

Министерство образования и науки Российской Федерации

**ГОСУДАРСТВЕННОЕ УЧЕБНО-НАУЧНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ
ФАКУЛЬТЕТ ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ МАТЕМАТИКИ И КИБЕРНЕТИКИ
МОСКОВСКОГО ГОСУДАРСТВЕННОГО УНИВЕРСИТЕТА ИМЕНИ М.В.
ЛОМОНОСОВА (ФАКУЛЬТЕТ ВМК МГУ ИМЕНИ М.В. ЛОМОНОСОВА)**

УДК 004.9, 519.6
№ госрегистрации 01201176783
Инв.№

УТВЕРЖДАЮ
Декан, академик РАН

_____ Е.И. Моисеев
«___» _____ 2011 г.

ОТЧЕТ О НАУЧНО-ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКОЙ РАБОТЕ

по Государственному контракту № 0211.519.11.4014 от 06 сентября 2011 г.
по теме:

Исследования и разработка методов автоматического обнаружения и подавления артефакта ложного оконтуривания для современных технологий компьютерной обработки изображений.
(промежуточный, 1 этап)

Федеральная целевая программа: «Исследования и разработки по приоритетным направлениям развития научно-технологического комплекса России на 2007-2013 годы»

Шифр: «2011-1.9-519-020-154»

Работы по проведению проблемно-ориентированных поисковых исследований и созданию научно-технического задела по приоритетному направлению «Информационно-коммуникационные системы» в области информационно-телекоммуникационных систем с участием научных и исследовательских организаций стран Латинской Америки, Ближнего Востока, Азии и Африки.

Руководитель работ

_____ 26.10.11 А.С. Крылов
подпись, дата

Москва 2011

СПИСОК ИСПОЛНИТЕЛЕЙ

Руководитель темы, д. ф.-м. н., профессор	<u>26.10.11</u> А.С. Крылов (введение, разделы 1-7, подпись, дата заключение)
Исполнители темы: д. ф.-м. н., профессор	<u>26.10.11</u> А.М. Денисов (введение, раздел 5) подпись, дата
к. ф.-м. н., ст. преп.	<u>26.10.11</u> М.М. Мизотин (раздел 6, заключение) подпись, дата
к. ф.-м. н., с.н.с.	<u>26.10.11</u> Д.В. Юрин (разделы 3, 6) подпись, дата
к. ф.-м. н., н.с.	<u>26.10.11</u> Е.В. Никитина (разделы 5–7) подпись, дата
к. ф.-м. н., м.н.с.	<u>26.10.11</u> А.С. Лукин (разделы 6, 7) подпись, дата
м.н.с.	<u>26.10.11</u> А.В. Насонов (введение, разделы 2–7) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> Д.В. Сорокин (разделы 6, 7) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> А.С. Семашко (раздел 6) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> И.Т. Ситдииков (раздел 5) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> А.А. Черноморец (разделы 1, 2, 6, 7) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> В.В. Сергеев (раздел 2) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> М.В. Бесфамильная (разделы 6) подпись, дата
математик	<u>26.10.11</u> А.В. Свидерская (разделы 7) подпись, дата
Нормоконтролёр: к. ф.-м. н., н.с.	<u>26.10.11</u> Е.В. Никитина подпись, дата

РЕФЕРАТ

Отчет 101 с., 1 ч., 30 рис., 69 источников.

Проведён аналитический обзор и анализ современной литературы в предметной области исследования. Выделено две основные подзадачи: детектирование артефакта ложного оконтуривания и подавление артефакта ложного оконтуривания. В зависимости от источника артефакта ложного оконтуривания выделены основные направления работ: общие методы подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания, методы обнаружения и подавления артефакта ложного оконтуривания после повышения резкости изображений, обращения свёртки и подавления шума, обнаружение и подавление эффекта Гиббса на магнитно-резонансных изображениях, обнаружение и подавление артефакта ложного оконтуривания на специальных изображениях, обнаружение и подавление эффекта Гиббса после JPEG и JPEG2000 сжатия.

Проведён патентный поиск в области исследования.

На основании проведённого анализа современной литературы были исследованы пути создания алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях. Осуществлён выбор методов и средств при разработке алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях.

Проведённый анализ современной литературы по теме исследования показал, что эффект Гиббса и ложного оконтуривания, полученный в результате действия различных алгоритмов обработки изображений, имеет существенные различия. Наиболее эффективным решением для разработки алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях был выбран комплексный подход, адаптивный к типу артефакта ложного оконтуривания. Комплексный подход заключается в интеграции деталей алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания различных типов в единый алгоритм.

Разработана методика моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях. В работе рассматриваются следующие способы получения изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием: получение эффекта Гиббса в чистом виде путём воздействия низкочастотных фильтров на

изображение, моделирование артефакта ложного оконтуривания при повышении разрешения изображений, моделирование артефакта ложного оконтуривания при подавлении размытия, моделирование артефакта ложного оконтуривания при повышении локального контраста, моделирование артефакта ложного оконтуривания в результате компрессии изображений, получение изображений с эффектом ложного оконтуривания в реальных условиях при магнитно-резонансной томографии и при искажении видеосигнала при передаче через аналоговые каналы связи. Также рассматривается специальный случай моделирования эффекта ложного оконтуривания при обработке радиально-симметричных изображений с помощью полиномов Лагерра.

Разработан алгоритм поиска базовых контуров, в окрестности которых обнаруживается эффект Гиббса и ложное оконтуривание. Алгоритм поиска базовых контуров основан на методах математической морфологии. Основными требованиями к контурам были следующие требования: осцилляции эффекта Гиббса не должны детектироваться как контуры, интересующие нас контуры должны быть достаточно удалены друг от друга, не должно происходить эффекта маскирования и смещения контуров при потере высокочастотной информации. Предполагается использование данных контуров для обнаружения артефакта ложного оконтуривания.

Разработана структура тестовой базы данных изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием. Целью создания базы данных изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием является её дальнейшее использование при разработке алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. База данных содержит репрезентативный набор изображений высокого качества, на которых моделируется эффект Гиббса и ложного оконтуривания.

Проведён аналитический обзор информационных источников по артефактам сжатия изображений и методам их подавления. Рассмотрены работы по подавлению артефакта ложного оконтуривания при сжатии с использованием дискретного косинусного преобразования и при сжатии с использованием дискретного вейвлет преобразования.

Полученные результаты и уточнение плана проведения дальнейших работ проводилось, в том числе, в рамках обсуждения методов автоматического обнаружения и подавления артефакта ложного оконтуривания с участниками международных конференций:

- по обработке и анализу изображений ICIAР 2011 (Равенна, Италия, 14-16 сентября 2011 г.);
- по компьютерной графике и зрению GraphiCon'2011 (Москва, 28-30 сентября 2011 г.);
- международном семинаре по информационной науке и информационным технологиям IScIDE2011 (Сиань, Китай, 23-26 октября 2011 г.);
- международной конференции по видеокommunikациям и обработке изображений VCIP2011 (Тайнань, Тайвань, 06-09 ноября 2011 г.).

Составной частью отчета являются следующие результаты, полученные иностранным партнером - институтом СБИС Чжецзянского университета, Китай:

- аналитический обзор информационных источников по артефактам сжатия изображений и методам их подавления;
- структура тестовой базы данных изображений, сжатых JPEG2000 и другими алгоритмами, с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием. Данная база представляет собой дополнение основной базы.

Работа, выполненная иностранным партнёром, представлена разделами 8 и 9.

Обсуждение полученных результатов и плана дальнейших совместных работ с иностранным партнером проведено в рамках визита профессора А.С. Крылова, м.н.с. Насонова А.В. и математика Черноморец А.А. в Ханчжоу 16–23 октября 2011 г. В рамках данного визита также проведена стажировка на базе организации иностранного партнера — института СБИС Чжецзянского университета для 2 молодых специалистов (м.н.с. Насонов А.В. и математик Черноморец А.А.) на срок 6 рабочих дней.

Содержание

ВВЕДЕНИЕ	8
1. АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР И АНАЛИЗ СОВРЕМЕННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ	11
2. ПРОВЕДЕНИЕ ПАТЕНТНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ.....	20
3. ИССЛЕДОВАНИЕ, ОБОСНОВАНИЕ И ВЫБОР МЕТОДОВ И СРЕДСТВ, НАПРАВЛЕНИЯ ИССЛЕДОВАНИЙ И СПОСОБОВ РЕШЕНИЯ ПОСТАВЛЕННЫХ ЗАДАЧ, ВКЛЮЧАЯ ТЕОРЕТИЧЕСКОЕ ИССЛЕДОВАНИЕ ПУТЕЙ СОЗДАНИЯ АЛГОРИТМА ОБНАРУЖЕНИЯ И ПОДАВЛЕНИЯ ЭФФЕКТА ГИББСА И ЛОЖНОГО ОКОНТУРИВАНИЯ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ	22
4. СРАВНИТЕЛЬНАЯ ОЦЕНКА ВАРИАНТОВ ВОЗМОЖНЫХ РЕШЕНИЙ ИССЛЕДУЕМОЙ ПРОБЛЕМЫ С УЧЁТОМ РЕЗУЛЬТАТОВ ПРОГНОЗНЫХ ИССЛЕДОВАНИЙ	24
5. МОДЕЛИРОВАНИЕ ЭФФЕКТА ГИББСА И ЛОЖНОГО ОКОНТУРИВАНИЯ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ.....	26
6. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА ПОИСКА БАЗОВЫХ КОНТУРОВ, В ОКРЕСТНОСТИ КОТОРЫХ ОБНАРУЖИВАЕТСЯ ЭФФЕКТ ГИББСА И ЛОЖНОЕ ОКОНТУРИВАНИЕ	60
7. РАЗРАБОТКА СТРУКТУРЫ ТЕСТОВОЙ БАЗЫ ДАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ С ЭФФЕКТОМ ГИББСА И ЛОЖНЫМ ОКОНТУРИВАНИЕМ	75
8. ПРОВЕДЕНИЕ АНАЛИТИЧЕСКОГО ОБЗОРА ИНФОРМАЦИОННЫХ ИСТОЧНИКОВ ПО АРТЕФАКТАМ СЖАТИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ И МЕТОДАМ ИХ ПОДАВЛЕНИЯ.....	85
9. РАЗРАБОТКА СТРУКТУРЫ ТЕСТОВОЙ БАЗЫ ДАННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ, СЖАТЫХ JPEG2000 И ДРУГИМИ АЛГОРИТМАМИ, С ЭФФЕКТОМ ГИББСА И ЛОЖНЫМ ОКОНТУРИВАНИЕМ.....	90
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	92

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	94
--------------------------------	-----------

Введение

Артефакт ложного оконтуривания представляет собой волны или осцилляции от высококонтрастных контуров на изображениях. Этот артефакт вызван искажением или потерей высокочастотной информации на изображениях и встречается в широком наборе классов изображений, например, на изображениях, полученных в результате подавления эффекта размытия, на изображениях магнитно-резонансной томографии, на изображениях, подвергнутых передаче через аналоговые каналы связи, и многих других. В математических методах обработки изображений этот артефакт также называют эффектом Гиббса.

Эффект Гиббса и ложное оконтуривание обычно возникают после действия различных алгоритмов обработки изображений. Наиболее часто артефакт ложного оконтуривания возникает после сжатия с потерями [1]. В зависимости от класса сжимаемых изображений, уровня и алгоритма компрессии, данный артефакт может быть как практически незаметным, так и раздражающим. Чрезмерно сильное повышение резкости контуров на размытых изображениях может также привести к неприятным окаймлениям возле контуров.

В некоторых случаях на исходных изображениях уже присутствует артефакт ложного оконтуривания, например на изображениях магнитно-резонансной томографии. Результатом томографии является частотно-фазовая информация об изображении. При реконструкции магнитно-резонансных изображений в пространственных координатах эффект Гиббса возникает при недостаточной частоте сэмпирования. В аналоговых стандартах телевидения, таких как NTSC, PAL, SECAM, передаваемый сигнал состоит из яркостной компоненты (Y) и цветowych компонент (U и V). По сравнению с яркостной компонентой, частотная полоса, отводимая под цветowych компоненты, существенно уже [2]. Ограниченная полоса пропускания сигнала приводит к потере высокочастотной информации в цветowych компонентах и цветovому окаймлению контуров. Помимо этого, при недостаточно качественном сигнале, возможно появление окаймления и в яркостном канале (Y). Также многие современные телевизоры обладают фильтрами повышения резкости изображений, в реальной ситуации же эти фильтры приводят к чрезмерному контрастированию контуров с появлением артефакта ложного оконтуривания.

Типичные примеры эффекта Гиббса и ложного оконтуривания приведены на рис. 1.



Рис. 1. Пример изображений с артефактом ложного оконтуривания.

Быстрый прогресс в области компьютерной техники позволяет применять для решения задач обработки и анализа изображений всё более современные математические методы. Более того, многие достижения в области обработки и анализа изображений во многом связаны именно с применением математических методов. Математические методы, ранее возникшие и развившиеся при решении задач в различных прикладных областях, являются ценным источником для создания новых мультимедийных алгоритмов, в частности для создания алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях.

Высокая производительность компьютеров в настоящее время даёт возможность в реальном времени использовать сложные итерационные методы обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

Целью работы является разработка алгоритмов оценки и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях.

Необходимым условием для разработки алгоритмов оценки и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях является проведение аналитического обзора и анализа современной литературы в предметной области исследования, на основании чего должны быть выбраны методы и пути решения поставленной задачи.

Проведённый анализ современной литературы по теме исследования показал, что эффект Гиббса и ложного оконтуривания, полученный в результате действия различных алгоритмов обработки изображений, имеет существенные различия. Наиболее эффективным решением для разработки алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях был выбран комплексный подход, адаптивный к типу артефакта ложного оконтуривания. Комплексный подход заключается в интеграции деталей алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания различных типов в единый алгоритм.

Для создания комплексного алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса на изображениях необходимо создание тестовой базы данных с изображениями, содержащими эффект Гиббса и ложное оконтуривание, вызванные различными алгоритмами обработки изображений для различных классов изображений. База данных позволит выявить характеристики, общие как большого класса типов артефакта ложного оконтуривания, так и характеристики, специфичные для конкретных типов артефакта ложного оконтуривания.

1. Аналитический обзор и анализ современной литературы

В современной литературе рассматриваются две основные подзадачи в предмете исследования:

- детектирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания;
- подавление эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

Большинство работ совмещают в себе обе подзадачи. Также часть работ посвящена только метрикам эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

В связи с тем, что артефакт ложного оконтуривания может сильно различаться в зависимости от источника его возникновения, в современной литературе задачи обнаружения и подавления артефакта рассматриваются отдельно для каждого из источников. Работы по обнаружению и подавлению эффекта Гиббса можно разбить на следующие группы:

- общие методы подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания
- обнаружение и подавление эффекта Гиббса и ложного оконтуривания после повышения резкости изображений, обращения свёртки и подавления шума.
- обнаружение и подавление эффекта Гиббса на магнитно-резонансных изображениях
- обнаружение и подавление артефакта ложного оконтуривания на специальных изображениях
- обнаружение и подавление эффекта Гиббса после JPEG-сжатия
- обнаружение и подавление эффекта Гиббса после JPEG2000-сжатия

1.1. Детектирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания

Одной из главных подзадач обработки и анализа эффекта ложного оконтуривания является его обнаружение и оценка уровня на изображении. В настоящее время не существует универсальных методов, решающих данную проблему: существующие алгоритмы обнаружения и подавления эффекта ложного оконтуривания ориентированы на обнаружение и подавление эффекта для конкретного метода обработки изображений. При этом алгоритмы подавления

эффекта ложного оконтуривания требуют от пользователя задания параметра — уровня подавления эффекта ложного оконтуривания.

Различают две категории метрик: метрики, использующие эталонное изображение для сравнения, и метрики, которым дополнительная информация не требуется. В первом случае фиксируется отклонение изображения от оригинала. В случае метрик, не требующих дополнительной информации, фиксируется некоторое абсолютное значение, связанное с конкретным изображением и согласуемое с человеческим восприятием.

В основном исследования проводились по относительным метрикам. Трудность оценки качества без сравнения с эталоном заключается в самой природе подобных измерений, поскольку грань между деталями изображения и артефактами очень тонка.

В [3] предложена метрика оценки эффекта ложного оконтуривания на изображениях, сжатых по алгоритму JPEG2000, с использованием оригинального изображения, заданная в пространственной области и направленная на измерение осцилляций вокруг контуров. Для каждого контура, найденного при помощи детектора контуров, вычисляются значения правой и левой ширины контура сканированием строк изображений, затем вычисляется значение метрики как

$$\text{RingMeasure} = \frac{(2 \cdot \text{FixedRingwidth} - \text{LeftEdgewidth} - \text{RightEdgewidth}) \cdot |\max(D) - \min(D)|}{\text{NumberOfEdges}},$$

где *FixedRingwidth* — априорная оценка эффекта ложного оконтуривания, характерного для конкретного вейвлет-разложения; *D* — разница между исходным и сжатым изображениями. Показано, что для вычисления значения метрики достаточно рассматривать только вертикальные контура. Увеличение количества направлений контуров не дает улучшения результата и только приводит к лишним вычислениям.

В работе М. Balasubramanian et al. [4] сначала находят контуры на исходном изображении при помощи детектора контуров Канни. Далее найденные контуры подвергаются операции морфологического расширения. В качестве оценки эффекта ложного оконтуривания берется разница между исходным и сжатым изображениями в областях, попавших в полученную бинарную маску.

В [5] проводится анализ корреляции между соседними пикселями при вейвлет-разложении изображения. Показывается, что эффект ложного оконтуривания уменьшает значение корреляции. Для исходного и сжатого изображений на каждом уровне вейвлет-разложения вычисляются значения корреляции по методу Пирсона. Если значение корреляции для исходного изображения превышает значение корреляции для сжатого изображения, это означает присутствие эффекта ложного оконтуривания. В качестве численной оценки берется взвешенная сумма оценок эффекта ложного оконтуривания на разных уровнях вейвлет-разложения.

В работе Li [6] предлагается использовать в качестве метрики процент высокочастотной энергии на изображении. При таком подходе не требуется наличие исходного изображения, но модель не учитывает никакие особенности изображения.

В [7] для изображений, сжатых по алгоритму JPEG, предлагается система создания карты эффекта ложного оконтуривания, которая состоит из четырех основных шагов. На первом этапе проводится детектирование контуров. На втором этапе проводится сегментация изображения на три класса: контуры; области с потенциальным эффектом ложного оконтуривания, находящиеся вокруг контуров; однородные области. Далее происходит кластеризация однородных областей по цветовым и текстурным характеристикам. На третьем шаге каждой области с потенциальным эффектом ложного оконтуривания ставится в соответствие одна из частей однородной области изображения. На последнем шаге для каждой области r с эффектом ложного оконтуривания вычисляется значение видимости эффекта

$$v(r) = \max \left\{ 0, \frac{\sigma_r - \sigma_{th}}{\sigma_r + \sigma_{th}} \right\} \frac{|r|}{M},$$

на основе подсчета величины "активности области" σ_r и общего порогового значения σ_{th} для всей области r , M — размер блока ($M=64$ для JPEG). В итоге оценка эффекта ложного оконтуривания вычисляется как

$$V(x, y) = \left(\sum_{\substack{r_i \in W(x, y) \\ i \leq N}} v(r_i)^{1.5} \right)^{\frac{1}{1.5}},$$

где $W(x,y)$ — окрестность пикселя (x,y) ; r_i — область с эффектом ложного оконтуривания с i^{blm} наибольшим значением отношения σ_r/σ_{th} ; N — количество выбранных областей с наибольшими значениями отношения σ_r/σ_{th} .

1.2. Общие методы подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания

Разработка общих методов подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания во многих случаях не является эффективной, т.к. не учитывает особенности артефакта ложного оконтуривания. Тем не менее, существует ряд работ, в которых предложены эффективные методы подавления артефакта ложного оконтуривания в общем случае.

В [8] для подавления эффекта ложного оконтуривания и сохранения контуров предложен простой подход, основанный на адаптивном сглаживании изображения вокруг контуров. Алгоритм состоит из двух шагов: на первом шаге производится детектирование контуров; на втором шаге для всех найденных точек контуров производится сглаживание их окрестности как

$$y = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i, \quad x_i \in R,$$

где y — пересчитанное значение центрального пикселя фильтрационного окна; R — множество попавших в окно пикселей, соединенных с центральным и не принадлежащих контуру; N — количество пикселей в R . Главным недостатком такого подхода заключается в том, что размер фильтра должен меняться в зависимости от степени присутствия эффекта ложного оконтуривания.

В [9] предложен метод, основанный на анализе особенностей изображения для формирования фильтра с адаптивным ядром. Для подсчета коэффициентов фильтра было предложено скомбинировать направленное ядро с пространственными весами по аналогии с билатеральной фильтрацией. Параметры для расчета коэффициентов фильтра выбираются исходя из ряда методов обработки изображений: анализа главных компонент, комбинированного метода детектирования контуров при помощи градиента изображения и лапласиана. Основываясь на вышеуказанных методах, строятся бинарные карты изображения, отражающие области с различными особенностями: однородные,

текстурированные, граничные, подверженные эффекту ложного оконтуривания. В каждой из этих областей форма фильтра адаптируется для достижения максимального качества фильтрации изображения.

1.3. Обнаружение и подавление эффекта Гиббса и ложного оконтуривания после повышения резкости изображений, обращения свёртки и подавления шума

В [10] предложен статистический метод подавления эффекта ложного оконтуривания, появившегося в результате повышения разрешения изображения или его сжатия по алгоритму JPEG. Метод развивает подход, основанный на априорной оценке пространственного градиента/локальной неоднородности. Вычисление пространственного градиента позволяет эффективно обнаруживать четкие контуры на изображении. Информация о локальной неоднородности успешно определяет нарушения связности даже достаточно малых объектов на изображении. Таким образом, оптимальное значение X^* определяется как максимальная апостериорная оценка

$$X^* = \arg \min_X \left\{ \frac{|X - Y|^2}{2\sigma^2} + \alpha \cdot U(X) \right\},$$

где Y — сжатое изображение, $U(X)$ — априорная оценка энергии изображения, полученная на основе подсчета пространственного градиента и локальной неоднородности; α, σ — параметры модели.

В [11] решается проблема подавления эффекта ложного оконтуривания при повышении резкости изображения. В основном контрастность контура повышается за счет увеличения яркости светлой стороны и понижения яркости темной стороны, что может привести к выбросам по обе стороны контура и как следствие эффекту ложного оконтуривания. Контроль влияния данного эффекта осуществляется за счет использования информации о локальной динамике изображения. Если предварительное значение интенсивности пикселя, посчитанное по окрестности фиксированного размера N , выходит за рамки допустимых значений, оно модифицируется как

$$I(x, y) + sharp > \max(x, y; N) \Rightarrow U(x, y) = \max(x, y; N) - \alpha(I(x, y) + sharp - \max(x, y; N)),$$

$$I(x, y) + sharp \in [\min(x, y; N), \max(x, y; N)] \Rightarrow U(x, y) = I(x, y) + sharp,$$

$$I(x, y) + sharp < \min(x, y; N) \Rightarrow U(x, y) = \min(x, y; N) + \alpha(I(x, y) + sharp - \min(x, y; N)),$$

где $I(x, y)$ — исходное изображение; $U(x, y)$ — изображение с повышенной резкостью; $sharp$, α — параметры алгоритма. Алгоритм довольно прост в реализации и позволяет достаточно качественно и быстро подавить эффект ложного оконтуривания при удачном выборе параметров.

В [12] предлагается новый алгоритм, который позволяет контролировать эффект ложного оконтуривания при обращении свертки изображения с некоторой функцией рассеяния точки. Предложенный метод использует информацию как из исходного размытого изображения, так и восстановленного при помощи популярного метода Ричардсона-Люси [13]. Отдельно рассматриваются ближние и дальние осцилляции, подавление которых проходит в три этапа:

- 1) на первом этапе сегментируются области с дальними осцилляциями как области с небольшим количеством слабых контуров на исходном размытом изображении;
- 2) окрестности контрастных контуров на восстановленном изображении помечаются как области ближних осцилляций;
- 3) ко всем помеченным областям применяется специальный сглаживающий фильтр.

1.4. Обнаружение и подавление эффекта Гиббса на магнитно-резонансных изображениях

Технология магнитно-резонансной томографии (МРТ) является методом неразрушающего послойного исследования внутренней структуры объекта посредством его многократного просвечивания в различных пересекающихся направлениях.

Результатом томографии является не изображение, заданное в пространственной области, а его интегральное преобразование, по которому может быть вычислено преобразование Фурье. Для снижения времени томографического сканирования уменьшают число шагов кодирования. Это приводит к неполной

оцифровке эхо-сигнала. Применение обратного преобразования Фурье к усеченным данным приводит к изображению с ограниченным разрешением, на котором присутствует эффект ложного оконтуривания.

Для подавления этого нежелательного эффекта были разработаны многие алгоритмы, основанные на Гегенбауэровской реконструкции, регуляризирующих методах [14], методах анализа вейвлет-преобразования [15], методах математической статистики [10].

Хотя проблема может быть решена путем увеличения частоты дискретизации, большинство применимых на практике приложений все же основываются на получении данных на относительно разреженной сетке как минимум по одному из измерений, тем самым приводя к нежелательным артефактам.

Для уменьшения влияния конечной частоты дискретизации были разработаны многие методы [16], [17], [18], [19]. Однако в большинстве коммерчески доступных МР-систем применяется только простейшая фильтрация данных. В таких случаях применяется размытие для визуального улучшения качества изображения, но это ведет к нежелательной потере информации. Альтернативой вышеописанному служат методы экстраполяции измеренных данных, что позволяет избежать резкой обрезки данных в частотном пространстве [20], [21], [22], [23]. Ключевым отличием такого подхода от фильтрации является сохранение исходных данных неизменными и дополнение их синтетическими, что вполне оправдано, поскольку измеренные данные являются не ложными, но только неполными.

В [18] производится исследование возникновения эффекта ложного оконтуривания на изображениях, полученных при помощи МРТ, предлагается метод фильтрации исходных данных для дальнейшей Фурье-реконструкции:

$$f_N^\theta(x, y) = \sum_{k=-N}^N \sum_{l=-N}^N \theta_k \theta_l \tilde{f}_{k,l} e^{i\pi(kx+ly)}, \quad \theta_k \equiv \theta\left(\frac{|k|}{N}\right) = e^{-\alpha\left(\frac{|k|}{N}\right)^p},$$

где p — порядок фильтра; α — сила фильтра (обычно $\alpha=32$). Экспоненциальный фильтр выбран в силу высокой точности его поведения на неоднородностях. В работе представлены подробные анализы процессов детектирования контуров на

МРТ-изображениях и Гегенбауэровской реконструкции, а также предложения по их улучшению.

В работе [24] описывается обратный метод реконструкции полиномами (IPRM) спектральных данных [25], [26]. Представлен анализ Гегенбауэровской реконструкции и показано его неполное соответствие для решения поставленной задачи. Классический метод Гегенбауэра подразумевает экстраполяцию данных по известным $(m+1)$ отчетам как

$$f_m^\lambda(x) = \sum_{l=0}^m \tilde{f}^\lambda(l) C_l^\lambda(x),$$

где $C_l^\lambda(x)$ — Гегенбауэровский полином порядка l ; $\tilde{f}^\lambda(l)$ — коэффициенты, вычисляемые приближенно на основе Фурье-экстраполяции известных значений $f(x)$ на сетке. Главным недостатком такого подхода является необходимость подбора параметров m и λ для плавного убывания спектра. В работе предложено заменить полиномы Гегенбауэра на Чебышевские полиномы, что позволяет избавиться от подбора параметра λ . Также предложен улучшенный метод детектирования контуров за счет фильтрации спектральных данных.

Основываясь на теории обработки сигналов и статистических методах, Lei et al. [27] представили доказательства следующих утверждений:

1) частотные данные, полученные при помощи МРТ, являются статистически независимыми с нормальным распределением;

2) в реконструированном изображении интенсивности пикселей асимптотически независимы;

3) амплитуда коэффициентов корреляции между интенсивностями пикселей изображения экспоненциально убывает с возрастанием расстояния между пикселями. Отмечено, что при подавлении эффекта ложного оконтуривания значение корреляции увеличивается.

В [28] предложен метод экстраполяции данных, который сводится к решению задачи минимизации полной вариации. На практике МРТ-изображения нередко подвержены влиянию гауссовского шума (шума с нормальным распределением), и для таких случаев модификация алгоритма предполагает

предварительную операцию шумоподавления с максимальным сохранением контуров за счет допущения малых отклонений от измеренных данных.

1.5. Обнаружение и подавление артефакта ложного оконтуривания на специальных изображениях

Существуют работы, касающиеся обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях специального вида, например:

- 1) Изображения с однородными областями, разделёнными контрастными контурами. Такие изображения характерны для мультфильмов [29].
- 2) Изображения, полученные с радаров при геологической разведке [30].
- 3) Изображения с неоднородным артефактом ложного оконтуривания [31].

В работе G. Wang et al. [29] рассматривается задача подавления эффекта ложного оконтуривания на мультипликационных изображениях, сжатых при помощи алгоритмов, основанных на дискретном косинусном преобразовании. Вместо того, чтобы проводить постобработку изображения, предлагается синтезировать улучшенное изображение с использованием Марковских случайных полей. Основная идея метода заключается в поиске отношения между исходными и сжатыми изображениями, для чего генерируется обучающее множество пар изображений и формируется вектор признаков для нахождения областей, подверженных эффекту ложного оконтуривания. Синтезирование улучшенного изображения происходит попиксельно. Метод итерационный, что позволяет избавляться от артефактов за очень короткий промежуток времени.

В работе [31] для разделения объектов, движущихся с разной скоростью, при наличии размытия вследствие движения, используется метод классификации эффекта Гиббса при обращении свёртки. Для оценки эффекта Гиббса в блоке на изображении вычисляется сумма вертикальных и горизонтальных абсолютных значений производных, затем берётся наибольшая из этих сумм.

2. Проведение патентных исследований

Отчёт по проведённому патентному поиску в области исследования приложен отдельно.

В рассмотренных патентах представлены методы обнаружения и подавления эффекта ложного оконтуривания и их применение в системах обработки изображений. Рассмотрены методы решения задач пост-обработки изображений, восстановленных после сжатия с использованием дискретных косинусного и вейвлет преобразований; после повышения резкости изображений; после повышения разрешения изображений. Представлены методы улучшения качества видеосигналов, подверженных влиянию эффекта ложного оконтуривания.

В ходе анализа патентов не было обнаружено работ, посвященных только детектированию или оценке эффекта ложного оконтуривания, а также работ, посвященных общим методам подавления эффекта ложного оконтуривания, не накладывающим ограничения на класс изображения.

Все работы в той или иной мере подразумевают использование процедуры обнаружения границ на изображении. Некоторые работы используют традиционные методы Собеля или Канны, в некоторых работах предлагаются специальные процедуры обнаружения границ, учитывающие особенности изображения.

Аналогичным образом всем работам, которые подразумевают обработку изображений в пространственной области, присуще использование адаптивных низкочастотных фильтров в окрестностях границ на изображении.

Большинство работ, которые посвящены подавлению эффекта ложного оконтуривания после сжатия, основанного на дискретном косинусном преобразовании, подразумевают классификацию блоков пикселей и дальнейшую их адаптивную обработку. Стоит отметить, что все методы этого раздела так или иначе включают в себя этап подавления эффекта блочности, возникающего вследствие самой сути метода сжатия, и процедура подавления эффекта ложного оконтуривания применяется к уже предварительно обработанному изображению. Процедура пост-обработки изображения подразумевает разделение блоков на однородные, текстурные и содержащие границы, что чаще всего производится на

основе анализа статистических характеристик блока. Далее к каждому блоку в зависимости от его типа применяется адаптивный сглаживающий фильтр.

Большинство работ, которые посвящены подавлению эффекта ложного оконтуривания после сжатия, основанного на дискретном вейвлет-преобразовании, подразумевают корректирование квантованных коэффициентов обратного преобразования с учетом шумовой составляющей изображения.

При обработке видеосигналов для анализа областей, подверженных влиянию эффекта ложного оконтуривания, а также для подавления этого эффекта, в некоторых методах рассматриваются не только пространственные окрестности пикселей, принадлежащих границам изображения, но и эволюция интенсивности пикселя во времени.

К достоинствам рассмотренных методов стоит отнести их относительную вычислительную простоту и возможность интегрирования в системы обработки и повышения качества изображений.

Проведенные патентные исследования показали перспективность продолжения исследований, проводимых в рамках работы “Исследования и разработка методов автоматического обнаружения и подавления артефакта ложного оконтуривания для современных технологий компьютерной обработки изображений”. Рассмотренные патенты показывают, что заявленные фундаментальные результаты и разрабатываемые алгоритмы являются патентно чистыми, соответствуют мировому уровню и могут быть эффективно применены в практике.

3. Исследование, обоснование и выбор методов и средств, направления исследований и способов решения поставленных задач, включая теоретическое исследование путей создания алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях

На основании проведённого анализа современной литературы были исследованы пути создания алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях. Высокую эффективность имеют алгоритмы, основанные на использовании полной вариации изображения.

Планируется использование следующих методов и средств при разработке алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях:

1. Методы проектирования на множества изображений с ограниченной полной вариацией. Проецирование на выпуклые множества широко используется в задачах обработки изображений как один из регуляризирующих методов. Одним из преимуществ этого метода является возможность явного задания регуляризирующего параметра в некоторых случаях. Планируется использовать данный метод как для разработки алгоритма подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях, так и для алгоритмов моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания, например, для регуляризирующего алгоритма подавления эффекта размытия.

2. Методы минимизации выпуклых недифференцируемых функционалов. При моделировании эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях и при проецировании на выпуклые множества возникает задача минимизации недифференцируемых функционалов, для которых неприменимы обычные градиентные методы. Для минимизации таких функционалов используются субградиентные методы [32].

3. Методы численного дифференцирования дискретных функций. Изображения подвержены воздействию шумов различной природы. Наиболее часто встречаются тепловой шум сенсоров камер, шум квантования при переходе к дискретным значениям интенсивностей пикселей, помехи при передаче аналогового сигнала. При вычислении производных на изображении разностными

методам важно соблюсти баланс между погрешностью аппроксимации и ошибками, вызванными шумом.

4. Метод быстрой свёртки с фильтром Гаусса. Фильтр Гаусса обладает рядом свойств (сепарабельность, радиальная симметричность, совпадение с образом преобразования Фурье с точностью до масштаба), благодаря которым он нашёл широкое применение в задачах обработки изображений. Вычисление фильтра Гаусса с большим радиусом требует значительных временных затрат, однако возможно приближённое вычисление фильтра Гаусса с помощью рекуррентных алгоритмов с приемлемой точностью.

5. Метод оценки ширины контуров. Одной из составных частей алгоритма обнаружения и оценки артефакта ложного оконтуривания является вычисление ширины осцилляций артефакта ложного оконтуривания. Наиболее эффективно оценивать ширины осцилляций артефакта ложного оконтуривания через ширину контуров, т.к. контуры имеют значение амплитуды выше, чем осцилляции эффекта Гиббса, а значит, выше надёжность работы алгоритма при наличии шума.

6. Методы математической морфологии. Математическая морфология используется в работе для нахождения областей на изображении, в которых обычно возникает эффект Гиббса и ложного оконтуривания. Помимо этого, методы математической морфологии используются для шумоподавления.

7. Быстрое преобразование Евклидового расстояния. Наиболее эффективно вычисление морфологического сужения и расширения с круговым структурным элементом с помощью быстрого преобразования Евклидового расстояния, позволяющего за $O(N)$, где N — число пикселей изображения, для каждого пикселя изображения вычислить расстояние до ближайшего пикселя произвольного множества.

4. Сравнительная оценка вариантов возможных решений исследуемой проблемы с учётом результатов прогнозных исследований

Проведённый анализ современной литературы по теме исследования показал, что эффект Гиббса и ложного оконтуривания, полученный в результате действия различных алгоритмов обработки изображений, имеет существенные различия. Для каждого типа артефакта ложного оконтуривания нужно разрабатывать методы обнаружения и подавления с учётом специфики возникающей задачи.

Разработка множества методов обнаружения и подавления для каждого конкретного типа артефакта ложного оконтуривания требует больших затрат ресурсов. В реальных условиях, когда тип артефакта ложного оконтуривания априори неизвестен, такой подход потребует разработки алгоритма классификации типов артефактов ложного оконтуривания. Помимо этого возможна ситуация, когда может встретиться артефакт ложного оконтуривания нового типа, для которого нет разработанного алгоритма. В этом случае подавление эффекта Гиббса и ложного оконтуривания будет невозможным.

Для разработки алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях необходима разработка комплексного подхода, адаптивного к типу артефакта ложного оконтуривания. Комплексный подход заключается в интеграции деталей алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания различных типов в единый алгоритм.

Для создания комплексного алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса на изображениях необходимо создание тестовой базы данных с изображениями, содержащими эффект Гиббса и ложное оконтуривание, вызванные различными алгоритмами обработки изображений для различных классов изображений. База данных позволит выявить характеристики, общие как большого класса типов артефакта ложного оконтуривания, так и характеристики, специфичные для конкретных типов артефакта ложного оконтуривания.

Необходимым действием является разработка программы и методики тестирования разрабатываемых алгоритмов обнаружения и оценки эффекта Гиббса на изображениях. Важным является корреляция между субъективным восприятием артефакта ложного оконтуривания и объективным результатом, выдаваемым

разрабатываемым алгоритмом обнаружения и оценки эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях. Для оценки субъективного восприятия используются субъективные оценки (mean opinion score), однако для большого числа изображений в базе такой подход не является оправданным, т.к. требует вовлечения большого количества людей. Альтернативой является разработка референсного алгоритма обнаружения и оценки артефакта ложного оконтуривания, проводящего сравнение оцениваемого изображения с референсным изображением высокого качества, однако при этом не гарантируется высокая корреляция с субъективной оценкой артефакта ложного оконтуривания. Наилучшие результаты могут быть достигнуты при использовании следующего подхода, сочетающего в себе оба метода оценки артефакта ложного оконтуривания:

1. Создание базы данных изображений как с реальным, так и с моделированным эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием.

2. Вычисление субъективных оценок для части изображений базы.

3. Разработка референсного алгоритма оценки артефакта ложного оконтуривания, дающего оценку, наиболее близкую к субъективной оценке, и его тестирование.

4. Разработка общего алгоритма оценки артефакта ложного оконтуривания, не использующего референсное изображение. При этом полученные в п.2 и п.3 оценки принимаются в качестве эталонных.

5. Моделирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях

Необходимым условием для разработки методов обнаружения и подавления эффекта ложного оконтуривания на изображениях является создание базы данных изображений с эффектом ложного оконтуривания, полученного в результате действия различных алгоритмов обработки изображений.

Наиболее логичным является моделирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания с помощью различных алгоритмов обработки изображений, используемых на практике. При этом важно охватить большинство способов, приводящих к возникновению эффекта ложного оконтуривания.

В работе мы рассматриваем следующие способы получения изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием:

1. Получение эффекта Гиббса в чистом виде путём воздействия низкочастотных фильтров на изображение. При этом эффект Гиббса проявляется в виде чередующихся полос возле резких контуров.
2. Моделирование эффекта ложного оконтуривания при повышении разрешения изображений. Изображение уменьшается в определённое число раз, затем увеличивается до исходного размера.
3. Моделирование эффекта ложного оконтуривания при подавлении размытия. Изображение подвергается действию оператора размытия, затем к изображению добавляется шум, после чего к изображению применяются алгоритмы повышения резкости.
4. Моделирование эффекта ложного оконтуривания при повышении локального контраста.
5. Моделирование эффекта ложного оконтуривания в результате компрессии изображений.
6. Получение изображений с эффектом ложного оконтуривания в реальных условиях.
7. Также рассматривается специальный случай моделирования эффекта ложного оконтуривания при обработке радиально-симметричных изображений с помощью полиномов Лагерра.

5.1. Получение ложного оконтуривания в чистом виде

5.1.1. Идеальная низкочастотная фильтрация (Фурье).

Эффект Гиббса в чистом виде проявляется при отсечении высокочастотной информации изображения в спектре преобразования Фурье [33]:

$$\hat{f}_{w_1, w_2} = \sum_{x=0}^{N_x} \sum_{y=0}^{N_y} f_{x,y} e^{-\frac{2\pi i}{N_x} x w_1 - \frac{2\pi i}{N_y} y w_2},$$

где N_x и N_y — размеры изображения.

Если все частоты выше $\frac{1}{2p}$ Hz удалены при преобразовании Фурье, то при обращении дискретного преобразования Фурье возникает эффект Гиббса, а контуры размываются. Ширина одиночной осцилляции эффекта Гиббса и ширина контура равны p пикселям. Пример отсечения высокочастотной информации показан на рис. 2. Хотя число осцилляций эффекта Гиббса при отсечении высоких частот является бесконечным, на реальных изображениях обычно заметно не более 1–2 осцилляций.

Будем называть параметр p *параметром отсечения*.

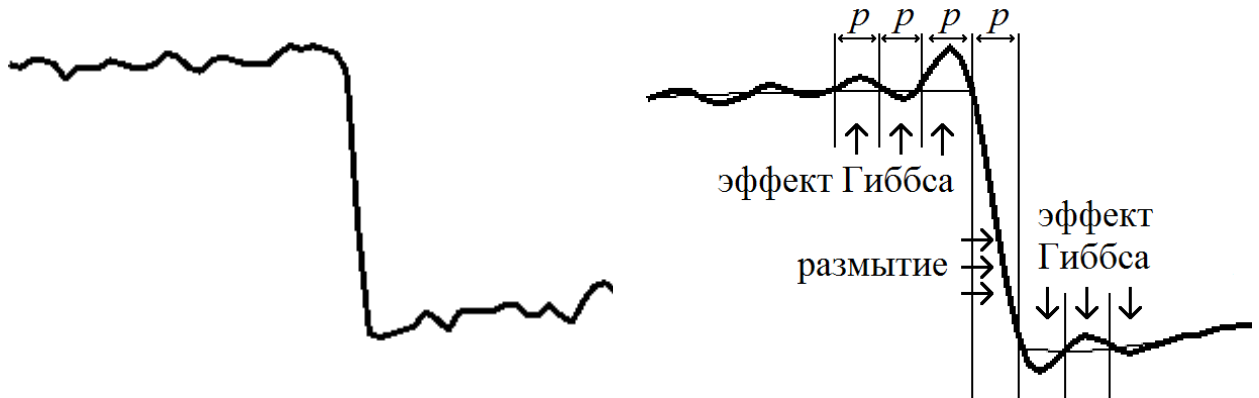
Исходное изображение



Результат отсечения высоких частот



Профили контуров:



Модуль дискретного преобразования Фурье:

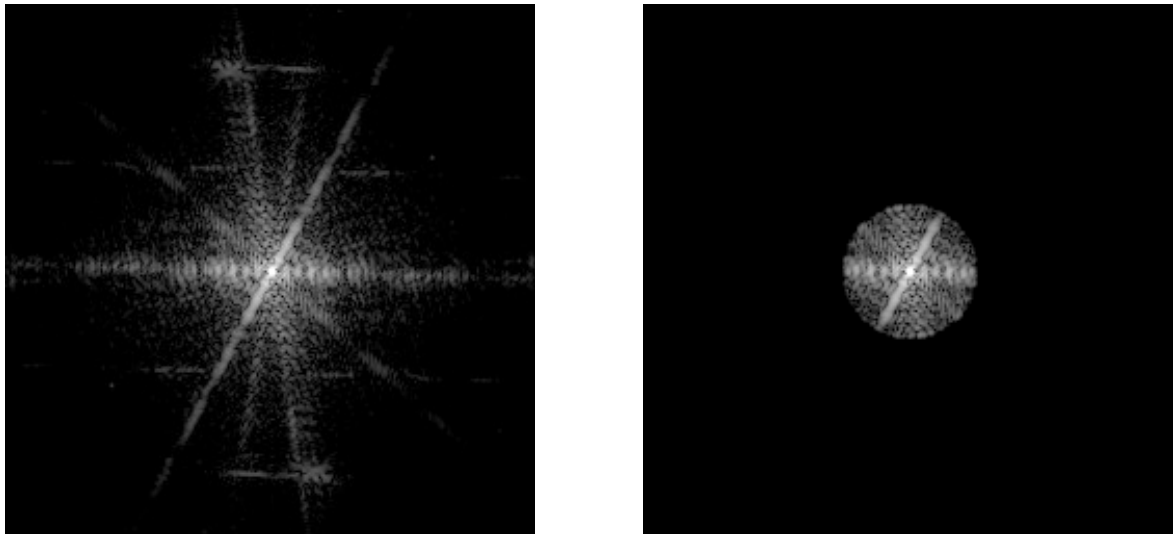


Рис. 2. Возникновение размытия и эффекта Гиббса после отсечения высоких частот с параметром отсечения $p = 4$.

Полный алгоритм моделирования эффекта Гиббса при отсечении частот выглядит следующим образом:

1. Домножение изображения $f_{x,y}$ на весовое окно Хемминга:

$$g_{x,y} = f_{x,y} w\left(\frac{x}{N_x - 1}\right) w\left(\frac{y}{N_y - 1}\right),$$

$$w(t) = 0,54 - 0,46 \cos(2\pi t).$$

Дискретное преобразование Фурье предполагает, что функция является периодической с периодом, равным размеру изображения. При периодическом продолжении изображения на границах изображения возникают стыки, которые приводят к возникновению эффекту Гиббса возле границы изображения. Использование весового окна позволяет уменьшить этот эффект.

2. Применение дискретного преобразование Фурье

$$\hat{g}_{w_1, w_2} = \sum_{x=0}^{N_x-1} \sum_{y=0}^{N_y-1} g_{x,y} e^{-\frac{2\pi}{N_x} x w_1 - \frac{2\pi}{N_y} y w_2}.$$

Изображение \hat{g}_{w_1, w_2} является комплекснозначным изображением размера $N_x \times N_y$. В силу периодичности преобразования Фурье мы будем рассматривать не отрезки $[0, N_x - 1]$ и $[0, N_y - 1]$, а отрезки $[-\frac{N_x}{2}, \frac{N_x}{2} - 1]$ и $[-\frac{N_y}{2}, \frac{N_y}{2} - 1]$ для w_1 и w_2 соответственно.

3. Отсечение высокочастотной информации

$$\hat{h}_{w_1, w_2} = \begin{cases} 0, & \sqrt{\left(\frac{w_1}{N_x}\right)^2 + \left(\frac{w_2}{N_y}\right)^2} > \frac{1}{2p}, \\ \hat{g}_{w_1, w_2}, & \sqrt{\left(\frac{w_1}{N_x}\right)^2 + \left(\frac{w_2}{N_y}\right)^2} \leq \frac{1}{2p}. \end{cases}$$

4. Применение обратного дискретного преобразования Фурье

$$h_{x,y} = \frac{1}{N_x N_y} \sum_{w_1=-\frac{N_x}{2}}^{\frac{N_x}{2}-1} \sum_{w_2=-\frac{N_y}{2}}^{\frac{N_y}{2}-1} \hat{h}_{w_1, w_2} e^{\frac{2\pi}{N_x} x w_1 + \frac{2\pi}{N_y} y w_2}.$$

5. Деление изображения на весовое окно Хемминга

$$f'_{x,y} = \frac{f_{x,y}}{w\left(\frac{x}{N_x-1}\right)w\left(\frac{y}{N_y-1}\right)}.$$

5.1.2. Разложение по полиномам Эрмита.

При разложении изображения по функциям Эрмита [34] эффект Гиббса возникает, если число функций, используемых в разложении, недостаточно для представления изображения. Возникающий эффект аналогичен эффекту Гиббса для тригонометрических рядов, но в качестве частотной информации в данном методе используются коэффициенты разложения в ряд по функциям Эрмита – собственным функциям непрерывного преобразования Фурье.

Функции Эрмита удовлетворяют необходимым условиям для обработки непрерывных изображений, так как они образуют полную ортонормированную в $L_2(-\infty, \infty)$ систему функций.

Функции Эрмита определяются как:

$$\varphi_n(x) = \frac{(-1)^n e^{-\frac{x^2}{2}}}{\sqrt{2^n n! \sqrt{\pi}}} \cdot H_n(x),$$

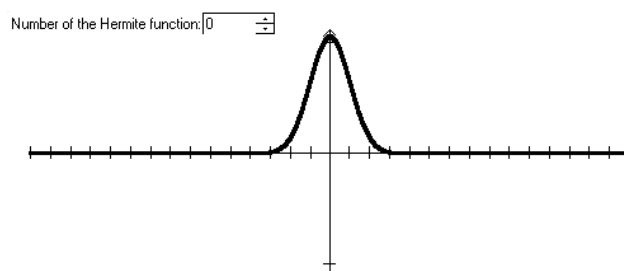
где $n = 0, 1, 2, \dots$ и $H_n(x) = (-1)^n e^{x^2} \frac{d}{dx^n} (e^{-x^2})$ - полиномы Эрмита.

Они также могут быть определены следующими рекуррентными формулами:

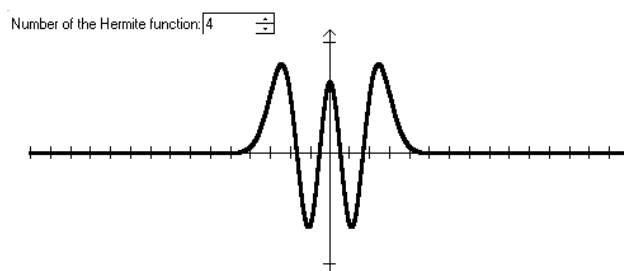
$$\varphi_n(x) = x \sqrt{\frac{2}{n}} \varphi_{n-1}(x) - \sqrt{\frac{n-1}{n}} \varphi_{n-2}(x), \quad n = 2, 3, \dots,$$

$$\varphi_0(x) = \frac{1}{\sqrt[4]{\pi}} e^{-x^2/2}, \quad \varphi_1(x) = \frac{\sqrt{2}x}{\sqrt[4]{\pi}} e^{-x^2/2}.$$

Графики функций Эрмита выглядят следующим образом (см. рис. 3):



$\varphi_0(x)$



$\varphi_4(x)$

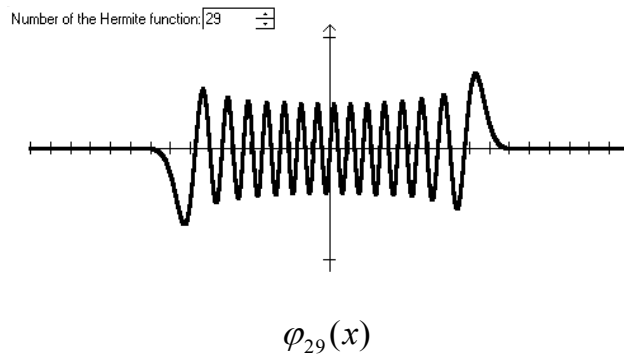


Рис. 3. Функции Эрмита.

Двумерные функции Эрмита определяются следующей формулой:

$$\Phi_{m,n}(x, y) = \varphi_m(x)\varphi_n(y).$$

Они образуют полную ортонормированную систему функций в пространстве $L_2(-\infty, \infty) \times L_2(-\infty, \infty)$. Исходное изображение может быть разложено в ряд по функциям Эрмита следующим образом:

$$I = \sum_{m=0}^{\infty} \sum_{n=0}^{\infty} c_{m,n} \Phi_{m,n}(x, y),$$

где

$$c_{m,n} = \int_{-\infty}^{\infty} \int_{-\infty}^{\infty} I(x, y) \Phi_{m,n}(x, y) dx dy.$$

Если ограничить число функций, используемых в разложении, возникает эффект Гиббса.

Приведем алгоритм моделирования эффекта Гиббса при разложении изображения в ряд по функциям Эрмита. Поскольку двумерные функции Эрмита являются сепарабельными, разложение изображения в ряд по двумерным функциям может быть представлено как суперпозиция одномерных разложений. Рассмотрим одномерный алгоритм разложения изображения по функциям Эрмита, называемый одномерной проекционной фильтрацией.

В одномерной проекционной фильтрации изображения строки изображения обрабатываются по очереди.

Во-первых, мы должны убрать базовые линии, потому что

$$\varphi_n(x) \rightarrow 0, |x| \rightarrow \infty$$

Таким образом, если мы имеем изображение $I[j, i]$, $i=0..width$, $j=0..height$, то тогда базовые линии можно определить как (см. рис. 4):

$$baseline_j(i) = I[j,0] + \frac{I[j,width] - I[j,0]}{width} \cdot i$$

Далее, для каждой линии исходного изображения мы вычитаем вычисленную базовую линию из исходных данных и центруем результат относительно оси градаций.

Теперь полученное изображение готово для дальнейшей обработки. Перейдем к аппроксимации строк изображения с помощью функций Эрмита.

На этом этапе, мы должны выбрать число функций Эрмита для фильтрации. Далее мы растягиваем наш отрезок аппроксимации $[-A_0, A_0]$ до отрезка $[-A_1, A_1]$, определенного по следующему критерию:

$$\int_{-A_1}^{A_1} \varphi_n^2(x) dx = 0.99,$$

где n — число функций Эрмита, используемых для аппроксимации.

Потом мы раскладываем функцию $f(x)$, полученную при вычитании базовой линии из j уровня исходного изображения, в ряд Фурье по функциям Эрмита (рис. 4):

$$value(x) = \sum_{i=0}^{n-1} c_i \varphi_i(x)$$

$$c_i = \int_{-A_1}^{A_1} f(x) \varphi_i(x) dx$$

Так как функции Эрмита являются собственными функциями преобразования Фурье, то мы получаем и аппроксимацию преобразования Фурье для j уровня исходного изображения.

Аппроксимируя каждую линию нашего изображения, мы получим изображение с одномерной фильтрацией. Число функций для всех линий берется одинаковое. Поэтому полученный шаблон определяется базовыми линиями и коэффициентами разложения для каждой линии.

Если мы рассмотрим полученный шаблон исходного изображения как новое изображение, повернутое на 90° , и проведем для него все предыдущие вычисления, мы получим изображение с двумерной фильтрацией. Число функций для второго прохода может быть отличным от числа функций, используемых на первом проходе. Следовательно, полученный двумерный шаблон определяется только

базовыми линиями и коэффициентами разложения для каждого столбца одномерного отфильтрованного шаблона.

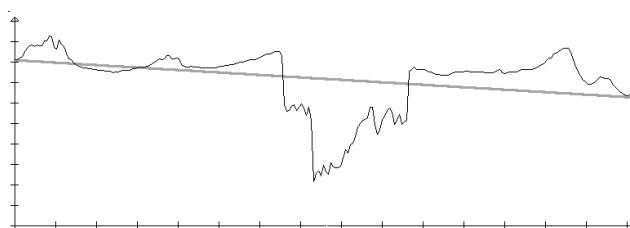
На рис. 4 изображены исходное изображение и результат проекционной фильтрации с использованием 80 функций Эрмита на первом проходе и 60 функций Эрмита на втором проходе для изображения размера 255x172. Также на рис. 4 изображена 30 строка изображения, базовая линия, вычисленная для данной строки, и результат аппроксимации данной строки с помощью 80 одномерных функций Эрмита.



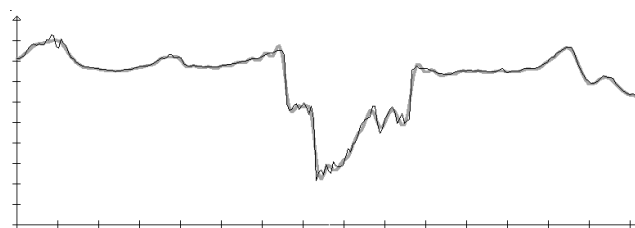
Исходное изображение



Результат проекционной фильтрации с использованием 80 функций Эрмита на первом проходе и 60 функций Эрмита на втором проходе



Базовая линия (толстая линия) и исходная линия (тонкая линия) для $j=30$



Аппроксимированная линия (толстая линия) и исходная линия (тонкая линия) для $j=30$ для 80 функций Эрмита

Рис. 4. Возникновение размытия и эффекта Гиббса при разложении изображения по функциям Эрмита.

5.2. Повышение разрешения изображений

Задачей повышения разрешения изображений в s раз является построение изображения высокого разрешения, которое при уменьшении в s раз даст исходное

изображение. Процесс понижения разрешения изображения может быть описан с помощью математической модели.

В цифровой камере изображение проецируется на матрицу, состоящую из светочувствительных элементов (сенсоров), каждый из которых соответствует пикселю на изображении. Значение пикселя $u_{i,j}$ равно суммарной интенсивности непрерывного светового потока

$$f(x, y) \in F = L(R^2),$$

попавшего на сенсор:

$$u_{i,j} = \int_{x,y} f(x, y) K_h(x - ih, y - jh) dx dy, \quad (5.2.1)$$

где h — шаг дискретизации, $K(x, y)$ — функция усреднения в координатах относительно центра пикселя, называемая также *point spread function* (PSF), или *функцией распределения точки*, причём предполагается, что все сенсоры одинаково усредняют световой поток. Для прямоугольных сенсоров функция распределения точки принимает вид

$$K_h(x, y) = \begin{cases} 1 & \text{при } -\frac{h}{2} \leq x < \frac{h}{2}, -\frac{h}{2} \leq y < \frac{h}{2}, \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Более точным приближением функции распределения точки, которым мы будем пользоваться в дальнейшем, является двумерная функция Гаусса

$$K_h(x, y) = G_\sigma(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right), \quad (5.2.2)$$

где *радиус* σ (квадратный корень дисперсии σ^2) берётся пропорционально размеру сенсоров $\sigma = \sigma_0 h$. Параметр σ_0 определяется конструкцией камеры, обычно используются значения σ_0 из интервала $[0.4, 0.5]$.

Формула (5.2.1) может быть записана в виде

$$u = D^h[f * G_{\sigma_0 h}], \quad (5.2.3)$$

где $f * G_{\sigma_0 h}$ — свёртка f с функцией Гаусса (5.2.2), D^h — оператор дискретизации:

$$D^h[f]_{i,j} = f(ih, jh).$$

Рассмотрим случай, когда одно и то же изображение получено с помощью камер с разными размерами сенсоров: h и h/s :

$$\begin{aligned} u &= D^h[f * G_{\sigma_0 h}] \\ z &= D^{h/s}[f * G_{\sigma_0 h/s}] \end{aligned} \quad (5.2.4)$$

Используя свойство $G_a * G_b = G_{\sqrt{a^2+b^2}}$, первая формула из (5.2.4) может быть записана в виде

$$u = D^h[f * G_{\sigma_0 h/s} * G_{\sigma_0 h \sqrt{1-1/s^2}}]. \quad (5.2.5)$$

Для вычисления u необходимо иметь изображение $f * G_{\sigma_0 h/s}$, но известным является только дискретное изображение z . В этом случае используется продолжение свёртки на непрерывную числовую плоскость. При этом остаётся лишь зависимость от s :

$$\begin{aligned} u_{i_0, j_0} &= \sum_{i, j \in \mathbb{Z}} z_{i, j} G_{\sigma_0 h \sqrt{1-1/s^2}}(i_0 h - \frac{ih}{s}, j_0 h - \frac{jh}{s}) = \\ &= \sum_{i, j \in \mathbb{Z}} z_{i, j} G_{\sigma_0 \sqrt{1-1/s^2}}(i_0 - \frac{i}{s}, j_0 - \frac{j}{s}) = \\ &= \sum_{i, j \in \mathbb{Z}} z_{i, j} G_{\sigma_0 \sqrt{s^2-1}}(si_0 - i, sj_0 - j). \end{aligned}$$

Если коэффициент масштабирования s целый, то все узлы грубой сетки с шагом h являются узлами исходной сетки h/s . В этом случае для нахождения u достаточно вычислить дискретную свёртку:

$$u = D_s[z * G_{\sigma_0 \sqrt{s^2-1}}], \quad (5.2.6)$$

где D_s — оператор «прореживания»:

$$D_s[z]_{i, j} = z_{si, sj}.$$

Если коэффициент s не является целым, то для вычисления значений пикселей в узлах грубой сетки с шагом h используются методы интерполяции, например, билинейная интерполяция.

Таким образом, при понижении разрешения (5.2.6) изображение сначала подвергается сначала действию низкочастотного фильтра (свёртка с фильтром Гаусса), затем происходит отсечение высоких частот при действии фильтра D_s .

Задачей повышения разрешения (ресамплинга) изображений является восстановление изображения высокого разрешения z по изображению низкого

разрешения u . При этом основной проблемой здесь является восстановление потерянной при понижении разрешения высокочастотной информации.

Если высокочастотная информация не восстанавливается, т.е. преобразование Фурье изображения высокого разрешения является дополнением нулями преобразования Фурье изображения низкого разрешения, то на изображении высокого разрешения возникает эффект Гиббса, причём параметр отсечения будет равен коэффициенту масштабирования:

$$p = s.$$

Мы используем следующие методы повышения разрешения изображений, которые приводят к возникновению артефакта ложного оконтуривания:

1. Билинейная интерполяция
2. Бикубическая интерполяция
3. Интерполяция Ланцоша
4. Регуляризирующий метод повышения разрешения изображений

5.2.1. Билинейная интерполяция

Билинейная интерполяция является линейным методом повышения разрешения изображений. Линейные методы ресамплинга могут быть представлены в виде

$$z_{i_0, j_0} = \sum_{i=-\infty}^{+\infty} \sum_{j=-\infty}^{+\infty} u_{i, j} K\left(\frac{i_0}{s} - i\right) K\left(\frac{j_0}{s} - j\right), \quad (5.2.7)$$

где $K(t)$ — ядро интерполяции [35].

Для билинейной интерполяции

$$K(t) = \begin{cases} 1 - |t| & \text{для } -1 < t < 1, \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Использование данного метода интерполяции не приводит к возникновению эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. В базе изображений этот метод используется в качестве контрольного метода.

5.2.2. Бикубическая интерполяция

Данный, метод, как и билинейная интерполяция, является линейным методом, и может быть записан в виде (5.2.7), где

$$K(t) = \begin{cases} (a+2)|t|^3 - (a+3)|t|^2 + 1 & \text{для } |t| \leq 1, \\ a|t|^3 - 5a|t|^2 + 8a|t| - 4t & \text{для } 1 < |t| < 2, \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Этот метод наиболее часто применяется для повышения разрешения изображений, параметр a обычно берут равным $-0,5$.

5.2.3. Интерполяция Ланцоша

Также мы рассматриваем линейный метод интерполяции (5.2.7) с ядром вида

$$K_n(t) = \begin{cases} \text{sinc}(t) \cdot \text{sinc}\left(\frac{t}{n}\right) & \text{для } |t| < n, \\ 0 & \text{иначе.} \end{cases}$$

Данный метод называется методом Ланцоша. Параметр $p \in \mathbb{N}$ задаёт размер ядра. На практике обычно используют $p = 2$ и $p = 3$.

5.2.4. Регуляризирующий метод повышения разрешения изображений

В большом классе алгоритмов задача повышения разрешения изображений ставится как обратная задача для задачи понижения разрешения (5.2.6) [36]

$$Az = D_s [z * G_{\sigma_0 \sqrt{s^2-1}}] = u.$$

Эта задача является некорректно поставленной, для её решения используются регуляризирующие методы [37] вида

$$z_\lambda = \arg \min_{z \in Z} \left(\|Az - u\|_2^2 + \lambda \Omega[z] \right),$$

где λ — параметр регуляризации, $\Omega[z]$ — стабилизатор.

Мы используем в качестве стабилизатора функционал билатеральной полной вариации [43]

$$\Omega[z] = \|z\|_{BTV} = h \sum_{s,t=-p}^p \left(\gamma_{s,t} \sum_{i,j} |z_{i+s,j+t} - z_{i,j}| \right), \quad (5.2.8)$$

вычисляющий взвешенную сумму разностных производных на изображении z . Параметр p ограничивает количество направлений. Чем больше значение p , тем выше точность метода, но и выше его вычислительная сложность. Параметр $\gamma_{s,t}$ задаёт веса для каждого из направлений. В [43] используются значения $\gamma_{s,t} = 0.8^{|s|+|t|}$.

Основной проблемой здесь является выбор параметра регуляризации λ , который не может быть эффективно оценен априори. Малые значения λ приводят к возникновению ложного оконтуривания, тогда как большие значения λ приводят к размытости контуров.

Мы будем рассматривать только случай очень малых значений параметра регуляризации.

На рис. 5 приведены примеры моделирования артефакта ложного оконтуривания после повышения разрешения изображений.



а) Референсное изображение

б) Результат понижения разрешения в 4
раза



в) Билинейная интерполяция

г) Бикубическая интерполяция



д) Интерполяция Ланцоша

е) Регуляризирующий метод повышения разрешения изображений с малым параметром регуляризации

Рис. 5. Возникновение артефакта ложного оконтуривания после повышения разрешения изображений в 4 раза.

Общий алгоритм моделирования артефакта ложного оконтуривания при повышении разрешения изображений в s раз (s — целое) выглядит следующим образом:

1. Свёртка референсного изображения z с фильтром Гаусса с параметром $\sigma = \sigma_0 \sqrt{s^2 - 1}$, $\sigma_0 = 0,4$:

$$[Hz]_{i_0, j_0} = \sum_{i, j} z_{i, j} G_{\sigma}(i_0 - i, j_0 - j),$$

$$G_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}}.$$

2. Понижение разрешения изображения в s раз

$$u_{i,j} = [DHZ]_{i,j} = [Hz]_{si,sj}.$$

3. Повышение разрешения изображения u в s раз с помощью описанных выше алгоритмов.

5.3. Подавление эффекта размытия

Задача повышения резкости изображений ставится как обратная задача для задачи размытия изображений, записываемой в виде

$$u = Hz + n_0, \quad (5.3.1)$$

где z — исходное неискажённое изображение, u — наблюдаемое размытое изображение с шумом, оператор H — низкочастотный фильтр, n_0 — аддитивный шум. Предполагается, что оператор H известен.

Мы используем в качестве оператора H свёртку с фильтром Гаусса. В этом случае нет фиксированной частоты отсечения. Мы используем

$$p = k\sigma,$$

где $2.5 \leq k \leq 3$.

5.3.1. Нерезкое маскирование (Unsharp mask).

Нерезкое маскирование представляет собой усиление высокочастотной информации

$$z_R = Hz + \alpha(z - Hz), \quad (5.3.2)$$

где Hz — низкочастотный фильтр, например, фильтр Гаусса. Параметр α задаёт коэффициент усиления. Большие значения α приводят к усилению шума и окаймлению контуров.

Применение нерезкого маскирования к изображениям с шумом приводит к сильному повышению уровня шума, поэтому мы рассматриваем применение нерезкого маскирования только к изображениям без шума.

5.3.2. Регуляризирующий метод повышения резкости изображений.

Для случая зашумлённых изображений эффективно использовать регуляризирующие методы для решения некорректной обратной задачи (5.3.1). Как

и для задачи ресамплинга, для её решения используются регуляризирующие методы вида

$$z_\lambda = \arg \min_{z \in Z} \left(\|Hz - u\|_2^2 + \lambda \Omega[z] \right), \quad (5.3.3)$$

где в качестве стабилизатора $\Omega[z]$ мы используем функционал билатеральной полной вариации (5.2.8) $\Omega[z] = \|z\|_{BTV}$.

Как и в случае с регуляризирующим методом повышения разрешения изображений, в (5.3.3) нельзя априори выбрать параметр регуляризации λ . При использовании малого параметра регуляризации возникает артефакт ложного оконтуривания, а при использовании большого λ происходит потеря высокочастотной информации.

На рис. 6 приведены примеры моделирования артефакта ложного оконтуривания с помощью описанных алгоритмов повышения резкости.



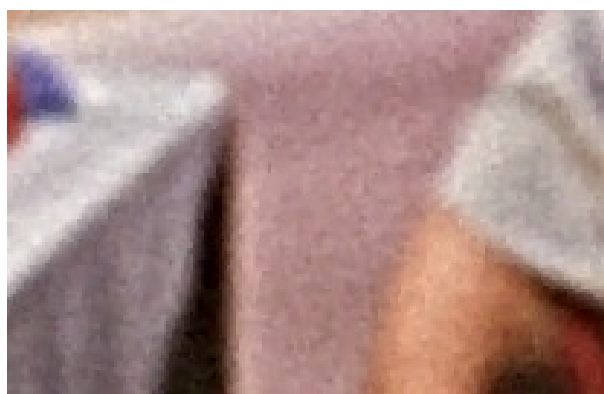
а) Референсное изображение (и его фрагмент)



б) Размытое изображение ($\sigma = 4$) без шума



в) Размытое изображение ($\sigma = 4$) с шумом с нормальным распределением со среднеквадратичным отклонением 5



г) Результат нерезкого маскування, применённого к изображению без шума

д) Результат регуляризующего метода повышения резкости, применённого к изображению с шумом

Рис. 6. Возникновение артефакта ложного оконтуривания после повышения резкости для оператора H — свёртки с фильтром Гаусса

Общий алгоритм моделирования артефакта ложного оконтуривания при повышении резкости изображений выглядит следующим образом:

1. Референсное изображение подвергается размытию в виде свёртки с фильтром Гаусса с определённым параметром σ .
2. К размытому изображению применяется метод нерезкого маскування (5.3.2) с разными коэффициентами усиления высокочастотной информации a .
3. К полученному на первом шаге размытому изображению добавляется шум с нормальным распределением со среднеквадратичным отклонением n_0 .

4. К размытому и зашумлённому изображению применяется регуляризирующий метод повышения резкости (5.3.3) с малым параметром регуляризации.

5.4. Повышение локального контраста

Фильтры контрастирования контуров широко применяются для повышения визуального качества изображений. Например, многие современные телевизоры имеют функцию повышения резкости контуров.

Мы моделируем повышение локального контраста с помощью нерезкого маскирования (5.3.2), применённого к референсному изображению. При этом в качестве оператора H используется свёртка с фильтром Гаусса с небольшим радиусом. В этом случае артефакт ложного оконтуривания будет аналогичен артефакту ложного оконтуривания для метода нерезкого маскирования, применённого для подавления эффекта размытия.

На рис. 7 приведён пример повышения локального контраста с помощью нерезкой маски с $\sigma = 1$ и $a = 3$.



а) Референсное изображение
(и его фрагмент)

б) Повышение локального контраста с
помощью нерезкой маски с $\sigma = 1$ и
 $a = 3$.

Рис. 7. Возникновение артефакта ложного оконтуривания при повышении локального контраста.

5.5. Компрессия изображений

Современные методы сжатия изображений с потерями основаны на использовании субъективного восприятия изображений человеком. Изображения в них раскладываются на более-менее независимые компоненты, небольшие искажения в которых не приводят к ухудшению субъективного качества изображений. Однако при больших коэффициентах сжатия эти искажения становятся визуально заметны. В частности, искажения высокочастотных компонент приводят к возникновению эффекта Гиббса.

Основными методами сжатия являются методы, основанные на дискретном косинусном преобразовании (ДКП) и дискретном вейвлет-преобразовании (ДВП).

5.5.1. Моделирование эффекта Гиббса при сжатии, использующем дискретное косинусное преобразование

Алгоритмы сжатия, основанные на ДКП, разбивают изображение на квадратные блоки фиксированного размера, затем в каждом из блоков применяется ДКП. Для блоков размера $N \times N$ ДКП записывается в следующем виде:

$$X_{k_1, k_2} = \sum_{n_1=0}^{N-1} \sum_{n_2=0}^{N-1} x_{n_1, n_2} \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n_1 + \frac{1}{2} \right) k_1 \right] \cos \left[\frac{\pi}{N} \left(n_2 + \frac{1}{2} \right) k_2 \right],$$

где x_{n_1, n_2} — исходный блок, X_{k_1, k_2} — результат ДКП. Обычно используется $N = 8$.

После ДКП осуществляется квантование коэффициентов, заключающееся в делении коэффициентов X_{k_1, k_2} на коэффициенты квантования Q_{k_1, k_2} с последующим округлением до ближайшего целого. Полученные коэффициенты сжимаются с помощью методов сжатия без потерь и записываются в файл.

Декомпрессия представляет собой обратную операцию: записанные коэффициенты умножаются на коэффициенты квантования Q_{k_1, k_2} , затем применяется обратное ДКП.

Как правило, для высокочастотной информации используются большие значения коэффициентов квантования Q_{k_1, k_2} , чем для низкочастотной информации. Это связано с особенностями человеческого восприятия изображений. При высоких уровнях компрессии коэффициенты квантования становятся настолько большими, что коэффициенты высокочастотной информации обнуляются. Это приводит к возникновению эффекта Гиббса.

Данный метод сжатия используется в алгоритмах JPEG, MPEG, MJPEG, DV, Theora.

Мы используем алгоритм JPEG [41] для моделирования эффекта Гиббса при сжатии, использующем дискретное косинусное преобразование.

Пример изображений с эффектом Гиббса, полученном при сжатии с помощью JPEG, приведён на рис. 8.



а) Референсное изображение



б) Референсное изображение,
сжатое JPEG с низким качеством





в) Референсное изображение,
сжатое JPEG со средним качеством

г) Референсное изображение,
сжатое JPEG с высоким качеством

Рис. 8. Возникновение эффекта Гиббса при сжатии с помощью JPEG.

5.5.2. Моделирование эффекта Гиббса при сжатии, использующем дискретное вейвлет преобразование

Альтернативной ДКП в JPEG является дискретное вейвлет-преобразование (ДВП). В отличие от ДКП, которое выполняется над блоками изображения, ДВП может применяться к изображению целиком, разбивая его на субполосные изображения, соответствующие различным частотным диапазонам и ориентациям деталей. Схема ДВП для одномерного сигнала приведена на рис. 9.

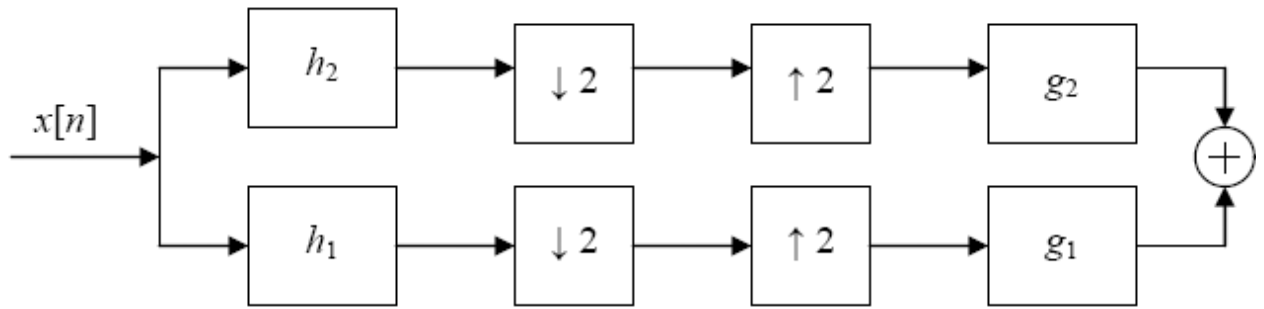


Рис. 9. Схема одномерного ДВП.

Входной сигнал $x[n]$ поступает на два фильтра: низкочастотный h_1 и высокочастотный h_2 . Результаты фильтрации прореживаются в 2 раза. Полученные коэффициенты, соответствующие субполосным сигналам, называются аппроксимирующими и детализирующими коэффициентами, т.к. содержат информацию о низкочастотной аппроксимации сигнала и деталях, дополняющих аппроксимацию для точного восстановления сигнала.

Восстановление исходного сигнала по его ДВП-коэффициентам осуществляется в обратном порядке: сигналы интерполируются нулями в 2 раза, а затем сворачиваются с восстанавливающими низкочастотным и высокочастотным фильтрами g_1 и g_2 . Результаты фильтрации суммируются.

В литературе описано множество ортогональных и биортогональных вейвлетных базисов (т.е. фильтров h_1, h_2, g_1, g_2), при которых достигается точное восстановление исходного сигнала из коэффициентов его вейвлет-преобразования.

Для обработки двумерных сигналов (изображений) одномерные ДВП применяются разделимо: по строкам и столбцам изображения. В результате изображение делится на 4 квадранта — субполосных сигнала, соответствующих фильтрам: НЧ-НЧ, НЧ-ВЧ, ВЧ-НЧ, ВЧ-ВЧ (по вертикали и горизонтали). В левый верхний квадрант традиционно записывается НЧ-НЧ изображение, являющееся уменьшенной копией исходного изображения, а в остальных квадрантах содержатся ВЧ-детали исходного изображения, соответствующие различным ориентациям: вертикальной, горизонтальной и диагональным.

Как для одномерных, так и для двумерных сигналов, ДВП можно применять иерархически, повторно разбивая на полосы низкочастотный сигнал. При этом

частотный диапазон сигнала делится на октавы. Рис. 10 иллюстрирует 2 итерации двумерного ДВП, применённого к изображению.

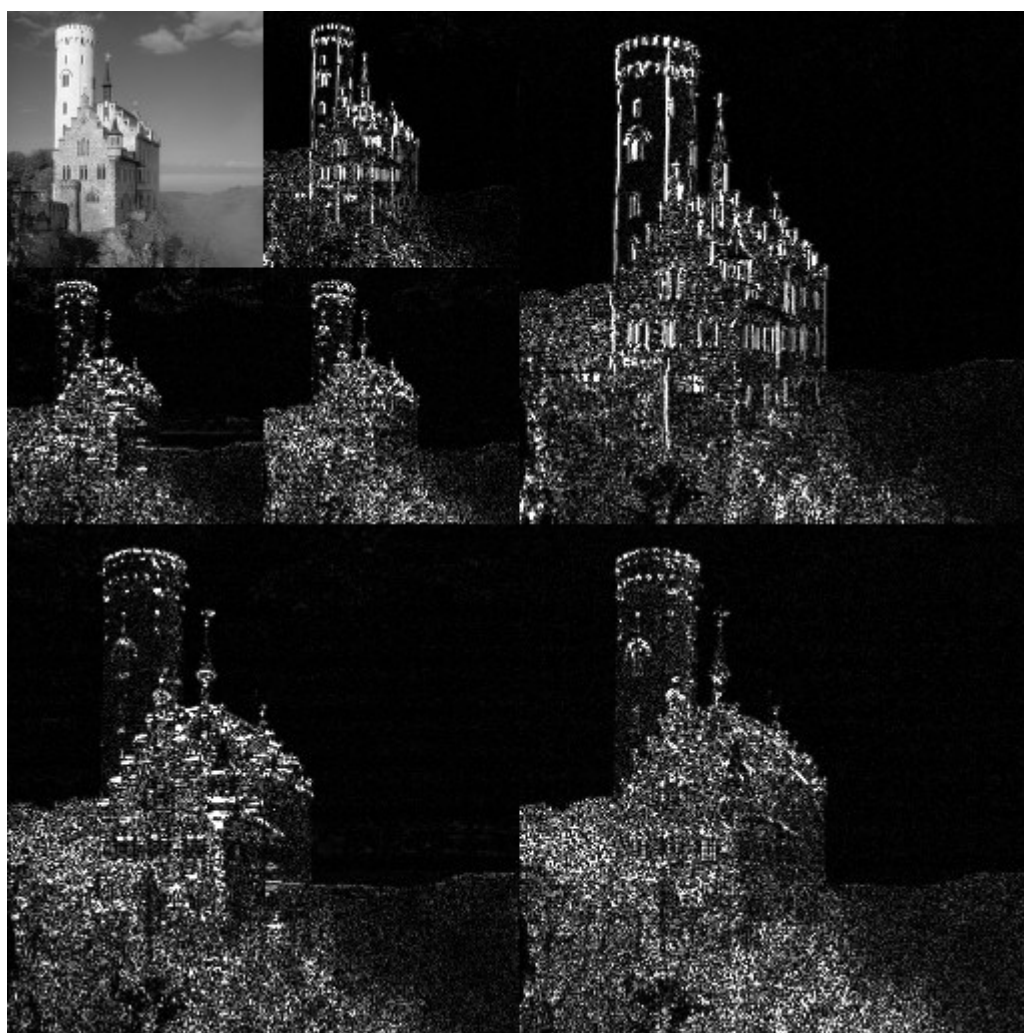


Рис. 10. Двумерное ДВП изображения: две итерации.

Поскольку большинство реальных изображений содержат обширные области с гладким изменением яркости/цветности, то значительная часть коэффициентов ДВП в ВЧ-квадрантах будет близка к нулю. Это позволяет использовать ДВП для сжатия изображений.

Наиболее известным стандартом сжатия изображений, основанном на ДВП, является JPEG-2000. Он использует биортогональный базис Коэна-Добеши-Фево (CDF 9/7) [38] для сжатия с потерей качества и аналогичный базис меньшей длины (CDF 5/3) для сжатия без потерь. Поскольку сжатие без потерь не вызывает эффекта ложного оконтуривания, мы рассмотрим лишь первый из этих двух базисов.

Графики импульсных и частотных характеристик анализирующих фильтров CDF 9/7 приведены на рис. 11. Синтезирующие фильтры получаются из анализирующих методом спектральной инверсии.

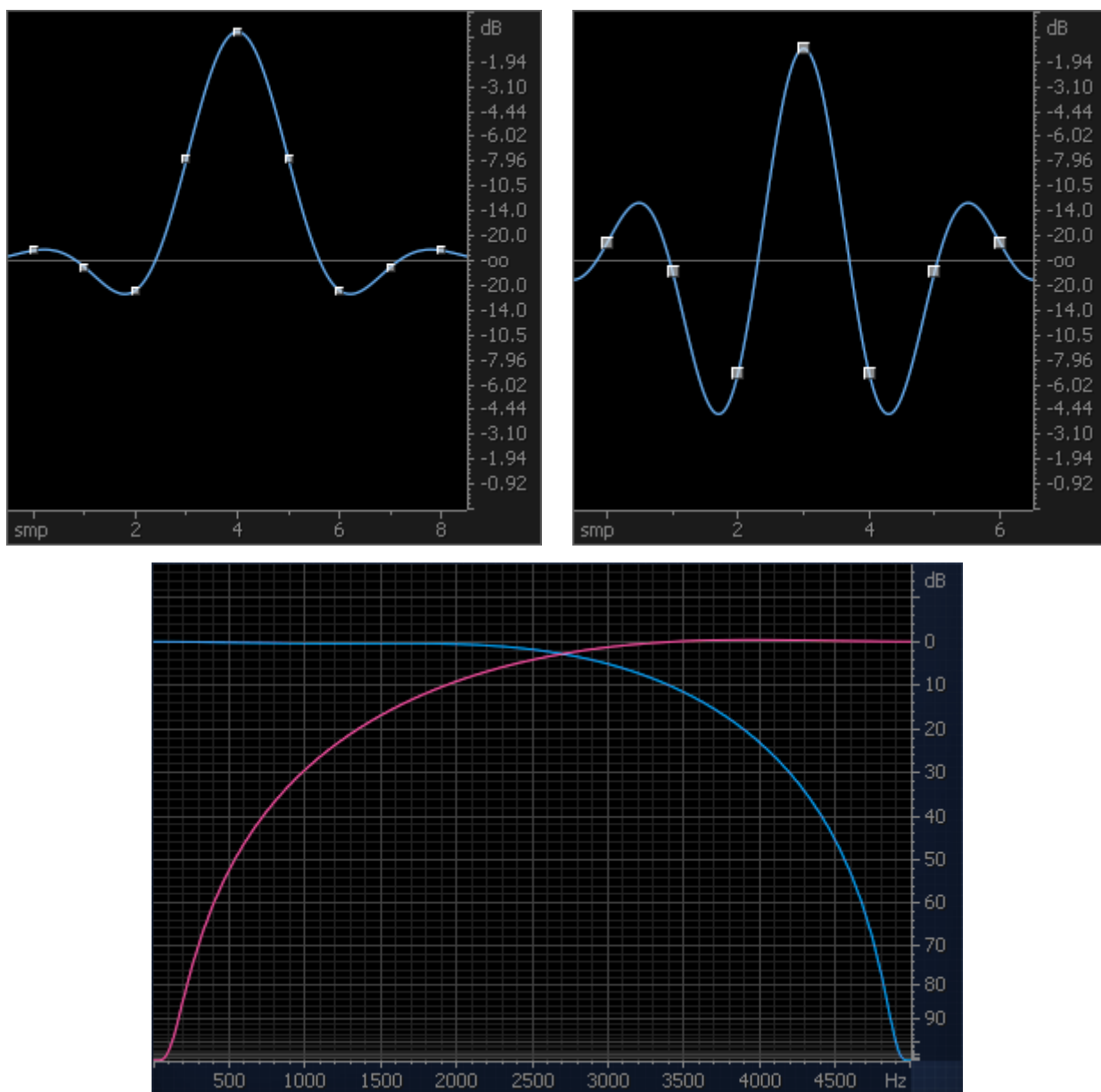


Рис. 11. Базисные функции CDF 9/7 и их частотные характеристики.

Согласно стандарту JPEG-2000, изображение переводится в яркостно-хроматическую цветовую модель, преобразуется с помощью нескольких итераций ДВП с указанным базисом, а полученные коэффициенты линейно квантуются и сжимаются контекстными и энтропийным методами. Эффект ложного оконтуривания и другие искажения, вносимые JPEG-2000, являются следствием

квантования ДВП-коэффициентов, ибо остальные этапы алгоритма не приводят к потерям информации.

Таким образом, мы будем моделировать артефакты JPEG-2000 как используя кодер-декодер, работающие по стандарту, так и искусственное квантование коэффициентов ДВП с базисом CDF 9/7.

5.6. Эффект ложного оконтуривания в реальных условиях

Помимо моделированного эффекта Гиббса и ложного оконтуривания мы также будем использовать изображения с артефактом ложного оконтуривания, полученным в реальных условиях. В качестве таких изображений мы используем:

1. Магнитно-резонансные изображения (см. рис. 12).

Результатом томографии является частотно-фазовая информация об изображении. При реконструкции магнитно-резонансных изображений в пространственных координатах эффект Гиббса возникает при недостаточной частоте сэмпирования.

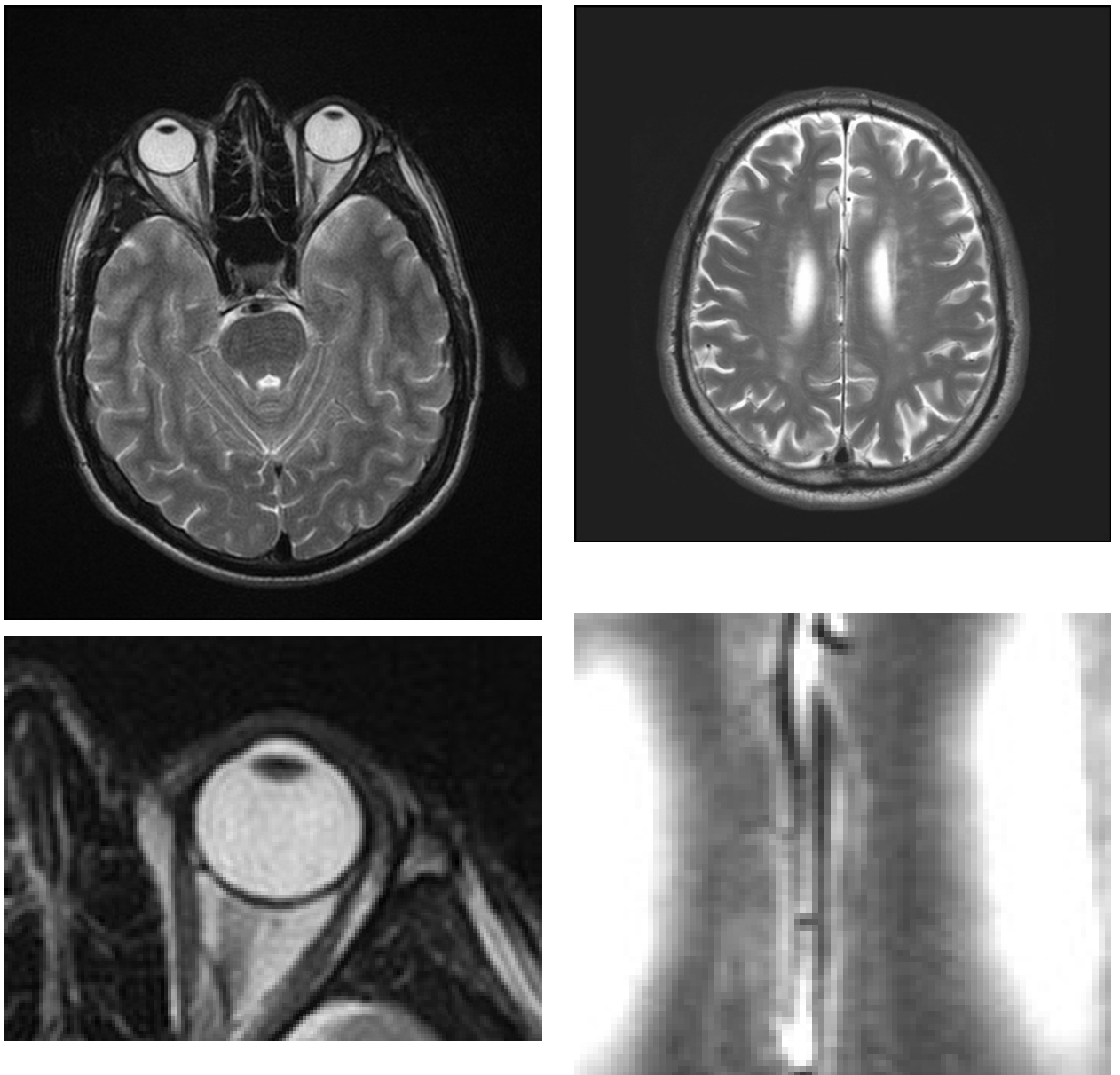


Рис. 12. Примеры изображений магнитно-резонансной томографии с эффектом Гиббса.

2. Аналоговые видеосигналы (рис 13).

Эффект Гиббса также возникает при передаче видеосигнала через аналоговые каналы с узкой пропускной способностью или при сохранении видео в аналоговом формате. На рис. 13 приведены примеры таких изображений.

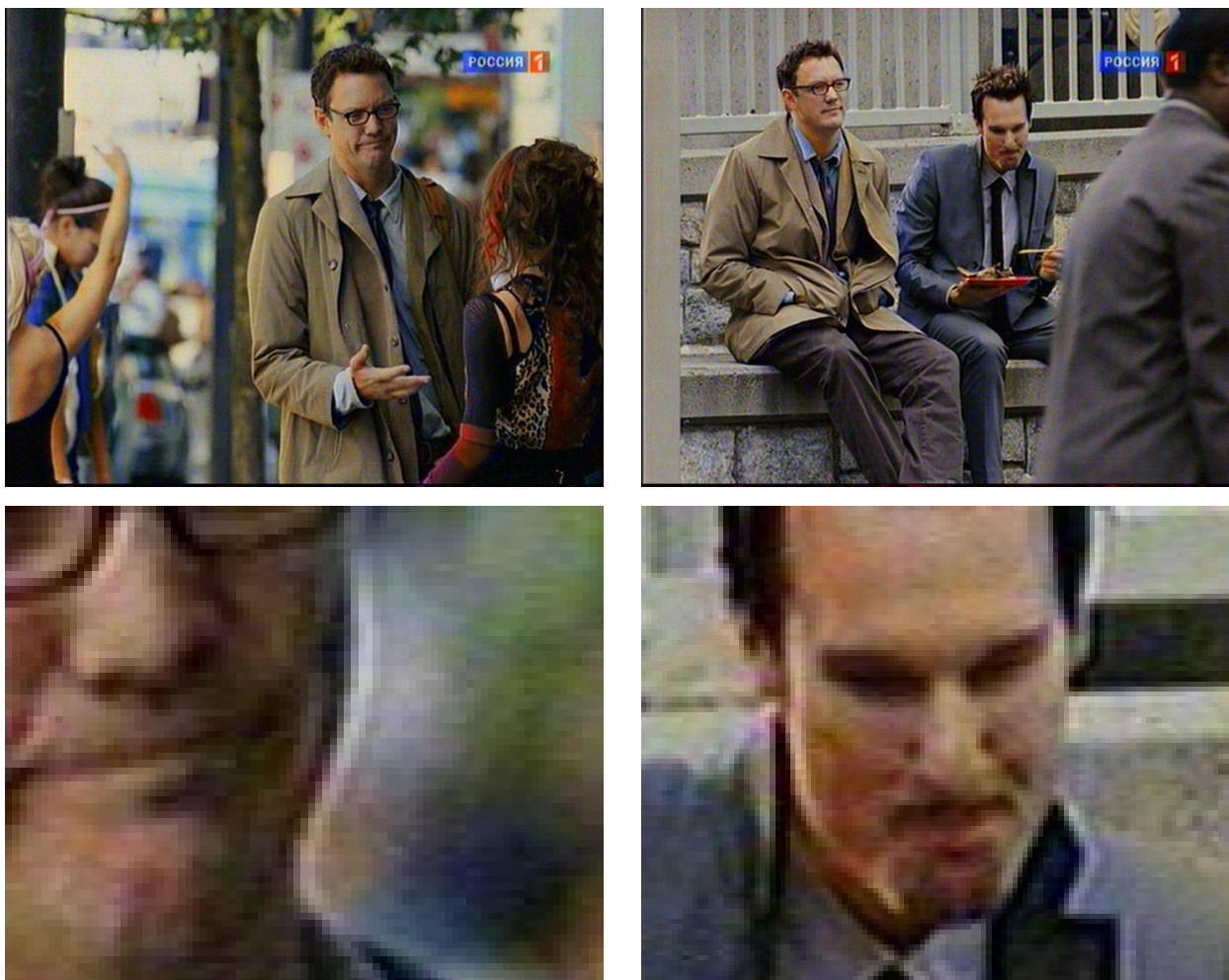


Рис. 13. Примеры кадров видео с эффектом Гиббса, возникшим после передачи видеосигнала через аналоговый канал.

5.7. *Обработка радиально-симметричных изображений*

При обработке радиально-симметричных изображений возможно возникновение эффекта ложного оконтуривания. Задача обработки радиально-симметричных изображений возникает, например, при анализе интерферограмм Фабри-Перо (рис. 14). Интерферометр Фабри-Перо традиционно используется для спектрального анализа цвета. Концентрические окружности, образующие интерференционную картину, формируются оптической системой в плоскости многоканального фотодетектора. В результате интерферограмма представляется в виде цифрового изображения. Интерферограммы Фабри-Перо используются в задачах КАРС-спектроскопии [39] для анализа различных параметров [40]. Согласно физической модели, интерферограмма должна представлять собой радиально-симметричное изображение, определяемое следующим образом:

$$I(x, y) = i(r),$$

где

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2}, \quad x_c, y_c \text{ — координата центра.}$$

Однако, существуют особенности измерения интерферограмм, такие как низкая энергия излучения и отсутствие временного накопления (в силу нестационарной природы КАРС-сигнала). Данные особенности эксперимента приводят к появлению в интерферограмме шума, являющегося не радиально-симметричным:

$$\tilde{I}(x, y) = I(x, y) + \eta(x, y),$$

где $I(x, y) = i(r)$ – исходное не зашумленное радиально-симметричное изображение, $\eta(x, y)$ - высокочастотный шум.

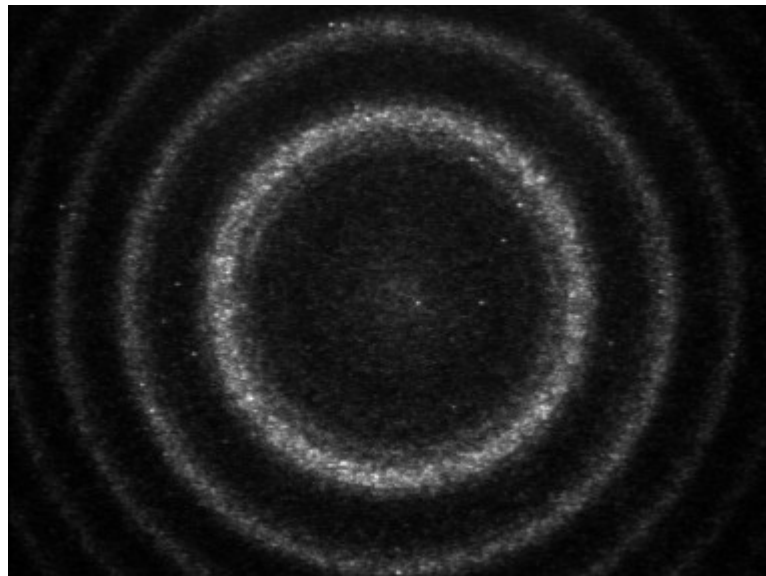


Рис. 14. Пример интерферограммы Фабри-Перо.

Рассмотрим алгоритм шумоподавления радиально-симметричных изображений, основанный на разложении радиального профиля изображения в ряд по функциям Лагерра.

Функции Лагерра определяются следующим образом:

$$\psi_n^\alpha(x) = \frac{1}{\sqrt{n! \Gamma(n + \alpha + 1)}} x^{\alpha/2} e^{-x/2} L_n^\alpha(x),$$

где $L_n^\alpha(x) = (-1)^n x^{-\alpha} e^x (x^{n+\alpha} e^{-x})^{(n)}$ - полиномы Лагерра. Данные функции удобно вычислять с помощью рекуррентных формул:

$$\begin{aligned} \psi_{n+1}^{\alpha}(x) &= \frac{(x - \alpha - 2n - 1)}{\sqrt{(n+1)(n+\alpha+1)}} \psi_n^{\alpha}(x) - \\ &- \sqrt{\frac{n(n+\alpha)}{(n+1)(n+\alpha+1)}} \psi_{n-1}^{\alpha}(x), \quad n = 0, 1, \dots, \\ \psi_0^{\alpha}(x) &= \frac{1}{\sqrt{\Gamma(\alpha+1)}} x^{\alpha/2} e^{-x/2}, \quad \psi_{-1}^{\alpha}(x) \equiv 0. \end{aligned}$$

Функции Лагерра образуют полную ортонормированную в $L_2[0, \infty)$ систему функций.

Рассмотрим систему функций:

$$\hat{\psi}_n^{\alpha}(x) = \sqrt{2x} \psi_n^{\alpha}(x^2).$$

Эти функции являются собственными функциям преобразования Ганкеля порядка α :

$$H[f] = \int_0^{\infty} f(x) \sqrt{xk} J_{\alpha}(xk) dx,$$

где J_{α} - функция Бесселя первого рода порядка α . В случае радиальной симметрии, двумерное преобразование Фурье, применяемое для частотной фильтрации изображений, сводится к преобразованию Ганкеля порядка $\alpha = 0$. Поскольку функции $\hat{\psi}_n^0(x)$ являются собственными функциями преобразования Ганкеля нулевого порядка, прямое вычисление преобразования может быть заменено разложением в ряд по функциям $\hat{\psi}_n^0(x)$. Это также целесообразно, т.к. функции Лагерра являются финитными с вычислительной точки зрения. При ограничении количества членов разложения высокочастотный шум подавляется. Однако данная процедура также приводит к возникновению эффекта ложного оконтуривания.

Рассмотрим алгоритм шумоподавления радиально симметричных изображений, приводящий к возникновению данного эффекта.

Пусть дано исходное зашумленное изображение $\tilde{I}(x, y)$. Введем функции радиального профиля такого изображения в нескольких направлениях:

$$\tilde{i}_j(r) = \tilde{I}(r, \theta_j),$$

где

$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2},$$

$$\theta_j = \arctg\left(\frac{y - y_c}{x - x_c}\right) = \frac{2\pi j}{M}, \quad j = 0, \dots, M - 1,$$

M — количество направлений. Обозначим усредненный по углу радиальный профиль изображения:

$$\tilde{i}_a(r) = \frac{1}{2\pi} \int_0^{2\pi} \tilde{I}(r, \theta) d\theta.$$

Разложим введенные функции радиальных профилей в ряд по функциям $\hat{\psi}_n^0(x)$:

$$\tilde{i}_j(r) = \sum_{n=0}^{\infty} c_{nj} \hat{\psi}_n^0(r), \quad c_{nj} = \int_0^{\infty} \tilde{i}_j(r) \hat{\psi}_n^0(r) dr,$$

$$\tilde{i}_a(r) = \sum_{n=0}^{\infty} c_{na} \hat{\psi}_n^0(r), \quad c_{na} = \int_0^{\infty} \tilde{i}_a(r) \hat{\psi}_n^0(r) dr.$$

Для восстановления фильтрованного изображения будем использовать только N первых коэффициентов, соответствующих низким частотам изображения. Среди них выберем коэффициенты, которые несут значимую информацию. Введем понятие стандартного отклонения для коэффициентов разложения:

$$sd_n = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} (c_{ja} - c_{na})^2}.$$

Введем множество индексов, используемых для восстановления изображения:

$$J = \left\{ n : sd_n \leq \max_{n \in [0, N-1]} (sd_n) \cdot T_1 \right\} \cap \left\{ n : |c_{na}| \geq \max_{n \in [0, N-1]} (c_{na}) \cdot T_2 \right\},$$

тогда изображение $\bar{I}(x, y)$ вычисляется следующим образом:

$$\bar{I}(x, y) = \bar{i}(r),$$

где

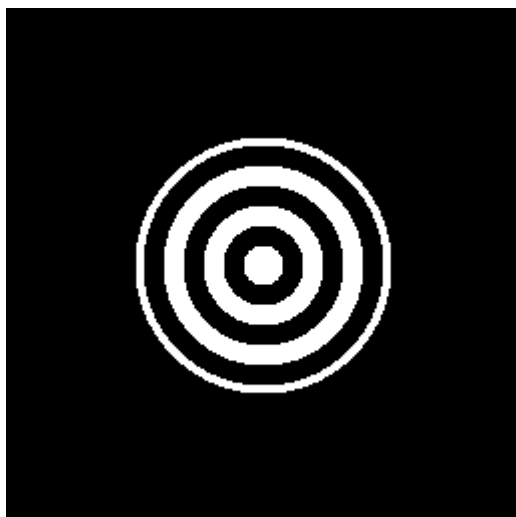
$$r = \sqrt{(x - x_c)^2 + (y - y_c)^2},$$

а радиальный профиль определяется следующим образом:

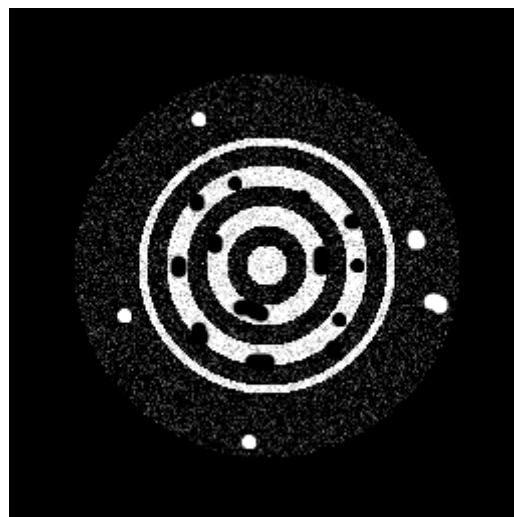
$$\bar{i}(r) = \frac{1}{M} \sum_{j=0}^{M-1} \sum_{n \in J} c_{nj} \hat{\psi}_n^0(r).$$

Параметры T_1 и T_2 подбираются, исходя из уровня шума.

Эффект ложного оконтуривания может быть смоделирован с помощью данного алгоритма. На рис. 15 изображены модельное изображение, модельное изображения с внесенным шумом и результат обработки с помощью предложенного метода. В данном случае эффект ложного оконтуривания проявляется в виде тонких белых и черных концентрических окружностей, возникших в районе контуров изображения.



Модельное изображение



Модельное изображение с внесенным шумом



Результат обработки

Рис. 15. Возникновение эффекта Гиббса при фильтрации радиально-симметричных изображений с помощью разложения по функциям Лагерра.

6. Разработка алгоритма поиска базовых контуров, в окрестности которых обнаруживается эффект Гиббса и ложное оконтуривание

Необходимым этапом для разработки алгоритма обнаружения и подавления артефакта ложного оконтуривания является разработка алгоритма поиска областей, в которых наблюдается эффект Гиббса и ложного оконтуривания.

Эффект Гиббса наблюдается возле контуров с большим перепадом интенсивности. Для обнаружения эффекта Гиббса наиболее эффективно использовать окрестности контуров, в которых на эффект Гиббса накладывается минимальное количество наводок от прочих эффектов.

Были рассмотрены две подзадачи:

1. Разработка алгоритма поиска контуров, в окрестности которых обнаруживается эффект Гиббса и ложное оконтуривание, при отсутствии референсного изображения (анализ артефакта ложного оконтуривания на реальных изображениях).

2. Разработка алгоритма поиска контуров, в окрестности которых обнаруживается эффект Гиббса и ложное оконтуривание, при наличии референсного изображения (анализ моделированного артефакта ложного оконтуривания). В этом случае контуры выделяются не на изображениях с моделированным артефактом ложного оконтуривания, а на референсном изображении.

6.1. Требования к интересующим нас контурам

Были выставлены следующие требования к интересующим нас контурам:

1. Осцилляции эффекта Гиббса не должны детектироваться как контуры. На рис. 16 приведён пример выделения контуров с помощью метода Канни [44] с разными параметрами σ для изображения с эффектом Гиббса с параметром отсечения $p = 8$. В методе Канни в каждом пикселе изображения вычисляется градиент путём свертки изображения с производными функции Гаусса с определённой σ , затем находятся локальные максимумы модулей градиента. При

использовании $\sigma = 1$ осцилляции эффекта Гиббса детектируются как контуры, тогда как при $\sigma = p = 8$ остаются только контуры без осцилляций эффекта Гиббса.

Проведённый ранее анализ [45] показал, что при детектировании контуров с помощью метода Канни при $\sigma = p$ выделяются только контуры, но не осцилляции эффекта Гиббса.

В случае выделения контуров на референсном изображении при больших σ может произойти смещение контуров, что негативно скажется на результатах алгоритмов обнаружения эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

Таким образом, необходимо разработать алгоритм выделения контуров на изображениях, который бы не приводил к смещению контуров, но который бы не определял осцилляции эффекта Гиббса как контуры.



а) $\sigma = 1$

б) Выделение $\sigma = 8$

Рис. 16. Результат выделения контуров с помощью метода Канни [44] при разных σ .

2. Интересующие нас контуры должны быть достаточно удалены друг от друга.

Осцилляции эффекта Гиббса от близкорасположенных контуров могут накладываться друг на друга (см. рис. 17). В этом случае обнаружение эффекта Гиббса является затруднительным. Поэтому мы накладываем требование на минимальное расстояние между контурами. Практический анализ показал, что

достаточно использовать минимальное расстояние, равное $3p$, для того, чтобы эффект от взаимного наложения осцилляций Гиббса был незначителен.

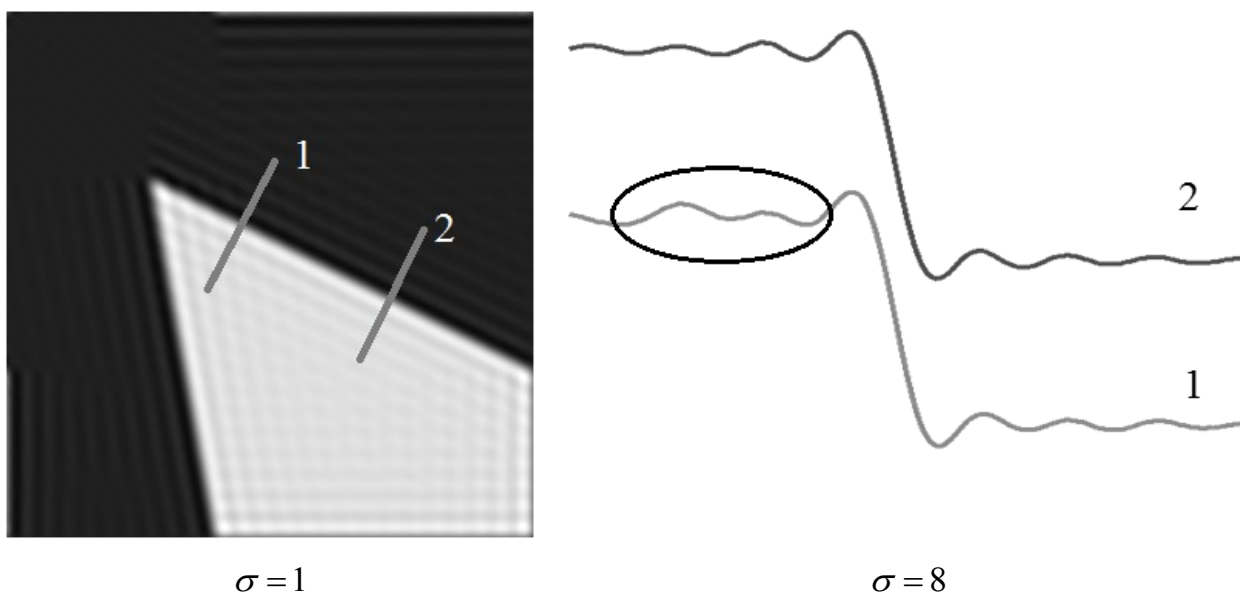


Рис. 17. Наложение осцилляций эффекта Гиббса от близкорасположенных контуров.

3. При выделении базовых контуров на референсном изображении необходимо принять во внимание эффект маскирования и смещение контуров [46]. При моделировании эффекта Гиббса и ложного оконтуривания происходит потеря высокочастотной информации. Это приводит к поглощению контуров с малым модулем градиента близлежащими контурами с большим модулем градиента. На рис. 18 показан пример эффекта маскирования и смещения контуров при потере высокочастотной информации в результате свёртки с фильтром Гаусса.

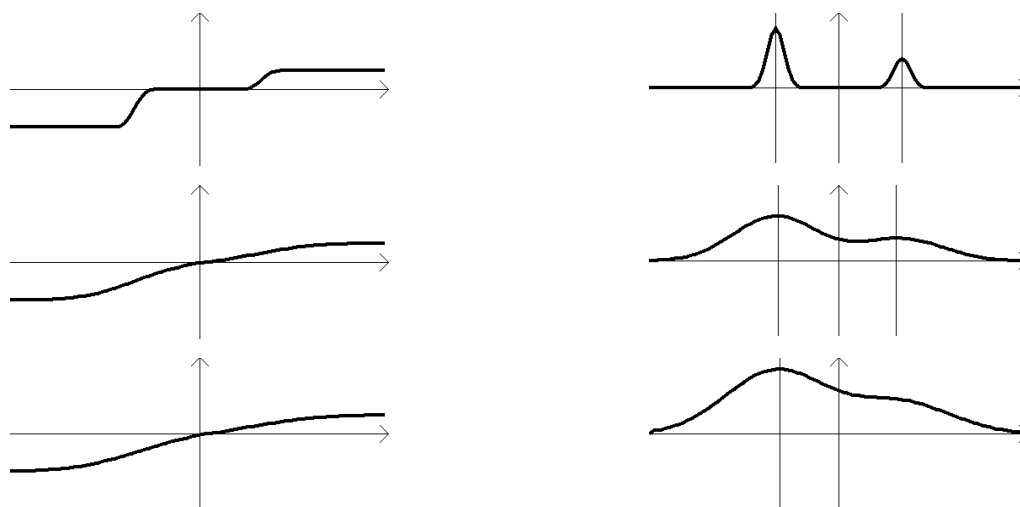


Рис. 18. Эффект маскирования и смещения контуров при гауссовом размытии.

Слева: профили контуров, справа: значение градиента с отмеченными локальными максимумами. Верхний ряд: слабое размытие, средний: среднее размытие, нижний: сильное размытие.

Эффект смещения контуров проявляется в случае, если расстояние между контурами меньше, чем $2p$.

6.2. Постановка задачи

На основании изложенных выше требований была поставлена задача поиска базовых контуров, в окрестности которых обнаруживается эффект Гиббса и ложное оконтуривание.

Задача заключается в нахождении контуров на изображении, для которых выполнены следующие условия:

1. Точка контура не маскирована другими контурами:

$$g_{i_0, j_0} > \max_{i, j} g_{i, j} \varphi((i - i_0)^2 + (j - j_0)^2), \quad (6.2.1)$$

где $g_{i, j}$ — модуль градиента в точке (i, j) , функция $\varphi(t)$ — функция маскирования.

Мы используем

$$\varphi(t) = h e^{-\frac{t^2}{2p^2}},$$

где

$$h = \frac{1}{2}.$$

Значение параметра R выбирается в соответствии с уровнем шума. Мы используем

$$R = p.$$

2. Расстояние от точки контура до ближайшего контура больше R . Для анализа моделированного эффекта ложного оконтуривания важно, чтобы не происходило смещения контуров. В этом случае мы используем значение $R = 2p$. При анализе изображений с ложным оконтуриванием при отсутствии референсного изображения мы используем $R = p$.

3. Хотя бы с одной стороны от точки контура до ближайшего контура расстояние больше $3p$.

4. Модуль градиента $g_{i,j}$ выше порога g_0 . Это условие используется для снижения влияния шума на эффект ложного оконтуривания.

Назовём контуры, прошедшие первое условие, немаскированными контурами, а контуры, удовлетворяющие всем условиям — *базовыми контурами*.

6.3. Описание алгоритма поиска базовых контуров на изображении

В разработанном алгоритме поиска базовых контуров предполагается, что параметр отсечения p является известным. В случае, когда артефакт ложного оконтуривания смоделирован, этот параметр известен. Для изображений с реальным артефактом ложного оконтуривания необходимо сначала оценить параметр p .

6.3.1. Первоначальное выделение контуров

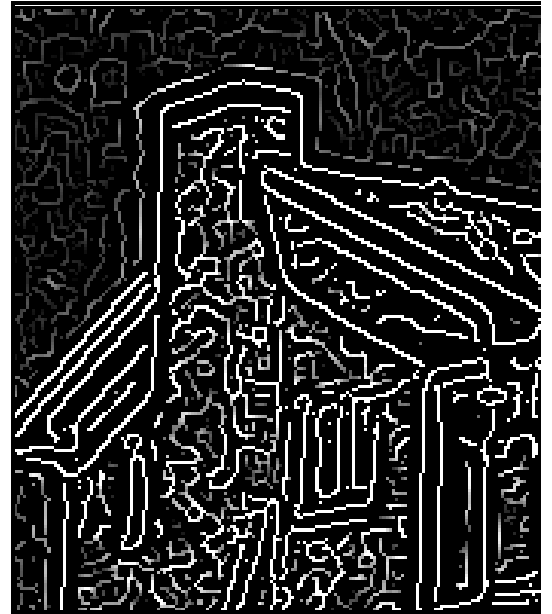
На первом этапе производится выделение контуров на изображении с помощью метода, основанного на методе Канни [44], с параметром $\sigma = \frac{1}{4}p$. Отличие используемого метода от метода Канни заключается в том, что в используемом методе не используются пороги на минимальное значение модуля градиента.

Результатом детектирования контуров является изображение $g_{i,j}$, где для пикселей контуров $g_{i,j}$ равно модулю градиента в данной точке, а для пикселей фона $g_{i,j} = 0$.

На рис. 19 приведён пример работы алгоритма нахождения контуров.



Исходное изображение



Результат выделения контуров

Рис. 19. Результат выделения контуров на изображении. На изображении справа чёрный цвет — пиксели фона, оттенками серого обозначены найденные контуры: чем светлее контур, тем больше модуль градиента в точке контура.

6.3.2. Маскирование контуров

Для функции $\varphi(t) = he^{-\frac{t^2}{2R^2}}$ существует эффективный метод проверки условия (6.2.1). В данном методе в явном виде строится функция

$$f_{i,j} = \max_{i,j} g_{i,j} \varphi((i - i_0)^2 + (j - j_0)^2).$$

Используя сепарабельность функции Гаусса, получаем

$$f_{i,j} = \max_i \left(\max_j g_{i,j} \varphi((j - j_0)^2) \right) \varphi((i - i_0)^2),$$

т.е. задача сводится к одномерному случаю: построению метода вычисления

$$f_i = \max_i g_i \varphi((i - i_0)^2).$$

Для вычисления этой функции используется рекуррентный алгоритм:

$$\begin{aligned} \hat{f}_i &= \max(hg_i, \hat{f}_{i-1} \exp(-\frac{1}{2R^2})), & \hat{f}_0 &= hg_0, \\ f_i &= \max(\hat{f}_i, f_{i+1} \exp(-\frac{1}{2R^2})), & \hat{f}_N &= \hat{f}_N. \end{aligned}$$

После вычисления $f_{i,j}$ производится проверка условия (6.2.1) для каждого пикселя контуров, и если это условие не выполнено, то назначается $g_{i,j} = 0$.

Пример маскирования контуров показан на рис. 20.



а) Результат выделения контуров

б) Результат маскирования контуров

Рис. 20. Результат маскирования контуров. Белым цветом обозначены контуры, прошедшие условие (6.2.1), тёмно-серым — не прошедшие.

6.3.3. Нахождение контуров, удалённых от других контуров

Следующим этапом является нахождение контуров, не имеющих в окрестности $2r$ пикселей других контуров. Это реализовано с помощью методов математической морфологии.

1. На первом шаге рассматривается множество пикселей, не являющихся пикселями контуров:

$$M_B = \{(i, j) : g_{i,j} = 0\}. \quad (6.3.1)$$

К этому множеству применяется морфологическое сужение с круговым структурным элементом с радиусом $\frac{R}{2}$.

2. На втором шаге к полученному результату применяется морфологическое расширение с круговым структурным элементом с радиусом $\frac{R}{2} + \varepsilon$, где параметр $\varepsilon = 2$ пикселя задаёт толерантность к неточностям в детектировании контуров.

3. На третьем шаге снова применяется морфологическое сужение с круговым структурным элементом с радиусом 2ε . Пересечение полученного множества с $M_E = \{(i, j) : g_{i,j} > 0\}$ и есть множество пикселей базовых контуров M_{BE} .

Данный алгоритм проиллюстрирован на рис. 21 и рис. 22.

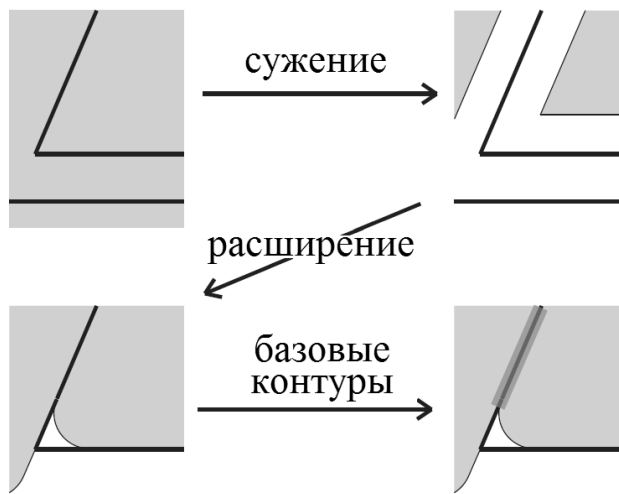
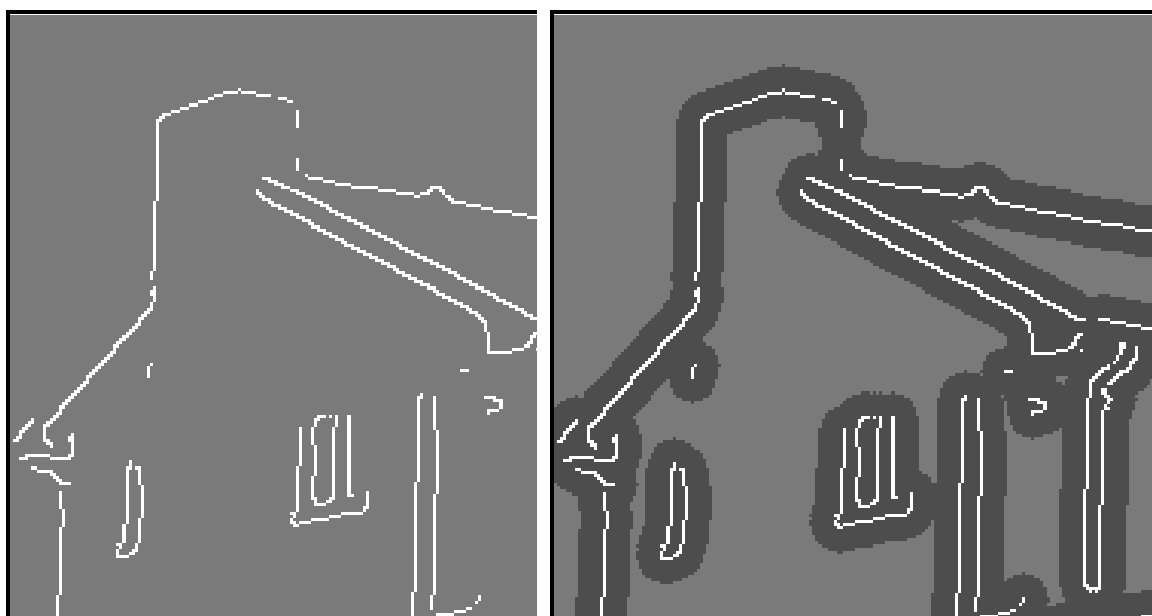
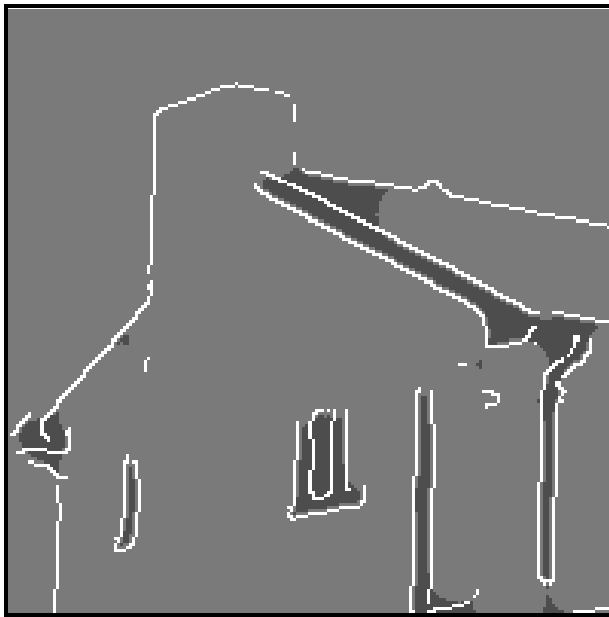


Рис. 21. Морфологическое нахождение базовых контуров.



а) Исходное изображение. Белым цветом обозначены контуры, серым — пиксели фона.

б) Результат морфологического сужения множества пикселей фона



в) Результат морфологического расширения множества пикселей фона для б)



г) Результат выделения базовых контуров на изображении. Белым цветом обозначены базовые контуры, серым — контуры, прошедшие условие маскирования (6.2.1), но не являющиеся базовыми.

Рис. 22. Морфологическое нахождение базовых контуров.

6.3.4. Отбор базовых контуров, пригодных для анализа эффекта Гиббса и ложного оконтуривания

На четвёртом этапе проверяется условие 3 из постановки задачи и строится область, в которой возможен анализ эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

Выше было отмечено, что эффект интерференции осцилляций Гиббса от близко расположенных контуров может оказать негативное влияние на результат обнаружения эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. В качестве порогового расстояния мы используем $3p$. При этом достаточно, чтобы этого условие выполнялось только с одной из сторон контура.

Для нахождения таких контуров мы используем следующий алгоритм:

1. Берём множество пикселей фона (6.3.1), применяем морфологическое сужение с круговым структурным элементом с радиусом $\frac{3p}{2}$.

2. Производим сужение полученного множества с круговым структурным элементом с радиусом $\frac{3p}{2} + \varepsilon$, где $\varepsilon = 2$.

3. Вычисляем пересечение полученного множества с множеством M_{BE} .

6.3.5. Нахождение областей базовых контуров

Заключительным этапом является нахождение областей, прилегающих к базовым контурам, наиболее пригодных для анализа эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

Для этого используется следующий алгоритм:

1. Берётся множество фоновых пикселей (6.3.1), затем к нему применяется морфологическое сужение с круговым структурным элементом с радиусом $\frac{3p}{2}$.

2. С помощью преобразования евклидова расстояния [47] от каждого пикселя вычисляется 3 расстояния:

а) $\rho_{BE}(i, j)$ — расстояние до ближайшего базового контура;

б) $\rho_E(i, j)$ — расстояние до ближайшего контура (как базового, так и небазового);

в) $\rho_N(i, j)$ — расстояние до ближайшего пикселя множества, построенного на первом шаге.

3. Далее выделяются области, прилегающие к базовым контурам. Эти области состоят из пикселей, для которых

а) $\rho_{BE}(i, j) = \rho_E(i, j)$ — проверка того, что ближайший контур является базовым;

б) $\rho_{BE}(i, j) + \rho_N(i, j) \leq 3p + \varepsilon$ ($\varepsilon = 2$), либо $\rho_{BE}(i, j) \geq 3p$ — здесь проверяется условие, что область может быть подвергнута анализу, только если расстояние между контурами не меньше $3p$.

4. Производится морфологическое открытие найденной области, затем закрытие с радиусом ε . Полученную область обозначим как M_{BEA} .

5. В зависимости от расстояний осуществляется классификация пикселей, прилегающих к базовым контурам.

а) Пиксели базовых контуров (Basic Edges Points, M_1), включающие в себя пиксели из M_{BEA} с расстоянием $\rho_{BE}(i, j) \leq \frac{P}{2}$. В данной области обычно содержит только эффект размытия.

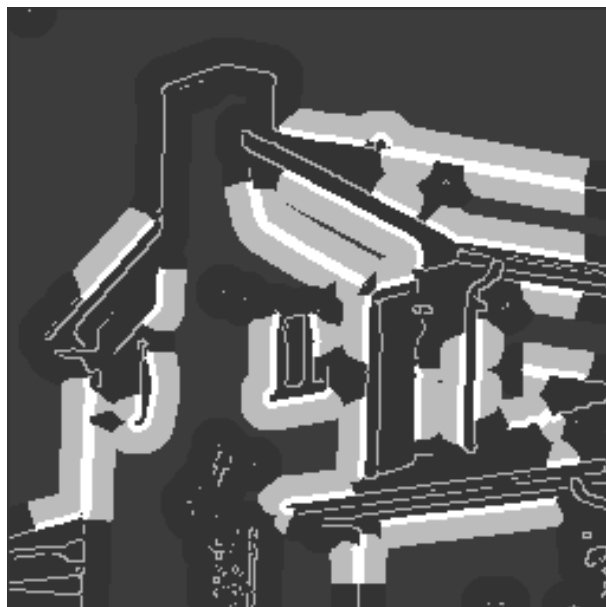
б) Пиксели окрестности базовых контуров (Basic Edges Neighborhood, M_2), включающие в себя пиксели из M_{BEA} с расстоянием $\frac{P}{2} < \rho_{BE}(i, j) \leq 2p$. В этой области обычно проявляется эффект Гиббса и ложного оконтуривания.

в) Фоновые пиксели, удаленные от других контуров (не обязательно базовых) на расстояние $\rho_E(i, j) > 2p$ — множество M_3 .

На рис. 23 приведён пример нахождения областей базовых контуров на изображении.



а) Исходное изображение



б) Результат выделения областей базовых контуров на изображении. Белым цветом обозначены пиксели множества M_1 , светло-серым — M_2 , тёмно-серым — M_3 , серые линии — небазовые контуры.

Рис. 23. Пример нахождения областей базовых контуров на изображении.

6.4. Определение ширины контуров

Необходимым действием перед нахождением базовых контуров и областей базовых контуров является вычисление ширины контуров. Одной из основных проблем является то, что в общем случае неизвестно, присутствует ли артефакт ложного оконтуривания на изображениях.

Для большинства алгоритмов моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях частота отсечения постоянна для всего изображения что даёт возможность использовать спектральные и статистические методы для точной оценки параметра отсечения. При использовании алгоритмов компрессии (JPEG и JPEG2000) ширина контуров не является постоянной для всего изображения, но варьируется в небольшом диапазоне значений, что позволяет использовать методы оценки средней ширины контуров на изображении.

Одним из возможных направлений решения задачи определения ширины контуров является метод локальной оценки масштаба изображения. При этом в качестве модели использовалась модель получения расфокусированных изображений.

6.4.1. Введение

Вопрос масштаба играет важную роль в нескольких наиболее известных теориях обнаружения контуров. Марр и Хилдрет [63] использовали Лапласиан Гауссиана на различных масштабах и отмечали присутствие контура, если он присутствует в конкретном положении и ориентации на диапазоне близких масштабов. Существует метод выделения контуров на переменных масштабах с использованием анизотропной диффузии [64], но в нём существует проблема выбора порогов. Методы, фокусирующиеся на контурах [65], [66] применяют понятие отслеживания «от грубого к точному». Подход заключается в том, чтобы выбрать значимые контуры на крупных масштабах и отслеживать их по мере уменьшения масштаба. Линдеберг предложил метод выбора локального масштаба для детектора контуров, базирующегося на максимизации эвристической меры интенсивности контуров [67], [68].

6.4.2. Вычисление ширины контура

Вычисление ширины контура по его профилю $y = y(x)$ производилось по следующему алгоритму: находились минимальное y_0 и максимальное y_1 значения интенсивности в окрестности контура, затем находились точки пересечения функции $y(x)$ с $y = \frac{3}{4}y_0 + \frac{1}{4}y_1$ и с $y = \frac{1}{4}y_0 + \frac{3}{4}y_1$ с аргументами x'_0 и x'_1 соответственно. В случае нескольких точек пересечения бралось их среднее. Через точки $(x'_0, y(x'_0))$ и $(x'_1, y(x'_1))$ проводилась прямая до пересечения с прямыми $y = y_0$ в x_0 и $y = y_1$ в x_1 . Значение $|x_1 - x_0|$ принималось за определение ширины границы. Данный алгоритм проиллюстрирован на рис. 24.

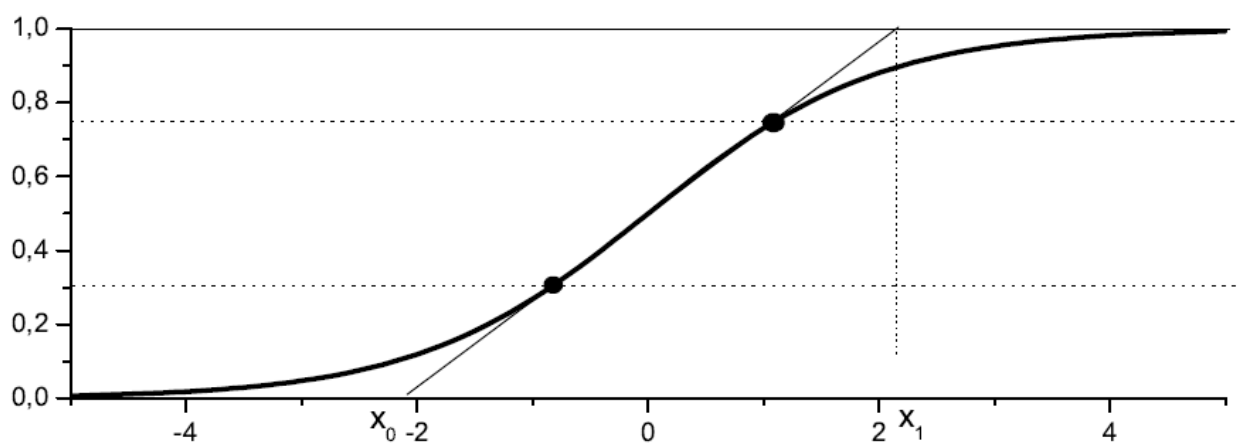


Рис. 24. Вычисление ширины контура по его профилю. Для приведённого контура ширина равна 4,2.

Значения y_0 и y_1 вычислялись путём выбора максимального и минимального значения изображения, свёрнутого фильтром Гаусса с радиусом $\sigma = d$, где d — средняя ширина контуров на изображении, в окрестности $2d$ пикселей.

6.4.3. Вычисление средней ширины контура на изображении

Определение ширины контуров осуществлялось итерационно по следующему алгоритму.

1. Взять среднее значение ширин границ, полученное на предыдущей итерации. Для первой итерации используется фиксированное значение (мы используем ширину в $d = 4$ пикселя).

2. Произвести детектирование контуров с помощью метода Канни с параметром $\sigma = d$.

3. Отобрать контуры с наибольшим модулем градиента. Мы использовали 50 контуров. На рис. 25 приведён пример выбора контуров и их профилей для анализа ширины.

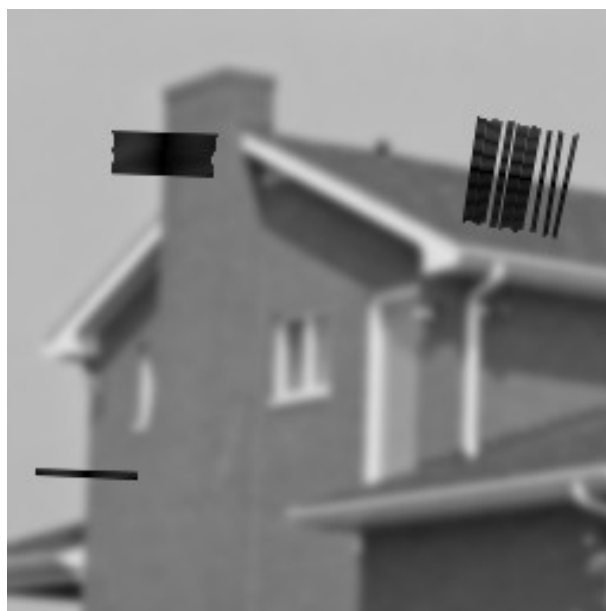
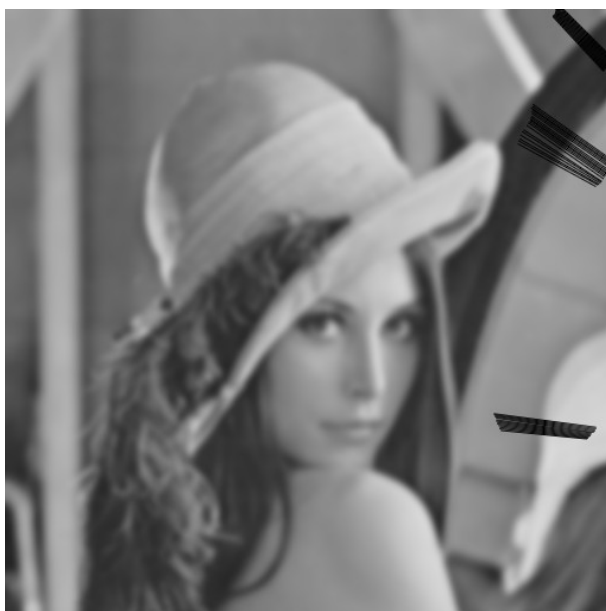
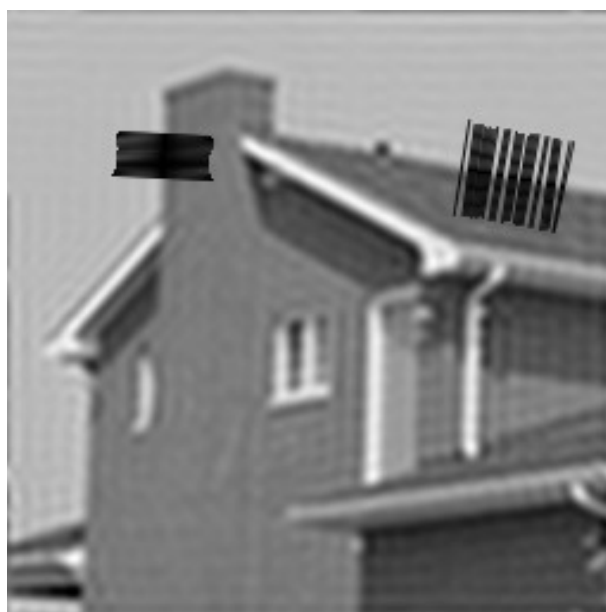




Рис. 25. Пример выделения контуров для анализа средней ширины контуров.

4. Вычислить ширины отображенных контуров.

5. Обновить среднюю ширину контуров, построив функцию распределения ширин отображенных контуров и найдя точку наибольшей плотности (см. рис. 26).

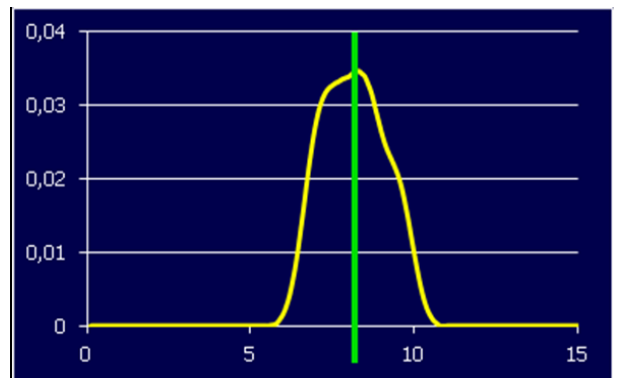
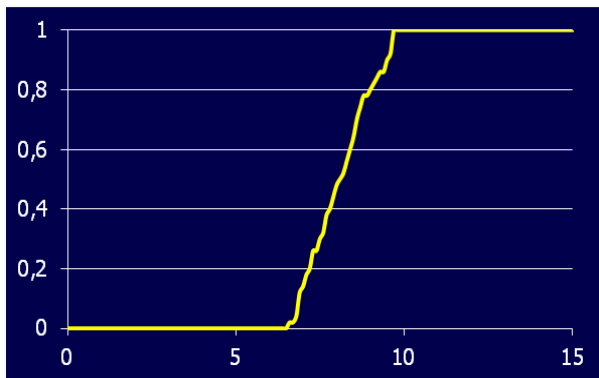


Рис. 26. Определение средней ширины контуров как точка наибольшей плотности функции распределения ширин контуров.

Данная процедура выполняется 2-4 раза.

7. Разработка структуры тестовой базы данных изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием

7.1. *Общее описание*

Целью создания базы данных изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием является её дальнейшее использование при разработке алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания.

Причиной создания базы данных является отсутствие объективных метрик эффекта Гиббса и ложного оконтуривания и отсутствие универсальных баз изображений, содержащих эффект Гиббса и ложное оконтуривание. Существующие базы данных [48], [49], [50] содержат только изображения с эффектом ложного оконтуривания, полученные в результате компрессии изображений с помощью определённых алгоритмов, например, JPEG или JPEG2000. Для эффекта ложного оконтуривания, возникающего после повышения разрешения изображений подобных баз нет.

Основным задачами при создании базы данных являются следующие задачи:

1. Выбор репрезентативного набора изображений высокого качества для базы данных, на которых будут моделироваться эффект Гиббса и эффект ложного оконтуривания.

2. Моделирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях с помощью описанных в п.5 алгоритмов. Также необходимо включить в базу реальные изображения с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием.

3. Разработка методики и проведение субъективной оценки уровня эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на полученных изображениях.

4. Вычисление существующих метрик оценки качества изображений для полученных изображений и анализ изображений с помощью разрабатываемых методов оценки эффекта ложного оконтуривания на изображениях и методов поиска областей возникновения эффекта ложного оконтуривания.

7.2. *Структура базы*

База состоит из двух основных частей:

1. Референсная часть: содержит набор качественных референсных изображений и изображений с моделированным эффектом ложного оконтуривания по референсным изображениям. Также содержит таблицу со значениями метрик для каждого изображения. Состоит из следующих подгрупп:
 - a. Общая подгруппа: набор фотографических изображений из стандартных баз изображений, используемых в обработке изображений, и высококачественных магнитно-резонансных изображений.
 - b. Подгруппа радиально-симметричных изображений: помимо общих методов моделирования эффекта ложного оконтуривания, к данным изображениям применяется метод разложения по функциям Лагерра.
 - c. Подгруппа телевизионных изображений: для каждого из референсных изображений дана низкокачественная версия, полученная при захвате аналогового телесигнала.
2. Нереференсная часть: содержит изображения с эффектом ложного оконтуривания, для которых нет референсного изображения высокого качества. Моделирование эффекта ложного оконтуривания на данных изображениях не производится, только вычисляются значения метрик.

База изображений представляет собой структурированный набор файлов на диске со следующей структурой (см. рис. 27):

```

[ \ ]
|  | reference
|  | | main
|  | | | avion
|  | | | baboon
|  | | | ...
|  | | radial
|  | | tv
|  | noreference
|  | | mri01.png
|  | | ...
|  | | metrics.txt

```

Рис. 27. Структура базы данных с изображениями, содержащими эффекта Гиббса и ложное оконтуривание.

Директория `reference` представляет собой референсную часть базы и содержит поддиректории `main`, `radial`, `TV`, соответствующие общей подгруппе изображений, подгруппе радиально-симметричных изображений и подгруппе телевизионных изображений соответственно.

В каждой из директорий `main`, `radial`, `TV` находятся поддиректории, каждая из которых соответствует одному референсному изображению, со следующей структурой (см. рис. 28):

```
[ \ ]
|
| compression
| deblur
| degraded
| pure
| regions
| resampling
| sharp
| reference.png
| tv.png (только для изображений из подгруппы TV)
| metrics.txt
```

Рис. 28. Структура поддиректории базы данных с изображениями, содержащими эффекта Гиббса и ложное оконтуривание, для референсных изображений.

Директории `compression`, `deblur`, `pure`, `resampling`, `sharp` содержат результаты моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. В директории `degraded` содержатся промежуточные изображения, используемые для моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. В директории `regions` находятся результаты работы поиска областей, в которых наблюдаются эффект Гиббса и ложное оконтуривание.

Файл `reference.png` является референсным изображением высокого качества, файл `tv.png` существует только для изображений из подгруппы телевизионных изображений и представляет собой изображение, соответствующее референсному, но искажённое при передаче через аналоговый формат.

Текстовый файл `metrics.txt` представляет собой двухмерную таблицу значений метрик для смоделированных изображений. В первой строке файла находится название изображения и список названий используемых метрик

(заголовки столбцов), разделённых символом табуляции. Каждая из последующих строк файла соответствует одному изображению и содержит разделённые символом табуляции имя файла с изображением и значения метрик, соответствующие метрикам, указанным в первой строке файла.

В директории `reference` находятся файлы с изображениями, уже имеющими эффект Гиббса или ложное оконтуривание. Для этих изображений моделирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания не производится. Также в этой директории находится файл `metrics.txt` с описанной выше структурой.

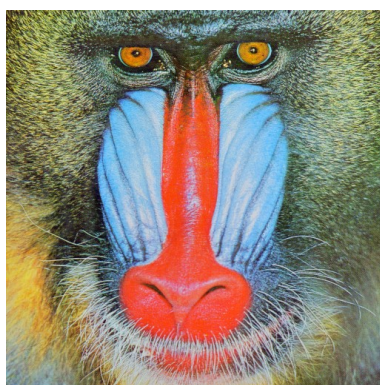
7.3. Выбор референсных изображений для базы данных

В качестве референсных изображений нами были использованы стандартные изображения, используемые в задачах обработки изображений. В качестве источников изображений были взяты базы IVC [48], SIPI [69].

Используемые референсные изображения приведены на рис. 29.



1. avion



2. baboon



3. barbara



4. bikes



5. boats



6. cameraman



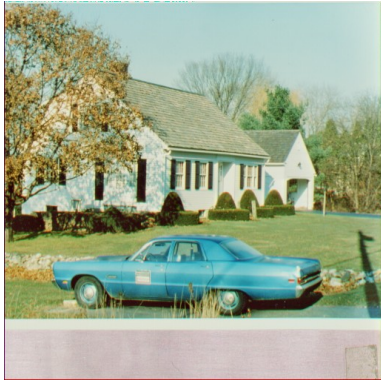
7. clown



8. fruits



9. goldhill



10. house



11. house2



12. lena



13. lighthouse



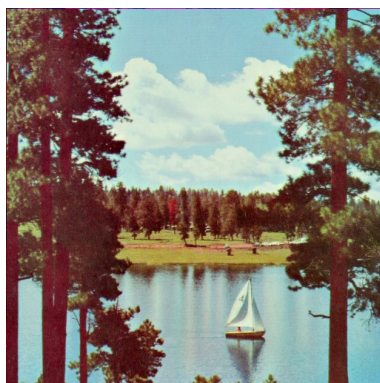
14. lighthouse2



15. monarch



16. peppers



17. sailboat

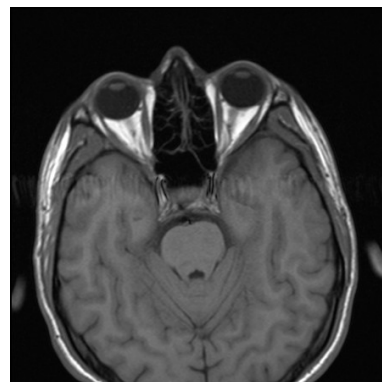
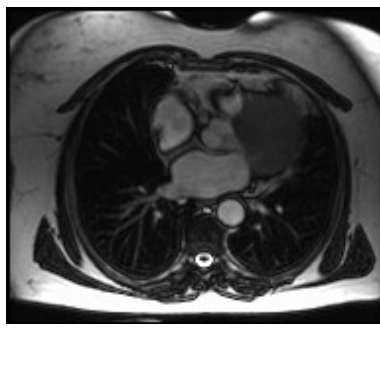
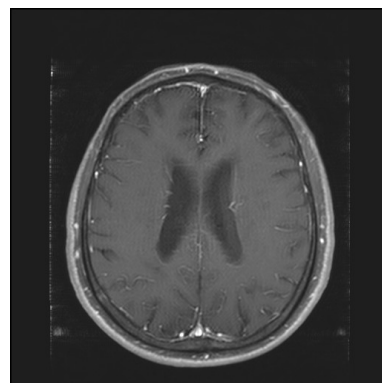
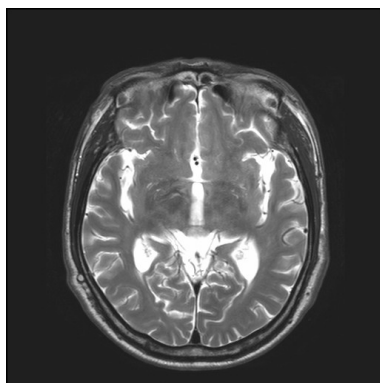
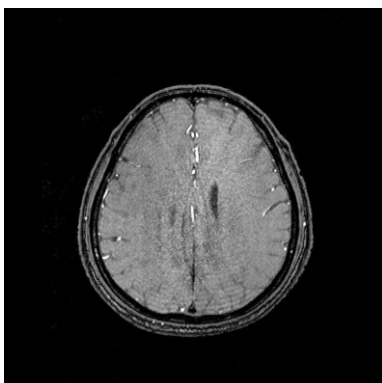
Рис. 29. Набор референсных изображений в разрабатываемой базе данных

Помимо стандартных изображений, в базу также включены:

1. Три магнитно-резонансных изображения высокого качества как референсные изображения.
2. Три синтетических радиально-симметричных изображения.

Для неререференсной части базы выбраны:

1. 10 магнитно-резонансных изображений различного качества (см. рис. 30).



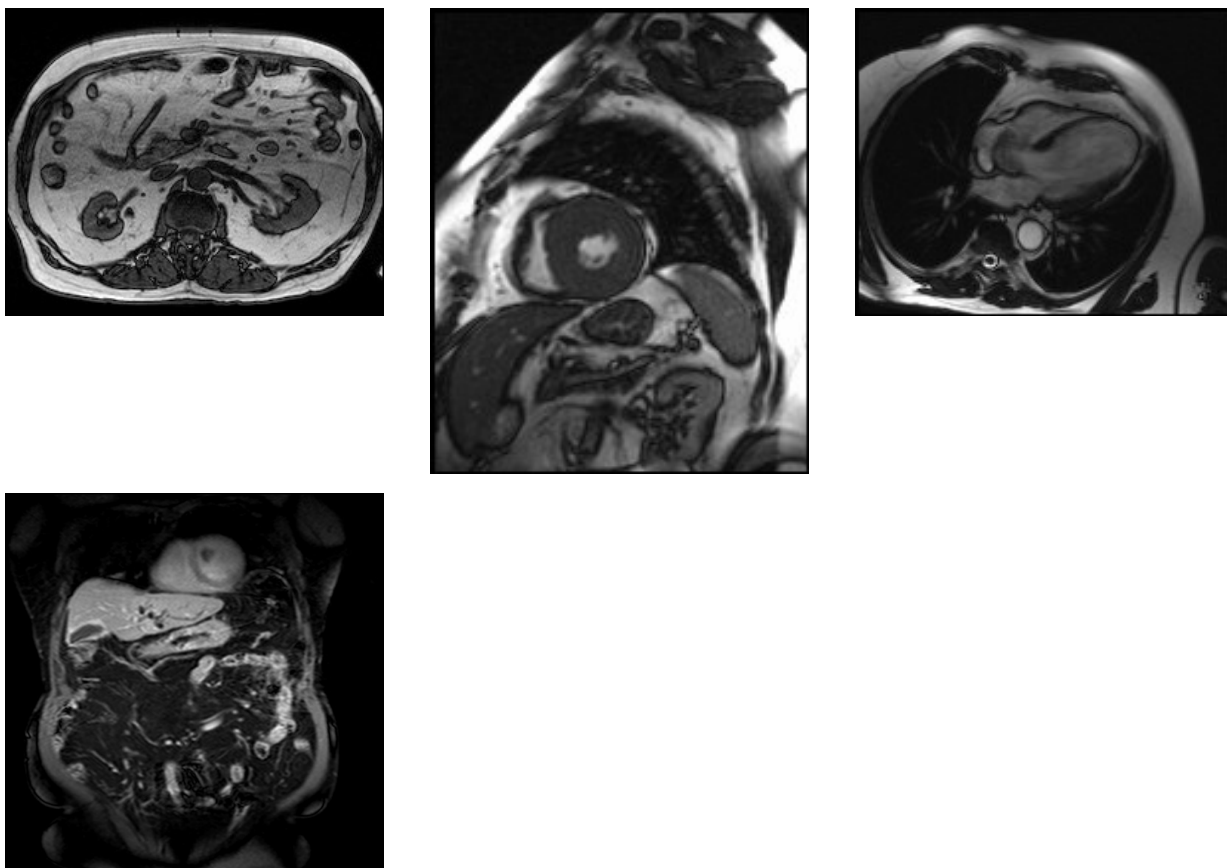


Рис. 30. Набор MRI изображений, используемых в базе данных.

7.4. Выбор методов моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания

Мы выбрали следующие методы моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания для их использования в базе данных:

1. Методы получения эффекта Гиббса в чистом виде (директория pure).
 - a. Отсечение высоких частот с помощью преобразования Фурье с коэффициентом отсечения $p = 2$ (результат находится в файле `fourier_2.png` в директории `pure`)
 - b. Отсечение высоких частот с помощью преобразования Фурье с коэффициентом отсечения $p = 4$ (`pure/fourier_4.png`)
 - c. Отсечение высоких частот с помощью преобразования Фурье с коэффициентом отсечения $p = 8$ (`pure/fourier_8.png`)
 - d. Разложение изображения по функциям Эрмита с сохранением $N/2$ коэффициентов, где N — размерность изображения (`pure/hermite_2.png`).

- e. Разложение изображения по функциям Эрмита с сохранением $N/4$ коэффициентов (pure/hermite_4.png).
2. Моделирование ложного оконтуривания при повышении разрешения изображений (директория resampled). Результаты уменьшения референсного изображения в 2, в 4 и в 8 раз находятся в файлах downsampled_x2.png, downsampled_x4.png и downsampled_x8.png соответственно в директории degraded. При повышении разрешения в определённое число раз используется изображение, полученное в результате понижения разрешения референсного изображения в соответствующее число раз.
- a. Повышение разрешения в 2 раза с помощью бикубической интерполяции (resampled/x2_bicubic.png)
 - b. Повышение разрешения в 2 раза с помощью метода интерполяции Ланцоша 3 порядка (resampled/x2_lanczos3.png)
 - c. Повышение разрешения в 2 раза с помощью регуляризирующего повышения разрешения с параметром регуляризации $\lambda = 0,03$ (resampled/x2_reg_low.png)
 - d. Повышение разрешения в 2 раза с помощью регуляризирующего повышения разрешения с параметром регуляризации $\lambda = 0,5$ (resampled/x2_reg_high.png)
 - e. Повышение разрешения в 4 раза с помощью билинейной интерполяции (файл resampled/x4_bilinear.png)
 - f. Повышение разрешения в 4 раза с помощью бикубической интерполяции (resampled/x4_bicubic.png)
 - g. Повышение разрешения в 4 раза с помощью метода интерполяции Ланцоша 3 порядка (resampled/x4_lanczos3.png)
 - h. Повышение разрешения в 2 раза с помощью регуляризирующего повышения разрешения с параметром регуляризации Мы используем $\lambda = 0,03$ (resampled/x4_reg_low.png)

Примечание: увеличение с помощью билинейной интерполяции в 4 раза и увеличение с помощью регуляризирующего метода с большим значением параметра регуляризации не приводит к возникновению

эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. Данные результаты планируется использовать для проверки корректности работы алгоритмов обнаружения эффекта Гиббса и ложного оконтуривания в случае отсутствия этих эффектов.

3. Моделирование ложного оконтуривания при повышении резкости изображений (директория deblurred). Рассматривается задача повышения резкости для:

- a. изображений, размытых фильтром Гаусса с параметром $\sigma = 2$, без шума (файл blurred_gauss2.png в директории degraded);
- b. изображений, размытых фильтром Гаусса с параметром $\sigma = 2$, с аддитивным шумом с нормальным распределением с корнем из среднеквадратичного отклонения = 3 (файл blurred_gauss2_noise3.png в директории degraded);
- c. изображений, размытых фильтром Гаусса с параметром $\sigma = 4$, без шума (файл blurred_gauss4.png в директории degraded).
- d. изображений, размытых фильтром Гаусса с параметром $\sigma = 4$ и с аддитивным шумом с нормальным распределением с корнем из среднеквадратичного отклонения = 5 (файл blurred_gauss4_noise5.png в директории degraded).

Для моделирования артефакта ложного оконтуривания используются следующие методы:

- a. Нерезкая маска с параметрами $\sigma = 2$, $a = 3$, применённая к изображению blurred_gauss2.png (файл unsharpmask_sigma2_alpha3.png в директории deblurred);
- b. Нерезкая маска с параметрами $\sigma = 2$, $a = 5$, применённая к изображению blurred_gauss2.png (unsharpmask_sigma2_alpha5.png).
- c. Нерезкая маска с параметрами $\sigma = 4$, $a = 3$, применённая к изображению blurred_gauss4.png (unsharpmask_sigma4_alpha3.png);
- d. Нерезкая маска с параметрами $\sigma = 4$, $a = 5$, применённая к изображению blurred_gauss4.png (unsharpmask_sigma4_alpha5.png);
- e. Регуляризирующий метод повышения резкости с $\sigma = 2$, применённый к изображению blurred_gauss2_noise3.png

- (файл `regdeblur_sigma2_noise3.png`);
- f. Регуляризирующий метод повышения резкости с $\sigma = 4$, применённый к изображению `blurred_gauss4_noise5.png` (файл `regdeblur_sigma4_noise5.png`).
4. Моделирование ложного оконтуривания при повышении локального контраста изображений (директория `sharpened`).
- a. Нерезкая маска с параметрами $\sigma = 1$, $a = 3$ (файл `sharp3.png`);
- b. Нерезкая маска с параметрами $\sigma = 1$, $a = 5$ (файл `sharp5.png`).
5. Моделирование ложного оконтуривания при обработке радиально-симметричных изображений с использованием разложения по функциям Лагерра (файлы `radial_laguerre_1.png` и `radial_laguerre_2.png` в директории `deblurred`).

8. Проведение аналитического обзора информационных источников по артефактам сжатия изображений и методам их подавления

Среди методов сжатия можно выделить два класса методов, приводящих к появлению эффекта Гиббса и ложного оконтуривания: методы сжатия, использующие дискретное косинусное преобразование (ДКП), и методы сжатия, использующие дискретное вейвлет-преобразование.

Сжатие изображения с потерей информации подразумевает компромисс между размером файла и качеством изображения, чтобы добиться оптимального уровня компрессии. С уменьшением размера файла ухудшение качества изображения становится все заметнее: например, при сжатии алгоритмом JPEG возникает эффект ложного оконтуривания вследствие усеченных и неперекрывающихся преобразований. В преемнике JPEG, JPEG2000, используются вейвлет-преобразования и удается достичь более высокой степени сжатия, но качество изображения все равно страдает: дискретизация высокочастотных коэффициентов вейвлетов приводит к возникновению ложных контуров вокруг контуров и неоднородностей на сжатом изображении.

Вместо того чтобы уменьшить степень сжатия для избегания эффекта ложного оконтуривания, предлагаются методы постобработки изображения, основанные на

- проецировании на выпуклое множество (POCS);
- максимальной апостериорной оценке (Maximum a Posteriori (MAP));
- регуляризирующих методах;
- решении уравнений в частных производных.

8.1. Сжатие с использованием дискретного косинусного преобразования

При сжатии с использованием ДКП изображение разбивается на квадратные блоки, затем к каждому из блоков применяется ДКП, затем, в зависимости от степени сжатия, производится квантование коэффициентов. Как правило, незначительная потеря высокочастотной информации практически не влияет на субъективное восприятие изображения, поэтому наиболее сильному квантованию

подвержены высокочастотные коэффициенты ДКП. При высокой степени компрессии потеря высокочастотной информации приводит к возникновению эффекта Гиббса. Типичным представителем алгоритмов сжатия такого класса является JPEG [41].

В [51] главной идеей является адаптивное решение задачи минимизации функционала полной вариации к содержимому изображения

$$TV(I) = \int_{\Omega} |\nabla I| d\sigma,$$

где Ω является ограниченной, открытой, выпуклой областью в пространстве \mathbf{R}^2 . Производится сегментация изображения на области, такие как области блочности, контуров, эффекта ложного оконтуривания, текстур, на основании человеческой зрительной системы. Затем применяется адаптивный метод подавления эффекта ложного оконтуривания, основанный на минимизации функционала полной вариации и использовании метода проекции субградиентов. Метод был исследован по субъективным и объективным показателям и показал свою эффективность в сравнении с другими существующими подходами.

Предложенный в [52] алгоритм для подавления эффекта ложного оконтуривания на изображениях, сжатых по алгоритму JPEG, состоит из двух шагов. На первом шаге коэффициенты косинус-преобразования используются для разделения всех блоков изображения на три класса: 1) блоки с низкой активностью, 2) блоки, содержащие контуры, 3) текстурные блоки. Для блоков с контурами вычисляется ориентация контура и изменение глобальной освещенности блока. Предполагается, что блок содержит эффект ложного оконтуривания, если знак изменения глобальной освещенности не совпадает со знаком градиента изображения. На втором шаге выполняется адаптивное проецирование в пространственной области и проводится адаптивное сглаживание изображения.

8.2. Вейвлет-сжатие

В отличие от сжатия с использованием ДКП, при вейвлет-сжатии не производится деление изображения на блоки, а вместо ДКП используется дискретное вейвлет-преобразование (ДВП). Квантование коэффициентов ДВП при высоких коэффициентах компрессии приводит к эффекту ложного оконтуривания.

Типичным представителем алгоритмов сжатия такого класса является JPEG2000 [42].

Работы [53], [54] развивают идею анизотропной диффузионной фильтрации, предложенную в [55]. Для подавления эффекта ложного оконтуривания на изображениях, сжатых по алгоритму JPEG2000, предлагаются специальные функции $c(\cdot)$ для модели анизотропной диффузии, подразумевающей решение задачи Коши для уравнения теплопроводности

$$\begin{cases} \frac{\partial I}{\partial t} = \text{div}(c(|\nabla I|)\nabla I) \\ I(x, y, 0) = I_0(x, y) \end{cases},$$

где $c(\cdot)$ - убывающая положительная функция, зависящая от нормы градиента изображения; I - восстановленное изображение; I_0 - зашумленное изображение. Также предлагаются принципы адаптивного подбора параметров для нее. Алгоритмы применимы как к изображениям в градациях серого, так и к цветным.

Для того же типа изображений в [56] предложен итеративный алгоритм, использующий принципы максимальной апостериорной оценки. Потеря данных при сжатии рассматривается как шум. Коэффициенты на каждом уровне вейвлет-разложения пересчитываются как

$$w = m + \frac{\sigma^2}{\sigma^2 + \sigma_n^2}(y - m),$$

где w - коэффициент в вейвлет-разложении восстановленного изображения; y - соответствующий коэффициент в вейвлет-разложении сжатого изображения; m - среднее значение (в высокочастотных полуполосах LH, HL, HH принимается равным 0); σ - дисперсия; σ_n - дисперсия негативного шума. Для вычисления значений вариационных параметров шума предложен оценочный метод, использующий только коэффициенты рядом с явными контурами.

Chen et al. [57] разработали набор морфологических фильтров и процесс морфологической фильтрации, подразумевающий квадроразбиение изображения и применение к каждой части разбиения наиболее подходящего фильтра, информация о котором содержится в сжатом изображении. Наиболее подходящая пара структурного элемента и морфологического фильтра определяется как предоставляющая наименьшее значение суммы абсолютных разностей между

исходным и отфильтрованным блоками. Основным недостатком такого подхода является его несоответствие современным стандартам JPEG2000.

Shen and Kuo [58] предложили использовать нелинейные фильтры и разработали набор экспоненциальных функций для вычисления приближенного значения глобального минимума. Это позволило уменьшить количество вычислений и ускорить скорость сходимости итерационного процесса. Их модель основана на Байесовских оценках и подразумевает вычисление значения каждого пикселя по значениям пикселей в окрестности фиксированного размера.

Fan and Cham [59] разработали модель деградации контура в рамках анализа изображения на разных масштабах вейвлет-преобразования с избыточным количеством коэффициентов, адаптированным для реконструкции искаженных контуров при разреженном вейвлет-кодировании изображения.

В [60] задача подавления эффекта ложного оконтуривания представляется как задача минимизации функционала

$$\min_{\substack{\beta_{j,k} \\ (j,k) \in I_H}} F(u, z) = \lambda TV(u) + \frac{1}{2} \|u - z\|_2^2,$$

где $TV(u) = \int |\nabla_x u(\vec{\beta}, x)| dx$ - функционал полной вариации, значение которого повышается при наличии эффекта ложного оконтуривания; u - сжатое изображение; z - исходное изображение; $\beta_{j,k}$ - вейвлет-коэффициенты сжатого изображения. Обсуждается численное решение уравнения в частных производных, к которому сводится задача. Метод может быть легко встроен в процесс сжатия путем простой замены стандартного этапа пороговой фильтрации вейвлетов регуляризированной пороговой фильтрацией.

В [61] предложен новый подход подавления артефактов на основе трилатеральной фильтрации, которая является расширением идеи билатеральной фильтрации и содержит в себе пространственный, ранговый и текстурный фильтры. Пространственный и ранговый фильтры используются для измерения геометрической и фотометрической близости изображений соответственно, в то время как текстурный фильтр помогает сохранить детали изображения во время постобработки. Сначала вычисляется карта текстуры изображения с помощью

двойной процедуры обнаружения контуров при помощи детектора контуров Канни с разными пороговыми значениями:

$$TS(x, y) = \sum_{p=-5}^5 \sum_{q=-5}^5 texture(x + p, y + q),$$

где $texture(x, y) = [edge_{t_1}(x, y)] XOR [edge_{t_2}(x, y)]$ - бинарная карта текстуры; $edge_t(x, y)$ - бинарная карта контуров, полученная при помощи метода Канни с пороговым значением t . Далее в модель билатерального фильтра добавляется мультипликативная компонента, характеризующая текстурную активность изображения

$$A[(x, y), (x', y')] = \exp \left\{ - \frac{[(x - x')^2 + (y - y')^2]}{2\sigma_a^2(x, y)} \right\},$$

где (x', y') - координаты пикселей окрестности (x, y) ; $\sigma_a^2(x, y)$ зависит от ранее вычисленной карты текстуры изображения. Метод показал свою эффективность с объективной и субъективной позиций.

В работе [62] предложено для улучшения качества изображения производить дальнейшее сжатие изображения. Такой подход, пусть парадоксальный и нераспространенный, ранее использовался для подавления артефактов при блочном кодировании. В данной работе предложено проводить дальнейшее сжатие изображений, полученных всевозможными сдвигами сжатого изображения, и усреднить результат. Эксперименты показывают значительное улучшение визуального качества изображения с очень высокой степенью сжатия.

9. Разработка структуры тестовой базы данных изображений, сжатых JPEG2000 и другими алгоритмами, с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием.

На основе структуры базы из п.7 была разработана база данных изображений, сжатых JPEG2000 и другими алгоритмами, с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием. Данная база представляет собой дополнение основной базы

Изображения с моделированным эффектом Гиббса и ложного оконтуривания находятся в папке `compression` (см. рис. 27).

Моделирование ложного оконтуривания при сжатии с помощью алгоритма JPEG. Сжатие с помощью алгоритма JPEG производится с помощью библиотечных функций .NET,

- a. Сжатие JPEG, качество 25 (`compressed/jpeg_1.png`)
 - b. Сжатие JPEG, качество 50 (`compressed/jpeg_2.png`)
 - c. Сжатие JPEG, качество 75 (`compressed/jpeg_3.png`)
2. Моделирование эффекта Гиббса и ложного оконтуривания при компрессии с помощью алгоритмов, основанных на вейвлет-преобразовании, осуществляется путём выбора вейвлета и параметров квантования:
- a. Вейвлет CDF9/7 (JPEG2000), сильное квантование (`compression/wavelet_w1_q1.png`);
 - b. Вейвлет CDF9/7 (JPEG2000), среднее квантование (`compression/wavelet_w1_q2.png`);
 - c. Вейвлет CDF9/7 (JPEG2000), слабое квантование (`compression/wavelet_w1_q3.png`);
 - d. Вейвлет CDF7/5, сильное квантование (`compression/wavelet_w2_q1.png`);
 - e. Вейвлет CDF7/5, слабое квантование (`compression/wavelet_w2_q2.png`);
 - f. Вейвлет DjVu/IW44, сильное квантование (`compression/wavelet_w3_q1.png`);
 - g. Вейвлет DjVu/IW44, слабое квантование

(compression/wavelet _w3_q2.png).

Заключение

На первом этапе работ «Выбор направления исследований» по проекту «Исследования и разработка методов автоматического обнаружения и подавления артефакта ложного оконтуривания для современных технологий компьютерной обработки изображений» был проведён комплекс исследований, нацеленных на создание алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях.

Проведённый анализ современной литературы по теме исследования показал, что эффект Гиббса и ложного оконтуривания, полученный в результате действия различных алгоритмов обработки изображений, имеет существенные различия. Наиболее эффективным решением для разработки алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях был выбран комплексный подход, адаптивный к типу артефакта ложного оконтуривания и заключающийся в объединении деталей алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания различных типов в единый алгоритм.

Проведённые патентные исследования показали перспективность продолжения исследований, проводимых в рамках работы, фундаментальные результаты и разрабатываемые алгоритмы являются патентно чистыми, соответствуют мировому уровню и могут быть эффективно применены в практике.

На основании проведённого анализа современной литературы были исследованы пути создания алгоритма обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях. Осуществлён выбор методов и средств при разработке алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях.

Разработана методика моделирования эффекта Гиббса и ложного оконтуривания на изображениях. Были рассмотрены следующие способы получения изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием: получение эффекта Гиббса в чистом виде путём воздействия низкочастотных фильтров на изображение, моделирование артефакта ложного оконтуривания при повышении разрешения изображений, моделирование артефакта ложного оконтуривания при подавлении размытия, моделирование артефакта ложного оконтуривания при

повышении локального контраста, моделирование артефакта ложного оконтуривания в результате компрессии изображений, получение изображений с эффектом ложного оконтуривания в реальных условиях при магнитно-резонансной томографии и при искажении видеосигнала при передаче через аналоговые каналы связи. Также рассматривается специальный случай моделирования эффекта ложного оконтуривания при обработке радиально-симметричных изображений с помощью полиномов Лагерра.

Разработан алгоритм поиска базовых контуров, в окрестности которых обнаруживается эффект Гиббса и ложное оконтуривание. Алгоритм поиска базовых контуров основан на методах математической морфологии. Основными требованиями к контурам были следующие требования: осцилляции эффекта Гиббса не должны детектироваться как контуры, интересующие нас контуры должны быть достаточно удалены друг от друга, не должно происходить эффекта маскирования и смещения контуров при потере высокочастотной информации. Предполагается использование данных контуров для обнаружения артефакта ложного оконтуривания.

Разработана структура тестовой базы данных изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием. Целью создания базы данных изображений с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием является её дальнейшее использование при разработке алгоритмов обнаружения и подавления эффекта Гиббса и ложного оконтуривания. База данных содержит репрезентативный набор изображений высокого качества, на которых моделируется эффект Гиббса и ложного оконтуривания.

Проведён аналитический обзор информационных источников по артефактам сжатия изображений и методам их подавления. Рассмотрены работы по подавлению артефакта ложного оконтуривания при сжатии с использованием дискретного косинусного преобразования и при сжатии с использованием дискретного вейвлет преобразования.

Разработана структура тестовой базы данных изображений, сжатых JPEG2000 и другими алгоритмами, с эффектом Гиббса и ложным оконтуриванием. Данная база представляет собой дополнение основной базы.

Список литературы

- [1] C. C. Koh, S. K. Mitra, J. M. Foley, and I. Heynderickx, "Annoyance of Individual Artifacts in MPEG-2 Compressed Video and Their Relation to Overall Annoyance," in *SPIE Proceedings, Human Vision and Electronic Imaging X*, vol. 5666, pp. 595-606, March 2005.
- [2] C. Poynton, *A Technical Introduction to Digital Video*, John Wiley & Sons, 1996.
- [3] Pina Marziliano, Frederic Dufaux, Stefan Winkler, Touradj Ebrahimi "Perceptual blur and ringing metrics: application to JPEG2000" *Signal Processing: Image Communication* 19 (2004) 163–172.
- [4] M. Balasubramanian S.S. Iyengar J. Reynaud R.W. Beuerman, "A Ringing Metric to Evaluate the Quality of Images Restored using Iterative Deconvolution Algorithms" *Proceedings of the 18th International Conference on Systems Engineering*, 2005.
- [5] Madhuri Khambete and Madhuri Joshi, "Blur and ringing artifact measurement in image compression using wavelet transform," *Proceedings of World Academy of Science, Engineering and Technology*, vol. 20, pp. 183–186, 2007.
- [6] X. Li, "Blind image quality assessment," in *Proc. ICIP'02*, **1**, pp. 449–452, Sept. 2002.
- [7] Xiaojun Feng, Jan P. Allebach "Measurement of ringing artifacts in JPEG images", in *Digital Publishing*, edited by Allebach, Jan P.; Chao, Hui. *Proceedings of the SPIE*, Vol. 6076 (February 2006), pp. 74-83.
- [8] Z. Cai, "Ringing Artefact Reduction Using Adaptive Averaging Filtering," *Proc. ISCE*, UK, June, 156-159 (2004).
- [9] Bruggemann, M.; Richter, M.; Schroder, H.; Springer, P.; Erdler, O. "Adaptive directional filter kernels for ringing and staircase artifact reduction" // 2011 14th ITG Conference on Electronic Media Technology (CEMT).

- [10] C. Jung, L. Jiao, "Novel Bayesian deringing method in image interpolation and compression using a SGLI prior," // *Opt. Express* 18, 7138-7149 (2010)
- [11] A. Bruna, A. Buemi, M. Guarnera, G. Santoro "Adaptive directional sharpening with overshoot control" // *Image Processing: Algorithms and Systems VI*, 2008, Proceedings Vol. 6812
- [12] Le Zou, Howard Zhou, Samuel Cheng, and Chuan He "Dual Range Deringing for Non-blind Image Deconvolution" // *Proc. of IEEE 17th International Conference on Image Processing (ICIP)*, 2010, 1701–1704.
- [13] W. H. Richardson, "Bayesian-based iterative method of image restoration," *Journal of the Optical Society of America*, vol. 62, no. 1, pp. 55–59, 1972.
- [14] S. J. Lee "An improved method for reduction of truncation artifact in magnetic resonance imaging" // *Proceedings of SPIE: Applications of Digital Image Processing 1998*; vol. 4360: pp.587-598
- [15] C. W. Kok, Y. Hui, and T. Q. Nguyen "MRI Truncation Artifact Reduction via Wavelet Shrinkage" // *Proceedings of SPIE: Applications of Digital Image Processing 1997*; vol. 3078: pp.301–311.
- [16] Z.-P. Liang, F. B. Boada, R. T. Constable, E. M. Haacke, P. C. Lauterbur, and M. Smith, "Constrained reconstruction methods in MR imaging," *Reviews of Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 4, no. 2, pp. 67–185, 1992.
- [17] M. R. Smith and S. T. Nichols, "A comparison of models used as alternative magnetic resonance image reconstruction methods," *Magnetic Resonance Imaging*, vol. 8, no. 2, pp. 173–183, 1990.
- [18] R. Archibald and A. Gelb, "A method to reduce the Gibbs ringing artifact in MRI scans while keeping tissue boundary integrity," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 21, no. 4, pp. 305–319, 2002.

- [19] M. F. Callaghan, D. J. Larkman, and J. V. Hajnal, "Padé methods for reconstruction and feature extraction in magnetic resonance imaging," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 54, no. 6, pp. 1490–1502, 2005
- [20] R. T. Constable and R.M.Henkelman, "Data extrapolation for truncation artifact removal," *Magnetic Resonance in Medicine*, vol. 17, no. 1, pp. 108–118, 1991.
- [21] S. Amartur and E. M. Haacke, "Modified iterative model based on data extrapolation method to reduce Gibbs ringing," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, vol. 1, no. 3, pp. 307–317, 1991.
- [22] S. Amartur, Z.-P. Liang, F. Boada, and E. M. Haacke, "Phaseconstrained data extrapolation method for reduction of truncation artifacts," *Journal of Magnetic Resonance Imaging*, vol. 1, no. 6, pp. 721–724, 1991.
- [23] J. Tsao, "Extension of finite-support extrapolation using the generalized series model for MR spectroscopic imaging," *IEEE Transactions on Medical Imaging*, vol. 20, no. 11, pp. 1178–1183, 2001.
- [24] Xin Huang, Wufan Chen "A Fast Algorithm to Reduce Gibbs Ringing Artifact in MRI" // Conference Proceedings of the International Conference of IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, 2005, Vol. 2, 1367–1370.
- [25] B.D. Shizgal, J.-H. Jung, "Towards the resolution of the Gibbs phenomena," *Comput. Appl. Math.*, 2003, 161, 41–65.
- [26] J.-H. Jung and B. D. Shizgal, "Generalization of the inverse polynomial reconstruction method in the resolution of the Gibbs phenomenon," *Comput. Appl. Math.*, 2004, 172, 131–151.
- [27] T. Lei; J.K. Udupa "Gibbs ringing artifact and spatial correlation in MRI" // *Medical Imaging 2003: Physics of Medical Imaging*, 2003, Proceedings Vol. 5030, pp.961–971.

- [28] K. T. Block, M. Uecker, and J. Frahm, "Suppression of MRI truncation artifacts using total variation constrained data extrapolation," *Int. J. Biomed. Imaging* 2008, 2008:184123.
- [29] G. Wang, T.-T. Wong, P.-A. Heng "Deringing Cartoons by Image Analogies" // *ACM Transactions on Graphics*, Vol. 25, No. 4, October 2006, Pages 1360–1379.
- [30] Jung-Ho Kim, Seong-Jun Cho and Myeong-Jong Yi. "Removal of ringing noise in GPR data by signal processing" // *Geosciences Journal*, Volume 11, Number 1, 75–81.
- [31] Yong Fang and Wei Wang. "Blind-restoration-based blind separation method for permuted motion blurred images" // *Journal of Shanghai University (English Edition)*, Volume 15, Number 2, 79–84.
- [32] Boyd S., Xiao L., Mutapcic A. Subgradient methods. — Stanford University: Lecture notes of EE392o, 2003.
- [33] Малла С. Вейвлеты в обработке сигналов, М.: Мир, 2005, – 671 с.
- [34] A. Krylov, D. Korchagin. "Fast Hermite Projection Method" // *Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 4141, 2006, pp. 329–338.
- [35] Blu T., Thevenaz P., Unser M. Linear interpolation revitalized // *IEEE Transactions on Image Processing*. — 2004. — Vol. 13, no. 5. — Pp. 710–719.
- [36] Lukin A. S., Krylov A. S., Nasonov A. V. Image interpolation by super-resolution // *Proceedings of GraphiCon'2006*. — 2006. — Pp. 239–242.
- [37] Тихонов А. Н., Арсенин В. Я. Методы решения некорректных задач. М.: Наука, 1979. С. 288.
- [38] Albert Cohen, Ingrid Daubechie, Jean-Christophe Feauveau. "Biorthogonal bases of compactly supported wavelets". *Comm. Pure & Appl. Math* 45: 1992, pp. 485-560.

- [39] J.W.Nibler, G.W.Knighten: “Spectroscopy of Coherent anti-Stokes Raman Scattering”, in Raman Spectroscopy of Gases and Liquids. Ed. A.Weber. Springer-Verlag, Berlin-Heidelberg-New-York (1979).
- [40] K. A. Vereschagin, V. V. Smirnov, O. M. Stel'makh, V. I. Fabelinsky, W. Clauss, D. N. Klimenko, M. Oswald and A. K. Vereschagin "Single-shot high-resolution dual-broadband CARS interferometric lineshape spectroscopy", J.Raman Spectrosc., Vol. 36, (2005), pp. 134–138.
- [41] ISO/IEC 10918. Information technology – Digital compression and coding of continuous-tone still images. 1994.
- [42] ISO/IEC 15444. Information technology – JPEG 2000 image coding system. 2000.
- [43] Fast and robust multi-frame super-resolution / S. Farsiu, D. Robinson, M. Elad, P. Milanfar // IEEE Transactions on Image Processing . — 2004. — Vol. 13, no. 10. — Pp. 1327–1344.
- [44] J.A.Canny. Computational Approach To Edge Detection, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, 8(6):679–698, 1986.
- [45] A.S.Krylov, A.S.Lukin, A.V.Nasonov. “Edge-preserving nonlinear iterative image resampling method” // In: Proceedings of International Conference on Image Processing (ICIP'09). Cairo, Egypt, 2009, pp. 385–388.
- [46] A. V. Nasonov, A. S. Krylov. “Image enhancement quality metrics” // In: 21-th International Conference on Computer Graphics GraphiCon'2011. Moscow, Russia, 2011, pp. 128–131.
- [47] 2D Euclidean distance transforms: A comparative survey / R. Fabbri, L. da F. Costa, J. C. Torelli, O. M. Bruno // ACM Computing Surveys. — 2008. — Vol. 40, no. 1. —Pp. 2:1–2:44.
- [48] Alexandre Ninassi, Patrick Le Callet, Florent Autrusseau, "Pseudo No Reference image quality metric using perceptual data hiding", in SPIE

Human Vision and Electronic Imaging, vol. 6057-08, San Jose, CA, USA, January 2006.

- [49] H. Liu, N. Klomp and I. Heynderickx, "A No-Reference Metric for Perceived Ringing Artifacts in Images", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology, vol. 20, pp 529-539, April, 2010.
- [50] H. Liu, N. Klomp and I. Heynderickx, "A Perceptually Relevant Approach to Ringing Region Detection", IEEE Transactions on Image Processing, vol. 19, pp. 1414-1426, June, 2010.
- [51] Do, Q.B.; Beghdadi, A.; Luong, M. "A new adaptive image post-treatment for deblocking and deringing based on total variation method" // 10th International Conference on ISSPA, 2010, 464–467.
- [52] T. Kartalov, Z. A. Ivanovski, L. Panovski, and L. J. Karam, "An Adaptive POCS Algorithm for Compression Artifacts Removal," International Symposium on Signal Processing and Applications (ISSPA), Sharjah, UAE, Feb. 2007.
- [53] P. Bourdon, B. Augereau, C. Olivier, C. Chatellier, "A PDE-based method for ringing artifact removal on grayscale and color JPEG2000 images," icme, vol. 2, pp.149-152, 2003 International Conference on Multimedia and Expo - Volume 2 (ICME '03), 2003.
- [54] S.S. Yao, W.S. Lin, Z.K. Lu, E.P. Ong, and X.K. Yang, "Adaptive nonlinear diffusion processes for ringing artifacts removal on JPEG 2000 images," IEEE International Conference on Multimedia and Expo, Vol.1, pp.691-694, 2004.
- [55] P. Perona and J. Malik, "Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion," IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 12, no. 7, pp. 629-639, 1990.
- [56] Fang, J. and Sun, J. "Ringing Artifact Reduction for JPEG2000 Images" // Proceedings of ICIC (3). 2007, 1026-1034.

- [57] Y.-Y. Chen, Y.-W. Chang, and W.-C. Yen, "Design of a De-ringing Filter for Wavelet-based Compressed Image" // The 23rd International Technical Conference on Circuits/Systems, 2008, 1265–1268.
- [58] M.-Y. Shen and C.-C. Jay Kuo, "Artifact reduction in low bit rate wavelet coding with robust nonlinear filtering" // Proc. IEEE 2nd Workshop on Multimedia Signal Processing, 1998, pp. 480–485.
- [59] G. Fan and W. K. Cham, "Model-based edge reconstruction for low bit-rate wavelet-compressed images," *IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol.* 10, 1, 2000, pp. 120–132.
- [60] T. Chan, H. Zhou, "Total variation improved wavelet thresholding in image compression" // Proceedings of ICIP' 2000 vol. 16, no. 5, 2000, pp. 289-1302.
- [61] T.Wang, G. Zhai, "Jpeg2000 image postprocessing with novel trilateral deringing filter" // *Optical Engineering*, vol. 47, pp. 027005, 2008.
- [62] Nosratinia, A., "Postprocessing of JPEG-2000 images to remove compression artifacts" // *SPLetters(10)*, No. 10, October 2003, pp. 296–299.
- [63] D. Marr and E. Hildreth, "Theory of Edge Detection," *Proc. Royal Soc. of London B*, vol. 207, pp. 187-217, 1980.
- [64] P. Perona and J. Malik, "Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 12, pp. 629-639, 1990.
- [65] F. Bergholm, "Edge Focusing," *IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 9, no. 6, pp. 726-741, 1987.
- [66] T. Lindeberg, "Detecting Salient Blob-Like Image Structures and Their Scales With a Scale-Space Primal Sketch: A Method for Focus-of-Attention," *Int'l J. Computer Vision*, vol. 11, no. 3, pp. 283-318, 1993.

- [67] T. Lindeberg, *Scale-Space Theory in Computer Vision*. Dordrecht, The Netherlands: Kluwer, 1994.
- [68] T. Lindeberg, "Edge Detection and Ridge Detection With Automatic Scale Selection," *IEEE Conf. Computer Vision Pattern Recognition*, pp. 465-470, San Francisco, IEEE CS Press, June 1996.
- [69] Allan G. Weber. The USC-SIPI Image Database: Version 5. USC-SIPI Report #315, Signal and Image Processing Institute, University of Southern California, Department of Electrical Engineering, 1997.