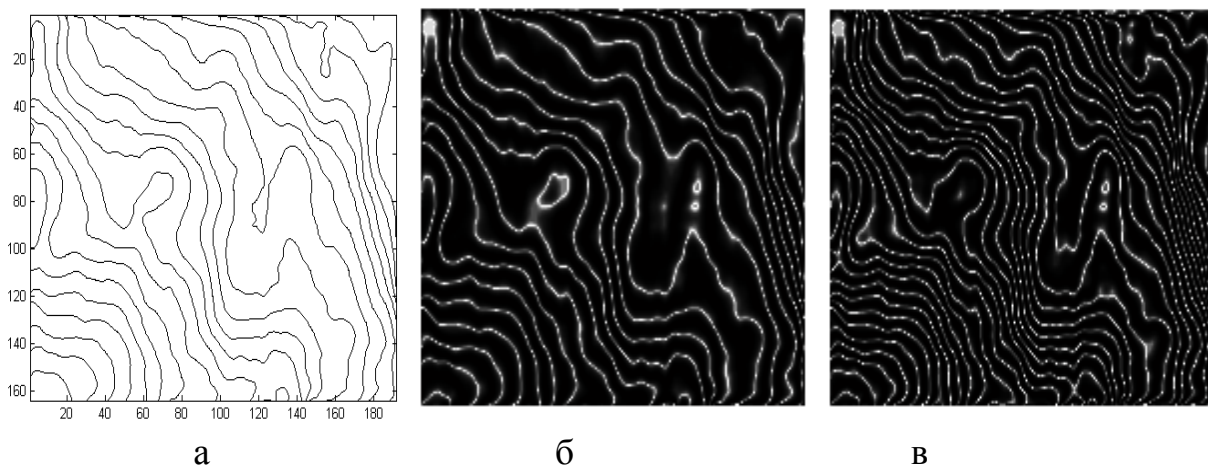


Рис. 3.18. Контурная сегментация изображения гравитационного поля представленного на рис. 3.13: а – карта изолиний (20 контуров) полученная обычным методом с использованием геофизического пакета “Surfer”; б, в –  $|H(jI)|$  для  $\lambda = 0.025$  и  $\lambda = 0.015$ , соответственно ( $\gamma = 0.90$ )

Из рассмотрения рис. 3.18 следует, что метод контурной сегментации на основе использования модели виртуального резонатора Фабри-Перо обеспечивает результат, близкий по отношению к стандартному методу построения изолиний изображений, однако быстродействие нового метода примерно на два порядка выше.

Рассмотренный выше вариант метода контурной сегментации базировался на использовании фиксированных значений  $\lambda$ , что позволяло обеспечить линейный (относительно диапазона изменения значений яркости) вариант равноуровневой яркостной сегментации (рис. 3.18).

Здесь возможно так же использование самоорганизующегося выбора значения  $\lambda = \lambda(x, y)$  на основе модификации выражения (3.13) к виду

$$H_{(x,y)}(jI) = \frac{K}{1 + \gamma \exp(j\pi / (I(x, y) + 0.001))}. \quad (3.14)$$

В этом случае повышается степень детализации «темных» участков анализируемых изображений и утрачивается линейность контурной сегментации по отношению к яркостному диапазону изображения (рис. 3.19).

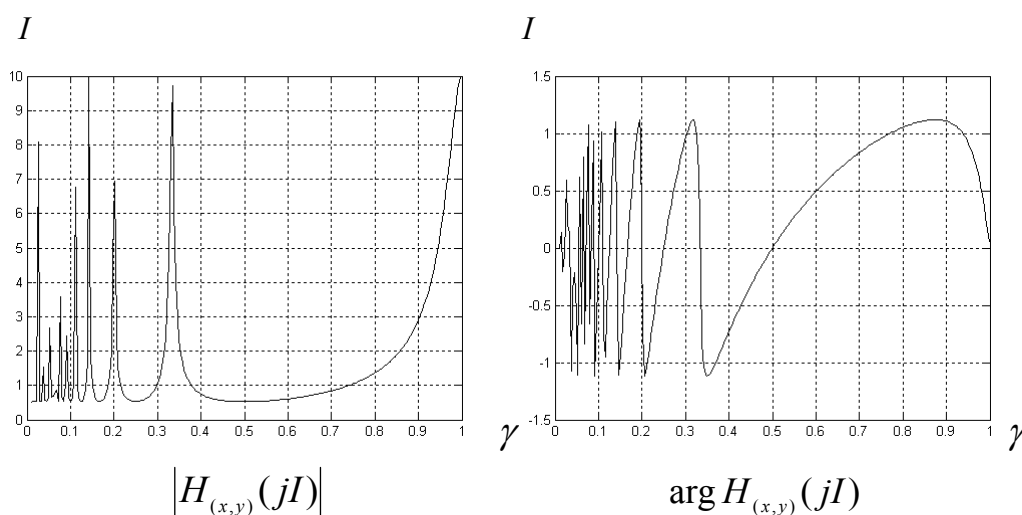


Рис.3.19. Амплитудно-  $|H_{(x,y)}(jI)|$  и фазо-яркостные  $\arg H_{(x,y)}(jI)$  характеристики виртуального резонатора Фабри-Перо при самоорганизующемся выборе параметра  $\lambda = \lambda(x, y)$

В этом случае, если потенциально информативными являются как темные, так и светлые участки исходного изображения, необходимо работать как с исходным, так и инвертированным изображениями.

На рис. 3.20 представлены амплитудная и фазовая характеристики  $H_{(x,y)}(jI)$  изображения гравитационного поля.

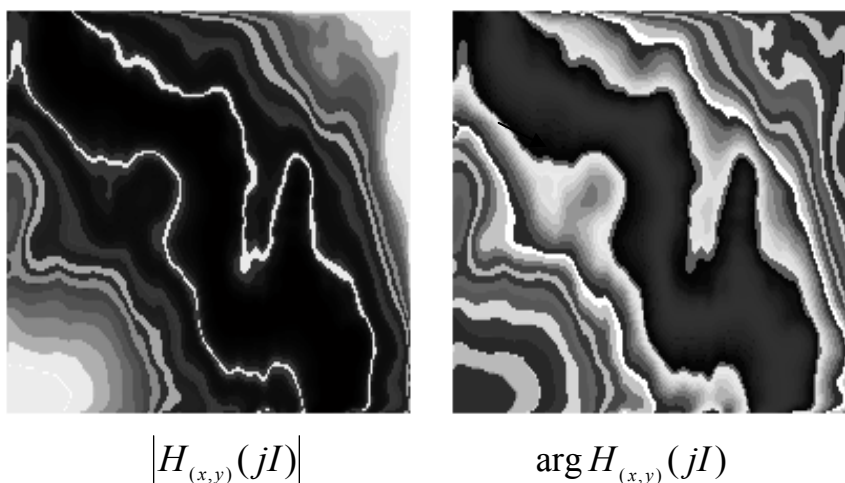


Рис. 3.20. Резонансно-яркостные характеристики изображения гравитационного поля при самоорганизующемся выборе  $\lambda = \lambda(x, y)$

Сопоставление рис. 3.20 и рис. 3.14 показывает, что фазовая характеристика резонансного метода обеспечивает более высокую чувствительность детализации изображения в области «потенциально возможной» геофизической аномалии (отмечено стрелкой).

Аналогичный вывод можно сделать и при сравнении результатов самоорганизующейся резонансно-яркостной сегментации медицинского изображения (рис. 3.21) и градиентно-фазовой сегментации (рис. 3.12).

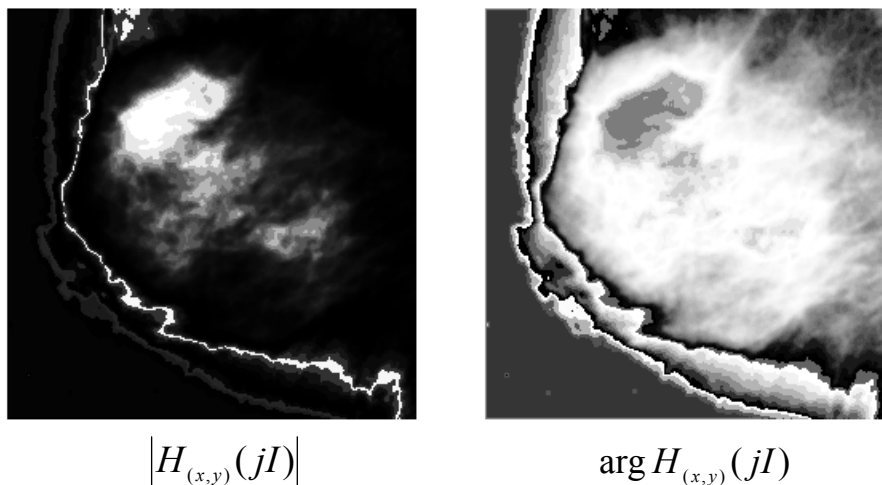


Рис. 3.21. Резонансно-яркостные характеристики медицинского радиологического изображения при самоорганизующемся выборе  $\lambda = \lambda(x, y)$

Таким образом, метод контурной сегментации в плоскости резонансно-яркостного отображения может быть использован как непосредственно для быстрого построения яркостных изолиний, так и в качестве дополнения цифрового интерференционного метода для повышения общей надежности выделения визуально неразличимых участков потенциального интереса.

## Выводы по третьему разделу

Впервые разработан и исследован метод обработки слабоконтрастных изображений в фазовом пространстве информативных признаков цифрового интерференционного метода, позволяющий повысить чувствительность и достоверность процедуры сегментации потенциально информативных участков изображений. Метод может быть применен для сегментации как мультиспектральных (многопараметровых), так и обычных – яркостных изображений, при этом методика обработки и используемые информативные характеристики для них являются различными.

Метод не требует использования какой-либо априорной информации о числе и характеристиках областей потенциального интереса.

1. Применительно к задаче сегментации мультиспектрального (многопараметрового) ансамбля слабоконтрастных изображений, основная идея метода базируется на использовании модуляционного преобразования, осуществляющего переход в плоскость комплексных значений яркостей с последующим вычислением дифференциальных фазовых характеристик, при последовательном использовании каждого из информативных каналов (изображений) в качестве опорного. При этом, например, при анализе цветного изображения, синтезируются три новых фазовых характеристики, результирующий анализ которых возможен на основе использования цветового RGB или HSV кодирования.

1.1. Информативным параметром является фаза разности комплексных значений яркостей для каждого из соответствующих пикселей ансамбля.

1.2. Выбор значения параметра модуляции  $\lambda$  влияет на чувствительность процедуры сегментации:

– на первоначальной стадии анализа предварительно нормированных изображений, целесообразен выбор  $\lambda = 1$ , как обеспечивающий однозначную связь между значениями яркостей исходных изображений и величинами фазовых сдвигов при использовании модуляционного преобразования, что может позволить выявить области потенциального интереса (большой масштаб) на предварительной стадии анализа;

– при необходимости последующей детальной сегментации необходимо использование самоорганизующегося выбора параметра модуляционного преобразования  $\lambda$ .

2. Экспериментально установлено, что использование предварительной процедуры ортогонализации исходного ансамбля на основе использования алгоритма сингулярного разложения позволяет повысить чувствительность процедуры сегментации в фазовом пространстве.

Если потенциально информативными являются как «светлые», так и «темные» яркостные участки ансамбля изображений, то целесообразен двухэтапный анализ: сегментации как исходных, так и инвертированных изображений.

3. При сегментации однопараметровых (яркостных) изображений с использованием описанного подхода, необходимо его преобразование, с целью формирования трех опорных каналов, что возможно на основе градиентно-фазовых отображений анализируемых изображений.

3.1. Информативным параметром является разность фаз (линейная операция) комплексных значений яркостей соседних пикселей.

Фаза разности комплексных значений яркостей соседних пикселей (нелинейная операция) является более чувствительной к вариациям значений яркостей и может быть использована в качестве дополнения к разностно-фазовой характеристике.

3.2. Варианты выбора значения параметра модуляционного преобразования и «технологические» особенности (использование инверсии значений яркости) являются идентичными случаю анализа многопараметрового ансамбля.

4. Предложена функциональная схема информационной технологии для обработки однопараметровых и многопараметровых (мультиспектральных) слабоконтрастных изображений различной физической сущности.

5. Предложена модификация метода на основе использования виртуальной аналогии с оптическим резонатором Фабри-Перо, которая позволяет осуществлять контурную сегментацию слабоконтрастных изображений. По сравнению с традиционными численными методами контурной сегментации изображений, новый метод позволяет повысить быстродействие примерно на два порядка для изображений размером (512x512) и облегчить его программную реализацию из-за отсутствия необходимости использования интерполяционных алгоритмов.

5.1. Построение контуров выполняется в плоскости резонансно-яркостного отображения по его амплитудно-яркостной характеристике.

5.2. Использование фиксированного значения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$  позволяет осуществить равно дистанционную (линейную) яркостную контурную сегментацию. Использование самоорганизующегося выбора значения  $\lambda$ , обеспечивает детальную (нелинейную) контурную сегментацию «темных» участков, и требует дополнительно обработки инвертированных изображений.

6. Амплитудные и фазовые характеристики резонансно-яркостного отображения могут служить полезным дополнением цифрового интерференционного метода, внося дополнительную информацию и повышая общую чувствительность и достоверность анализа слабоконтрастных изображений.

## РАЗДЕЛ 4

### РАЗВИТИЕ ИНФОРМАЦИОННЫХ ВОЗМОЖНОСТЕЙ ЦИФРОВОГО ИНТЕРФЕРЕНЦИОННОГО МЕТОДА

Рассмотрены и исследованы два варианта дальнейшего развития информационных возможностей метода цифровой интерферометрии для анализа слабоконтрастных изображений, основанные на проведении виртуальных аналогий с методами оптических физических измерений – интерференционного резонансно-пространственного отображения и использования пространства эллипсометрических параметров Стокса.

Представленные результаты экспериментальных исследований свидетельствуют об эффективности предложенных вариантов развития информационных возможностей интерференционного метода как в теоретическом, так и в прикладном отношении.

Представлена информационная технология, использующая описанные в работе подходы, которая обеспечивает повышение эффективности визуального анализа слабоконтрастных изображений.

#### 4.1. Анализ мультиспектральных и многопараметровых изображений интерференционным методом резонансно-пространственного отображения

Резонансно-пространственный вариант цифрового интерференционного метода базируется на использовании выражения (3.13) (виртуальный резонатор Фабри-Перо) и обеспечивает высокую чувствительность контурной сегментации слабоконтрастных изображений.

Обобщение этой методики применительно к анализу мультиспектральных и многопараметровых изображений возможно на основе использования аналогии с методами, основанными на использовании коэффициента отражения слоистых структур [99–102].

Коэффициент отражения однослойной структуры толщиной  $d$  для когерентного оптического излучения с длиной волны  $\lambda$  характеризуется выражением [60, 100]

$$R(\lambda) = \frac{R_{01} + R_{12} \exp(j2\pi d \sqrt{\varepsilon_1} / \lambda)}{1 + R_{01} R_{12} \exp(j2\pi d \sqrt{\varepsilon_1} / \lambda)}, \quad (4.1)$$

где  $R_{ij}$  – коэффициенты Френеля, характеризуемые соотношениями трех значений диэлектрических проницаемостей слоя  $\varepsilon_1$  и окружающего его с двух сторон полупространств  $\varepsilon_0$  и  $\varepsilon_2$

$$R_{01} = \frac{\sqrt{\varepsilon_0} - \sqrt{\varepsilon_1}}{\sqrt{\varepsilon_0} + \sqrt{\varepsilon_1}}; R_{12} = \frac{\sqrt{\varepsilon_1} - \sqrt{\varepsilon_2}}{\sqrt{\varepsilon_1} + \sqrt{\varepsilon_2}}, \quad (4.2)$$

в предположении, что  $\varepsilon_i$  не зависит от значения  $\lambda$ .

При рассмотрении выражения (4.1) с позиции теории цифровой фильтрации [2] ( $\lambda$  изменяется дискретно) можно заключить, что оно представляет собой выражение передаточной (т.е. комплексной) функции рекурсивного цифрового фильтра. Как известно [24, 99], его резонансные свойства обусловлены интерференцией переотраженных внутри слоя волн. Наличие экспоненциального члена в выражении (4.1), с математической точки зрения совпадает с модуляционно-яркостным преобразованием (2.3), что и позволяет провести виртуальную аналогию между резонансно-яркостным отображением и теорией слоистых структур.

Результаты, приведенные во втором и третьем разделах диссертационной работы можно обобщить применительно к выражению (4.1) и использовать для анализа цветных и мультиспектральных слабоконтрастных изображений. Для этого  $n$ -мерный анализируемый ансамбль необходимо преобразовать (сжать) до трех изображений, например на основе применения метода главных компонент [10].

Поскольку изображение состоит из трех компонент  $I_1$ ,  $I_2$  и  $I_3$ , то рассмотрим применение данного подхода на его примере. Тогда, производя в выражении (4.1) замену  $R_{01} = I_1$ ,  $R_{12} = I_2$ ,  $d\sqrt{\varepsilon_1} = I_3$  на основе выражения

$$R(\lambda) = \frac{I_1 + I_2 \exp(j2\pi I_3 / \lambda)}{1 + I_1 I_2 \exp(j2\pi I_3 / \lambda)} \quad (4.3)$$

можно синтезировать два новых виртуальных изображения:  $|R_\lambda(x, y)|$  – пространственная яркостно-резонансная характеристика;  $\arg[R_\lambda(x, y)]$  – пространственная фазо-резонансная характеристика.

Путем последовательного перебора исходных изображений в (4.3) возможен синтез трех яркостно-резонансных и фазо-резонансных характеристик в целях последующего синтеза цветного результирующего изображения.

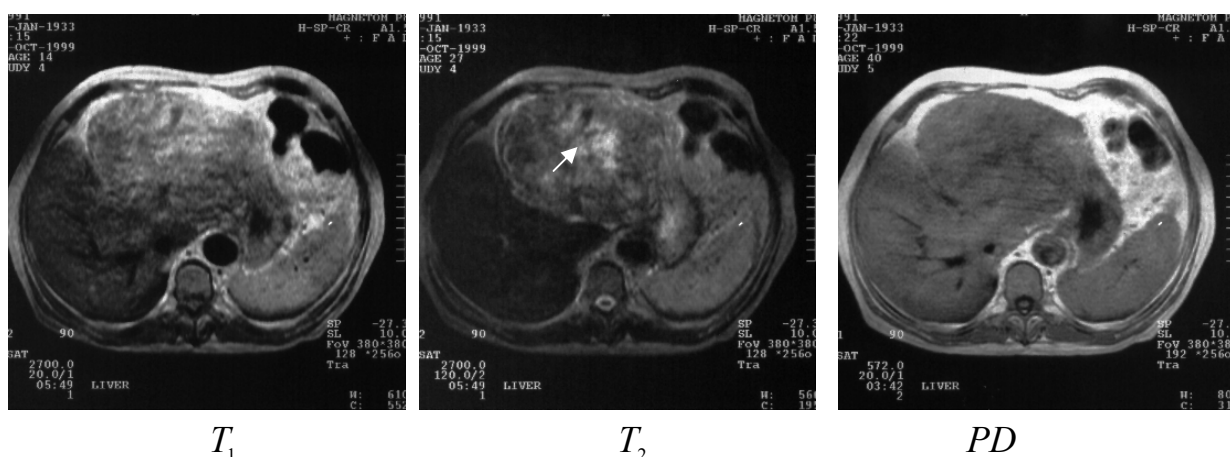


Рис. 4.1. Трех-параметровое ЯМР изображение:  $T_1$  – спин-спиновая релаксация;  $T_2$  – спин-решетчатая релаксация;  $PD$  – плотность протонов.

Как и в рассмотренных выше случаях, в данном возможны различные способы выбора в выражении (4.3) значения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$ . Если область потенциального интереса известна априори, используется вариант фиксированного выбора  $\lambda = const$  на основе выражения (2.6). На рис. 4.1 представлено трех-параметровое медицинское ЯМР изображение, область потенциального интереса проявляется на изображении  $T_2$  (указана стрелкой). Диапазон вариации яркостей в ее пределах варьируется в интервале 0.25 – 0.3, поэтому фиксированное значение  $\lambda$  было выбрано равным 0.27.

На рис. 4.2 представлены синтезированные резонансные характеристики для исходного ЯМР ансамбля.

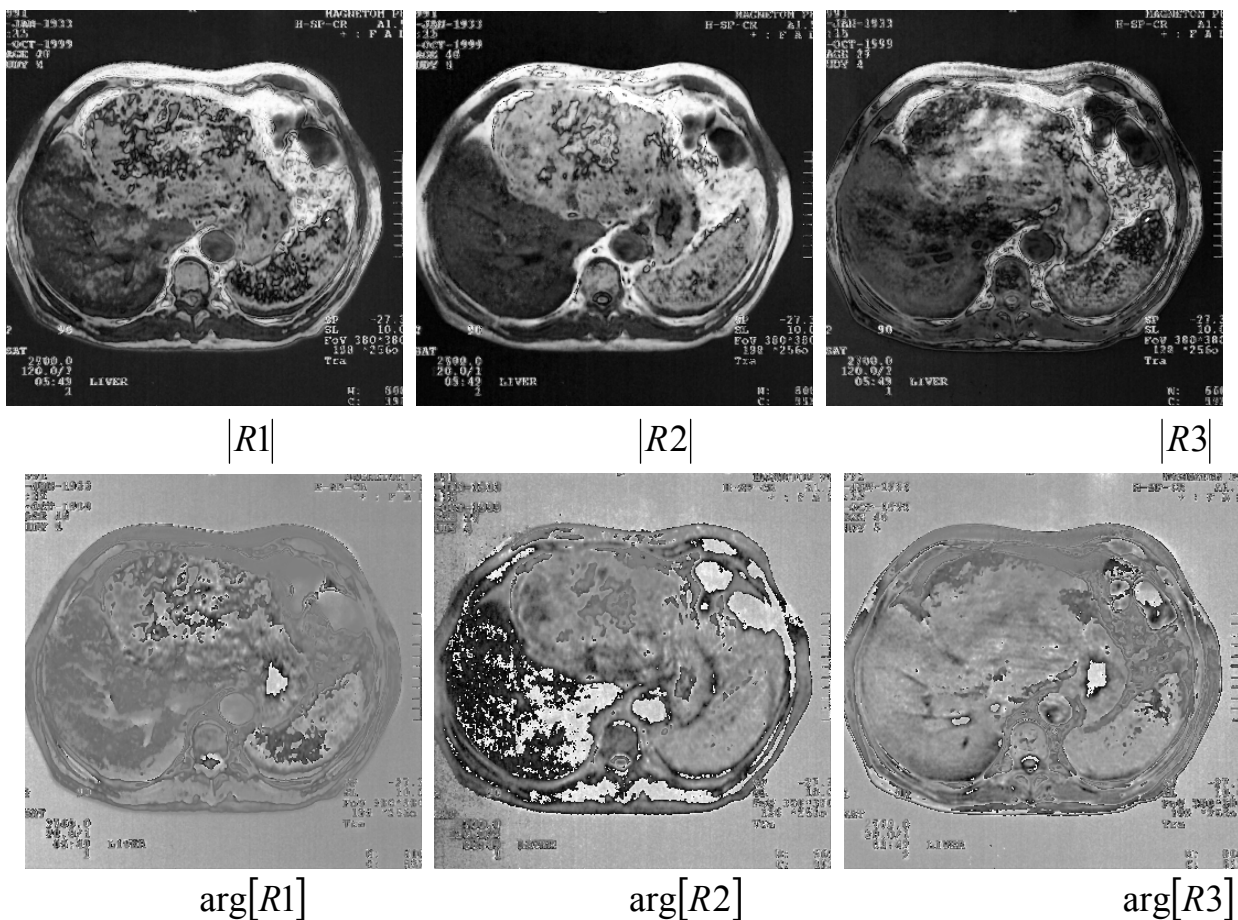


Рис. 4.2. Резонансно-пространственные характеристики ЯМР ансамбля рис. 4.1 для значения  $\lambda = 0.27$ : верхний ряд – яркостно-резонансные характеристики; нижний ряд – фазо-резонансные характеристики (цифра соответствует типу изображения в экспоненте выражения (4.3):

$$1 - T_1; 2 - T_2; 3 - PD$$

Из сопоставления и анализа рис. 4.1 и рис. 4.2 можно заключить следующее:



1. На исходном ансамбле область возможной патологии выявляется только на визуализированной характеристике  $T_2$ , тогда как все три синтезированные яркостно-резонансные характеристики позволили ее выявить, причем особенно четко характеристика  $|R2|$ .

2. Фазо-резонансные характеристики (в отличие от метода однопараметровой резонансно-яркостной контурной сегментации (раздел 3)), при анализе многопараметрового ансамбля, оказались малоинформативными: выявляется много деталей, не относящихся к области обозначенного потенциального интереса (возможная патология выделилась только на характеристике  $\arg[R2]$ ).

3. Этот вывод подтверждает рассмотрение результатов RGB кодирования как исходного ансамбля (рис. 4.3 а), так и синтезированных резонансных характеристик (рис. 4.3 б, в).

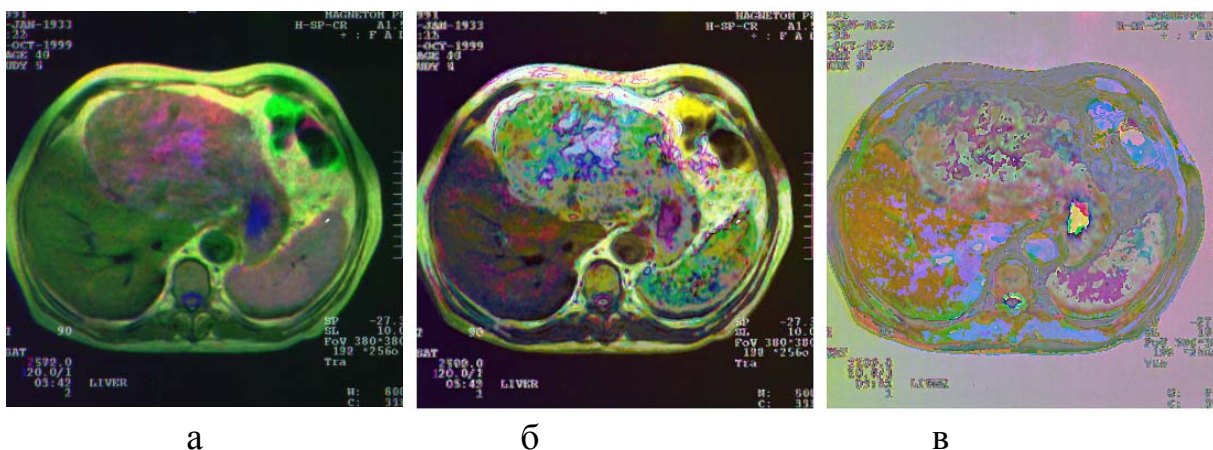


Рис. 4.3. Цветовое RGB кодирование трех-параметрового ЯМР ансамбля: а – рис. 4.1; б – яркостно-резонансная характеристика (рис. 4.2 – верхний ряд); в – фазо-резонансная характеристика (рис. 4.2 – нижний ряд)

Самоорганизующийся выбор параметра модуляции  $\lambda = \lambda(x, y)$  (выражение (2.9)) позволяет повысить чувствительность и достоверность анализа однопараметровых (обычных яркостных) слабоконтрастных изображений (второй и третий разделы диссертационной работы). Однако, для многопараметрового интерференционного метода резонансно-яркостного отображения, из-за очень высокой чувствительности к изменению значений яркости, возможен негативный результат, поскольку проявляется множество деталей, маскирующих потенциальный объект интереса. Этот вывод подтверждается данными, представленными на рис. 4.4 – RGB изображений синтезированных резонансных характеристик при самоорганизующемся выборе параметра модуляции.

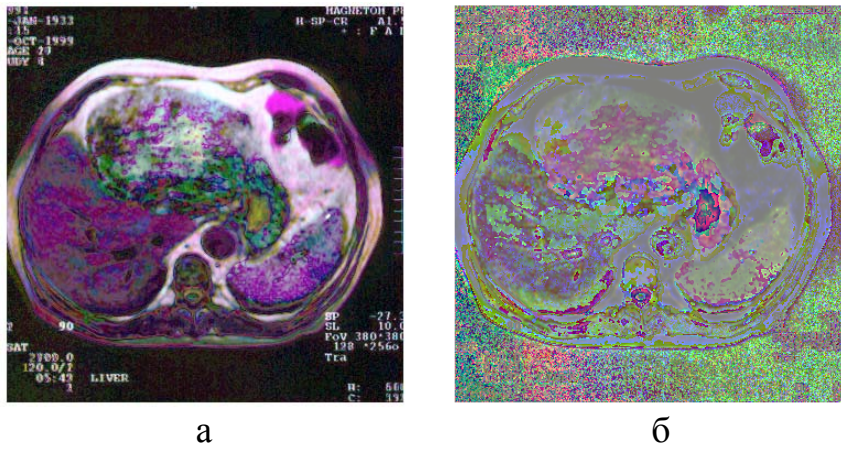


Рис. 4.4. Резонансные характеристики ЯМР ансамбля при самоорганизующемся выборе параметра  $\lambda = \lambda(x, y)$ : а – яркостно-резонансная характеристика; б – фазо-резонансная характеристика

Зона потенциальной патологии с трудом выделяется лишь на яркостно-резонансной характеристике, а на фазовой характеристике – она не выделяется вообще.

Поэтому, можно сделать вывод о том, что в многопараметровом (мультиспектральном) интерференционном методе резонансно-пространственного отображения целесообразно использовать фиксированный выбор параметра модуляционного преобразования, базируясь на границах диапазона яркостного изменения участков потенциального интереса.

Максимизация степени различий изображений исходного ансамбля  $(I_1, I_2, I_3)$  [77], как и в разделе 3, которая возможна на основе использования преобразования Грама-Шмидта (выражение (3.5)) позволяет повысить информативность преобразования на основе выражения (4.3).

Информационные аспекты использования подобного преобразования представлены на примере трех-параметрового ЯМР изображения опухоли головного мозга, представленного на рис. 3.6. На рис. 4.5 показаны соответствующие ему ортогонализированные методом Грама-Шмидта изображения  $Q_i$ ,  $i=1,2,3$ .

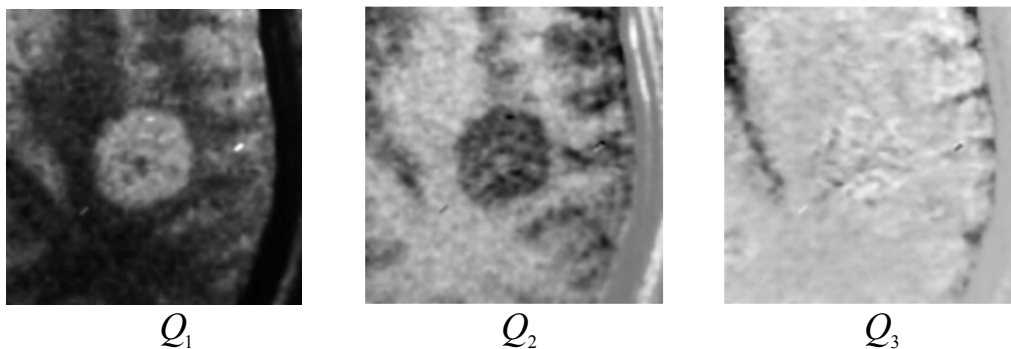


Рис. 4.5. Ортогонализированные методом Грама-Шмидта ЯМР изображения головного мозга представленного на рис. 3.6

Следует отметить, что при использовании метода Грамма-Шмидта, первое ортогонализированное изображение совпадает с исходным, т.е.  $Q_1 = I_1$ . На рис. 4.6 представлены амплитудные и фазовые характеристики резонансно-пространственного отображения, вычисленные по выражению (4.3) для двух вариантов представления исходных данных:

$$1) I_1 \rightarrow T_2; I_2 \rightarrow PD; I_3 \rightarrow T_1; \lambda = 0.17; \quad (4.4)$$

$$2) I_1 \rightarrow Q_2; I_2 \rightarrow Q_3; I_3 \rightarrow Q_1 = T_1; \lambda = 0.17. \quad (4.5)$$

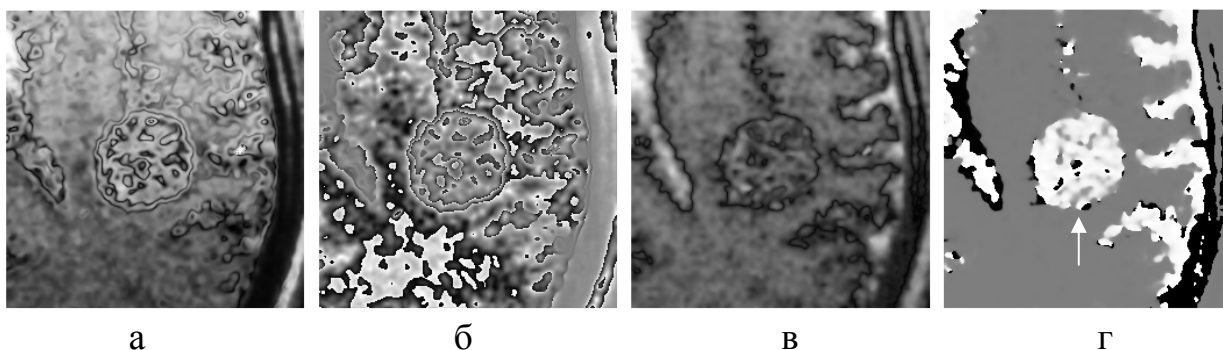


Рис. 4.6. Яркостно-резонансные (а, в) и фазо-резонансные (б, г) характеристики ЯМР ансамбля, вычисленные на основе исходных (вариант (4.4)) и ортогонализированных данных (вариант (4.5)) соответственно

Ортогонализация исходного ансамбля позволяет уменьшить влияние «анатомических» шумов (более четко выделить границы опухоли) и выявить направление ее возможного распространения на фазо-яркостной характеристике (указано стрелкой). Этот результат, в принципе, совпадает с результатом, приведенным на рис. 3.4 ( $\beta$ ), полученном на основе использования другого подхода, но в большей степени подверженном влиянию особенностей анатомической структуры окружающей биоткани.

Данный пример служит дополнительным подтверждением необходимости использования предварительной обработки исходной информации в целях повышения чувствительности и достоверности процедуры последующего анализа.

#### 4.2. Анализ однопараметровых изображений интерференционным методом резонансно-пространственного отображения

Для того, чтобы использовать выражение (4.3) применительно к анализу обычных (т.е. исходно однопараметровых) яркостных изображений, необходимо увеличение пространства информативных признаков до трех.

Здесь возможны различные подходы, однако нами предложен подход, описанный в работе [98]. Его суть предполагает использование двух последовательных этапов.

1. Применяется модуляционное преобразование к исходному изображению  $I(x, y)$

$$R(x, y) = \exp[j\pi I(x, y)] = \text{Re}[R(x, y)] + j \text{Im}[R(x, y)], \quad (4.6)$$

где  $\text{Re}[R(x, y)]$  и  $\text{Im}[R(x, y)]$  являются ортогональными, а само  $R(x, y)$  может рассматриваться в виде некоторого аналога изображения векторного поля.

2. Рассматривая  $R(x, y)$  в виде двумерной проекции трехмерного векторного поля  $R$ , можно естественным способом ввести и векторное поле его ротора [103, 104]

$$\text{rot } R = \left( \frac{\partial R_z}{\partial y} - \frac{\partial R_y}{\partial z} \right) \mathbf{i} + \left( \frac{\partial R_x}{\partial z} - \frac{\partial R_z}{\partial x} \right) \mathbf{j} + \left( \frac{\partial R_y}{\partial x} - \frac{\partial R_x}{\partial y} \right) \mathbf{k}. \quad (4.7)$$

Выражение (4.7) является справедливым, если частные производные  $R(x, y)$  являются непрерывными, что, безусловно, выполняется для классов изображений, являющихся предметом исследования. Поскольку компонента  $R_z$  является неизвестной, то в выражении (4.7) может быть определена лишь третья компонента  $\text{rot } R$

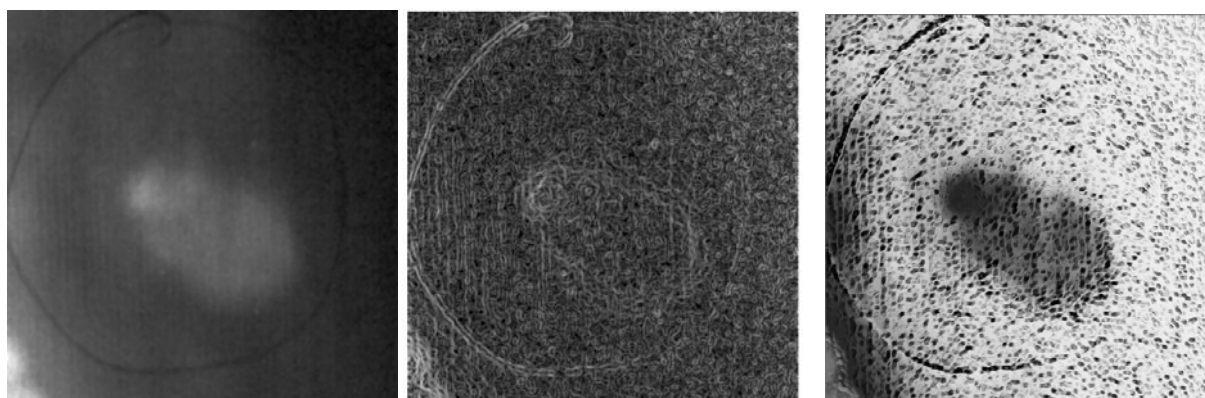
$$A_z(x, y) = \left( \frac{\partial R_y}{\partial x} - \frac{\partial R_x}{\partial y} \right), \quad (4.8)$$

которую можно рассматривать в качестве дополнительного информативного параметра, ортогонального составляющим  $R_x$  и  $R_y$ .

Использование такого подхода позволяет сопоставить каждому пикселю исходного изображения три ортогональные компоненты (отпадает необходимость предварительного использования преобразования Грама-Шмидта (параграф 4.1)), что и открывает возможность использования выражения (4.3) для анализа слабоконтрастных изображений.

Достоинством такого варианта является то обстоятельство, что в этом случае появляется возможность естественного сочетания как исходных характеристик, так и их яркостных производных. Это обеспечивает потенциальное повышение чувствительности выделения малоразмерных слабоконтрастных деталей, не обнаруживаемых при прямом использовании операций градиентного отображения слабоконтрастных изображений (первый раздел диссертационной работы).

На рис. 4.7 (а) представлен фрагмент патологического участка рентгеновской флюорограммы легкого. Как следует из рассмотрения рис. 4.7 (б), прямое применение операции градиентного отображения не позволяет выделить какие-либо особенности анализируемого участка, тогда как применение алгоритма резонансно-яркостного отображения (рис. 4.7 в) позволило выделить топологические особенности как собственно легкого (пористость структуры), так и локализовать границы возможного кальцита и области его влияния (возможного воспаления).



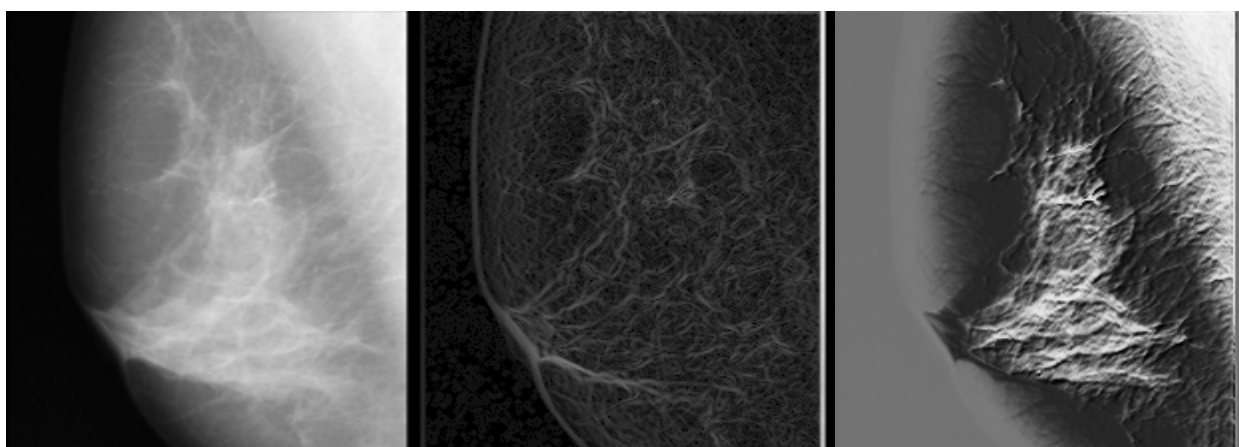
а

б

в

Рис. 4.7. Рентгеновское изображение легкого: а – оригинал; б – модуль градиентного отображения; в – яркостно-резонансная характеристика ( $\lambda = 0.2$ )

Аналогичный вывод можно сделать и из рассмотрения изображения маммограммы на рис. 4.8.



а

б

в

Рис. 4.8. Маммографическое изображение: а – оригинал; б – модуль градиентного отображения; в – яркостно-резонансная характеристика ( $\lambda = 0.2$ )

Данный вариант интерференционного метода резонансно-пространственного отображения целесообразно использовать в качестве полезного дополнения к цифровому интерференционному методу в тех случаях, когда возникает необходимость выделения небольших слабоконтрастных участков для детализации анализируемых изображений.

В отличие от многопараметровых (мультиспектральных) ансамблей, при анализе однопараметровых изображений информативной является яркостно-резонансная (а не фазо-резонансная) характеристика, что обусловлено использованием операции градиентного отображения (выражение (4.8)) при расчетах указанных характеристик на основе выражения (4.3).

Использование операции самоорганизующегося выбора значения параметра модуляции  $\lambda = \lambda(x, y)$  является нецелесообразным из-за чрезмерного увеличения чувствительности синтезированных характеристик, затрудняющего выделение и анализ областей и объектов потенциального интереса. Поэтому, целесообразен выбор фиксированного значения параметра модуляции  $\lambda = const$ , исходя из значения диапазонов изменения яркостей областей интереса анализируемых изображений.

#### 4.3. Анализ слабоконтрастных изображений в пространстве модели эллипсометрических параметров Стокса

Большой интерес в области цифровой обработки изображений представляет возможность использования виртуальных физических методов, например, наиболее чувствительных методов оптических и радиофизических измерений (интерферометрия, голография, эллипсометрия). Как хорошо известно, они обладают наибольшей чувствительностью к незначительным вариациям физических параметров исследуемых объектов, в частности, эллипсометрические методы измерений [26] обладают наибольшей чувствительностью к вариациям толщины и диэлектрической проницаемости тонкослойных пленочных покрытий.

Например, использование модуляционного преобразования (выражение 2.2 из раздела 2), обеспечивающего переход в пространство комплексных яркостей и открывает возможность анализа изображений, основанную на проведении аналогий с поляризационными свойствами волновых полей [25]. В данном разделе рассматривается возможность применения его математического аппарата при анализе слабоконтрастных изображений [96, 98, 105].

Как и в выше приведенных исследованиях, следует различать варианты обработки для обычного яркостного изображения и мультиспектрального, к которому относится случай цветового RGB кодирования и трехдиапазонных/трех-параметровых изображений.

Виртуальная реализация «эллипсометрического подхода» при анализе слабоконтрастных изображений аналогична идее цифрового интерференционного метода, который описан в разделе 2, но при этом, обеспечивает иной «угол зрения» – рассмотрение спектрального представления данных. При этом, в рамках «эллипсометрического» варианта возможно использование всех разновидностей интерференционного метода из второго раздела. Далее будет рассмотрен только вариант самоорганизующегося выбора параметра модуляционного преобразования  $\lambda = \lambda(x, y)$ .

Возможность создания виртуального аналога эллипсометрических методов основана на свойствах поляризованной электромагнитной волны. Известно, что электрический вектор  $E = (E_x, E_y, 0)$  соответствует волне, в комплексном представлении описываемой выражением [106]

$$\mathbf{E}(x, y, z, t) = a_x(x, y)e^{j(\omega t - kz)} \hat{x} + a_y(x, y)e^{j(\omega t - kz)} \hat{y}, \quad (4.9)$$

где  $\omega = 2\pi f$  – циклическая частота,  $k = 2\pi/\nu$  – волновое число ( $\nu = \frac{2\pi}{\lambda}$  – длина волны оптического излучения),  $a_x, a_y$  – амплитуды ортогональных составляющих. Тогда в каждой точке пространства вектор  $\mathbf{E}$  описывает замкнутую кривую, являющуюся эллипсом, уравнение которого имеет вид [107–108]

$$\frac{E_x^2}{|a_x|^2} + \frac{E_y^2}{|a_y|^2} - 2 \frac{E_x E_y}{|a_x a_y|} \cos \delta = \sin^2 \delta, \quad (4.10)$$

где  $a_x = |a_x| \exp(j\delta_x)$ ;  $a_y = |a_y| \exp(j\delta_y)$ ;  $\delta = \delta_y - \delta_x$ . Если  $|a_x| = |a_y|$  и  $\delta = \pm\pi/2$ , то эллипс вырождается в окружность (круговая поляризация), а если  $\delta = 0, \pm\pi$ , то он вырождается в прямую линию (линейная поляризация).

Таким образом, поле в каждой точке характеризуется плоскостью, в которой лежит его эллипс поляризации, который может быть полностью охарактеризован параметрами Стокса определяемыми как [86]

$$S_0 = a_x^2 + a_y^2; \quad S_2 = 2a_x a_y \cos \delta; \quad S_1 = a_x^2 - a_y^2; \quad S_3 = 2a_x a_y \sin \delta. \quad (4.11)$$

Параметр  $S_0$  пропорционален интенсивности анализируемого изображения, а  $S_1, S_2, S_3$  можно интерпретировать как декартовы координаты точки на сфере радиусом  $S_0$  (рис.4.9), известной как сфера Пуанкаре .

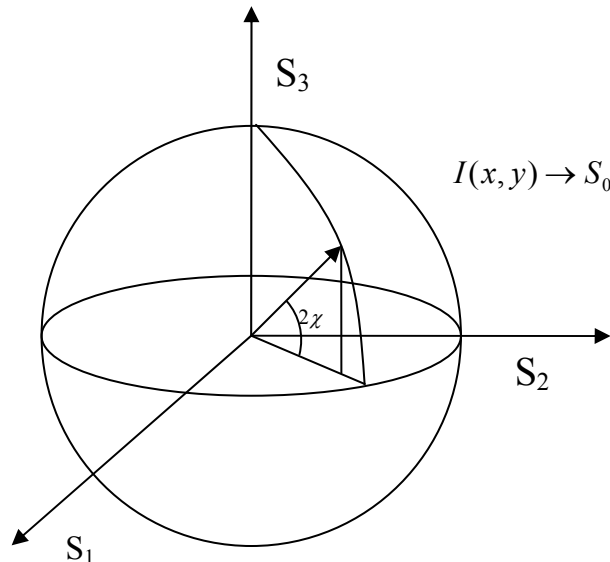


Рис. 4.9. Сфера Пуанкаре

Из выражения (4.11) следует, что, например, обычному яркостному изображению возможно сопоставление четырех новых синтезированных «эллипсометрических» изображений. Это обстоятельство, с принципиальной точки зрения, обеспечивает потенциальную возможность повышения надежности визуального анализа и нового подхода к задаче цветового RGB кодирования результатов. При этом, в рамках «эллипсометрического» варианта также возможно использование всех вариантов определения  $\lambda$ , рассмотренных при описании интерференционного метода из второго раздела. В целях сокращения объема изложения материала, приведены результаты экспериментальных исследований только варианта с самоорганизующимся выбором параметра модуляционного преобразования (2.9).

Структура алгоритма для реализации виртуального эллипсометрического метода для обычных (однопараметровых) изображений включает в себя следующие этапы.

1. Модуляционное преобразование исходного изображения  $I(x, y)$

$$\vec{A}(x, y) = \text{Re} \left[ A(\vec{x}, y) \right] + j \text{Im} \left[ A(\vec{x}, y) \right] = \exp(j\pi I(x, y)) \quad (4.12)$$

позволяет сопоставить каждому пикселю анализируемого изображения две ортогональные компоненты векторного поля – действительная и мнимая части выражения

$$A(x, y) = R_x(x, y) + jR_y(x, y),$$

которые интерпретируются в виде аналога ортогональных составляющих  $a_x$  и  $a_y$  в выражениях (4.10) и (4.11), соответственно.

2. Фазовая компонента  $\delta = \delta(x, y)$  вычисляется на основе использования аналога выражения (2.9), т.е.

$$\delta(x, y) = \exp(j\pi [H(I(x, y)) + \alpha]), \quad (4.13)$$

где  $H$  – оператор эквализации гистограммы исходного изображения  $I(x, y)$ ,  $\alpha$  – стабилизирующий параметр (выбирался равным 0.001).

3. Синтез четырех эллипсометрических характеристик  $S_0(x, y)$ ,  $S_1(x, y)$ ,  $S_2(x, y)$  и  $S_3(x, y)$  исходного изображения  $I(x, y)$  на основе использования выражения (4.11).

4. Визуализация и анализ новых виртуальных изображений, полученных на основе эллипсометрических характеристик.

На рис. 4.10 представлены эллипсометрические характеристики, полученные для геофизического потенциального электрического поля.



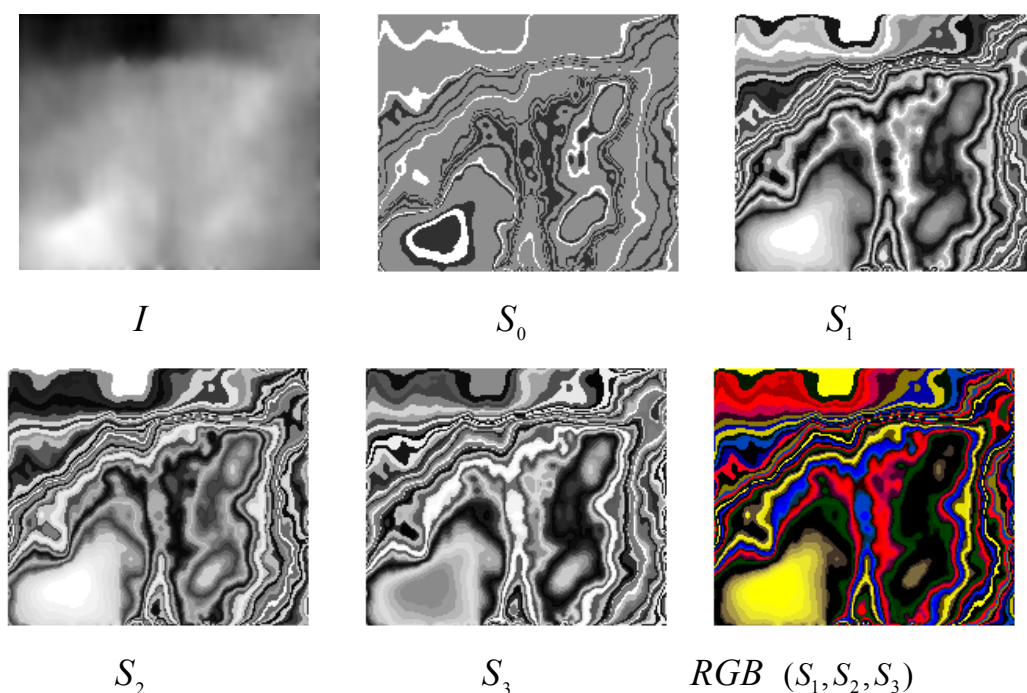


Рис. 4.10. Эллипсометрические характеристики геофизического поля

Из рассмотрения рис. 4.10 видно, что они являются очень чувствительными к изменению исходной яркости и обеспечивают высокую детализацию изображения. RGB кодирование на основе пространственных координат на основе эллипсометрических параметров Стокса (рис. 4.10 –  $RGB(S_1, S_2, S_3)$ ) с одной стороны, позволяет уменьшить их количество за счет формирования интегрального образа, с другой стороны позволяет использовать дополнительный информативный параметр – цвет.

Если сопоставить полученный результат (эллипсометрического цветового варианта кодирования) с результатами использования интерференционного синтеза, приведенного на рис. 2.32, то можно заключить, что использование эллипсометрического метода обеспечивает несколько большую степень детализации результата.

На рис. 4.11 приведен результат RGB кодирования на основе характеристик  $(S_1, S_2, S_3)$ , полученных при обработке изображений другой физической природы – томограммы головного мозга непосредственно  $I_1$  и с введенным рентгеноконтрастным веществом  $I_2$ . В то время как изображения  $I_1$ ,  $I_2$  при непосредственном рассмотрении практически не отличаются, цветные изображения, сформированные на основе эллипсометрических характеристик, имеют существенное отличие, которое выражается в выделении дополнительных областей и изменении конфигурации имеющихся.

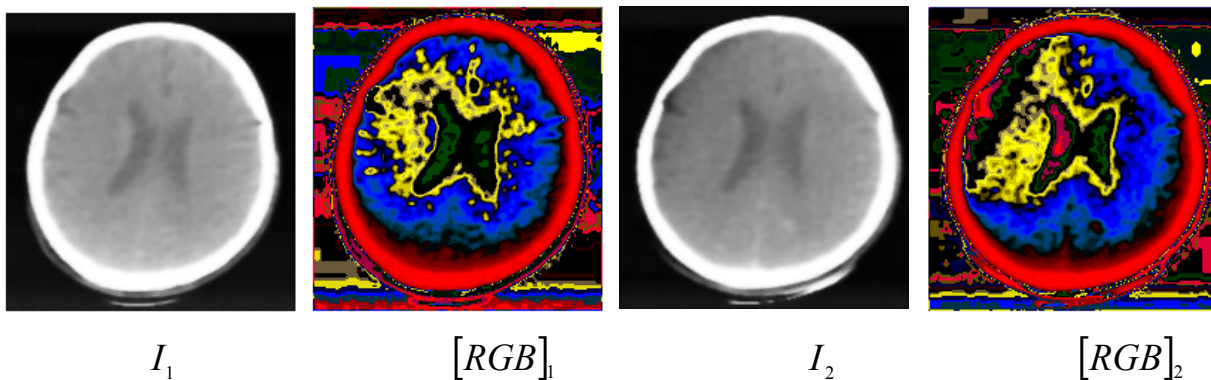


Рис. 4.11. Цветовое кодирование эллипсометрических характеристик томограммы головного мозга ( $I_1$  – до введения рентгеноконтрастного вещества,  $I_2$  – после его введения)

Таким образом, отображение анализируемых слабоконтрастных изображений в пространстве самоорганизующихся эллипсометрических параметров Стокса обеспечивает дополнительные информационные возможности, которые повышают степень чувствительности и надежности анализа, в том числе и на основе цветового RGB кодирования эллипсометрических характеристик.

Как было указано выше, для задачи эллипсометрического синтеза необходимы три параметра, соответствующие двум ортогональным векторным характеристикам.

При представлении цветного изображения, каждому пикселю уже соответствует три параметра. Однако, непосредственное их использование для подстановки в выражение (4.11) невозможно, поскольку они не соответствуют условию ортогональности. Поэтому алгоритм для анализа цветных (или трех-параметровых) изображений отличается от алгоритма анализа обычных яркостных изображений и состоит из следующих этапов.

1. Ансамбль анализируемых изображений  $I = \{I_1, I_2, I_3\}$  размером  $((M \times N) \times L, L = 3)$  представляется в виде прямоугольной матрицы  $G$  размерностью  $(M \times N) \times L$ .

2. Проводится сингулярное разложение матрицы  $G$

$$G = U W V^T,$$

где  $U = [U_1 U_2 \dots U_L]$  – матрица сингулярных векторов размерностью  $(M \times N) \times L$ , формирующая ортонормированный базис пространства натянутого на столбцы матрицы  $G$ .

3. Из матрицы сингулярных векторов  $U$  формируется ансамбль собственных изображений анализируемого ансамбля  $\{I\}$ , т.е.

$$U \Rightarrow \{I_{s_1}, I_{s_2}, I_{s_3}\}.$$

Особенность ансамбля собственных изображений является то обстоятельство, что эти изображения являются ортогональными, что позволяет сопоставить, например,  $I_{s_1} \equiv a_x$  и  $I_{s_2} \equiv a_y$  в выражениях (4.9) и (4.10).

4. Особенность подхода заключается в способе вычисления фазового угла  $\delta = \delta_z(x, y)$  между собственными изображениями  $I_{s_1}$  и  $I_{s_2}$ , определяемого как

$$\delta_z(x, y) = \exp(j\pi / (H[I_{s_3}(x, y)] + \alpha)). \quad (4.14)$$

5. Синтез эллипсометрических характеристик ансамбля на основе использования выражений (4.11).

На рис. 4.12 представлено космическое изображение участка акватории Черного моря и соответствующие ему эллипсометрические характеристики.

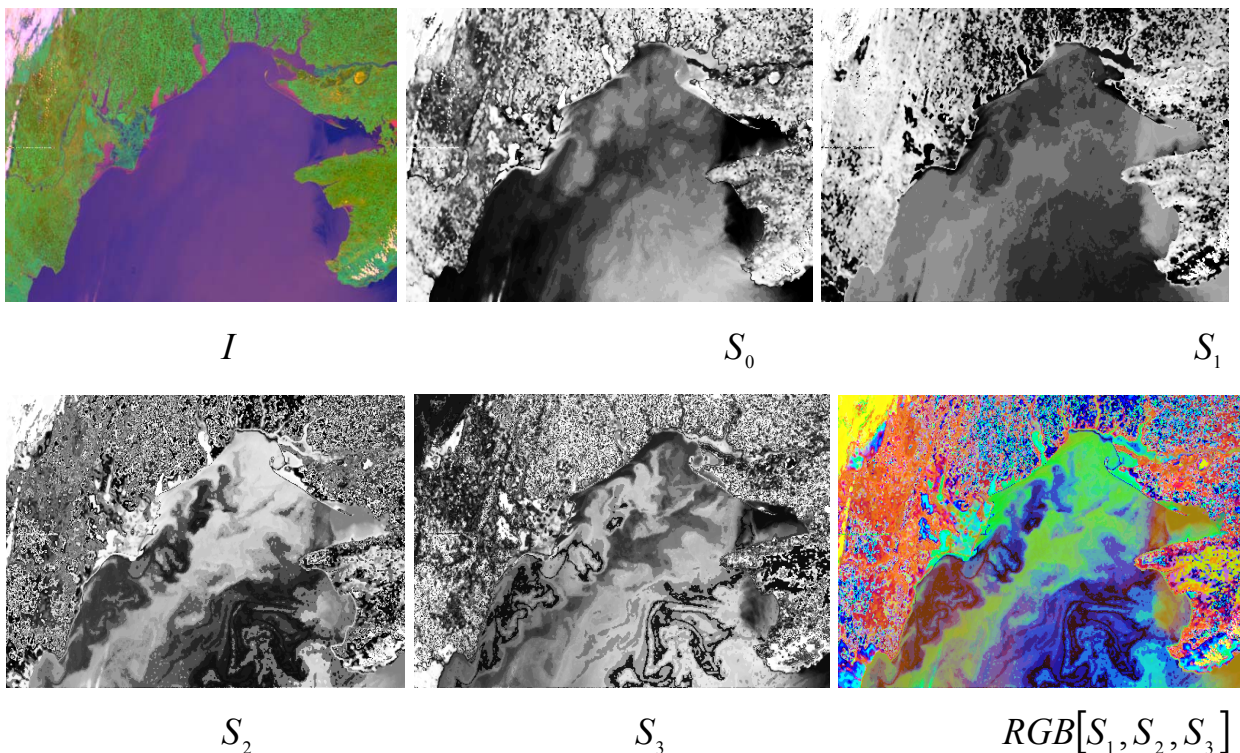


Рис. 4.12. Эллипсометрический синтез в пространстве параметров Стокса космического изображения участка Черного моря

Сопоставление исходного цветного изображения  $I(x, y)$  и синтезированного на основе использования трех параметров Стокса  $RGB[S_1, S_2, S_3]$  свидетельствует о значительном увеличении чувствительности степени детализации участков акватории морской поверхности.

На рис. 4.13 представлены два цветных дерматологических изображения фибромы и соответствующих им синтезированных цветных эллипсометрических изображений.

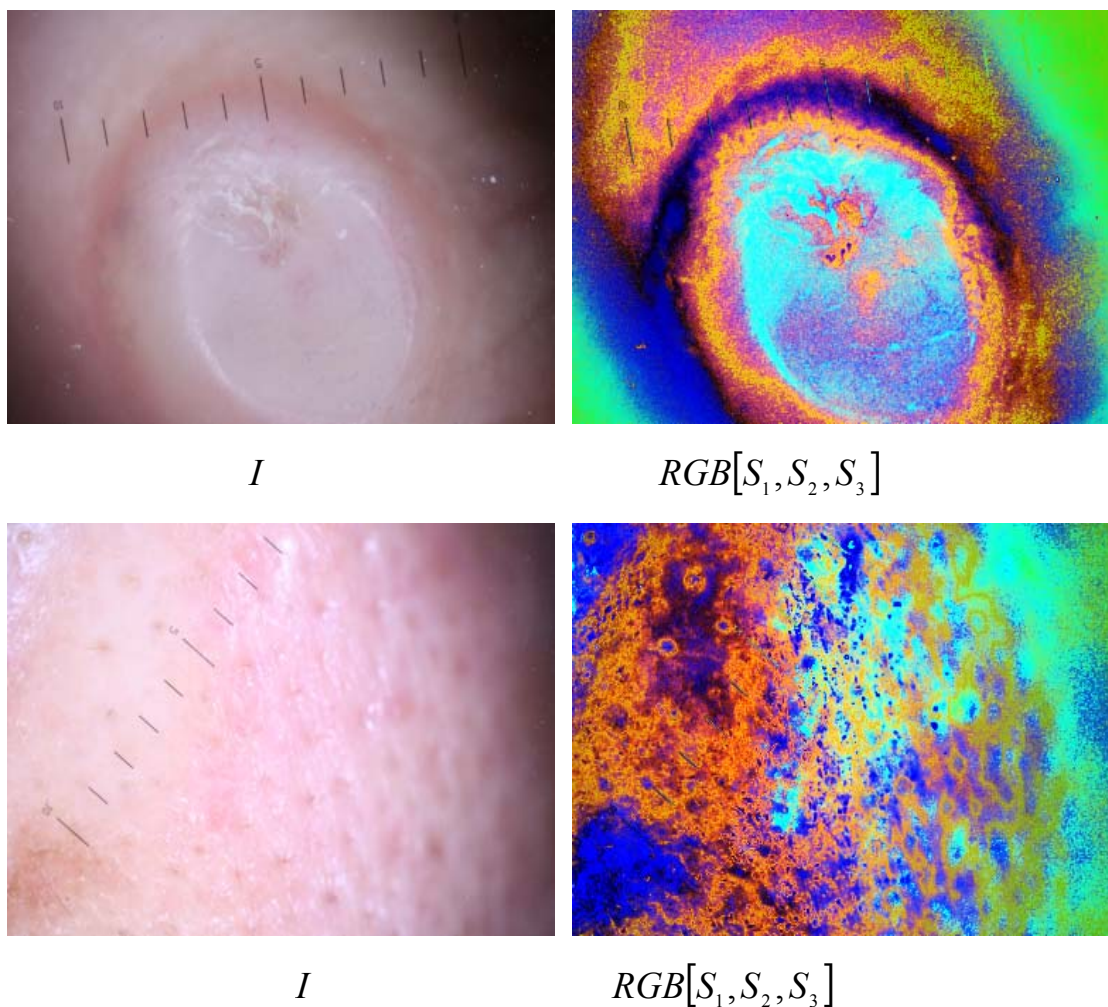


Рис. 4.13. Цветной эллипсометрический синтез двух типов медицинских дерматологических изображений

При обработке дерматологических изображений важное значение имеет выделение областей потенциального влияния (распространения) возможных патологий и особенностей их формы. Как следует из анализа рис. 4.13, эллипсометрический синтез позволяет повысить степень детализации анализируемого изображения. Диагностическая значимость «цвета» синтезированных изображений находится в стадии исследований.

#### 4.4. Практическая реализация информационной технологии обработки слабоконтрастных изображений

При практической реализации полученных теоретических результатов была разработана система InterferenseImageProcessing, которая реализована

на языке C# в среде Visual Studio 2010 с использованием платформы .NET Framework 4.0.

Функциональная схема (рис. 4.14) информационной технологии представлена на примере реализации метода обработки слабоконтрастных изображений в пространстве эллипсометрических параметров Стокса.

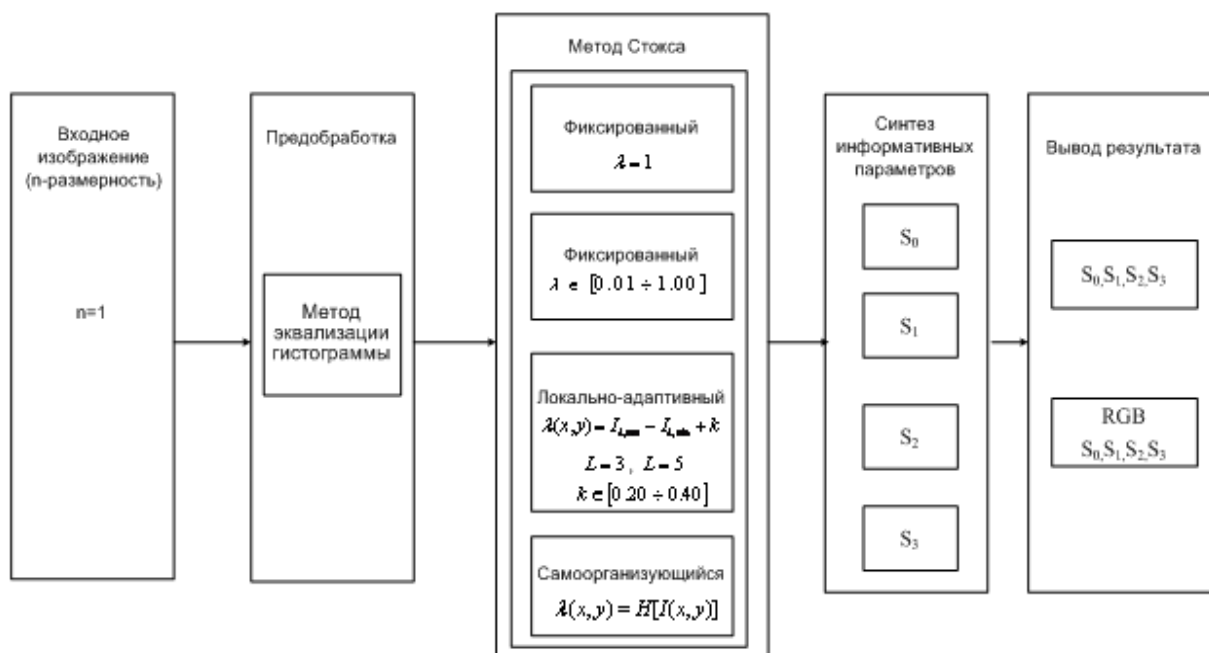


Рис. 4.14. Функциональная схема обработки слабоконтрастных изображений на основе параметров Стокса.

Условно можно выделить следующие четыре основные этапа:

1. Ввод и предварительная обработка исходного изображения.
2. Определение параметров модуляционного преобразования.
3. Формирование пространства информативных признаков.
4. Формирование результирующего изображения и определение способа его визуализации.

Предварительная обработка исходного изображения определяется его типом и может включать различные шаги, например нормировку, эквализацию гистограммы, инверсию, ортогонализацию. Цветное изображение (RGB – кодирование его частный случай) рассматривается как частный случай n-мерного, в тоже время только для него осуществляется рассмотрение каждой компоненты в отдельности. Для многомерного изображения обязательным шагом является ортогонализация, которая существенно повышает чувствительность процедуры сегментации в фазовом пространстве (является составной частью используемых методов).

В технологии реализована возможность управления степенью детализации слабоконтрастных участков на основе определения коэффициента преобразования  $\lambda$ . На первоначальной стадии анализа и для изображений,

область потенциального интереса у которых определена априори, предложено использовать  $\lambda = 1$ . Дальнейшая вариация параметра  $\lambda$  в пределах  $(0.1 \div 1.0)$  позволяет управлять степенью детализации результата (с уменьшением его значения возрастает величина яркости выделяемого объекта).

В случаях, когда необходимо выделить на изображении объекты маленького размера или их детали, предлагается локально-адаптивный вариант определения параметра  $\lambda$ . В данном варианте вводятся два дополнительных параметра вычисления: размер рамки, который зависит от размера объекта интереса ( $L = 3$  или  $L = 5$ ) и стабилизационный коэффициент ( $k \in [0.20 \div 0.40]$ ), который обеспечивает выявление особенностей изображения в пределах рамочной апертуры.

При необходимости выделения на изображении слабоконтрастных участков любой площади и произвольной формы на сложно-структурированном яркостном фоне, необходимо использовать самоорганизующийся вариант определения параметра  $\lambda$ .

Следующим этапом (этап 3) технологии обработки изображений является определение информативных параметров ( $S_0, S_1, S_2, S_3$  – параметры Стокса). В зависимости от поставленной задачи и особенностей зрительного восприятия пользователя, возможно RGB-кодирование результата на основе их комбинаций. Визуализация результирующих изображений, полученная на основе информативных параметров, позволяет строить гистограммы и яркостно-пространственные срезы на их основе.

При разработке программного обеспечения была построена диаграмма классов системы в визуальной среде проектирования Visual Studio 2010 с помощью стандартного графического редактора диаграммы классов, представленная на рисунке 4.15. InferenseMethod является базовым интерфейсом, который описывает методы обработки изображений. Данный интерфейс связан со следующими классами: Stocks, LocalAdaptive, SelfOrganized, FixedMethod, в которых реализованы методы обработки.

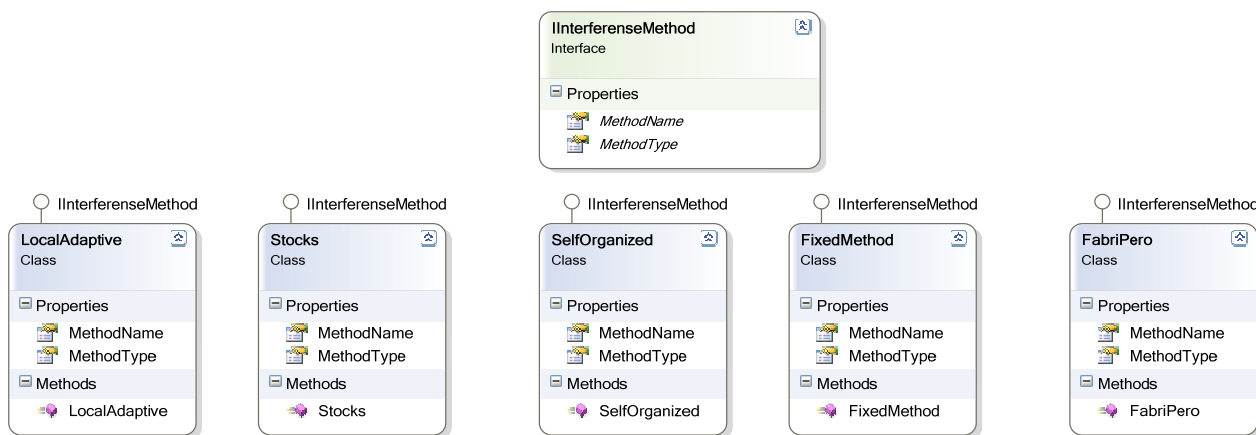


Рис. 4.15. Диаграмма классов для реализации методов обработки.

Классы, представленные на рис. 4.15, реализуют методы обработки и скомпонованы в динамическую библиотеку ImageProcessing.dll, которую использует программа.

Диаграмма, представленная на рис. 4.16 состоит из классов, которые реализуют обработку изображения и подготовку его к выводу:

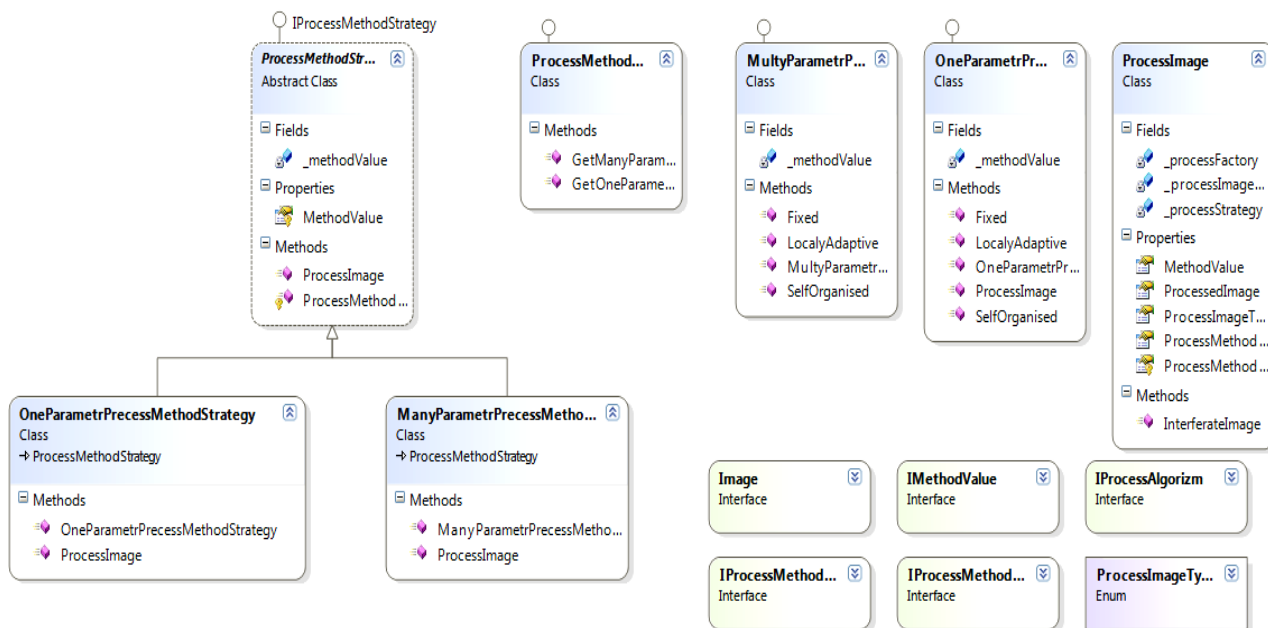


Рис. 4.16. Диаграмма классов обработки и подготовки к выводу изображений.

- класс *ProcessMethodsStrategy* отвечает за обработку входных параметров ( $\lambda, L, k$ );
- класс *ProcessMethodParams* обеспечивает расчет информативных характеристик ( $S_0, S_1, S_2, S_3$  – параметры Стокса);
- класс *OneParametrMethodsStrategy* обеспечивает загрузку однопараметровых изображений и работу с ними;
- класс *ManyParametrPreccessMethod* обеспечивает загрузку и работу с многопараметровыми изображениями;
- класс *ProcessImage* предназначен для формирования обработанного изображения и загрузки его в память.

Остальные классы являются вспомогательными и служат для передачи входных и расчетных параметров.

Диаграмма классов, представленная на рис. 4.17 описывает типы данных стандартных диалоговых классов приложения. Данные классы предназначены для обработки событий элементов управления диалоговых окон:

- по вводу входных данных;
- по выбору элементов меню;
- по выбору элемента из выпадающего списка.

Кроме перечисленных выше функций, классы диалоговых окон реализуют вывод сформированного изображения из памяти на экран пользователя.



Рис. 4.17. Диаграмма классов диалогового приложения системы.

Все этапы информационной технологии по обработке слабоконтрастных изображений реализованы в виде единого интерфейса, который разработан с учетом поставленной задачи и обеспечивает удобную и наглядную работу пользователю. На рис. 4.18 представлено окно работы системы InterferenseImageProcessing для обработки слабоконтрастных изображений в рамках метода виртуальной цифровой эллипсометрии.



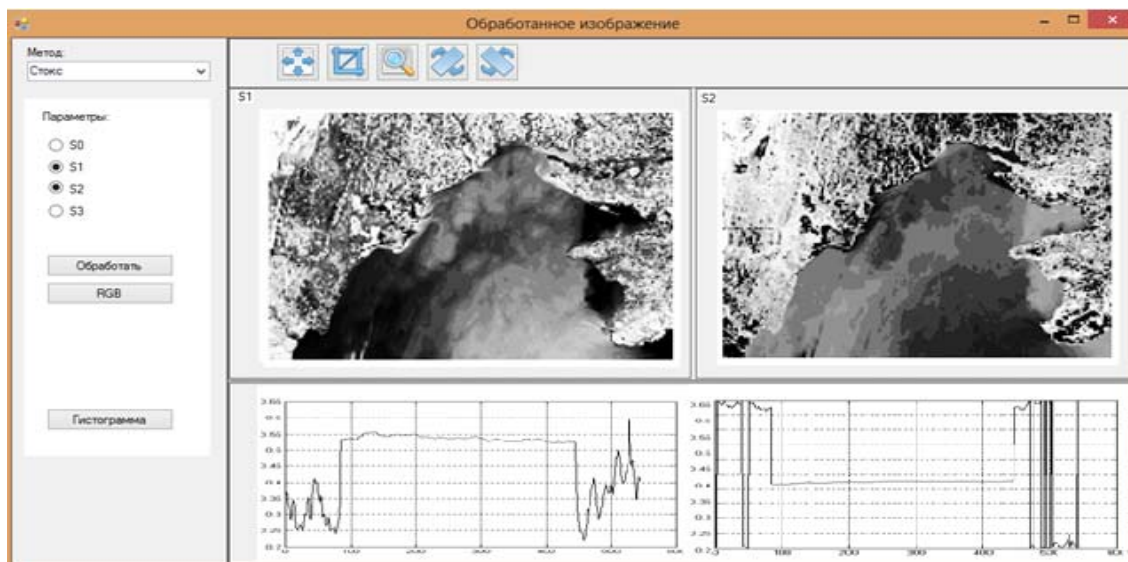


Рис. 4.18 Обработка слабоконтрастного изображения на основе  $[S_1, S_2]$  параметров Стокса

На примере окна системы, представленного на рис. 4.18, показан пример обработки слабоконтрастного изображения акватории Черного моря на основе метода виртуальной цифровой интерферометрии с выводом информативных параметров Стокса  $S_1$  и  $S_2$ . Имеется возможность одновременного вывода исходного и обрабатываемого изображения в уровнях серого и псевдокодировании, построения графиков яркостно-пространственных срезов, формирование окон из части изображения с дальнейшим его исследованием. Система позволяет осуществлять RGB-кодирование на основе комбинаций параметров Стокса (рис. 4.19).

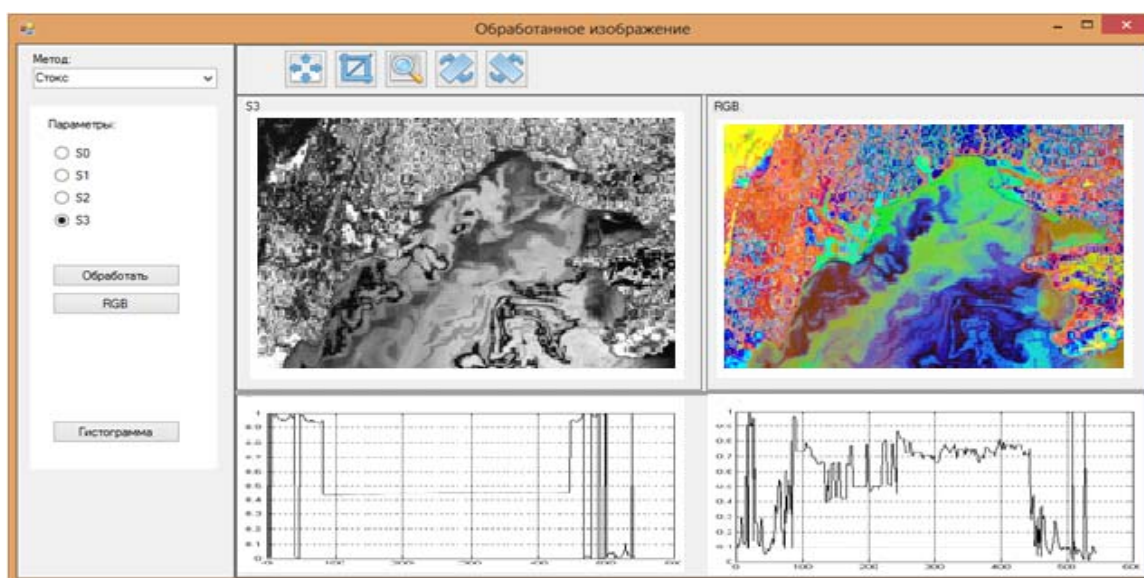


Рис. 4.19. Окно RGB-кодирования на основе комбинаций  $S_1, S_2, S_3$  параметров Стокса

Система InterferenseImageProcessing позволяет также осуществлять масштабирование, поворот изображения и обрезку участков.

Методы обработки (интерференционный, Фабри-Перо, Стокс) выбираются посредством главного меню с возможностью ввода входных параметров и вывода результирующих изображений на основе информативных параметров каждого метода.

#### Выводы по четвертому разделу

Исследованы и получили дальнейшее развитие возможности метода цифровой интерферометрии для повышения чувствительности визуального анализа как обычных яркостных (однопараметровых) изображений так и многопараметровых (в частности, цветных) изображений: разработан интерференционный метод резонансно-пространственного отображения и метод анализа слабоконтрастных изображений в пространстве эллипсометрических параметров Стокса.

1. Физико-математическая основа интерференционного метода резонансно-пространственного отображения базируется на проведении аналогии с физическим методом, основанным на измерении оптического коэффициента отражения однослойной структуры, обладающего выраженными резонансными свойствами, что и обусловило название метода.

Для применения метода требуется наличие трех ортогональных значений, которые должны быть сформированы на основе исходных значений яркостей анализируемых изображений. На их основе осуществляется расчет информативных характеристик.

1.1. Их определение выполняется следующим образом:

– однопараметровое изображение рассматривается с точки зрения теории векторных полей:  $\text{Re}[R(x, y)]$  и  $\text{Im}[R(x, y)]$  его модуляционного преобразования являются ортогональными и используются как два параметра, а в качестве третьей ортогональной характеристики рассматривается z-компонента ротора векторного поля (более информативной в данном случае является яркостно-резонансная характеристика);

– цветные или трех-параметровые изображения имеют три компоненты, синтез трех яркостно-резонансных и фазо-резонансных характеристик обеспечивается путем последовательного перебора исходных изображений (информативной является яркостно-резонансная характеристика).

1.2. Использование процедуры предварительной ортогонализации Грамма-Шмидта исходного мультиспектрального ансамбля, позволяет в качестве информативных параметров использовать как яркостно-резонансную, так и фазо-резонансную характеристики.

2. Метод анализа слабоконтрастных изображений в пространстве эллипсометрических параметров Стокса может быть применен для повышения

чувствительности, как однопараметровых, так и многопараметровых изображений.

В рамках метода каждому пикселю анализируемого изображения сопоставляется четыре виртуальных параметра Стокса, что позволяет естественным способом осуществлять цветное RGB кодирование результатов, без использования процедуры псевдоцветового кодирования.

Метод отличается от самоорганизующегося цифрового интерференционного метода (раздел два диссертационной работы) отсутствием необходимости введения опорного когерентного поля. Предложенный способ интерпретации результатов с использованием RGB кодирования на основе параметров  $S_1, S_2, S_3$  способствует повышению достоверности анализа слабоконтрастных изображений.

3. Методы зависят от значения параметра модуляционного преобразования:

– метод резонансно-пространственного отображения обладает повышенной чувствительностью к влиянию незначительных яркостных перепадов, поэтому, как показали результаты проведенных экспериментальных исследований, для его применения целесообразно использование фиксированного значения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$ ;

– в рамках «эллипсометрического» варианта возможно использование всех вариантов определения  $\lambda$ , которые рассмотрены при описании интерференционного метода (раздел 2).

4. Проведенные эксперименты показали, что наиболее подходящим методом сжатия мультиспектрального ансамбля является метод сингулярного разложения, причем в качестве трех основных («собственных») изображений принимаются изображения, соответствующие первым трем максимальным сингулярным числам, при этом синтез эллиптических характеристик на основе этих «собственных» изображений обеспечивает более высокую степень детализации результирующего цветного эллиптического RGB кодирования по сравнению с прямым RGB кодированием трех «собственных» изображений.

5. Представленная информационная технология позволяет осуществлять обработку слабоконтрастных изображений описанными в работе методами и предназначена для повышения чувствительности визуального анализа и выделения объектов потенциального интереса.

## ВЫВОДЫ

В работе решена актуальная научно-техническая задача разработки информационной технологии для обработки слабоконтрастных изображений, которая основана на проведении виртуальной аналогии с чувствительными физическими методами измерений (интерференционными, резонансно-пространственными, эллипсометрическими). Проведенные исследования позволили получить следующие выводы:

1. Впервые предложен цифровой интерференционный метод обработки слабоконтрастных изображений в фазовом пространстве информативных признаков, который обеспечивает повышение чувствительности и достаточно высокую разрешающую способность для визуального анализа изображений без использования априорной информации о количестве и характеристиках объекта интереса, за счет нелинейности новых синтезированных характеристик. Установлено, что выбор значения параметра модуляции  $\lambda$  существенно влияет на чувствительность результата обработки.

2. Получил дальнейшее развитие метод определения параметра модуляционного преобразования  $\lambda$ . Определено, что цифровой интерференционный метод с фиксированным значением параметра модуляции необходимо использовать при анализе изображений, у которых среднее значение яркости является стационарным вдоль всей апертуры анализируемого изображения или при анализе таких изображений, у которых область потенциального интереса является известной априори, что позволяет выбрать оптимальное значение параметра модуляции  $\lambda$ , которое должно больше на  $1 \div 10\%$  диапазона градации яркостей зоны потенциального интереса.

2.1 Локально-адаптивный выбор параметра модуляции  $\lambda$  базируется на применении оконного (рамочного) преобразования исходного изображения и повышает чувствительность при выявлении малоразмерных деталей. Выбор размера окна зависит от соотношения размеров объекта интереса и изображения в целом. Окно должно превышать размер наибольшей, потенциально информативной детали. При этом яркостно-пространственные интерференционные характеристики позволяют увеличить диапазон изменения яркости синтезированных изображений до 17 раз.

2.2 Самоорганизующийся вариант определения параметра модуляции  $\lambda$  использует особенности распределения яркости анализируемого изображения и наиболее эффективен при выделении слабоконтрастных участков любой площади и произвольной формы на сложно-структурированном яркостном фоне. С точки зрения сегментации потенциально информативных участков, в данном случае, более информативными являются фазо-пространственные характеристики, а яркостно-пространственные характеристики имеют дополнительное значение.

3. Получил дальнейшее развитие цифровой интерференционный метод за счет резонансно-пространственного отображения исходного изображения и синтеза новых информативных характеристик с выраженными резонансными

свойствами для повышения чувствительности визуального анализа полутоновых и многомерных изображений. Метод обладает повышенной чувствительностью к влиянию яркостных перепадов, поэтому как показали результаты проведенных экспериментальных исследований, для его применения необходимо выбирать фиксированное значение параметра модуляционного преобразования.

4. Получил дальнейшее развитие цифровой интерференционный метод, который, за счет отображения на область виртуальной цифровой эллипсометрии позволяет, кроме представления результатов в оттенках серого, сопоставить каждому пикселю анализируемого изображения четыре виртуальных параметра Стокса и осуществлять RGB-кодирование результата без применения процедуры псевдоцветного кодирования.

## СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Оппенгейм А. В. Цифровая обработка сигналов / А. В. Оппенгейм, Р. В. Шафер; [пер. с англ. В.А. Лексаченко]. – М.: Связь, 1979. – 416 с.
2. Кулханек О. Введение в цифровую фильтрацию в геофизике / О. Кулханек; [пер. с англ. А. А. Богдановна]. – М.: Недра, 1981. – 198 с.
3. Ван Трис Г. Теория обнаружения, оценок и модуляции / Г. Ван Трис; [пер. с англ. под ред. В.И. Тихонова]. – М.: Сов. Радио, 2001. – 744 с.
4. Сосулин Ю.Г. Теория обнаружения и оценивания стохастических сигналов / Ю.Г. Сосулин – М.: Сов. Радио, 1978. – 320 с.
5. Прэтт У. Цифровая обработка изображений / У. Прэтт; [пер. с англ. Д.С. Лебедева] – М.: Мир, 1982. – 790 с.
6. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений / Л.П. Ярославский – М.: Сов. радио, 1979. – 383 с.
7. Даджион Д. Цифровая обработка многомерных сигналов / Д. Даджион, Р. Мерсеро.; [пер. с англ. Громова В.А.] – М.: Мир, 1988. – 319 с.
8. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс; [пер. с англ. под ред. П.А. Чочиа]. – М.: Техносфера, 2006. – 1070 с.
9. Яне Б. Цифровая обработка изображений / Б. Яне; [пер. с англ. А.М. Измайловой]. – М.: Техносфера, 2007. – 583 с.
10. Форсайт Д. Компьютерное зрение: современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс; [пер. с англ. А.В. Назаренко, И. Ю. Дорошенко]. – М.; С.Пб.; К: Вильямс, 2004. – 926 с.
11. Cipolla R. Computer vision: detection, recognition and classification / R. Cipolla, S. Battiato, G. Farinella – В.: Springer Verlag, 2006. – 345 p.
12. Patter recognition and Computer vision: Handbook / [Ed. Chen C. G., Wang P.S.]. – London: World Scientific, 2006. – 639 p.
13. Шапиро Л. Компьютерное зрение / Л. Шапиро, Дж. Стокман; [пер. с англ. А.В. Назаренко, И. Ю. Дорошенко]. – М.: Бином, 2006. – 752 с.
14. Физика визуализации изображений в медицине / [пер. с англ. Л.В. Бабина, А.П. Сарвазяна]; под ред. С. Уэбба. – М.: Мир, 1991. – Т. 2. – 406 с.
15. Пантелеев В. Компьютерная микроскопия / В. Пантелеев, О. Егорова, Е. Клыкова – М.: Техносфера, 2006. – 277 с.
16. Календер В.А. Компьютерная томография. Основы, техника, качество изображений и области клинического использования / В.А. Календер; [пер. с англ. В.Н. Дмитриев, К.Д. Калантаров]. – М.: Техносфера, 2006. – 334 с.
17. Chi Z. Fuzzy algorithms: With Applications to Image Processing and Pattern Recognition / Z. Chi, H. Yan, T. Pham – Singapore; New Jersey; London; Hong Kong: Word Scientific, 1998. – 225 p.
18. Леоненков А. Нечеткое моделирование в среде MATLAB и fuzzyTECH / А. Леоненков – С.Пб.: БХВ–Петербург, 2003. – 719 с.

19. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин; [пер. с англ. Н.Н. Куссуль, А.Ю. Шелестова]; под. ред. Н.Н. Куссуль – М.: Вильямс, 2006. – 1103 с.
20. Mann S. Intelligent Image Processing / S. Mann – N.Y.: John Wiley and Sons Inc, 2002. – 342 p.
21. Каллан Р. Основные концепции нейронных сетей / Р. Каллан – М.: Вильямс, 2001. – 287 с.
22. Тихонов А.Н. Методы решения некорректных задач / А.Н. Тихонов, В.Я. Арсенин – М.: Наука, 1986. – 224 с.
23. Василенко Г.И. Восстановление изображений / Г.И. Василенко, А.М. Тараторин – М.: Радио и связь, 1986. – 301 с.
24. Афанасьев В.А. Оптические измерения / В.А. Афанасьев – М.: Высшая школа, 1981. – 228 с.
25. Гинзбург В.М. Голографические измерения / В.М. Гинзбург, Б.М. Степанов – М.: Радио и связь, 1981. – 296 с.
26. Горшков М.М. Эллипсометрия / М.М. Горшков – М.: Сов. радио, 1974. – 199 с.
27. Куликов Е.И. Оценка параметров сигналов на фоне помех / Е.И. Куликов, А.П. Трифонов – М.: Сов. Радио, 1978. – 296 с.
28. Купер Д. Вероятностные методы анализа сигналов и систем / Д. Купер, К. Макгиллем [пер. с англ. Е.М. Липовецкого] – М.: Мир, 1989. – 376 с.
29. Кук Ч. Радиолокационные сигналы / Ч. Кук, Д. Бернфельд; [пер с англ. В.С. Кельзона]. – М.: Сов. Радио, 1971. – 318 с.
30. Применение методов Фурье-оптики / под ред. Г. Старка; [пер. с англ. А.А. Васильева]. – М.: Радио и связь, 1988. – 535 с.
31. Zhang G. Brief review of invariant texture analysis methods / G. Zhang, T.Tan // Pattern Recognition. – 2002. – Vol.35. – P. 735–747.
32. Image Recognition and Classification: Algorithms, Systems, and Applications / Ed. V. Javidi. – N.Y.: Marcel Dekker, Inc., 2001. – 506 p.
33. Комплексование геофизических методов при решении геологических задач / под ред. В.Е. Никитского и В.В. Бродового. – М.: Недра, 1976. – 495 с.
34. Mann S. Intelligent Image Processing / S. Mann – N.Y.: John Wiley and Sons Inc, 2002. – 342 p.
35. Jain A. Artificial Intelligence Techniques in Breast Cancer Diagnosis and Prognosis / A. Jain, S. Jain, S. Jain – London: World Scientific, 2000. – 287 p.
36. Никитин А.А. Теоретические основы обработки геофизической информации / А.А. Никитин – М.: Недра, 1986. – 413 с.
37. Стокхем Томас Г. Обработка изображений в контексте модели зрения / Томас Г. Стокхем // ТИИЭР. – 1972. – Т.60, №7. – С. 93 – 108.
38. Kim J. Contrast enhancement system using spatially adaptive histogram equalizations with temporal filtering / J. Kim, L. Kim, B. Kang // IEEE Trans. on Computer Electronics. – 1998. – Vol. 44, № 1. – P. 82–87.

39. Stark J.A. Adaptive contrast enhancement using generalization of histogram equalization / J.A. Stark // IEEE Trans. Image Processing. – 2000. – Vol. 9, № 5. – P. 889 – 906.
40. Мацюк И.М. Метод выравнивания гистограмм как разновидность метода обобщенной инверсной фильтрации низкоконтрастных изображений / Л.Г. Ахметшина, И.М. Мацюк // Системні технології. – 2005. – Вип. 6, № 41. – С. 84 – 92.
41. Canny J.F. A computational approach to edge detection / G.F. Canny // IEEE Trans. PAMI. – 1986. – Vol.8. – P.679 – 698.
42. Deriche R. Fast algorithms for low-level vision / R. Deriche // IEEE Trans. PAMI. – 1990. – Vol.12. – P.78–87.
43. Вычислительная математика и техника в разведочной геофизике. / под ред. В.И. Дмитриева. – М.: Недра, 1990. – 498 с.
44. Jain A.K. Algorithms for Clustering Data / A.K. Jain, R.C. Dubes – N.Y.: Prentice-Hall, 1988. – 320 p.
45. Matthews G. Clustering without a metric / G. Matthews, J. Hearne. // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intel. – 1991. – Vol. 13. – P. 175 – 184.
46. Chuang K. Fuzzy c-means clustering with spatial information for image segmentation / K. Chuang, H. Tzen, S. Chen // Computer Medical Imaging and Graphics. – 2006. – Vol.30. – P. 9 – 15.
47. Ахметшина Л.Г. Сегментация изображений на основе обобщения метода многомерной нечеткой кластеризации / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Науковий вісник Національного гірничого університету. – 2004. – № 11. – С. 34-37.
48. Ахметшина Л. Г. Сегментация мультиспектральных изображений на основе метода нечеткой кластеризации / Л.Г. Ахметшина // Сборник научных трудов Национальной горной академии Украины. –2000. – Т. 1. № 9. – С. 90 – 93.
49. Hall L.O. A comparison of neural network and fuzzy clustering techniques in segmentation MRI of the brain / L.O. Hall, A. Bensaid, L.P. Clarke, R.P. Velthuisen [et. al.] // IEEE Trans. on Neural Networks. – 1992. – Vol. 3. – P. 672 – 682.
50. Ахметшина Л.Г. Сегментация низкоконтрастных медицинских радиологических изображений методом пространственно-резонансного отображения / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин // Клиническая информатика и телемедицина. – 2005. – Т. 2, № 1. – С. 51 – 55.
51. Ахметшина Л.Г. Повышение чувствительности анализа мультиспектральных изображений на основе комбинации методов нуль-пространственного отображения и нейросетевой кластеризации / Л.Г. Ахметшина // Сборник научных трудов Национального горного университета. – 2003. – № 16. – С.158 – 164.
52. Острейковский В.А. Теория надежности / В.А. Острейковский – М.: Высшая школа, 2008. – 464 с.



53. Мацюк И.М. Геометрические методы повышения качества низкоконтрастных изображений в плоскости комплексных яркостей / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Геометричне та комп'ютерне моделювання: зб. наук. пр. – 2007. – Вып. 18. – С. 41 – 46.
54. Мацюк И.М. Адаптивный интерференционный метод повышения яркостного разрешения низкоконтрастных изображений / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. – 2007. – № 27. – С. 202 – 207.
55. Мацюк И.М. Интерференционные методы повышения качества и чувствительности анализа низкоконтрастных изображений на основе комплексной фазовой модуляции яркостей / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Искусственный интеллект. – Донецк, 2007. – № 3. – С. 193 – 204.
56. Мацюк И.М. Интерференционные методы повышения качества и чувствительности анализа низкоконтрастных изображений на основе комплексной фазовой модуляции яркостей / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Интеллектуальные системы: труды межд. научн.-техн. конф., 24-29 сентября. 2007 г., Дивноморское, Донецк, Таганрог, Минск, 2007. – С. 176-182.
57. Мацюк И.М. Чувствительный комплексный интерференционный метод анализа радиологических и микробиологических изображений / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Клиническая информатика и телемедицина. – 2009. – Т.5., Вып.6. – С.38–44.
58. Удовик И.М. Самоорганизующийся интерференционный метод сегментации слабоконтрастных изображений / И.М. Удовик, Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин // Искусственный интеллект. – 2010. – № 3. – С. 427 – 431.
59. Удовик И.М. Самоорганизующийся интерференционный метод сегментации слабоконтрастных изображений / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Удовик // Искусственный интеллект. Интеллектуальные системы, Кацевели. ИИ-2010: межд. научн.-техн. конф., 20-24 сентября. 2010 г. – Т.1. – С. 255 – 258.
60. Борн М. Основы оптики / М. Борн, Э. Вольф; [пер. с англ.. С.Н. Бруса]. – М.: Наука, 1973. – 719 с.
61. Стюард И.Г. Введение в Фурье-оптику / И.Г. Стюард.; [пер. с англ.. Г.Д. Копелянского, В.И. Костенко]. – М.: Мир, 1985. – 182 с.
62. Akhmetshina L.G. Sensitive segmentation of low-contrast multispectral images based on multiparameter space-resonance imaging method / А.М. Akhmetshin., L.G. Akhmetshina // Proc. SPIE Intelligent Robots and Computer Vision. – 2001. – Vol. 4572. – P. 279 – 289.
63. Ахметшина Л.Г. Информационные возможности модуляционного преобразования при сегментации мультиспектральных изображений / Ахметшина Л.Г. // Системні технології. – 2004. – № 6. – С. 122-127.

64. Лаврентьев М.А. Методы теории функций комплексного переменного / М.А. Лаврентьев, Б.В. Шабат – М.: Наука, 1973. – 734 с.
65. Стейн С. Принципы современной теории связи и их применение к передаче дискретных сообщений / С. Стейн, Д. Джонс; [пер с англ. Л.М. Финка]. – М.: Связь, 1971. – 373 с.
66. Корн Г. Справочник по математике / Г. Корн, Т. Корн; [пер. с англ. И.Г. Арамановича]. – М.: Наука, 1968. – 720 с.
67. Голографические неразрушающие исследования / под ред. Роберта К. Эрфа; [пер. В.А. Егорова, В.А. Карасева; под ред. К. Арфа]. – М.: Машиностроение, 1979. – 446 с.
68. Оппенгейм А. Нелинейная фильтрация сигналов, представленных в виде произведения и свертки / А. Оппенгейм, Р. Шафер, Т. Стокхем // ТИИЭР. – 1968. – Т.56., №8. – С.5 – 46.
69. Ахметшина Л.Г. Адаптивная фильтрация шумов в сигналах и изображениях: метод селективного сингулярного разложения автоморфного отображения / Л.Г. Ахметшина // Искусственный интеллект. – 2005. – № 3. – С. 328 – 335.
70. Ахметшина Л.Г. Повышение чувствительности анализа рентгеновских снимков методом автоморфного отображения в базисе собственных изображений / А.М. Ахметшин, Л.Г. Ахметшина // Клиническая информатика и телемедицина. – 2008. – Т. 4, – № 5. – С. 30 – 36.
71. Oktem H. An approach to adaptive enhancement of diagnostic X-ray images / H. Oktem, K. Egizarian, J. Nittylahti // Journal on Signal Processing – 2003. Vol.5. – P.430 – 436.
72. Pizer S. Adaptive histogram equalization and its variations / S. Pizer, E. Amburn // Computer Vision, Graphics And Image Processing – 1987. – Vol.39. – P.355 – 368.
73. Cheng H. A simple and effective histogram equalization approach to image enhancement / H. Cheng, X. Shi // Digital Signal Processing – 2004. – Vol.14. – P. 158 – 170.
74. Стренг Г. Линейная алгебра и ее применения / Г. Стренг; [пер. с англ. Ю.А. Кузнецова, Д. М. Фоге]; под ред. Г.И. Марчука. – М.: Мир, 1980. – 423 с.
75. Беклемишев Д.В. Дополнительные главы линейной алгебры / Д.В. Беклемишев– М.: Наука, 1983. – 455 с.
76. Ахметшина Л.Г. Повышение разрешающей способности изображений геофизических полей на основе метода многомерной ортогональной адаптивной кластеризации / Л.Г. Ахметшина // Науковий Вісник Національного гірничого університету. – 2003. – № 10. – С. 35 – 38.
77. Кохонен Т. Самоорганизующиеся карты / Т. Кохонен; [пер. с англ. В.Н. Агеева]. – М.: Бином, 2008. – 655 с.
78. Ахметшина Л.Г. Сегментация мультиспектральных изображений с использованием самоорганизующихся карт Кохонена / Л.Г. Ахметшина,

- А.А. Егоров // Сб. научных трудов НГАУ. – 2002. – Т. 2, № 14. – С. 154 – 158.
79. Ахметшина Л.Г. Анализ многомерных геофизических данных на основе метода самоорганизующихся карт / Л.Г. Ахметшина, А.А. Егоров // Науковий вісник НГАУ. – 2001. – № 5. – С. 45 – 47.
80. Hassanien A. A. Comparative study on digital mammography enhancement algorithms based on fuzzy theory / A. Hassanien, A. Badr // Studies in Informatics and Control. – 2003. – Vol.12., №1. – P. 21 – 31.
81. Sabel M. Recent developments in breast imaging / M. Sabel, H. Aichinger // Phys. Med. Biol. – 1996. – Vol.41. – P. 315 – 368.
82. Мацюк И.М. Простой и эффективный векторный метод сегментации мультиспектральных изображений в пространстве признаков угловой модуляции яркостей / И.М. Мацюк, Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин // Науковий Вісник Національного гірничого університету. – 2007. – № 7. – С. 37 – 41.
83. Мацюк И.М. Выделение скрытых областей изображений методом модуляционного градиентно-фазового преобразования / И.М. Мацюк, Л.Г. Ахметшина // Системні технології. 2009. – Вип. 1 (60). – С. 29 – 35.
84. Мацюк И.М. Метод автосегментации низкоконтрастных изображений как задача синтеза гребенчатого фильтра с запаздывающей обратной связью / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Збірник наукових праць Національного гірничого університету. – 2007. – № 28. – С. 99 – 104.
85. Мацюк И.М. Метод построения линий уровня слабоконтрастных изображений в плоскости резонансно-яркостного отображения / Л.Г. Ахметшина, И.М. Мацюк // Геометричне та комп'ютерне моделювання: межд. науч.-техн. конф., 21-24 апреля 2009., Харьков. – С. 117 – 122.
86. Ахметшина Л.Г. Фазовая сегментация мультиспектральных слабоконтрастных изображений / Л.Г. Ахметшина, И.М. Удовик // Искусственный интеллект. – Донецк, 2011. № 3. – С. 200 – 206.
87. Удовик И.М. Самоорганизующийся интерференционный метод фазовой сегментации мультиспектральных изображений / И.М. Удовик // межд. науч.-практ. конф. «Информационные технологии и безопасность в науке, технике и образовании ИНФОТЕХ-2011», Севастополь. – С. 164.
88. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений / Р.А. Шовенгердт; [пер с англ. И.А. Громова]. – М.: Техносфера. – 2010. – 560 с.
89. ДеМерс М. Географические информационные системы: основы / М. ДеМерс // М.: Издательство Дата+, – 1999. – 473 с.
90. Жиглинский А.Г. Реальный интерферометр Фабри–Перо / А.Г. Жиглинский, В.В. Кучинский. – Л.: Машиностроение. – 1983. – 175 с.
91. Малышев В.И. Введение в экспериментальную спектроскопию /

- В.И. Малышев // М.: Наук, 1979. – 358 с.
92. Баскаков С.И. Радиотехнические цепи и сигналы / С.И. Баскаков – М.: Высшая школа, 1987. – 207 с.
93. Тихонов В.И. Оптимальный прием сигналов / В.И. Тихонов. – М.: Радио и Связь, 1983. – 294 с.
94. Папулис А. Теория систем и преобразований в оптике / А. Папулис [пер. с англ. В.А. Косарева]. – М.: Мир. – 1971. – 495 с.
95. Мацюк И.М. Интерференционный метод резонансно-пространственного отображения слабоконтрастных изображений/ Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Системні технології. – 2009. – Вип.5(64). – С. 37 – 43.
96. Мацюк И.М. Повышение чувствительности слабоконтрастных изображений в пространстве модели самоорганизующихся эллипсометрических параметров стокса / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Вестник ХНТУ. – 2010. – Т.3(33)б. – С. 48 – 52.
97. Мацюк И.М. Метод резонансно-пространственного отображения слабоконтрастных изображений: синтез на основе теории слоистых структур и модуляционно-яркостного преобразования/ А.М. Ахметшин, Л.Г. Ахметшина, И.М. Мацюк. // материалы международной конференции «Инфотех-2009». – 7-12 сентября 2009г., Севастополь. – С. 410 – 414.
98. Мацюк И.М. Повышение чувствительности анализа низкоконтрастных изображений на основе комбинации метода модуляционного преобразования и теории векторных полей / Л.Г. Ахметшина, А.М. Ахметшин, И.М. Мацюк // Вестник ХНТУ. – 2007. – № 28. – С. 22 – 26.
99. Бреховских Л.М. Волны в слоистых средах / Л.М. Бреховских. – М.: Наука, 1973. – 343 с.
- 100.Петрашень Г.И. Волны в слоисто-однородных изотропных упругих средах / Г.И. Петрашень, Л.А. Молотков, Л.В. Крауклис. – Л.: Наука, 1982. – 298 с.
- 101.Ахметшин А.М. Использование аналитических свойств коэффициента отражения слоистых диэлектрических структур в широкополосной СВЧ-интроскопии / А.М. Ахметшин // Дефектоскопия. – 1983. – №4. – С. 83 – 93.
- 102.Ахметшин А.М. Информационные возможности методов широкополосного радиоволнового контроля параметров слоистых диэлектрических структур / А.М. Ахметшин // Дефектоскопия. – 1989. – №3. – С.48 – 57.
- 103.Арнольд В.И. Математические методы классической механики / В.И. Арнорльд. – М.: Наука, 1989. – 472 с.
104. Борисенко А.И. Векторный анализ и начала тензорного исчисления /

- А.И. Борисенко, И.Е. Тарапов. – М.: Высшая школа, 1966. – 215 с.
105. Ахметшина Л.Г. Сегментация мультиспектральных изображений как задача виртуальной эллипсометрии ортогональных векторных полей / А.М. Ахметшин, Л.Г. Ахметшина // Геометричне та комп'ютерне моделювання. – 2004. – Вип. 8. – С. 36 – 42.
106. Конев В.А. Радиоволновая эллипсометрия / В.А. Конев, Е.М. Кулешов, Н.Н. Нунько – Минск: Наука и техника, 1985. – 184 с.
107. Аззам Р. Эллипсометрия и поляризованный свет / Р. Аззам, Н. Башара; под ред. А.В. Ржанова., К.К. Свиташева. – М.: Мир, 1981. – 583 с.
108. Основы эллипсометрии / [под ред. А.В. Ржанова]. – Новосибирск: Наука, 1979. – 422 с.

ДЛЯ ЗАМЕТОК

Наукове видання

**Удовик Ірина Михайлівна**  
**Ахметшина Людмила Георгіївна**

**ІНФОРМАЦІЙНА ТЕХНОЛОГІЯ ОБРОБКИ  
СЛАБОКОНТРАСТНИХ ЗОБРАЖЕНЬ НА ОСНОВІ МЕТОДУ  
ЦИФРОВОЇ ІНТЕРФЕРОМЕТРІЇ**

Видано в авторській редакції

Підп. до друку 25.12.2014. Формат 30x42/4.  
Папір офсет. Ризографія. Ум. друк. арк. 10,7.  
Обл.-вид. акр.10,7. Тираж 100 пр. Зам. №

Підготовлено до друку та видруковано  
у Державному вищому навчальному закладі  
«Національний гірничий університет».  
Свідоцтво про внесення до Державного реєстру ДК № 1842 від 11.06.2004.  
49027, м. Дніпропетровськ, просп. К. Маркса, 19.