

МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ

Редактор серии
В. И. МАРЧУК

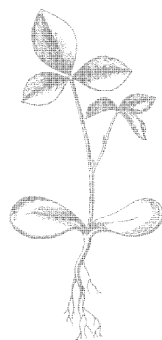


Научная серия «ЦИФРОВАЯ ОБРАБОТКА СИГНАЛОВ»

МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ

**Под редакцией
докт. техн. наук, профессора В.И. Марчука**

**Москва
Радиотехника
2012**



УДК 621.396.96
ББК 32.811.3+32.811.7
М54

Научная серия
«Цифровая обработка сигналов»

Редактор серии – д.т.н., профессор В.И.Марчук

Рецензенты:

докт. техн. наук, проф. *А.Н. Гуда*, зав. кафедрой «Информатика»,
Ростовский государственный университет путей сообщения;
докт. техн. наук, проф. *В.А. Обуховец*, Таганрогский технологический институт;
Южный федеральный университет

Редакционный совет:

д.т.н., проф. В.И. Марчук (председатель), д.т.н., проф. Тамперского технологического университета (Финляндия) К.О. Егiazариан, д.т.н., проф. Техасского университета (г. Сан-Антонио, США) С. Агаян, д.т.н., проф. НАУ им. Н.Е. Жуковского (ХАИ, Украина) В.В. Лукин, д.т.н., проф. В.П. Федосов, д.т.н., проф. В.И. Литюк, д.т.н., проф. Д.А. Безуглов, д.т.н., проф. А.А. Костоглов, к.т.н., доцент А.И. Шерстобитов

Авторы:

Абрамова В.В., Абрамов С.К., Астола Я., Возель Б., Воронин В.В., Джурович И., Егiazариан К.О., Зеленский А.А., Зряхов М.С., Куркин Д.А., Лукин В.В., Марчук В.И., Погребняк О.Б., Пономаренко Н.Н., Семенищев Е.А., Усс М.Л., Февралев Д.В., Шеди К., Шерстобитов А.И.

М54 **Методы цифровой обработки сигналов для решения прикладных задач.**
Монография / Под ред. *В.И. Марчука*. – М.: Радиотехника, 2012. – 128 с.: ил. (Научная серия «Цифровая обработка сигналов».)
ISBN 978-5-88070-303-6

Рассмотрены актуальные вопросы цифровой обработки сигналов для решения практических задач. Проведен анализ методов автоматического оценивания дисперсии помех по базе тестовых изображений. Представлены адаптивные методы подавления помех при цифровой обработке изображений. Предложены методы сжатия многоканальных сигналов, а также методы и алгоритмы реконструкции значений цифровых изображений. Результаты получены коллективами ученых России, Украины, Финляндии, Сербии, Франции.

Для научных работников, преподавателей и студентов, специализирующихся на решении прикладных задач в области цифровой обработки сигналов, а также инженеров, занимающихся разработкой и внедрением систем цифровой обработки сигналов.

УДК 621.396.96
ББК 32.811.3+32.811.7

ISBN 978-5-88070-303-6

© Авторы, 2012
© ЗАО «Издательство «Радиотехника», 2012

ОГЛАВЛЕНИЕ

Предисловие	5
--------------------------	----------

ГЛАВА 1

Анализ методов автоматического оценивания дисперсии помех

по базе тестовых цифровых изображений	7
----------------------------------------------------	----------

1.1. Набор тестовых изображений и характеристики шума	9
1.2. Автоматические методы оценивания дисперсии аддитивного шума	12
1.2.1. Методы, работающие в пространственной области	12
1.2.2. Методы, базирующиеся на использовании различий характеристик изображения и шума в области пространственного спектра	14
1.2.3. Методы, основанные на максимальном правдоподобии (МП) оценок шума и параметров изображения	14
1.3. Анализ точности рассматриваемых методов	15
1.3.1. Оценивание дисперсии пространственно некоррелированного шума	15
1.3.2. Оценивание дисперсии пространственно коррелированного шума	20
1.4. Проблемы оценивания дисперсии	24
Литература	30

ГЛАВА 2

Подавление помех при цифровой обработке изображений методом локально-адаптивной дискретно-косинусной фильтрации

34

2.1. Исходные предположения о характеристиках помех и проблемы их локальной оценки	37
2.2. Структура локально-адаптивного ДКП-фильтра	42
2.3. Оценивание локальной дисперсии и индикация локальной неоднородности	46
2.3.1. Оценивание локальной дисперсии для пространственно некоррелированных помех	46
2.3.2. Оценивание локальной дисперсии для пространственно коррелированных помех	49
2.3.3. Обнаружение локальных неоднородностей при нестационарном шуме	53

2.4. Локально-адаптивная фильтрация нестационарных помех	59
2.5. Примеры применения разработанных фильтров к реальным изображениям	63
Литература	67

ГЛАВА 3

Методы сжатия многоканальных цифровых сигналов на основе дискретного косинусного преобразования 71

3.1. Модель многоканальных сигналов	71
3.2. Методы сжатия многоканальных сигналов	75
3.3. Исследование характеристик метода сжатия многоканальных сигналов на основе ДКП	81
Литература	94

ГЛАВА 4

Метод реконструкции значений утраченных точек изображений по энтропии коэффицентов ДКП 96

4.1. Новый метод оценки значений утраченных пикселей, основанный на минимизации энтропии ДКП блока изображения	96
4.2. Использование предложенного метода для устранения импульсного шума	102
4.3. Использование предложенного метода для реконструкции потерянных участков изображений	105
Литература	107

ГЛАВА 5

Метод реконструкции двумерных сигналов 109

5.1. Исследование метода exemplar-based image inpainting (EBM)	110
5.2. Реконструкция цифровых изображений на основе принципа подобия блоков в пространстве L_p	111
5.3. Исследование метода реконструкции цифровых изображений на основе принципа подобия блоков в пространстве L_p	114
Литература	122

ПРЕДИСЛОВИЕ

Использование цифровых сигналов находит самое широкое распространение во всех отраслях народного хозяйства, вытесняя привычные аналоговые системы: цифровое радиовещание, цифровое телевидение, цифровые системы управления. Однако активное применение цифровых сигналов требует изменения методов их анализа и развития теории синтеза цифровых систем. Необходимо развивать теорию как формирования цифровых сигналов, так и их обработки. Если для обработки цифровых одномерных сигналов существует множество методов, то для обработки двумерных сигналов их существенно меньше. Этим объясняется повышенный интерес к цифровым системам обработки двумерных цифровых сигналов, примером которых могут быть цифровые изображения, как черно-белые, так и цветные.

Предлагаемая Вашему вниманию монография посвящена решению вопросов обработки цифровых двумерных сигналов и результатам исследований российских и зарубежных ученых. Представленные материалы получены коллективами ученых Южно-Российского государственного университета экономики и сервиса, Национального аэрокосмического университета им. Н.Е. Жуковского (ХАИ, Украина), Института обработки сигналов Тамперского технологического университета (Финляндия), Департамента информационных технологий факультета электроники университета Ниш (Сербия), Университета Ренна Ланниона (Франция) и др. В дальнейшем подобные работы станут основой для укрепления и развития международного сотрудничества ученых различных стран.

Монография состоит из пяти глав, каждая из которых представляет результаты завершенных исследований, и все главы связаны единой проблемой – обеспечением повышения качества обработки цифровых двумерных сигналов (изображений).

В первой главе представлены результаты тестирования различных методов автоматического оценивания дисперсии аддитивного, как коррелированного, так и некоррелированного шума, принадлежащего к различным группам изображения. Полученные результаты позволяют рекомендовать для обработки тот или иной метод в зависимости от текстуры изображения, априорной информации о статистических характеристиках аддитивного шума и других рассмотренных факторов.

Во второй главе рассмотрено решение важной практической задачи – подавление нестационарных помех при ограниченном объеме априорной информации об их статистических характеристиках, что осу-

ществляется путем использования локально-адаптивной фильтрации на основе ДКП.

В третьей главе приведены результаты исследований предлагаемым методом сжатия многоканальных сигналов с потерями, основанными на использовании предварительной обработки информации с кодированием ее параметров, что позволяет существенно повысить CR по сравнению со сжатием в каждом канале.

В четвертой главе исследуется новый метод оценивания истинных значений пикселей изображений, который позволяет устранять импульсный шум, а также решать задачи реконструкции утерянных участков изображения. Приводятся результаты сравнения его с известными, наиболее распространенными методами.

В пятой главе рассмотрен новый метод восстановления значений двумерных цифровых сигналов на основе синтеза текстуры и структуры изображений, на основе модификации известного метода ЕВМ, который позволяет повысить эффективность обработки при реконструкции границ и мелких деталей изображений, особенно для структуры, характеризующейся перепадами яркости, границами и контурами.

Авторы надеются, что изложенные в монографии результаты теоретических и практических исследований вызовут большой интерес у специалистов, занимающихся вопросами цифровой обработки двумерных сигналов.

Глава 1

АНАЛИЗ МЕТОДОВ АВТОМАТИЧЕСКОГО ОЦЕНИВАНИЯ ДИСПЕРСИИ ПОМЕХ ПО БАЗЕ ТЕСТОВЫХ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ*

Применение автоматических, точных, устойчивых (робастных) и быстрых методов и алгоритмов для оценивания типа и характеристик шума, в частности, дисперсии или среднего квадратического отклонения (СКО) для различных типов изображений весьма актуально. Это требуется для оптических черно-белых и цветных изображений [1, 2], радиолокационных изображений [3, 4], мульти- и гиперспектральных данных дистанционного зондирования (ДЗ) [5, 6], видео [7] и т.д.

Необходимость определения типа шума и оценивания его характеристик обусловлена тем, что исходные изображения, формируемые различными системами, в силу ряда факторов бывают искажены помехами, характеристики которых часто неизвестны и к тому же могут изменяться. Многие методы обработки изображений, предназначенные для фильтрации, восстановления, обнаружения границ, сегментации и сжатия требуют априорного знания типа шума и его статистических характеристик [1]. В связи с этим часто приходится оценивать характеристики шума непосредственно по обрабатываемому изображению.

Иногда оценивание может осуществляться в интерактивном режиме, если высококвалифицированный эксперт имеет в своем распоряжении соответствующее программное обеспечение. Однако это возможно не во всех ситуациях. Во-первых, для дистанционного зондирования, например, такое оценивание невозможно, если шум анализируется на борту космического носителя системы ДЗ. Невозможно это также и в случаях, когда оценивание должно проводиться очень быстро, например, для видео и следящих систем. Во-вторых, если число изображений или их компонент велико, а обработка должна быть оперативной, оценивание становится очень сложным и трудоемким. Такие ситуации встречаются в мульти- и гиперспектральном ДЗ, когда каждое изображение содержит десятки или

* Авторы: В.В. Лукин, С.К. Абрамов, М.Л. Усс, В.В. Абрамова, Н.Н. Пономаренко, А.А. Зеленский, Б. Возель, К. Шеди.

сотни канальных (зональных) компонент, а данные ДЗ оперативно используются для экологического мониторинга, предотвращения катастроф, контроля наводнений и других аналогичных целей [8].

На практике часто бывает необходимо провести предварительную обработку изображений (фильтрацию, восстановление и т.д.), использующую заранее оцененные тип и параметры шума и других искажений. Во многих случаях это способствует лучшей классификации данных ДЗ [9, 10], улучшению визуального качества изображений [11, 12] и т.п.

Определение типа шума и оценивание его характеристик могут проводиться совместно либо на отдельных этапах анализа изображения [1, 13]. Автоматические методы определения (идентификации) типа шума уже были предложены [1, 13–15]. Как было показано в экспериментах [13, 16], правильное определение типа шума возможно с довольно высокой вероятностью. Поэтому основное внимание уделим оцениванию характеристик для известного типа шума.

Методы автоматического оценивания характеристик шума, в частности дисперсии, начали разрабатываться в начале 90-х годов предыдущего столетия [3, 4, 17]. Поясним, что имеется в виду под вышеупомянутым требованием к робастности этих методов. Во многих приложениях заранее неизвестно, какие именно характеристики шума необходимо оценивать для данного изображения, является ли шум коррелированным или нет, какова структура изображения (количество деталей, границ, текстур, однородных участков) хотя бы приблизительно. Тем не менее метод оценивания характеристик шума должен работать достаточно хорошо для широкого класса обрабатываемых изображений различных уровней (дисперсий) и степени пространственной коррелированности шума, т.е. он должен быть робастным в широком смысле (согласно определению П. Хьюбера). Примеры недостаточной робастности для *метода оценивания дисперсии в вейвлетной области* (ОДВО) [18] приведены в [19]. Показано, что метод ОДВО обеспечивает большую смещенность оценки дисперсии аддитивного шума, если шум пространственно коррелированный. Значительное внимание уделено обеспечению приемлемой точности автоматических методов оценивания дисперсии помех на текстурных изображениях [20, 21], структура которых является наиболее сложной для рассматриваемой задачи.

Возникает вопрос, какая точность является приемлемой? В работах [22, 23] показано, что если пиковое отношение сигнал/шум (Peak Signal-to-Noise Ratio, PSNR) изображения находится в пределах 20...34 дБ, то желательно обеспечить оценку дисперсии шума (аддитивного или мультипликативного) в пределах 0,8...1,2 от ее истинного значения. Существуют различные способы описания точности и робастности методов. Например, точность метода может описываться несколькими обычными

статистическими параметрами, такими как среднее (или смещенность) и СКО (или дисперсия) оценок дисперсии шума, полученных по достаточно большому набору реализаций и тестовых изображений. Учитывая, что распределение оценок для такого подхода является негауссовским (см. данные в п. 1.3) и помня о вышеупомянутом практическом требовании к точности метода, целесообразно анализировать, насколько часто автоматические оценки оказываются за пределами 0,8...1,2 от истинного значения дисперсии шума. Такой подход также позволяет получить представление о робастности метода, поскольку выход за эти пределы может рассматриваться как неприемлемая робастность.

Существует еще одна проблема, связанная с тем, что методы, описанные в литературе, как правило, тестируются на нескольких изображениях (по крайней мере, результаты представлены именно таким образом, возможно, в силу ограниченности объема публикаций). Эти изображения либо искусственно синтезированы, либо они из стандартного в обработке изображений набора, например, Lena, Barbara, Baboon, House и т.д. Иногда в качестве примеров применимости метода обрабатываются одно или два реальных изображения, но в этом случае трудно установить, насколько точны получаемые оценки.

Чтобы частично восполнить этот пробел, были протестированы несколько автоматических методов оценивания дисперсии шума на существенно большем числе реальных изображений. Напомним, что существует база изображений TID2008 [11, 24], которая содержит 25 цветных изображений (в основном, взятых из базы изображений Kodak, <http://r0k.us/graphics/kodak/>), имеющих 17 типов искажений с 4-мя уровнями каждый. Два типа искажений представляют собой *пространственно некоррелированный* и *коррелированный аддитивный шум*. Это позволяет тестировать любой автоматический метод на 150 изображениях, содержащих аддитивный шум с одинаковой дисперсией (красная, зеленая и синяя компоненты каждого из 25 тестовых изображений с либо пространственно некоррелированным, либо коррелированным шумом). В свою очередь, можно анализировать как робастность любого метода по отношению к информационной составляющей изображения, так и его точность, что также дает возможность найти изображения и помеховые ситуации, для которых рассматриваемый метод работает плохо и т.п.

1.1. Набор тестовых изображений и характеристики шума

База TID2008 содержит 25 незашумленных (высокого качества) цветных изображений, среди которых первые 24 являются фрагментами оригинальных изображений из базы Kodak, а 25-е – искусственно сгенерированное изображение с различными текстурами (рис. 1.1).



Рис. 1.1. Тестовые незашумленные цветные изображения из базы TID2008

Все изображения из базы являются 24-битными RGB и имеют размер 512×384 пкс. Выбор такого размера сделан с целью унифицирования (изображения в базе Kodak имеют различные размеры) и удобства проведения субъективных экспериментов [11, 24]. Как видим, изображения достаточно разные, среди них присутствуют пейзажи, портреты, дома и т.д.

Согласно методологии проведения субъективных экспериментов, предложенной в [11] и предназначенной для анализа визуального качества изображений, содержащих различные типы искажений, необходимо было обеспечить четыре значения PSNR, приблизительно равных 21, 24, 27 и 30 дБ. Для аддитивного шума требуемое значение $PSNR_{req}$ искаженного изображения может быть легко получено путем моделирования шума с такой дисперсией, что

$$PSNR_{\text{req}}(\text{dB}) = 10 \lg(255^2 / \sigma^2), \quad (1)$$

где σ^2 – дисперсия шума.

Так, дисперсия шума должна быть равна 65 ($\text{PSNR}_{\text{req}} = 30$ дБ), 130 ($\text{PSNR}_{\text{req}} = 27$ дБ), 260 ($\text{PSNR}_{\text{req}} = 24$ дБ) и 520 ($\text{PSNR}_{\text{req}} = 21$ дБ).

Из всех значений дисперсии шума наибольший практический интерес представляют первые два (65 и 130), в то время как остальные два (260 и 520) редко встречаются в практике обработки 8-битных изображений. Кроме того, для большинства методов автоматического оценивания дисперсии аддитивного шума сложнее обеспечить приемлемую точность оценивания для меньших значений дисперсии шума, чем для больших [20]. Поэтому проведем анализ для изображений, искаженных шумом с дисперсиями 65 и 130. Доступность базы TID2008 (<http://www.ponomarenko.info/tid2008.htm>) позволяет заинтересованному исследователю провести свои собственные эксперименты для других наборов изображений.

Пространственно коррелированный шум с приведенными выше дисперсиями был смоделирован простым способом путем применения усредняющего фильтра 3×3 к массиву некоррелированного шума с последующей подстройкой дисперсии полученного шума. Это действительно частный случай пространственно коррелированного шума. Однако цель заключается в тестировании рассматриваемых автоматических методов для случаев пространственно коррелированного шума, чтобы знать, сохраняют они работоспособность или нет.

Пространственно коррелированный шум (с той же дисперсией, что и некоррелированный) визуально более заметен [25]. Соответствующие изображения воспринимаются как имеющие худшее визуальное качество (сравните изображения на рис. 1.2, б и а). Более того, пространственно коррелированный шум намного сложнее подавить [26].

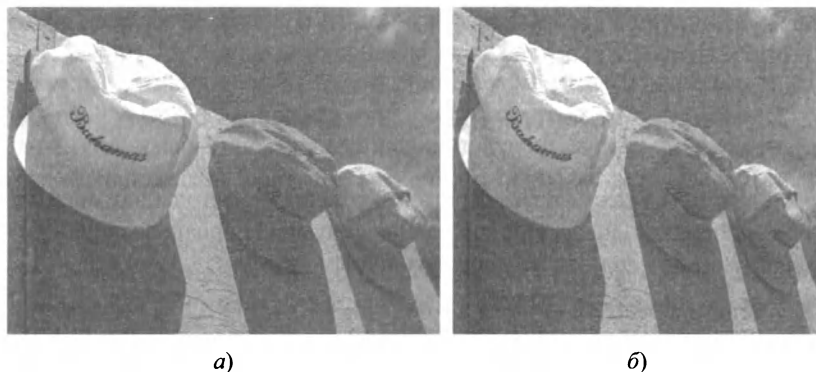


Рис. 1.2. Одинаковые изображения, искаженные пространственно некоррелированным (а) и пространственно коррелированным (б) шумом с дисперсией 130

Безусловно, возникали ситуации, когда смоделированное значение $I_{ij}^n = I_{ij}^{\text{true}} + n_{ij}$ оказывалось вне пределов 0...255, где I_{ij}^{true} – истинное значение ij -го пикселя данной компоненты RGB-изображения; I_{ij}^n – зашумленное значение; n_{ij} – смоделированный аддитивный шум. Тогда смоделированные значения возвращались в пределы 0...255 путем присвоения ближайшего предельного значения для сохранения 8-битного представления данных. Это могло приводить к изменению реально получаемого PSNR по сравнению с требуемым, но такой эффект «насыщения» соответствует практике, поскольку именно таким образом значения пикселей изображения возвращаются в заранее установленные пределы [27]. Акцентирование внимания на эффекте клиппирования обусловлено тем, что, как будет показано ниже, он может приводить к специфическим проблемам при автоматическом оценивании дисперсии помех.

Заметим также, что шум был смоделирован отдельно для различных компонент цветного RGB-изображения. Это также соответствует практике [2, 28].

Ко всем изображениям (общим числом 600, вследствие покомпонентной обработки [1] для всех 25 изображений, искаженных коррелированным и некоррелированным шумом с четырьмя уровнями дисперсии) был применен *автоматический метод идентификации типа шума* (АМИТШ) [13]. Для всех рассмотренных изображений шум был идентифицирован как аддитивный, что демонстрирует очень хорошую работу данного метода и его практическую применимость, как минимум, для идентификации изображений, искаженных аддитивным шумом. В будущем планируется протестировать метод АМИТШ на изображениях из TID2008, содержащих другие типы шума и искажения.

1.2. Автоматические методы оценивания дисперсии аддитивного шума

Поскольку невозможно рассмотреть все известные методы автоматического оценивания дисперсии аддитивного шума [1] проанализируем несколько методов, принадлежащих различным группам.

1.2.1. Методы, работающие в пространственной области

Методы [29], принадлежащие этой, фактически самой большой группе, базируются на предположении, что блоки определенного размера заполняют изображение и среди них есть набор блоков, принадлежащих однородным участкам. Локальные оценки дисперсии шума для этих блоков достаточно близки к истинному значению дисперсии шума. Эти

«нормальные» локальные оценки формируют моду распределения, которая может быть найдена (оценена).

Пример гистограмм локальных оценок дисперсии $\hat{\sigma}_k^2 = \frac{1}{|G_k| - 1} \times$

$\times \sum_{i,j \in G_k} (I_{ij}^n - \bar{I}_k)^2$, $k = 1, \dots, K$, полу-

ченных для стандартного тестового изображения Barbara, искаженного пространственно коррелированным шумом с дисперсией 100, для неперекрывающихся блоков трех различных размеров представлен на рис. 1.3. Здесь

I_{ij}^n – ij -й отсчет зашумленного изображения; \bar{I}_k – локальное среднее для k -го участка; G_k определяет набор пикселей, принадлежащих k -му участку; $|G_k|$ – его площадь, выраженная в пикселях; K – общее число используемых блоков на изображении).

Как видим, все гистограммы имеют моду в районе истинного значения дисперсии шума, хотя положение и ширина максимумов зависит от размера блока (ширина наименьшая для блоков 9×9 пкс). Кроме того, все распределения (характеризуемые своими гистограммами) имеют тяжелые правосторонние хвосты (они показаны не полностью, наблюдались существенно большие значения локальных оценок). Такие большие (аномальные) локальные оценки получены для неоднородных участков изображения, соответствующих границам, деталям, текстуре.

Методы рассматриваемой группы могут отличаться наличием либо отсутствием предварительной обработки изображения, способом получения локальных оценок дисперсии, используемым алгоритмом поиска моды распределения (этот принцип положен в основу данной группы методов). Тем не менее, основная идея, положенная в их основу, оказывается вполне работоспособной при наличии достаточного количества блоков, принадлежащих однородным участкам изображения [1, 19, 21, 29, 30].

Метод оценки дисперсии на основе интерквантильной оценки моды (ОДИОМ) [21] достаточно простой и быстрый, он заключается в нахождении минимального интерквантильного расстояния отсортированных (в

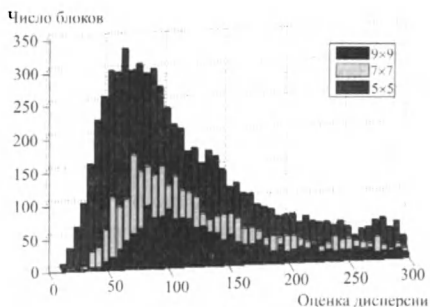


Рис. 1.3. Гистограммы локальных оценок дисперсии $\{\hat{\sigma}_k^2\}$ для неперекрывающихся блоков, изображение Barbara, искаженное пространственно коррелированным шумом с дисперсией 100

порядке возрастания) локальных оценок дисперсии шума для получения предварительной оценки $\hat{\sigma}_{prn}^2$. Затем функция зависимости интерквантильного расстояния от номера квантиля в окрестности предварительной оценки аппроксимируется и находится ее минимум, координата которого соответствует результирующей оценке моды распределения $\hat{\sigma}_n^2$.

Заметим, что если анализируемое изображение достаточно велико, т.е. содержит сотни тысяч пикселей, разница в результирующих оценках, полученных для различных реализаций шума относительно невелика, как правило, намного меньше абсолютного значения смещенности оценки [19]. Это позволяет анализировать данные по одной или нескольким реализациям шума для получения представления о точности автоматического оценивания.

1.2.2. Методы, базирующиеся на использовании различий характеристик изображения и шума в области пространственного спектра

Основная идея заключается в том, что шум распределен по всем спектральным компонентам (если шум пространственно некоррелированный, он распределяется равномерно), в то время как информация в основном содержится в ограниченном наборе спектральных компонент. Вейвлеты [18] и дискретные косинусные преобразования (ДКП) [20] так же, как и другие ортогональные преобразования, могут применяться для получения и дальнейшей обработки данных в спектральной области. Обработка спектральных коэффициентов должна проводиться таким образом, чтобы пренебречь спектральными компонентами с большой амплитудой (считать их выбросами). Следовательно, обработка данных будет робастной.

Методы этой группы [1, 18, 20, 31], особенно *метод оценивания дисперсии на основе ДКП* (ОДДКП) [20], работают достаточно хорошо даже для очень текстурных изображений, но только для случая некоррелированного шума или шума с очень малой пространственной корреляцией, что является их основным недостатком. Для методов ОДВО и ОДДКП [18, 20] некоторые результаты будут представлены в 1.3.

1.2.3. Методы, основанные на максимальном правдоподобии (МП) оценок шума и параметров изображения

Цель разработки таких методов [32, 33] – получение лучших результатов для высокотекстурных изображений. Для хорошей работы методов, основанных на вейвлетах и ДКП, должно выполняться основное условие: СКО числа больших спектральных коэффициентов, соответствующих текстуре, должно быть мало по сравнению с СКО шума. Тогда возможно детектировать (выбрать) эти коэффициенты и использовать их для

оценивания дисперсии шума. Однако для высокотекстурных изображений и/или низкого уровня шума данное условие может быть смягчено, если можно предсказывать наличие больших спектральных коэффициентов, соответствующих текстуре, опираясь на низкие и средние (по амплитуде) спектральные коэффициенты. Так было сделано в [32, 33] путем представления параметрической модели текстуры – двумерной модели фрактального Броуновского движения (фБд). Эта модель может быть локально скорректирована в статистическом смысле в зависимости от амплитуды и шероховатости текстуры. Далее задача оценивания дисперсии шума формулируется как проблема МП-совместного оценивания параметров текстуры (локально) и дисперсии помех (глобально). Данный подход эффективен для оценивания дисперсии некоррелированных аддитивных и мультипликативных помех [32, 33]. Однако возможны смещения оценок, если текстура существенно отличается от фБд-модели. Детектирование таких различий очень важно для обеспечения надежного оценивания дисперсии шума.

Если шум коррелированный, то его корреляционная матрица должна быть учтена в МП-подходе, иначе оценка дисперсии будет смещенной. Чтобы обойти проблему неизвестной корреляционной функции шума, предлагается следующая модификация: шум преобразуется в пространственно некоррелированный путем прореживания исходного изображения в процессе обработки. На практике, как правило, достаточно прореживания в 2...3 раза в обоих направлениях (учитывая, что ширина корреляционной функции шума обычно не превышает 1...2 пкс). После этого для автоматического оценивания дисперсии помех может применяться *метод оценки дисперсии по максимуму правдоподобия* (ОДМП) [32, 33].

1.3. Анализ точности рассматриваемых методов оценивания дисперсии

С целью обеспечения сопоставимости результатов ниже используется модифицированная версия МП-алгоритма для оценивания дисперсии как коррелированного, так и некоррелированного шума.

1.3.1 Оценивание дисперсии пространственно некоррелированного шума

Результаты, полученные для метода ОДИОМ [21]. На рис. 1.4 представлены результаты для красной, зеленой и синей компонент тестовых изображений с дисперсией шума 65. Размер блоков 5×5 пкс. Использовались неперекрывающиеся блоки.

Основные выводы, вытекающие из анализа графиков на рис. 1.4, следующие:

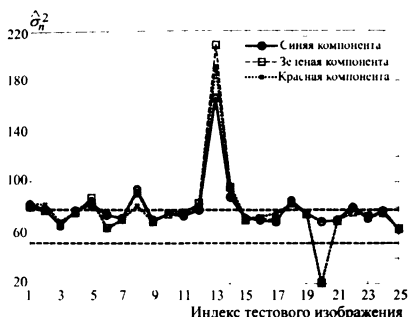


Рис. 1.4. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДИОМ неперекрывающихся блоков 5×5 пкс для тестовых изображений, искаженных пространственно некоррелированным шумом с $\sigma_n^2 = 65$

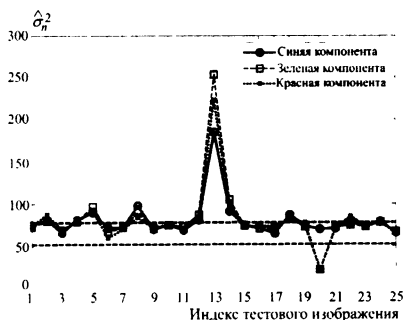


Рис. 1.5. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДИОМ при использовании неперекрывающихся блоков размером 7×7 пкс для тестовых изображений, искаженных аддитивным шумом с $\sigma_n^2 = 65$

ка. Это означает, что для пространственно некоррелированного шума практически не имеет значения, какой размер блока используется.

Проанализируем, что происходит с зеленой и красной компонентами 20-го изображения. Гистограмма локальных оценок дисперсии для

1) в большинстве случаев $\hat{\sigma}_n^2$, полученные для различных компонент одного цветного изображения имеют близкие значения; единственным исключением является 20-е тестовое изображение, причина будет проанализирована ниже;

2) в большинстве случаев $\hat{\sigma}_n^2$ больше истинного значения дисперсии (равного 65); единственным исключением является 25-е изображение, а также красная и зеленая компоненты 20-го;

3) хотя $\hat{\sigma}_n^2$, как правило, выше, чем σ_n^2 , они в основном лежат в пределах от $65 \times 0,8 = 52$ до $65 \times 1,2 = 78$ (требуемые пределы обозначены двумя горизонтальными линиями на рис. 1.4 и на последующих рисунках); исключениями являются тестовые изображения 1, 5, 8, 12–14, 18 и 22; заметим, что все эти изображения либо текстурные (особенно изображение 13), либо содержат множество деталей, как изображения 5 и 8.

Рассмотрим тот же автоматический метод оценивания, но для блоков размером 7×7 пкс. Результаты показаны на рис. 1.5. Выводы практически аналогичны выводам, сделанным по рис. 1.4. Разница в оценках, полученных для блоков 5×5 и 7×7 пкс, невелика.

красной компоненты представлена на рис. 1.6. Как видно, она действительно имеет максимум для аргумента порядка 20 (другой максимум приблизительно соответствует дисперсии 65, но его амплитуда меньше). Следовательно, алгоритм определения моды, находящий координату наибольшего максимума, работает правильно. Причина наличия большого числа оценок, меньших истинного значения дисперсии, связана с *клиппинг-эффектом*. В красной и зеленой компонентах

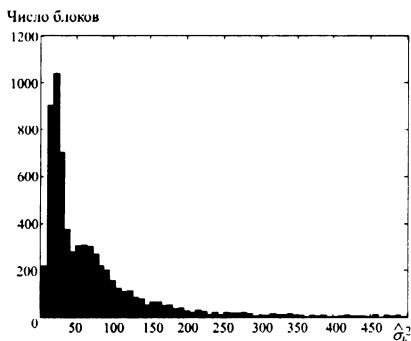


Рис. 1.6. Гистограмма локальных оценок для красной компоненты 20-го тестового изображения

исходного 20-го изображения для множества положений блоков среднее в блоках близко к 255 (в основном, это блоки, расположенные в верхней части изображения, соответствующей небу, см. рис. 1.1). Следовательно, после добавления шума и возвращения полученных значений в пределы от 0 до 255 множество «зашумленных» значений становится равным 255. Поэтому оценки дисперсии для таких блоков оказываются искаженными (меньшими, чем должны быть) в силу такого «клиппинга».

Клиппинг-эффект уже упоминался и рассматривался в статье А. Фои [34]. На практике эффекты клиппинга могут возникать по разным причинам [34]. Их негативное влияние на результирующую оценку $\hat{\sigma}_n^2$, продемонстрированное выше, означает, что оценки дисперсии, полученные в блоках, где наблюдается клиппинг, должны быть удалены из анализа до применения алгоритма оценивания $\hat{\sigma}_n^2$. Например, возможно контролировать число значений I_{ij}^n в данном блоке, равных 0 или 255. Если их количество N_{clip} больше, чем $\beta_{\text{clip}} S_{\text{bl}}$ (где S_{bl} — число пикселей в блоке; β_{clip} — предварительно установленный параметр), то данный блок удаляется из дальнейшего рассмотрения. Практическая рекомендация — устанавливать $\beta_{\text{clip}} \approx 0,15$.

Рассмотрим другое значение дисперсии шума $\sigma_n^2 = 130$. Полученные результаты представлены на рис. 1.7 (требуемые пределы для $\sigma_n^2 = 130$ от 108 до 156). Размер блоков 5×5 пкс. Во-первых, сравнение оценок $\hat{\sigma}_n^2$ на рис. 1.4 (для $\sigma_n^2 = 65$) и на рис. 1.7 (для $\sigma_n^2 = 130$) показывает, что для каждого отдельного тестового изображения и той же цвето-

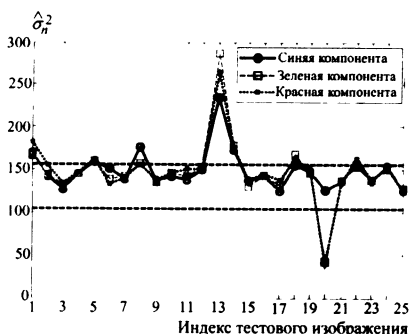


Рис. 1.7. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДИОМ [21] при использовании неперекрывающихся блоков размером 7×7 пкс для набора тестовых изображений, искаженных пространственно некоррелированным шумом с $\sigma_n^2 = 130$

вой компоненты оценки $\hat{\sigma}_n^2$ на рис. 1.7 почти вдвое больше, чем на рис. 1.4. Следовательно, все выводы, сделанные для данных на рис. 1.4, справедливы также и для рис. 1.7. Оценки дисперсии снова являются достаточно точными за исключением нескольких изображений, упомянутых ранее, которые либо являются текстурными, либо для них наблюдается клиппинг-эффект.

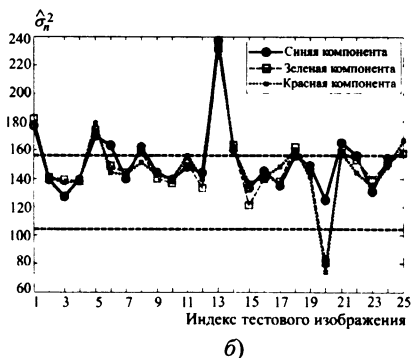
Результаты для блоков 7×7 пкс аналогичны результатам, приведенным на рис. 1.7.

Результаты, полученные методом ОДВО [18]. На рис. 1.8,а показаны оценки, полученные для пространственно

некоррелированного шума с дисперсией, равной 65. В целом, они подобны оценкам, представленным на рис. 1.4 и 1.5. Высокие оценки наблюдаются для более текстурных изображений. Почти все оценки дисперсии больше истинного значения дисперсии. Приблизительно половина из них превышает верхнюю границу приемлемых пределов $52 \dots 78$. Есть два исключения, когда значения оценок дисперсии меньше нижней



а)



б)

Рис. 1.8. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДВО для набора тестовых изображений, искаженных пространственно некоррелированным аддитивным шумом с дисперсиями $\sigma_n^2 = 65$ (а) и $\sigma_n^2 = 130$ (б)

границы. Они наблюдаются для зеленой и красной компонент 20-го тестового изображения, для которого на результирующие оценки оказывает влияние клиппинг-эффект. При этом в методе ОДВО [18] эффект клиппирования не может быть учтен простыми средствами.

На рис. 1.8,б показаны оценки дисперсии для случая пространственно некоррелированного шума с $\sigma_n^2 = 130$, полученные методом ОДВО [18]. Они приблизительно на том же уровне, что и оценки, представленные на рис. 1.7. Снова большие оценки наблюдаются для текстурных изображений 1, 5, 8, 13, 14, 18. В то же время достаточно много оценок лежит за пределами 104...156. В силу клиппинга оценки для зеленой и красной компонент 20-го тестового изображения существенно ниже, чем должны быть.

Результаты, полученные методом ОДКП [20]. Эти методы обеспечивает более точные оценки. Они представлены на рис. 1.9,а для дисперсии шума 65 и на рис. 1.9,б для $\sigma_n^2 = 130$. Как видим, только для двух компонент высокотекстурного 13-го тестового изображения оценки выходят за требуемые пределы, но ненамного.



Рис. 1.9. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДКП [20] для набора тестовых изображений, искаженных пространственно некоррелированным аддитивным шумом с дисперсиями $\sigma_n^2 = 65$ (а) и $\sigma_n^2 = 130$ (б)

Результаты, полученные методом ОДМП [32, 33]. Данные для $\sigma_n^2 = 65$ представлены на рис. 1.10,а.

Как видно, в основном оценки дисперсии лежат в пределах от 52 до 78 и в большинстве случаев несколько меньше истинного значения дисперсии. Только 5-е, а также в некотором смысле 13-е (синяя и зеленая компоненты) и 11-е тестовые изображения проблематичны для точ-

ного оценивания дисперсии шума. Причина в том, что после прореживания эти изображения становятся очень текстурными.

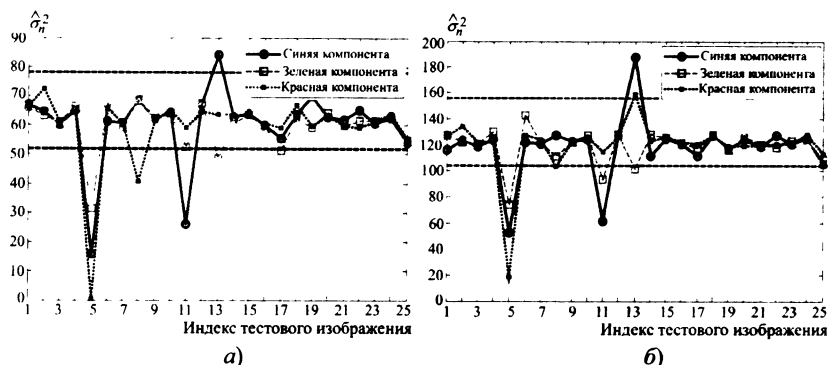


Рис. 1.10. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДМП [32, 33] для набора тестовых изображений, искаженных пространственно некоррелированным аддитивным шумом с дисперсиями $\sigma_n^2 = 65$ (а) и $\sigma_n^2 = 130$ (б)

Тот же метод тестировался и для $\sigma_n^2 = 130$. Результаты представлены на рис. 1.10,б. В большинстве случаев полученные оценки дисперсии удовлетворяют требованиям к их точности (попадание в пределы от 104 до 156). Исключениями являются 5-е (все компоненты), 11-е и 13-е тестовые изображения (синяя и зеленая компоненты). Причины этого уже были объяснены ранее.

Обобщая результаты тестирования методов оценивания дисперсии, представленные выше, можно сказать следующее. Хотя рассмотренные методы имеют различия в основных свойствах и подходах, положенных в их основу, все они, в основном, удовлетворяют требованиям к точности автоматического оценивания. Тем не менее, остается проблема оценивания дисперсии шума для высокотекстурных изображений, таких как 5, 11 и 13.

1.3.2. Оценивание дисперсии для пространственно коррелированного шума

Результаты, полученные методом ОДИОМ [21]. На рис. 1.11,а представлены результаты для красной, зеленой и синей компонент тестовых изображений с дисперсией 65. Рассмотрим данные для блоков размером 5×5 пкс (блоки неперекрывающиеся).

Основные выводы, сделанные при анализе графиков на рис. 1.11,а следующие:

1) для большинства тестовых изображений $\hat{\sigma}_n^2$ (для различных компонент одного и того же цветного тестового изображения) достаточно близки; единственным исключением снова является 20-е тестовое изображение; причина состоит в эффекте клиппирования, описанном выше;

2) в большинстве случаев $\hat{\sigma}_n^2$ меньше или немного больше истинного значения дисперсии, исключения составляют очень текстурное 13-е тестовое изображение и, частично, 14-е, также текстурное;

3) для довольно большого числа случаев $\hat{\sigma}_n^2$ находятся в пределах от 52 до 78, хотя достаточно много оценок дисперсии выходят за эти пределы и, как правило, оказываются меньше нижней границы.

Следовательно, желательно улучшить работу метода ОДИОМ [21] для пространственно коррелированного шума. Следуя рекомендациям из [19], используем блоки большего размера (7×7 пкс). Полученные результаты приведены на рис. 1.11,б. Сравнивая графики на рис. 1.11, можно сказать, что, благодаря использованию блоков 7×7 пкс, точность в целом улучшилась. В частности, смещенности $|\hat{\sigma}_n^2 - \sigma_n^2|$ уменьшились для всех компонент тестовых изображений 3, 4, 6, 7, 9–11, 15–17, 19, 21–25 и некоторых цветовых компонент других тестовых изображений. Причина этого улучшения связана со следующим свойством нормальных локальных оценок дисперсии шума: максимум их гистограммы расположен так, что $\sigma_{\max}^2 < \sigma_n^2$.

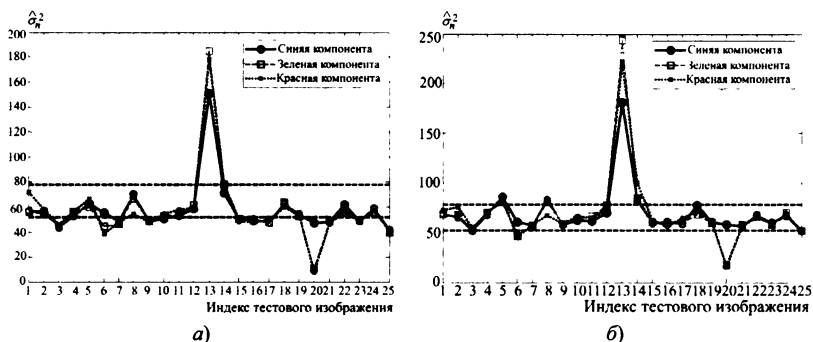


Рис. 1.11. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДИОМ [21] при использовании неперекрывающихся блоков размером 5×5 (а) и 7×7 (б) пкс для набора тестовых изображений, искаженных пространственно коррелированным аддитивным шумом с дисперсией $\sigma_n^2 = 65$

Но с увеличением размера блока разность $\sigma_n^2 - \sigma_{\max}^2$ уменьшается, что следует из теории оценивания дисперсии по ограниченным выборкам данных. Это явление можно также наблюдать в окрестностях максимумов гистограмм на рис. 1.3.

Заметим, что повышения точности за счет применения блоков 7×7 пкс удалось достичь для не слишком текстурных изображений. При

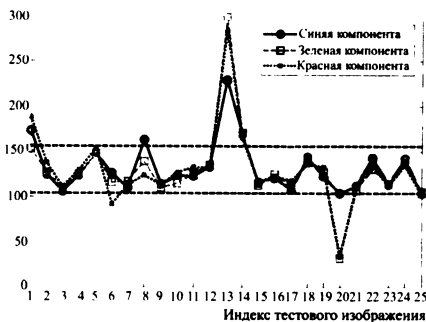


Рис. 1.12. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДИОМ [21] при использовании неперекрывающихся блоков размером 7×7 пкс для набора тестовых изображений, искаженных пространственно коррелированным аддитивным шумом с дисперсией $\sigma_n^2 = 130$

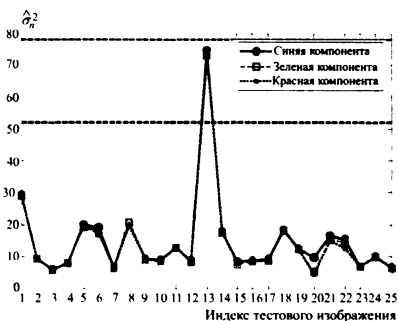


Рис. 1.13. Оценки дисперсии шума, полученные методом ОДВО [18] для набора тестовых изображений, искаженных пространственно коррелированным аддитивным шумом с $\sigma_n^2 = 65$

этом для текстурных изображений, таких как 5-е, 13-е и 14-е, точность ухудшилась.

В целом для пространственно коррелированного шума существует разница между тем, какого размера блоки применяются: 5×5 или 7×7 пкс. Представленные результаты показывают, что лучше использовать блоки 7×7 пкс. Такие же тенденции наблюдались и для других значений дисперсии шума, в частности 130. В связи с этим, на рис. 1.12 приведены результаты только для блоков 7×7 пкс. В основном оценки попадают в требуемые пределы. Очевидными исключениями являются тестовые изображения 13 и 14 (текстурные) и 20 (вследствие клиппинга). Недостаточно точны оценки и для некоторых компонент изображений 1 и 8.

Результаты, полученные методом ОДВО [18]. На рис. 1.13 приведены графики, при анализе которых выявляются недостатки этого метода – он полностью утрачивает работоспособность в случае пространственно коррелированного шума с достаточно широким главным лепестком двумерной автокорреляционной функции. Тот же уровень оценок наблюдается и для

метода ОДДКП [20] (не представлены на рисунках). Эта проблема является общей для методов, принадлежащих к данной группе.

Результаты, полученные методом ОДМП [33]. Примененный для автоматического оценивания дисперсии пространственно коррелированного шума исходный метод ОДМП [33] без модификаций, основанный на оценивании максимального правдоподобия, также обеспечивает существенно смещенные оценки $\hat{\sigma}_n^2 < \sigma_n^2$.

Тем не менее, альтернативная модификация, заключающаяся в прореживании исходного изображения, работает достаточно хорошо. Данные, полученные для предложенной модификации для $\sigma_n^2=65$ представлены на рис. 1.14.

Оценки дисперсии в основном попадают в требуемые пределы. Однако для некоторых изображений $\hat{\sigma}_n^2$ очевидно выходят за них. Для 5-го и 13-го изображений метод ОДМП утрачивает работоспособность. Причина в том, что эти изображения текстурные. В частности, тестовое изображение 13 является высокотекстурным как в исходном масштабе, так и после прореживания. В основном масштабе тестовое изображение 5 содержит однородные участки, но очень малой площади. После прореживания линейные размеры этих фрагментов становятся меньше размеров скользящего окна, и они уже не распознаются, как однородные. Поэтому после прореживания 5-е изображение также становится очень текстурным.

Аномальная оценка дисперсии получена и для синей компоненты 11-го тестового изображения. Это следствие двух причин: во-первых, на темных однородных участках, которые занимают достаточно большую часть изображения, наблюдается клиппинг-эффект; во-вторых, после прореживания изображение также становится высокотекстурным.

Очень похожие результаты получены и для $\sigma_n^2=130$. Таким образом, некоторые проблемы с высокотекстурными изображениями характерны как для исходных, так и для модифицированных методов, основанных на МП-оценивании.

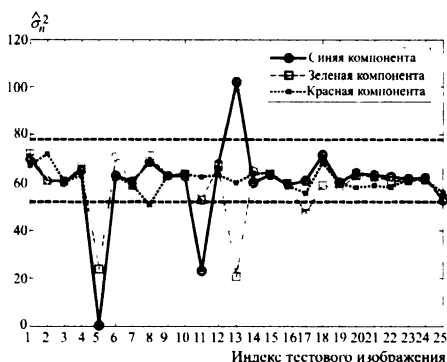


Рис. 1.14. Оценки дисперсии шума, полученные модифицированным методом ОДМП [33] для набора тестовых изображений, искаженных пространственно коррелированным аддитивным шумом с $\sigma_n^2=65$

1.4. Проблемы оценивания дисперсии

Анализ, проведенный для трех групп методов автоматического оценивания дисперсии аддитивного шума, примененных к изображениям из базы TID2008, показал следующее:

1) для большинства реальных (не искусственных) изображений все три группы (при определенных условиях) способны обеспечить требуемую точность;

2) наиболее сложна ситуация с высокотекстурными изображениями, искаженными пространственно коррелированным шумом с достаточно малой дисперсией; в этом случае трудно найти критерии, используя которые можно отделить информационную составляющую от шума и, следовательно, оценить дисперсию шума с надлежащей точностью; это показывает, что желательно разработать специальные индикаторы таких ситуаций, а также продолжать разработку, применимых к ним методов;

3) есть несколько идей, которые могут быть плодотворны в этом смысле: представлена новая мера, подобная энтропии [35], способная охарактеризовать содержимое изображения; информацию о шуме и свойствах изображения может содержать координата максимума гистограммы робастного параметра [36]; возможно полезен параметр p , используемый в методе ОДИОМ [21] для определения процента блоков, принадлежащих однородным участкам. Однако эти и другие параметры требуют дополнительного изучения для того, чтобы можно было дать окончательные практические рекомендации.

Наряду с общими выводами существуют также частные выводы и соображения, касающиеся вышеупомянутых проблем.

Первая группа содержит много методов, хотя только один из них был подробно рассмотрен выше. Следует сказать, что несколько методов, принадлежащих к первой группе, были разработаны авторами [1, 4, 14, 19, 21, 30, 37]. В течение нескольких лет характеристики этих методов постоянно улучшались по следующим направлениям:

повышение робастности оценок, используемых на заключительном этапе [4, 21, 30];

удаление аномальных оценок путем предварительной сегментации [19, 29];

выбор (оптимизация) параметров метода [19] и т.д.

Были проведены сравнения с более ранними версиями; с другими методами, принадлежащими первой группе, такими как метод гистограммной оценки дисперсии [17]; с методами, принадлежащими к другим группам, например, ОДВО [18]. Анализ проводился для нескольких стандартных черно-белых изображений, таких как Barbara, Baboon, Goldhill, Peppers и др. Практически во всех рассмотренных случаях точ-

ность предложенных авторами методов была лучше или на том же уровне, что и для других разработок.

Наиболее поздней версией разработки авторов является модификация метода ОДИОМ [21] с добавлением этапа предварительной сегментации изображения – ОДИОМПС [19]. Проверим, позволяет ли это получить улучшения в случае, когда метод ОДИОМ [21] обеспечивал неточные оценки. Рассмотрим наиболее «проблемные» (текстурные) тестовые изображения 5, 8, 13 и 14 для пространственно некоррелированного шума с $\sigma_n^2 = 65$. Результаты для метода ОДИОМПС [19] приведены в табл. 1.1 (оценки, полученные без предварительной сегментации, для удобства даны в скобках). Как видим, использование предварительной сегментации существенно повышает точность оценивания. Во многих случаях оценки попадают в требуемые пределы. Только для 13-го тестового изображения и красной компоненты 14-го оценки остались вне пределов. Следовательно, применение предварительной сегментации является целесообразным.

Таблица 1. Оценки дисперсии для тестовых изображений
($\sigma_n^2 = 65$, пространственно некоррелированный шум)

Номер изображения	Компонента		
	Синяя	Зеленая	Красная
5	62,2 (89,8)	66,5 (96,9)	74,1 (91)
8	76,2 (97,8)	77,8 (90,3)	61,7 (84,2)
13	109,9 (185)	25,3 (253)	38,4 (223)
14	69,6 (90,9)	69,6 (105)	82,1 (98,3)

Одним из преимуществ методов первой группы является то, что они обладают достаточно высоким быстродействием. Для получения результирующей оценки на современном компьютере среднего уровня при обработке изображения размером 512×512 пкс даже при использовании блоков с полным перекрытием требуется время менее 1 с.

Метод, предложенный Бардуччи и др. (ОДБП) [6]. Он не может быть отнесен ни к одной из трех групп, упомянутых выше. Этот метод основан на новом принципе – анализе шума в битовых плоскостях рассматриваемого изображения. Вначале был реализован алгоритм, описанный в [6]. Оказалось, что он очень чувствителен к клиппинг-эффектам. Если эти эффекты присутствуют даже для небольшой части пикселей, алгоритм утрачивает работоспособность, так как в клиппированных областях в силу насыщения битовая область перестает быть случайной. Это нарушает базовую идею, положенную в основу метода битовых плоскостей (ОДБП) [6], о том, что менее значимые битовые плоскости находятся под влиянием только шума и случайны.

Поэтому для улучшения работы алгоритма ОДБП была выполнена следующая его модификация. Вначале детектировались клиппированные области, как описанно в п. 1.3.1. Затем эти области были исключены из дальнейшего рассмотрения при расчете критерия случайности $\delta(k)$ битовой плоскости [6]. Таким образом было устранено влияние клиппинг-эффекта на результирующую оценку дисперсии.

Данная модификация существенно уменьшила чувствительность алгоритма к эффекту клиппирования. Однако точность алгоритма при этом осталась недостаточно хорошей. Чтобы доказать это, на рис. 1.15,а приведены графики оценок дисперсии шума для изображений из базы TID2008, искаженных пространственно некоррелированным шумом с дисперсией 65. Аналогично на рис. 1.15,б показаны графики для пространственно некоррелированного шума с $\sigma_n^2=130$. Можно сделать следующие выводы:

- 1) большинство оценок дисперсии существенно выше истинного значения дисперсии, только несколько оценок попадают в требуемые пределы;
- 2) особенно большие оценки дисперсии (существенно выше, чем они должны быть) наблюдаются для высокотекстурных изображений.

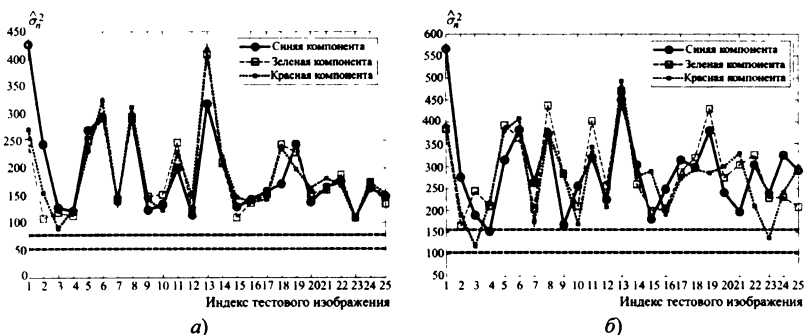


Рис. 1.15. Оценки дисперсии шума, полученные модифицированным методом ОДБП [6] для набора тестовых изображений, искаженных пространственно некоррелированным шумом с $\sigma_n^2=65$ (а) и $\sigma_n^2=130$ (б)

Результаты анализа для пространственно коррелированного шума показали, что значения оценок дисперсии в целом ниже и большее их число оценок удовлетворяет требованиям к точности. Однако точность метода ОДБП [6] хуже точности методов из ранее рассмотренных групп. В частности, это следует из сравнения данных, приведенных на рис. 1.11 и 1.16.

Методы второй группы утрачивают работоспособность, если шум пространственно коррелированный. Один из путей решения этой проблемы состоит в том, чтобы «распознавать» изображения, искаженные пространственно коррелированным шумом. Эта проблема до сих пор остается открытой. Если она будет решена, станет возможным применять, например, методы первой группы, если шум будет распознан как пространственно коррелированный, и методы второй группы, например, метод ОДДКП [20], если шум пространственно некоррелированный. Другой путь видится в применении прореживания исходного изображения, искаженного пространственно коррелированным шумом, поскольку для методов третьей группы это оказалось полезным.

Быстродействие методов второй группы весьма высоко, поскольку они основаны на ортогональных преобразованиях, зачастую имеющих быстрые алгоритмы реализации, и на различных операциях сортировки, которые также могут проводиться достаточно быстро.

Методы третьей группы имеют преимущество в том, что они обеспечивают более точные и стабильные результаты для высокотекстурных изображений, расширяя таким образом класс изображений, для которых может быть получена надежная оценка дисперсии. Однако аномальные смещения для изображений 5, 13 и 11 показывают, что необходимо дальнейшее усовершенствование этих методов. Одним из недостатков методов этой группы с практической точки зрения является то, что они достаточно медленно работают по сравнению со многими методами из первой и второй групп. Причина этого в сложных и продолжительных по времени вычислениях для оценивания основных параметров текстуры. Это означает, что методы третьей группы должны использоваться только для изображений со сложной структурой. В остальных случаях стоит применять более быстрые методы из первой и второй групп. Для реализации этой идеи быстрым и автоматическим способом следует разработать методы для оценивания сложности изображения.

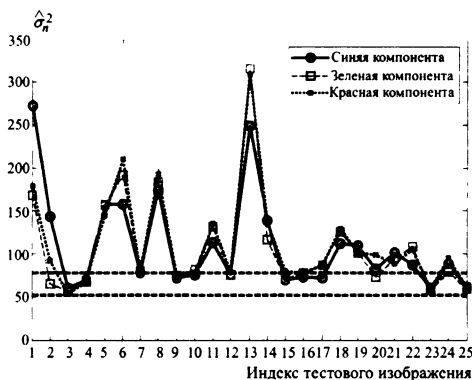


Рис. 1.16. Оценки дисперсии шума, полученные модифицированным методом ОДБП [6] для набора тестовых изображений, искаженных пространственно коррелированным шумом с $\sigma_n^2 = 65$

Охарактеризуем точность и робастность рассмотренных методов параметром N_{out} – числом оценок, не попавших в требуемые пределы для 75 изображений (три цветовых компоненты 25 тестовых изображений для фиксированной дисперсии шума). Эти данные приведены в табл. 1.2, их анализ подтверждает основные выводы, приведенные выше. Показано, что лучшая точность (меньшее N_{out}) достигается, если дисперсия шума выше, и ее обеспечивают методы третьей группы. Методы первой и второй групп для пространственно некоррелированного шума демонстрируют практически одинаковую точность, однако если шум коррелированный, методы второй группы оказываются хуже.

Таблица 2. Сравнительный анализ точности методов, принадлежащих различным группам

Метод	Параметры метода	Тип искажений	Дисперсия шума	N_{out}
Первая группа, ОДИОМ [21]	Неперекрывающиеся блоки размером 7×7 пкс	Некоррелированный	65	25
			130	20
		Коррелированный	65	14
Вторая группа, ОДВО [18]	Анализ проводится в высокочастотной части спектра	Некоррелированный	65	41
			130	25
		Коррелированный	65	72
Вторая группа, ОДДКП [20]	Блоки размером 8×8 пкс	Некоррелированный	65	2
			130	2
		Коррелированный	65	75
Третья группа, ОДМП [33]	С прореживанием изображения в 2 раза	Некоррелированный	65	7
			130	7
		Коррелированный	65	8
ОДБП [6]	Модифицированный для устранения клиппинг-эффекта	Некоррелированный	65	75
			130	72
		Коррелированный	65	49

Если шум пространственно коррелированный, следует помнить, что оценивание дисперсии или СКО шума может быть только предварительным шагом для дальнейшего анализа его свойств. Следующий шаг предполагает автоматическое оценивание пространственного спектра или двумерной автокорреляционной функции шума. Один из возможных подходов к осуществлению этого описан в [38]. Очевидно, что априорная информация о СКО шума позволяет определить однородные

участки изображения, для которых возможно получение достаточно точных оценок пространственного спектра шума. Затем эти оценки можно усреднить или обработать совместно каким-либо робастным способом для обеспечения более точной оценки пространственного спектра для дальнейшего использования при фильтрации изображений, восстановлении, обнаружении границ и т.п.

Протестированы несколько методов автоматического оценивания дисперсии аддитивного шума, принадлежащих к различным группам. Тестирование проводилось для базы TID2008, содержащей 25 цветных изображений с различной структурой и свойствами. Рассмотрены два значения дисперсии шума, а также случаи пространственно некоррелированного и коррелированного шума.

Тестирование показало, что хотя в последнее время были приложены значительные усилия по разработке и усовершенствованию этих методов, работа далека от завершения. Лишь о методах первой группы можно сказать, что они обеспечивают приемлемую точность оценивания в приблизительно 80 % рассмотренных ситуаций при условии использования блоков размером 7×7 пкс. Методы второй и третьей групп обеспечивают хорошие результаты, если шум пространственно некоррелированный. Однако если шум коррелированный, это необходимо знать заранее для принятия соответствующих решений. Поэтому особой задачей на будущее является разработка методов автоматического оценивания коррелированности шума.

Проведенный анализ еще раз подтвердил, что наиболее сложная и неблагоприятная ситуация возникает, если анализируемое изображение высокотекстурное, а шум пространственно коррелированный с достаточно малой дисперсией. Эта ситуация наиболее сложна в плане обеспечения требуемой точности оценивания дисперсии шума в автоматическом режиме. Заметим, что в таких ситуациях делать это в интерактивном режиме также затруднительно, поскольку сложно выбирать однородные участки. Говоря «сложно», имеется в виду, что даже опытный эксперт не может быть абсолютно уверен в том, что выбранные «однородные» участки действительно являются однородными.

Исследование также показало, что необходимо учитывать эффект клиппирования. Несмотря на очевидность этого факта, разработчики практических реализаций (кодов) предложенных методов часто о клиппинге «забывают». Более того, было бы желательным не только выявлять присутствие клиппинга, но и обнаруживать уча-

стки, на которых он возникает [42]. Это может быть полезным для дальнейшей обработки изображения, поскольку клиппирование может негативно влиять также и на такие операции как обнаружение границ, классификация, фильтрация, восстановление.

Поскольку мы проводили анализ статистических характеристик шума на цветных изображениях покомпонентно, было сделано следующее интересное наблюдение. Если оценки дисперсии шума больше (меньше) истинного значения дисперсии для одной компоненты, весьма вероятно, что оценки для других компонент также окажутся больше (меньше) истинного значения. Иными словами, оценки для различных компонент цветных изображений сильно коррелированы. Это связано с двумя фактами: компоненты цветных изображений коррелированы [39]; хотя все методы автоматического оценивания дисперсии шума пытаются разделить сигнальную компоненту изображения и шум, контент изображения неизбежно влияет на оценку параметров шума.

Наконец, отметим следующее. Все рассмотренные методы базируются на изначальном предположении о том, что шум аддитивный с пространственно инвариантной (постоянной) дисперсией. Хотя во многих фундаментальных работах, например [40], утверждается, что это типичная модель шума на цветных изображениях и изображениях других типов, это всего лишь упрощенная модель. Вследствие применения операций, проводимых над выходными данными систем формирования изображений, статистические характеристики шума могут быть достаточно сложными [2, 5, 41]. Поэтому использование автоматических методов оценивания дисперсии, адаптированных под аддитивный шум для анализа изображений, искаженных реальным шумом может привести к неожиданным и труднообъяснимым результатам. Другими словами, наша рекомендация – убедитесь в том, что шум чисто аддитивный перед тем, как применять рассмотренные выше методы к реальным изображениям.

Литература

1. *Vozel B., Abramov S., Chehdi K., Lukin V., Ponomarenko N., Uss M.* Blind methods for noise evaluation in multi-component images // Book chapter in «Multivariate image processing». ISTE Ltd. France. 2009. P. 263–301.
2. *Foi A.* Pointwise Shape-Adaptive DCT Image Filtering and Signal-Dependent Noise Estimation: Thesis for the degree of Doctor of Technology. Tampere University of Technology. Tampere, Finland. Dec. 2007.
3. *Lee J.-S., Hoppel K., and Mango S.A.* Unsupervised Estimation of Speckle Noise in Radar Images // International Journal of Imaging Systems and Technology. 1992. V. 4. P. 298–305.

4. *Zelensky A.A., Totsky A.V., Lukin V.V. et. al.* Airborne multichannel remote sensing data processing techniques and software // Proceedings of the Second International Airborne Remote Sensing Conference and Exhibition ERIM. San Francisco, CA, USA. June 1996. V. III. P. 151–159.
5. *Barducci A., Guzzi D., Marcoionni P., Pippi I.* CHRIS-Proba performance evaluation: signal-to-noise ratio, instrument efficiency and data quality from acquisitions over San Rossore (Italy) test site // Proceedings of the 3-rd ESA CHRIS/Proba Workshop. Italy. March 2005.
6. *Barducci A., Guzzi D., Marcoionni P., Pippi I.* Assessing Noise Amplitude in Remotely Sensed Images Using Bit-Plane and Scatterplot Approaches // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2007 V. 45. № 8. P. 2665–2675.
7. *Zlokolic V., Pizurica A., Philips W.* Noise estimation for video processing based on spatio-temporal gradients // IEEE Signal Processing Letter. 2006. V. 13. № 6. P. 337–340.
8. *Hyperspectral Data Exploitation: Theory and Applications / Edited by Chein-I Chang.* Wiley-Interscience. 2007.
9. *Lukin V.V.* Methods and Algorithms for Pre-processing and Classification of Multichannel Radar Remote Sensing Images // Proceedings of International Conference «Avances en Ciencias de la Computacion». Mexico. Oct. 2003. P. 28–40.
10. *Renard N., Bourennane S., Blanc-Talon J.* Denoising and dimensionality reduction using multilinear tools for hyperspectral images // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2008. V. 5. № 2. P. 138–142.
11. *Egiazarian K., Astola J., Ponomarenko N., Lukin V., Battisti F.* Metrics Performance Comparison for Color Image Database // CD-ROM Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics. Scottsdale, USA. 2009.
12. *Vansteenkiste E., Van der Weken D., Philips W., Kerre E.* Perceived image quality measurement of state-of-the-art noise reduction schemes // Lecture Notes on Computer Science. Springer. V. 4179. 2006. P. 114–126.
13. *Carton-Vandecandelaere M.-P., Vozel B., Klaine L., Chehdi K.* Application to Multispectral Images of a Blind Identification System for Blur // Additive, Multiplicative and Impulse Noises. Proceedings of EUSIPCO. Toulouse (France). 2002. V. III. P. 283–286.
14. *Vozel B., Chehdi K., Klaine L., Lukin V.V., Abramov S.K.* Noise identification and estimation of its statistical parameters by using unsupervised variational classification // Proceedings of ICASSP. Toulouse, France. 2006. V. II. P. 841–844.
15. *Yuxin Chen, Das M.* An Automated Technique for Image Noise Identification Using a Simple Pattern Classification Approach // Proceedings of 50th MidWest Symposium on Circuits and Systems. Montreal, Canada. 2007. P. 819–822.
16. *Vozel B., Chehdi K., Benazzouz N.* Multispectral Image Noise Identification // Proceedings of Atlantic Europe Conference on Remote Imaging and Spectroscopy. Preston, UK. 2006. P. 2–8.
17. *Rank K., Lendl M., Unbehauen R.* Estimation of Image Noise Variance // IEE Proceedings on Vision Image and Signal Processing. 1999. V. 146. № 2. P. 80–84.

18. *Sendur L., Selesnick I.W.* Bivariate shrinkage with local variance estimation // IEEE Signal Processing Letters. 2002. V. 9. № 12. P. 438–441 (see also <http://taco.polv.edu/WaveletSoftware/index.html>).
19. *Lukin V., Abramov S., Vozel B., Chehdi K., Astola J.* Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images // SPIE Journal on Applied Remote Sensing. V. 2. Aug. 2008 (open access paper).
20. *Ponomarenko N.N., Lukin V.V., Abramov S.K., Egiazarian K.O., Astola J.T.* Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients // Proceedings of International Conference «Image Processing: Algorithms and Systems II». Santa Clara, CA, USA. SPIE. 2003. V. 5014. P. 178–189.
21. *Lukin V.V., Abramov S.K., Vozel B., Chehdi K.* Improved minimal inter-quantile distance method for blind estimation of noise variance in images // Proceedings of SPIE/EUROPTO Symposium on Satellite Remote Sensing. Florence, Italy. Sept. 2007. SPIE V. 6748.
22. *Abramov S.K., Lukin V.V., Ponomarenko N.N., Egiazarian K.O., Pogrebnyak O.B.* Influence of multiplicative noise variance evaluation accuracy on MM-band SLAR image filtering efficiency // Proceedings of the Fifth International Kharkov Symposium «Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves». Kharkov, Ukraine. June 2004. V. 1. P. 250–252.
23. *Melnik V.P., Lukin V.V., Zelensky A.A., Astola J.T., Kuosmanen P.* Local Activity Indicators: Analysis and Application to Hard-Switching Adaptive Filtering of Images // Optical Engineering Journal. 2001. V. 40. № 8. P. 1441–1455.
24. *Ponomarenko N., Carli M., Lukin V., Egiazarian K., Astola J., Battisti F.* Color Image Database for Evaluation of Image Quality Metrics // Proceedings of International Workshop on Multimedia Signal Processing. Australia. Oct. 2008. P. 403–408.
25. *Egiazarian K., Astola J., Ponomarenko N., Lukin V., Battisti F., Carli M.* New full-reference quality metrics based on HVS // CD-ROM Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics. Scottsdale, USA. 2006.
26. *Lukin V., Ponomarenko N., Egiazarian K., Astola J.* Adaptive DCT-based filtering of images corrupted by spatially correlated noise // Proc. SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VI. 2008. V. 6812.
27. *Foi A., M. Trimeche, Katkovnik V., Egiazarian K.* Practical Poissonian-Gaussian Noise Modeling and Fitting for Single Image Raw Data // IEEE Transactions on Image Processing. 2007. V. 17. № 10. P. 1737–1754.
28. *Smolka B., Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N.* Nonlinear Techniques for Color Image Processing // Chapter 12 in Nonlinear Signal and Image Processing: Theory, Methods, and Applications, Electrical Engineering & Applied Signal Processing Series (ed. by K. Barner and G. Arce). CRC Press. 2003.
29. *Lukin V.V., Abramov S.K., Ponomarenko N.N., Vozel B., Chehdi K.* Methods for blind evaluation of noise variance in multichannel optical and radar images // Telecommunications and Radioengineering. 2006. V. 65 (6). P. 509–537.
30. *Lukin V.V., Abramov S.K., Zelensky A.A., Astola J.T.* Use of minimal inter-quantile distance estimation in image processing // Proceedings of SPIE Conference on Mathematics of Data/Image Pattern Recognition, Compression, and Encryption with Applications IX. San Diego, USA. 2006. SPIE V. 6315.

31. *Ponomarenko N., Lukin V., Zriakhov M., Kaarna A., Astola J.* An automatic approach to lossy compression of AVIRIS images // Proceedings of IGARSS. Barcelona Spain. July 2007. P. 472–475.
32. *Uss M., Lukin V., Abramov S., Vozel B., Chehdi K.* Joint Estimation of Multiplicative and Impulsive Noise Parameters in Remote Sensing Images with Fractal Structure // Proceedings of ICASSP. Honolulu, USA. April 2007. V. 1. P. 581–584.
33. *Uss M., Lukin V., Baryshev I., Vozel B., Chehdi K.* Joint Estimation of Additive and Impulsive Noise Parameters in Remote sensing Images with Fractal Structure // Proceedings of the International Conference «Modern Problems of Radioengineering, Telecommunications and Computer Science» (TCSET). Lviv-Slavsko, Ukraine. Feb.–March 2006. P. 232–235.
34. *Foi A.* Practical Denoising of Clipped or Overexposed Noisy Images // CD ROM Proceedings of EUSIPCO. 2008.
35. *Abramov S.K., Lukin V.V., Ponomarenko N.N., Pogrebnyak O.B.* Entropy-like measure of background content for image retrieval and sorting in large databases // Telecommunications and Radio Engineering. V. 68. № 8. P. 667–675.
36. *Lukin V., Fevralev D., Abramov S., Ponomarenko N., Krivenko S., Pogrebnyak O., Egiazarian K., Djurović I.* Removal of non-stationary noise by DCT based locally adaptive filtering // Practical aspects of digital signal processing. Shakhty, Russia. 2009. P. 11–42.
37. *Lukin V.V., Abramov S.K., Vozel B., Chehdi K.* A method for blind automatic evaluation of noise variance in images based on bootstrap and myriad operations // Proceedings of SPIE/EUROPTO Symp. On Satellite Remote Sensing. Bruges, Belgium. Sept. 2005. SPIE V. 5982. P. 299–310.
38. *Lukin V.V., Ponomarenko N.N., Abramov S.K., Vozel B., Chehdi K., Astola J.* Filtering of radar images based on blind evaluation of noise characteristics // Proceedings of Image and Signal Processing for Remote Sensing XIV. Cardiff, UK. Sept. 2008. SPIE V. 7109.
39. *Astola J., Haavisto P., Neuvo Y.* Vector Median Filters // Proceedings of IEEE. 1990. V. 78. P. 678–689.
40. *Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N.* Color Image Processing and Applications. NY: Springer-Verlag. 2000.
41. *Paliy D.* Local approximations in demosaicing and deblurring of digital sensor data: Thesis for the degree of Doctor of Technology. Tampere University of Technology. Tampere, Finland. Dec. 2007.
42. *Lukin V., Abramov S., Popov A., Eltsov P., Vozel B., Chehdi K.* A method for automatic blind estimation of additive noise variance in digital images // Telecommunications and Radio Engineering. 2010. V. 69. Is. 19. P. 1681–1702.

Глава 2

ПОДАВЛЕНИЕ ПОМЕХ ПРИ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКЕ ИЗОБРАЖЕНИЙ МЕТОДОМ ЛОКАЛЬНО-АДАПТИВНОЙ ДИСКРЕТНО-КОСИНУСНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ*

Изображения, формируемые различными системами (цифровые фотокамеры, системы дистанционного зондирования, медицинские датчики и т.д.), могут быть искажены вследствие воздействия ряда факторов: внутреннего и внешнего шума, ошибок при передаче сигнала, ограниченного времени накопления принимаемого сигнала, принципа работы системы формирования изображения и т.д. Поэтому фильтрация является важным этапом предварительной обработки изображений во многих практических приложениях [1, 2].

За последние сорок лет было разработано большое число фильтров, предназначенных для подавления шума. С конца шестидесятых годов прошлого столетия нелинейные фильтры приобрели большую популярность как средство учета нестационарности двумерных изображений как информационных процессов [1–4]. Главное внимание в 1970-80 годах уделялось нелинейным фильтрам на основе порядковых статистик, достоинства и недостатки которых рассмотрены в [2, 5, 6]. В 1990-е годы были приложены значительные усилия для устранения недостатков нелинейных неадаптивных фильтров. Исследования проводились по двум основным направлениям: разработка локально-адаптивных фильтров [7, 8] и фильтров, в основе которых лежат ортогональные преобразования различных типов [9, 10]. Следует отметить, что существуют методы, которые объединяют эти два подхода [11, 12]. Большое внимание уделялось методам учета априорных сведений о типе и характеристиках помех для более эффективного подавления частных видов помех, например, импульсных [13], спекл-шума [14] и т.п.

Несмотря на существенные достижения в теории и практике очевидно, что используемые модели не всегда адекватно аппроксимируют свойства реальных шумовых воздействий. Типичными упрощенными моделями помех являются аддитивный гауссовский шум с нулевым матема-

* Авторы: В.В. Лукин, Д.В. Февралев, С.К. Абрамов, Н.Н. Пономаренко, Д.А. Куркин, О.Б. Погребняк, К.О. Егиазариан, Я. Астола, И. Джурович.

тическим ожиданием и постоянной дисперсией (модель часто применяется при разработке фильтров для оптических изображений [1, 3]), а также чисто мультипликативный шум с математическим ожиданием, равным единице, и постоянной относительной дисперсией. Эта модель применяется для разработки методов фильтрации радиолокационных и ультразвуковых изображений [7, 11, 14]. Распространена модель импульсного шума, искажающего с определенной вероятностью отдельные отсчеты изображения [2, 13], также часто используют смешанные модели [1, 2].

Согласно последним исследованиям более сложные модели помех точнее аппроксимируют поведение шума в реальных ситуациях и, как следствие, применяются при разработке более эффективных фильтров. В качестве примера можно привести шум зернистости на изображениях и другие сигнально-зависимые шумы [12, 15, 16], пространственно коррелированный шум [17, 18], импульсные выбросы и полосы [19, 20], смешанные аддитивный и мультипликативный шум [21] и т.д. Уровень пространственной корреляции и статистические характеристики шума на практике зачастую априорно неизвестны [21, 22].

С учетом этого можно пойти одним из двух путей. Первый путь – применение фильтров, не учитывающих априорную информацию о типе шума, уровне пространственной коррелированности и его статистических характеристиках. Существует много фильтров, фактически реализующих этот подход: линейно-усредняющий фильтр, медианный фильтр, фильтр с α -урезанным средним, фильтр Вилкоксона и т.д. [2]. Такие фильтры не обеспечивают приемлемый компромисс основных свойств (эффективное подавление помех, сохранение границ, малоразмерных деталей и текстурных признаков) [2].

Второй путь – использование доступной априорной информации и, по возможности, получение дополнительных сведений в процессе обработки. Существуют методы слепой оценки типа шума [22]. Если тип шума известен априорно или правильно определен, то можно оценить статистические характеристики для различных типов шумов, например, аддитивного шума, спекла и других типов мультипликативного шума, параметров смешанного шума определенных видов [23]. Подобное оценивание также может производиться вслепую (автоматически, без участия оператора).

Однако у такого подхода есть определенные ограничения. Во-первых, существующие на данный момент системы слепой оценки типа шума [22, 24] не позволяют корректно определять все типы шумов, которые могут возникать на практике. Например, сегодня невозможно с помощью таких систем распознать такие типы помех, как пуассоновский шум или шум зернистости. Во-вторых, обычно предполагается, что локальная дисперсия зависит от локального среднего и эта зависимость

довольно проста. Примерами являются пуассоновский шум, шум зернистости пленки, чисто мультипликативный шум и т.д. Во всех этих случаях зависимость локальной дисперсии от локального среднего является монотонно возрастающей функцией [7, 10, 12]. Однако существуют практические ситуации, когда эта зависимость не является монотонной (один из примеров будет приведен ниже). Локальная дисперсия шума может быть также неизвестной функцией пространственных координат (примеры таких практических ситуаций и причины возникновения шума с такими свойствами рассмотрены в [25]). Кроме того, часто сложно решить, как «вписать» определенную зависимость (и можно ли это сделать вообще) и как устранить шум для таких изображений.

Если зависимость локальной дисперсии шума от локального среднего или координат изображения априори известна или заранее определена, то можно фильтровать изображения более эффективно, используя эту информацию. Примерами фильтров, которые используют информацию о локальной дисперсии, являются сигма-фильтр [26], его модификации [27], фильтры на основе ДКП [10]. Более сложная ситуация возникает, когда вышеупомянутые зависимости неизвестны и не могут быть определены заранее.

В литературе задаче устранения нестационарных шумов уделяется недостаточное внимание. В этом плане можно упомянуть работу [28], а также работы [27, 29]. Причиной этого является сложность устранения нестационарного шума, которая возникает вследствие необходимости решения ряда конкретных задач. Во-первых, если применяется локальное подавление помех с помощью фильтров, основанных на различных ортогональных преобразованиях (например, с помощью фильтра на основе дискретного косинусного преобразования (ДКП)), то необходимо устанавливать значения порогов локально, и эти пороги должны быть согласованы с локальной статистикой шума. Даже для всего изображения при условии стационарности помех достаточно сложно получить оценку статистики (дисперсии или среднеквадратического отклонения) шума с удовлетворительной точностью [23, 30, 31]. Поэтому следует ожидать, что если фильтрация производится с помощью окон размером 8×8 или 7×7 пкс, то достаточно точно оценить локальные статистики шума еще сложнее. Во-вторых, желательно адаптировать параметры фильтров к локальным статистическим характеристикам изображений. При этом возникает дополнительная проблема определения типа фрагмента на основании анализа выборки данных малой размерности.

Эти проблемы и вышеприведенные рассуждения могут быть не совсем понятны, пока не проведен более детальный анализ характеристик шума и не рассмотрены принципы ДКП-фильтрации (они рассматриваются ниже).

2.1. Исходные предположения о характеристиках помех и проблемы их локальной оценки

В случае нестационарного шума предположим, что *на однородных участках изображений шум является квази-гауссовским с нулевым средним и с заранее неизвестной дисперсией*. Предположение о гауссовости шума справедливо для многих практических ситуаций. Очевидно, что оно справедливо не только для обычного аддитивного шума [1], но также и для чисто мультипликативного шума в радиолокаторах бокового обзора [7, 11] и в радиолокаторах с синтезированной апертурой при формировании изображений с большим числом взглядов [10], для пуассоновского шума (за исключением тех участков изображений, где интенсивность среднего мала [12, 34], компонентных изображений цветных изображений, мультиспектральных и гиперспектральных данных систем дистанционного зондирования. Одна из немногих очевидных ситуаций несоблюдения предположения о гауссовости шума – шум на изображениях, полученных с помощью когерентных систем формирования изображений с малым числом взглядов [10, 14].

Предположим также, что *дисперсия шума на однородных участках изображений, хотя изменяется медленно, в общем случае не является постоянной*. Например, дисперсия шума может изменяться в зависимости от вертикальной или горизонтальной координаты на изображении, как это происходит в изображениях, полученных с помощью морских радиолокаторов, где горизонтальная координата изображения связана с расстоянием [27]. В то же время дисперсия может быстро изменяться вблизи границ объектов на изображении. Такая ситуация возникает, если шум содержит несколько компонент (например, аддитивную и сигнально-зависимую). Поэтому, если участок (блок) изображения имеет небольшой размер и не является неоднородным, то можно предполагать, что шум на нем квази-стационарен.

Следующее предположение состоит в том, что *нестационарный шум, в общем случае, может быть как пространственно некоррелированным, так и пространственно коррелированным*. Строго говоря, не совсем верно рассматривать корреляционные характеристики нестационарных процессов. Но нас интересует коррелированность «ближних соседей», т.е. имеется ли зависимость между значениями соседних пикселей. Существуют три причины, почему это важно:

- 1) коррелированный шум значительно сложнее устранить, чем некоррелированный [7, 17, 18, 38];

- 2) если шум пространственно коррелирован, то это может сильно повлиять на точность методов оценки параметров шума как для всего изображения [31], так и для определенных участков [29];

3) для пространственно коррелированного шума необходима предварительная оценка корреляционных характеристик шума (например, нормированного пространственного спектра) для того, чтобы улучшить эффективность подавления помех [18] с помощью операций, подобных выбеливанию.

Подобные операции могут привести к улучшению качества изображения после фильтрации на 1...2 дБ как согласно традиционным метрикам (Mean Square Error (MSE) и Peak Signal-to-Noise Ratio (PSNR)), так и специализированным метрикам (например PSNR-HVS), которые учитывают особенности визуального восприятия человека [39, 40].

Следовательно, имеют место несколько взаимосвязанных проблем. Прежде всего – определение наличия пространственной коррелированности в шуме. Для этого, согласно исследованиям в [18], требуется большое (больше 1000) число неперекрывающихся блоков, соответствующим квази-однородным участкам изображения. Если такое число блоков доступно, то можно определить не только, коррелирован ли шум или нет, но также оценить нормированный пространственный спектр. Но как выбирать блоки, если локальная дисперсия нестационарного шума неизвестна?

Напомним, что задача определения однородных участков на изображении в случае известной (предсказанной) локальной дисперсии шума σ_{locpr}^2 является достаточно простой. Достаточно лишь посчитать локаль-

ную дисперсию в блоке как $\sigma_{locbl}^2 = \sum_{pq \in G} \frac{(I_{pq} - \bar{I}_{bl})^2}{|G| - 1}$, где I_{pq} – pq -й пик-

сель рассматриваемого изображения; \bar{I}_{bl} – математическое ожидание рассматриваемого блока; G – набор пикселей, принадлежащих блоку; $|G|$ – размер блока (выраженный в количестве пикселей). Тогда правило для определения однородных участков изображения может быть сформулировано следующим образом [18]: если $\sigma_{locbl}^2 \leq \kappa \sigma_{locpr}^2$, то блок однороден и наоборот. Здесь κ – параметр, зависящий от свойств шума и размера блока.

Для блоков размером 5×5 пкс (скользящие окна), κ устанавливается в пределах 1,3...1,4 [18]. Это можно сделать, если существует заранее установленная зависимость σ_{locpr}^2 от локального среднего \bar{I}_{loc} : $\sigma_{loc}^2 = f(\bar{I}_{loc})$. Далее после расчета \bar{I}_{bl} рассчитывается предсказанная локальная дисперсия по формуле $\sigma_{locpr}^2 = f(\bar{I}_{bl})$ и она используется для нахождения однородных участков изображения. Но если предсказание невозможно вслед-

ствие того, что неизвестны параметры нестационарного шума, то необходимо применять другие методики для выделения однородных участков. Далее будет показано, как это можно осуществить.

Приведем пример практической ситуации, когда предсказание статистики шума $\sigma_{\text{loc}}^2 = f(\bar{I}_{\text{loc}})$ осуществить сложно, так как эта зависимость обладает нетипичными свойствами. Рассмотрим специальное тестовое изображение (размером 512×512 пкс), которое содержит 16 горизонтальных полос шириной 32 пкс. Для каждой полосы истинные значения I_{ij}^{tr} одинаковы, т.е. постоянны и равны 20 (для самой верхней полосы), 30, 40, ..., 170. Изображение искажено сигнально-зависимым шумом и аналитически описывается следующим выражением:

$$I_{ij}^{\text{n}} = I_{ij}^{\text{p}} + n_{ij}, \quad (2.1)$$

где I_{ij}^{n} – значение ij -го пикселя, искаженное пуассоновским шумом, истинное значение для этого пикселя равно I_{ij}^{tr} ; n_{ij} – аддитивный гауссовский шум с нулевым математическим ожиданием.

Формула является моделью для реального шума в цветовых компонентах исходных (RAW) изображений в предположении, что дисперсия флуктуаций $\sigma_{p_{ij}}^2 = I_{ij}^{\text{tr}}$, вызванных пуассоновским шумом, для большинства пикселей больше, чем дисперсия аддитивного шума σ^2 , которая является постоянной [41]. При моделировании будем считать, что $\sigma^2 = 10$, следовательно, выполняются следующие условия: $I_{ij}^{\text{tr}} - 3\sqrt{\sigma^2 + \sigma_{p_{ij}}^2} > 0$ и $I_{ij}^{\text{tr}} + 3\sqrt{\sigma^2 + \sigma_{p_{ij}}^2} < 255$ для любого $I_{ij}^{\text{tr}} = 20, 30, \dots, 170$ при представлении данных в 8-битном формате. Поэтому эффекты клиппирования (насыщения) в моделируемых изображениях пренебрежимо малы. Зашумленное изображение показано на рис. 2.1,а.

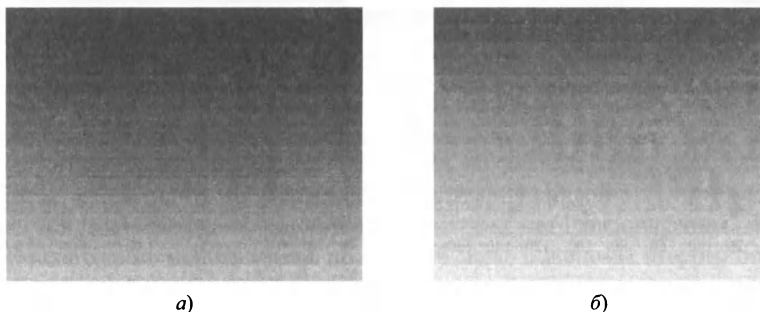


Рис. 2.1. Исходное зашумленное изображение (а) и то же изображение после гамма-коррекции ($\gamma = 0,6$) (б)

В цифровых фотоаппаратах и других цифровых устройствах формирования изображений часто применяется гамма-коррекция [42]. В таком случае значения пикселей изображения описываются следующим выражением:

$$I_{ij}^{\gamma} = f_{\gamma}(I_{ij}^n), \quad (2.2)$$

где $f_{\gamma}(\cdot)$ монотонная функция, определяющая гамма-коррекцию.

Предположим, что эта функция имеет обобщенный вид $I_{ij}^{\gamma} = = 255(I_{ij}^n / 255)^{\gamma} = 255^{1-\gamma}(I_{ij}^n)^{\gamma}$, где параметр $\gamma < 1$. Преобразованное тестовое изображение $I_{ij}^{\gamma}, i=1,...,512, j=1,...,512$ представлено на рис. 2.1,б ($\gamma = 0,6$).

Рассмотрим скаттерограмму значений дисперсии, полученных как

$$\sigma_{\text{lock}}^2 = \sum_{ij \in G_k} \frac{(I_{pq} - \bar{I}_{\text{blk}})^2}{|G|-1},$$

где \bar{I}_{blk} – среднее k -го блока изображения и соответствует оси абсцисс скаттерограммы. Размеры блоков – 8×8 пкс, использованы перекрывающиеся блоки.

Скаттерограмма исходного изображения $I_{ij}^n, i=1,...,512, j=1,...,512$ представлена на рис. 2.2,а. Видно, что имеются 16 кластеров, каждый из которых соответствует среднему одной из полос на тестовом изображении. Положения точек, соответствующих центрам кластеров, могут быть легко аппроксимированы прямой $\sigma_{\text{loc}}^2(I) = \sigma^2 + \sigma_p^2 = = \sigma^2 + I^{\text{tr}}$, которая показана на рис. 2.2,а.

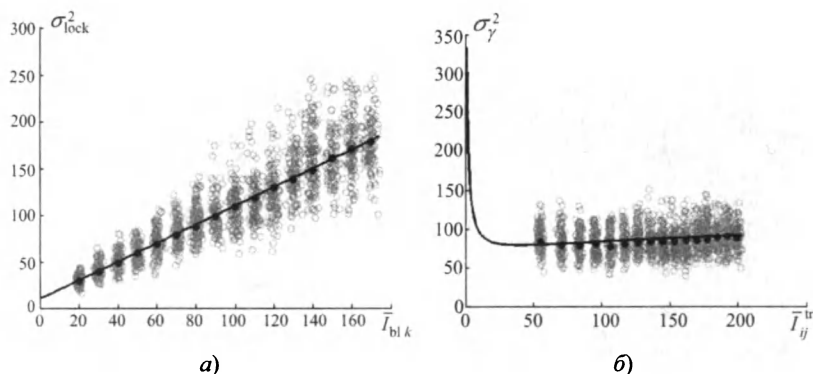


Рис. 2.2. Скаттерограмма локальных оценок дисперсии исходного изображения (а) и изображения после гамма-коррекции (б)

Предположим, что значение каждого пикселя исходного изображения определяется выражением $I_{ij}^n = I_{ij}^{\text{tr}} + \Delta I_{ij}$, где I_{ij} – значение шума, который включает обе шумовые компоненты (аддитивный и пуассоновский шум) и имеет нулевое среднее и дисперсию, равную $\sigma_{ij}^2 = \sigma^2 + \sigma_{p_{ij}}^2 = \sigma^2 + I_{ij}^{\text{tr}}$. Тогда, если $\sigma_{ij} \ll I_{ij}^{\text{tr}}$ и $f_{\gamma}(\cdot)$ – монотонная гладкая функция, то можно получить $I_{ij}^{\gamma} \approx 255^{1-\gamma} (I_{ij}^{\text{tr}} + \Delta I_{ij})^{\gamma} = 255^{1-\gamma} ((I_{ij}^{\text{tr}})^{\gamma} + \gamma (I_{ij}^{\text{tr}})^{\gamma-1} \Delta I_{ij})$. Следовательно, среднее I_{ij}^{γ} равняется $255^{1-\gamma} (I_{ij}^{\text{tr}})^{\gamma}$, тогда как дисперсия равна $\sigma_{\gamma}^2(I_{ij}^{\text{tr}}) \approx 255^{2-2\gamma} \gamma^2 (I_{ij}^{\text{tr}})^{2\gamma-2} (\sigma^2 + I_{ij}^{\text{tr}})$ (выражения верны, если $\sigma_{ij} \ll I_{ij}^{\text{tr}}$).

Пренебрежем постоянным членом $255^{2-2\gamma} \gamma^2$ и проанализируем функцию положительных значений $(I_{ij}^{\text{tr}})^{2\gamma-2} (\sigma^2 + I_{ij}^{\text{tr}})$. Для рассматриваемого случая, когда $\gamma < 1$, значения множителя $(I_{ij}^{\text{tr}})^{2\gamma-2}$ уменьшаются с ростом I_{ij}^{tr} , а множителя $(\sigma^2 + I_{ij}^{\text{tr}})$ увеличиваются. Следовательно, функция $\sigma_{\gamma}^2(I_{ij}^{\text{tr}})$, зависящая от γ и σ^2 , может монотонно возрастать, убывать или содержать максимум. Случай возрастающей функции типичен для многих типов реальных изображений. Другие два – весьма специфичны, однако также встречаются на практике. Покажем один из них на тестовом изображении. Рассмотрим случай $\gamma = 0,6$. Скаттерограмма оценок локальной дисперсии изображения с гамма-коррекцией $I_{ij}^{\gamma}, i=1, \dots, 512, j=1, \dots, 512$ представлена на рис. 2.2,б. Видно, что средние значения для полос изменились и стали примерно равными $255^{1-\gamma} (I_{ij}^{\text{tr}})^{\gamma}$. Число кластеров все равно осталось равным 16, однако их центры теперь расположены на кривой $\sigma_{\gamma}^2(I_{ij}^{\text{tr}}) \approx 255^{2-2\gamma} \gamma^2 (I_{ij}^{\text{tr}})^{2\gamma-2} \times (\sigma^2 + I_{ij}^{\text{tr}})$, которая представлена на том же графике.

Полученные результаты позволяют судить, по крайней мере, о двух фактах. Во-первых, для изображений, исходные значения которых подверглись неизвестным преобразованиям или преобразованиям известного вида, но с неизвестными параметрами, зависимость $\sigma_{\text{loc}}^2 = f(I_{\text{loc}})$ может монотонно возрастать, убывать или иметь локальный экстремум, как это нередко происходит. Во-вторых, для вписывания кривой в центры кластеров (это делается обычно с помощью робастных методов, описанных в [21, 41]) необходимо использовать, по крайней мере, полиномы второго порядка $\sigma_{\text{loc}}^2 = a_0 + b_0 I_{\text{loc}} + c_0 I_{\text{loc}}^2$, где a_0, b_0, c_0 – полиномиальные коэффициенты и $a_0 \geq 0$ для обеспечения неотрицательных значений локальной дисперсии

для $I_{loc} = 0$. Коэффициенты b_0 и c_0 произвольны и могут быть как положительными, так и отрицательными. При вписывании кривой необходимо учитывать, что значения функции $\sigma_{loc}^2 = a_0 + b_0 I_{loc} + c_0 I_{loc}^2$ должны быть отрицательными для всего диапазона значений I_{loc} . Предполагается, что эти рекомендации могут помочь в будущих исследованиях при решении задач автоматического вписывания при оценивании зависимостей $\sigma_{loc}^2 = f(I_{loc})$ для реальных изображений.

2.2. Структура локально-адаптивного ДКП-фильтра

В основу локально-адаптивного подавления нестационарных помех положим принцип ДКП-фильтрации. Такой выбор обусловлен рядом причин. Чтобы пояснить их, напомним основные этапы и принципы ДКП-фильтрации. Обработка выполняется не для всего изображения (как это характерно, например, для фильтров на основе вейвлетных преобразований), а в блоках. Типичный размер блоков – 8×8 пкс [10, 11], хотя потенциально размеры и форма блоков также могут быть адаптированы [12]. Благодаря использованию обработки в блоках, фильтрация на основе ДКП может быть адаптирована к локальной квазистационарности нестационарных помех.

Основные этапы ДКП-фильтрации:

1. Для каждого положения блока выполняется прямое ДКП-преобразование, в результате получают набор спектральных коэффициентов $D(k, l, n, m)$, где индексы k, l относятся к спектральным коэффициентам, а индексы n, m указывают на координату верхнего левого пикселя изображения, захватываемого данным блоком.

2. К набору спектральных коэффициентов применяется пороговая обработка с получением значений $D_T(k, l, n, m)$ путем сравнения $D(k, l, n, m)$ с локальным порогом $T(k, l, n, m)$, который в общем случае зависит от всех четырех индексов, т.е. от положения блока и статистики шума, а также от частоты, определяемой индексами k, l .

3. К полученному двумерному массиву значений $D_T(k, l, n, m)$ применяется обратное ДКП.

4. Усредняются выходные значения в каждом пикселе, полученные для всех положений блоков, захватывающих данный пиксель (при фильтрации с перекрытием блоков).

Такая процедура фильтрации потенциально позволяет адаптироваться к локальным свойствам изображения и шума путем сохранения для каждого блока тех спектральных коэффициентов, которые имеют достаточно большие абсолютные значения и соответствуют информационной составляющей (при использовании так называемого «жесткого» порога остальные

спектральные коэффициенты обнуляются на втором этапе обработки). Отметим, что ДКП является одним из лучших декоррелирующих преобразований, приближающихся по своей эффективности к оптимальному в этом плане преобразованию Карунена–Лоева. При условии правильной установки локальных порогов происходит подавление помех в блоке и предоставляется возможность адаптироваться к характеристикам пространственно коррелированных помех, если соответствующая информация имеется. Применение обработки с полным перекрытием блоков позволяет существенно повысить эффективность фильтрации (примерно на 2...3 дБ в соответствии с отношением сигнал/шум), но при этом объем вычислений на один-два порядка выше, чем при обработке в неперекрывающихся блоках [43]. Поскольку основной интерес представляет потенциальная эффективность ДКП-фильтрации, рассмотрим только методы фильтрации с полным перекрытием блоков, т.е. когда соседние блоки сдвинуты относительно друг друга на один отсчет.

Ключевым вопросом при ДКП-фильтрации является *выбор порога*. Поскольку ДКП является линейным ортогональным преобразованием, то для каждого спектрального коэффициента справедливо выражение $D(k, l, n, m) = D_1(k, l, n, m) + D_n(k, l, n, m)$, где $D_1(k, l, n, m)$ соответствует информационной составляющей изображения, а $D_n(k, l, n, m)$ – реализации шума в данном блоке. Если используется жесткий (грубый) порог, для которого

$$D_T(k, l, n, m) = 0, \quad \text{если } |D(k, l, n, m)| < T(k, l, n, m),$$

$$D_T(k, l, n, m) = D(k, l, n, m), \quad \text{если } |D(k, l, n, m)| \geq T(k, l, n, m),$$

то наблюдаются как положительные, так и отрицательные эффекты.

Предположим, что $|D_1(k, l, n, m) + D_n(k, l, n, m)| < T(k, l, n, m)$. Тогда присвоение спектральному коэффициенту $D(k, l, n, m)$ нулевого значения приводит к устранению шумовой компоненты $D_n(k, l, n, m)$, что, безусловно, является положительным эффектом. Одновременно нулевое значение фактически присваивается и $D_1(k, l, n, m)$, что вносит искажения в результат фильтрации.

Для каждого блока дисперсия «удаленного» шума $\sigma_{\text{remov}}^2(n, m)$ пропорциональна сумме $\sum_{k=1}^8 \sum_{l=1}^8 D_n^2(k, l, n, m) \delta(k, l, n, m)$, где $\delta(k, l, n, m) = 1$ если $|D(k, l, n, m)| < T(k, l, n, m)$ и $\delta(k, l, n, m) = 0$ в противном случае. Аналогично дисперсия внесенных искажений $\sigma_{\text{dist}}^2(n, m)$ пропорциональна сумме $\sum_{k=1}^8 \sum_{l=1}^8 D_1^2(k, l, n, m) \delta(k, l, n, m)$. При жесткой пороговой обработке

после фильтрации часть шума не подавляется и дисперсия остаточных помех $\sigma_{\text{res}}^2(n, m)$ пропорциональна $\sum_{k=1}^8 \sum_{l=1}^8 D_n^2(k, l, n, m)(1 - \delta(k, l, n, m))$. Это

означает, что увеличение порога приводит к увеличению $\sigma_{\text{remov}}^2(n, m)$, уменьшению $\sigma_{\text{res}}^2(n, m)$ (оба эффекта полезны), но $\sigma_{\text{dist}}^2(n, m)$ возрастает, что является нежелательным эффектом.

Теоретически установка порога для каждого блока может быть сформулирована как задача минимизации суммы $\sigma_{\text{res}}^2(n, m) + \sigma_{\text{dist}}^2(n, m)$, но она не решена на данный момент, поскольку для каждой спектральной компоненты имеется сумма $D(k, l, n, m) = D_1(k, l, n, m) + D_n(k, l, n, m)$, но не каждый ее член отдельно. Поэтому на практике $T(k, l, n, m)$ обычно устанавливают пропорциональным локальной СКО шума в блоке как $\beta\sigma(k, l, n, m)$, где β – множитель (параметр).

Приведем несколько примеров. Если шум гауссовский, аддитивный и пространственно некоррелированный с априорно известной дисперсией σ_{add}^2 , то порог фиксирован $T = \beta\sigma_{\text{add}}$. Если известно, что шум белый и аддитивный, при этом имеется оценка его дисперсии $\hat{\sigma}_{\text{add}}^2$, то порог устанавливают как $T = \beta\hat{\sigma}_{\text{add}}$ в предположении, что оценка $\hat{\sigma}_{\text{add}}^2$ достаточно точная.

Интенсивность мультипликативных помех обычно характеризуют относительной дисперсией σ_{μ}^2 . Если шум мультипликативный и пространственно некоррелированный с известной или с предварительно оцененной дисперсией (σ_{μ}^2 и $\hat{\sigma}_{\mu}^2$ соответственно), то порог устанавливают локально-адаптивно как $T(n, m) = \beta\sigma_{\mu}\bar{I}(n, m)$ или $T(n, m) = \beta\hat{\sigma}_{\mu}\bar{I}(n, m)$, поскольку в качестве адаптации необходимо рассчитать локальное среднее $\bar{I}(n, m)$ в каждом блоке и пересчитать порог с его учетом. Отметим, что здесь $\sigma_{\mu}\bar{I}(n, m)$ или $\hat{\sigma}_{\mu}\bar{I}(n, m)$ фактически являются оценками локального СКО неаддитивного шума в nm -м блоке $\hat{\sigma}_{\text{loc}}(n, m)$. В более общем случае при некоррелированном шуме и заранее известной зависимости $\sigma_{\text{loc}}^2 = f(I_{\text{loc}})$ локальный порог устанавливается как $T(n, m) = \beta\sqrt{f(\bar{I}(n, m))}$, где $\sqrt{f(\bar{I}(n, m))}$ служит в качестве локальной оценки СКО помех.

Во всех рассмотренных выше случаях воздействия некоррелированных помех локальное значение порога зависит только от координат

блока n и m . Если же присутствует пространственно коррелированный шум с заранее известным нормированным ДКП-спектром $W_{\text{норм}}(k, l)$ (в предположении пространственной инвариантности спектральных характеристик помех), то локальное значение порога становится зависимым от индексов k и l , связанных с частотами в базисе ДКП. Тогда каждое значение порогов $T(n, m)$, рассмотренных выше, умножается еще на $\sqrt{W_{\text{норм}}(k, l)}$ [18]. Таким образом, значение порога становится функцией четырех переменных: индексов k, l, n и m .

Параметр β обычно устанавливается фиксированным и приблизительно равным 2,6 [10, 18, 43]. Такой выбор β обусловлен тем, что для большинства изображений и помеховых ситуаций при этом обеспечивается попадание в окрестность максимума зависимости пикового отношения сигнал/шум (PSNR). Естественно, что оптимальное (обеспечивающее максимум PSNR) значение β может отличаться от 2,6. Оптимальное β немного больше 2,6 для изображений со сравнительно простой структурой (т.е. не содержащих большое число текстурных участков, границ и малоразмерных деталей) и при условии, что уровень помех достаточно высок (например, если PSNR для исходного изображения ниже 30 дБ). Напротив, оптимальные значения β немного меньше 2,6 при обработке текстурных (сложных) изображений и невысоком уровне помех. Анализ данных в работе [11] показал, что при обработке высокотекстурных изображений целесообразно использовать $\beta = 2,2$. Фактически целесообразно использовать $\beta < 2,6$ при обработке любых типов неоднородных блоков. Ниже для простоты рассмотрим в первую очередь результаты для $\beta = 2,6$, но будем учитывать указанные особенности.

Таким образом, можно сделать следующие выводы:

1. ДКП-фильтрация представляет собой подход, позволяющий легко адаптироваться к различным типам помех путем установки соответствующих порогов при условии, что локальные характеристики помех хорошо предсказаны или оценены.
2. Локальное значение порога в первом приближении можно устанавливать пропорциональным оценке локального СКО $\hat{\sigma}_{\text{loc}}(n, m)$, где коэффициент пропорциональности β может быть фиксированным и порядка 2,6.
3. Если шум является пространственно коррелированным, то ситуация усложняется, поскольку надо учитывать и корреляционные характеристики помех.
4. Если требования по быстродействию не очень жесткие, то целесообразно использовать ДКП-фильтрацию с полным перекрытием блоков.

Эти выводы приводят к необходимости для рассматриваемой ситуации воздействия нестационарных помех искать ответы на следующие вопросы:

1. Можно ли для конкретного изображения заранее определить, является ли шум пространственно коррелированным или нет?

2. Если шум пространственно некоррелированный, то как оценить локальное СКО, насколько эти оценки точны и пригодны для использования при фильтрации?

3. Если шум пространственно коррелированный, то как оценить статистические и спектральные свойства помех, какова точность такого оценивания и достаточна ли она при фильтрации изображений?

Чтобы дать хотя бы предварительные ответы на второй и третий вопросы, необходимо рассмотреть методы оценивания локальной дисперсии или среднеквадратичного отклонения для блоков изображений. Некоторые представления о таких методах можно получить из источников, в которых рассматриваются методы оценивания дисперсии аддитивных (или мультипликативных) помех на изображениях вслепую (автоматически) [21, 23, 30, 31, 44], а также методы локально-адаптивной фильтрации [7, 11, 45].

2.3. Оценивание локальной дисперсии и индикация локальной неоднородности

2.3.1. Оценивание локальной дисперсии для пространственно некоррелированных помех

Оценивание локальной дисперсии может осуществляться, во-первых, путем обработки изображений в пространственной области или в спектральной (с использованием вейвлетных преобразований или ДКП), во-вторых, только в случае воздействия аддитивного некоррелированного шума путем обработки изображения целиком [44], а не в блоках относительно небольшого размера. Во всех остальных случаях используются блоки (скользящие окна), содержащие десятки пикселей, и основной упор делается на обработку данных в однородных блоках, для которых локальные оценки дисперсии близки к истинному значению [23]. Именно эти особенности используемых подходов и получаемых оценок представляют интерес в связи с последующим анализом.

Обычно локальные оценки в блоках в пространственной области получают как

$$\sigma_c^2(n, m) = \sum_{p=n}^{n+7} \sum_{q=m}^{m+7} \frac{(I_{pq} - \bar{I}_{bl}(n, m))^2}{63},$$

где $\bar{I}_{bl}(n, m)$ – локальное среднее в nm -м блоке. Эти оценки характеризуются следующими свойствами.

Для однородных блоков, принадлежащих участкам изображения с примерно постоянным средним уровнем, эти оценки достаточно близки к истинным значениям локальной дисперсии

$$\sigma_{\text{тр}}^2(n, m) = \sum_{p=n}^{n+7} \sum_{q=m}^{m+7} \frac{I_{pq} - I_{pq}^{\text{тр}}}{63}.$$

Однако для неоднородных блоков значения $\sigma_c^2(n, m)$ обычно существенно больше, чем соответствующие значения $\sigma_{\text{тр}}^2(n, m)$. С одной стороны, это означает, для значения $\sigma_c^2(n, m)$ не всегда могут характеризовать локальное СКО нестационарного шума даже приблизительно [25]. С другой стороны, это свойство локальной оценки дисперсии эффективно использовались при разработке локально-адаптивных фильтров [7, 11, 45]. Для любой априорно известной зависимости $\sigma_{\text{loc}}^2 = f(I_{\text{loc}})$ можно оценить среднее $\bar{I}_{\text{bl}}(n, m)$ в блоке, рассчитать ожидаемую дисперсию $\sigma_{\text{loc}}^2(n, m) = f(\bar{I}_{\text{bl}}(n, m))$ и применить фильтр, хорошо подавляющий шум (например, ДКП-фильтр), если $\sigma_c^2(n, m) \leq \tau \sigma_{\text{loc}}^2(n, m)$, или фильтр, хорошо сохраняющий детали (например, сигма [26] или центрально-взвешенный медианный [46] фильтры), если $\sigma_c^2(n, m) > \tau \sigma_{\text{loc}}^2(n, m)$, где τ – параметр, обычно устанавливаемый примерно равным 1,3. Более подробную информацию можно найти в работах [11, 45].

Некоторые особенности оценок $\sigma_c^2(n, m)$, упомянутые ранее, проиллюстрированы на рис. 2.3,а для стандартного тестового изображения Barbara, искаженного белым аддитивным гауссовским шумом с диспер-

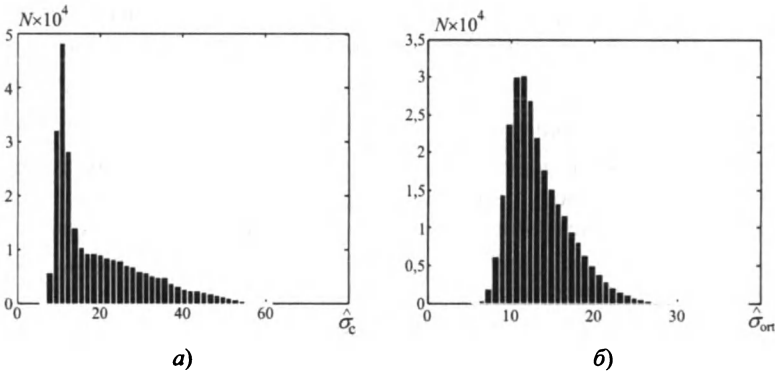


Рис. 2.3. Гистограммы (число оценок N , попадающих в подинтервал значений) для локальных оценок $\hat{\sigma}_c^2(n, m)$ (а) и $\hat{\sigma}_{\text{opt}}^2(n, m)$ (б)

для изображения Barbara, $\sigma_{\text{add}}^2 = 100$

сией $\sigma_{\text{add}}^2 = 100$. Как видно из анализа, значения $\hat{\sigma}_c(n, m)$ для рассматриваемого зашумленного изображения могут быть в 5...6 раз больше истинного значения σ_{add} . Приведенный пример свидетельствует о том, что оценки $\hat{\sigma}_c(n, m)$ очень чувствительны к наличию неоднородностей в блоках.

Другой пример оценивания дисперсии или СКО предусматривает обработку в спектральной области. Основное допущение, положенное в основу такого оценивания [9, 30, 44], состоит в том, что после применения эффективных декоррелирующих ортогональных преобразований информация о сигнальной составляющей оказывается сосредоточенной в небольшом (в процентном отношении) числе спектральных компонент, имеющих относительно большие абсолютные значения (амплитуды), а остальные спектральные компоненты обусловлены шумом в исходных данных. Поэтому оценить СКО помех можно, применяя к массиву амплитуд спектральных компонент некоторые робастные оценки масштаба данных.

Для пространственно некоррелированного шума один из способов оценить СКО помех в блоке предполагает вычисление локальной оценки

$$\begin{aligned} \hat{\sigma}_{\text{ort}}(m, n) = \\ = 1,483 \text{med} \{ |D(k, l, n, m)|, k = 0, \dots, 7; l = 0, \dots, 7 \text{ кроме } k = 0 \wedge l = 0 \}, \end{aligned} \quad (2.3)$$

где $\text{med}\{\cdot\}$ обозначает операцию вычисления медианы выборки данных.

Фактически операция (2.3) использует известную робастную оценку (медиану абсолютных отклонений от медианы выборки, которая в данном случае равна 0 [2]), чтобы оценить масштаб данных для случая гауссовского распределения при возможном наличии выбросов. Гистограмма $\hat{\sigma}_{\text{ort}}(n, m)$ показана на рис. 2.3, б. Как видно, эта локальная оценка СКО гораздо более точная, чем $\hat{\sigma}_c(n, m)$. Ее максимальные значения лишь в 2...3 раза больше, чем σ_{add} . Естественно, что такая точность оценивания также не может считаться высокой. Однако следует учитывать, что для выборок данных малой размерности (63 элемента в рассматриваемом случае) даже теоретически невозможно получить высокую точность оценивания масштаба локальных данных (в предположении локальной квазистационарности помех).

Более тщательный анализ свойств оценок $\hat{\sigma}_{\text{ort}}(n, m)$ [25, 29] показал, что значения $\hat{\sigma}_{\text{ort}}(n, m)$ существенно большие, чем соответствующие $\sigma_{\text{ш}}(n, m)$, наблюдаются для неоднородных блоков. Поэтому, хотя оценки $\hat{\sigma}_{\text{ort}}(n, m)$ и являются более точными, чем $\hat{\sigma}_c(n, m)$, их точность

может быть неудовлетворительной. Возникает вопрос, какая точность является приемлемой? Проведенные исследования показывают, что хотелось бы иметь оценки локального СКО ($\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ или какие-то другие), отличающиеся от истинного значения не больше, чем на 10...20 %. Такое требование неявным образом вытекает из результатов работы [47]. Как видно из анализа гистограммы на рис. 2.3,б, этому требованию удовлетворяет лишь небольшая часть локальных оценок $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$. Это означает, что задача разработки более точных алгоритмов оценивания локальных СКО остается актуальной.

Отметим, что если оценка $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ значительно больше $\sigma_{\text{ш}}(n, m)$ и $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ используется при установке порога как $T(n, m) = 2,6\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$, то для соответствующего блока имеет место «переглаживание» изображения. Один из способов частичного устранения этого недостатка будет рассмотрен позднее.

2.3.2. Оценивание локальной дисперсии для пространственно коррелированных помех

Оценивание локальной дисперсии для пространственно коррелированных помех сложнее, чем для некоррелированных. Одна из причин состоит в том, что появляется дополнительная степень свободы – неизвестными могут быть пространственные корреляционные (спектральные) характеристики помех. Возможно множество различных практических ситуаций и, соответственно, исходных предположений о пространственно-корреляционных характеристиках помех. Наиболее общее предположение состоит в том, что область высокой корреляции достаточно узкая и отсутствует «дальняя» корреляция, т.е. взаимосвязь значений помех для пикселей, расположенных далеко друг от друга. Иными словами, можно предположить, что двумерная автокорреляционная функция (АКФ) помех выглядит примерно так, как показано на рис. 2.4, где главный лепесток не представляет из себя дельта-функцию, но имеет небольшую ширину, а боковые лепестки практически отсутствуют. Вместе с тем такой параметр АКФ, как ширина главного лепестка по сечению может быть неодинаковым (как это имеет место для АКФ на рис. 2.4) и изменяться.

Другим важным свойством пространственно коррелированных помех является то, что основные характеристики корреляции либо практически постоянны для всего изображения, либо изменяются. Например, ширина главного лепестка АКФ может изменяться для участков изображения, соответствующих разным дальностям от системы формирования изображения до зондируемой поверхности (объекта). Этот случай является практически наиболее сложным для разработки методов

обработки изображений вслепую (фильтрации, обнаружения границ, восстановления), особенно при отсутствии какой-либо априорной информации о характере таких зависимостей.

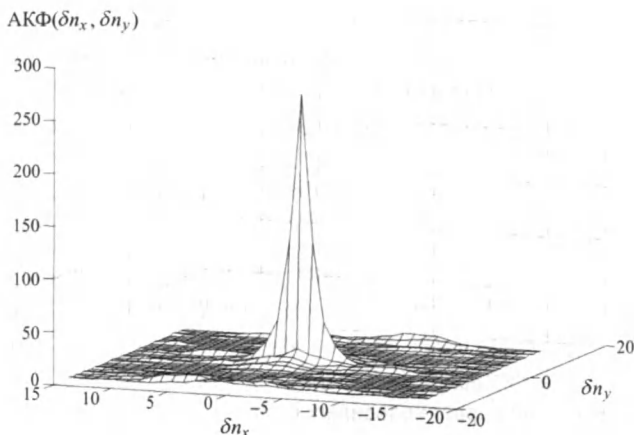


Рис. 2.4. Пример двумерной АКФ помех для однородного участка реального РСА-изображения размером 32×32 пкс

Поэтому укажем лишь основные трудности, возникающие при анализе и обработке изображений, искаженных пространственно коррелированными помехами. Во-первых, существует большое разнообразие возможных моделей и путей генерирования пространственно коррелированных помех. Во-вторых, методы обработки изображений должны достаточно хорошо работать при вариации параметров таких моделей в определенных пределах, причем эти пределы не всегда точно известны. В-третьих, если имеется хотя бы какая-то априорная информация о типе помех (например, то, что для них $\sigma_{\text{loc}}^2 = f(I_{\text{loc}})$ имеет монотонный характер), и при этом пространственные корреляционные характеристики пространственно-инвариантны, то такие сведения существенно упрощают задачу. А при отсутствии априорных сведений о характере зависимости $\sigma_{\text{loc}}^2 = f(I_{\text{loc}})$ задача разработки эффективных методов фильтрации оказывается очень сложной. Возможно, эти обстоятельства объясняют причины, по которым число работ, посвященных обработке изображений, искаженных пространственно коррелированными помехами, ограничено.

Поэтому считаем целесообразным дать предварительную информацию о свойствах локальных оценок СКО $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ и $\hat{\sigma}_{\text{с}}(n, m)$ при пространственно коррелированных помехах. Более подробный анализ можно найти в [31].

Рассмотрим для простоты однородные участки изображений. Общей тенденцией является то, что в среднем как $\hat{\sigma}_c(n, m)$, так и $\hat{\sigma}_{\text{орт}}(n, m)$ уменьшаются, если ширина главного лепестка АКФ возрастает (область высокой корреляции расширяется) [31]. Однако есть и принципиальное различие между свойствами оценок $\hat{\sigma}_c(n, m)$ и $\hat{\sigma}_{\text{орт}}(n, m)$. Оно состоит в том, что оценки $\hat{\sigma}_c(n, m)$ уменьшаются при коррелированности помех лишь немного, если размер используемых блоков существенно больше, чем число пикселей в области высокой корреляции. Для оценок $\hat{\sigma}_{\text{орт}}(n, m)$ характерно то, что они в среднем могут уменьшиться значительно, в несколько раз [31], особенно если область высокой корреляции достаточно большая. Эти различия хорошо видны из сравнения гистограмм, приведенных на рис. 2.5 и 2.3. Основное внимание при сравнении необходимо уделить положениям мод распределений, где области максимумов гистограмм сформированы локальными оценками в однородных блоках. Следовательно, существенное различие в модах для распределений оценок $\hat{\sigma}_c(n, m)$ и $\hat{\sigma}_{\text{орт}}(n, m)$ может указывать на то, что данное изображение искажено пространственно коррелированными помехами.

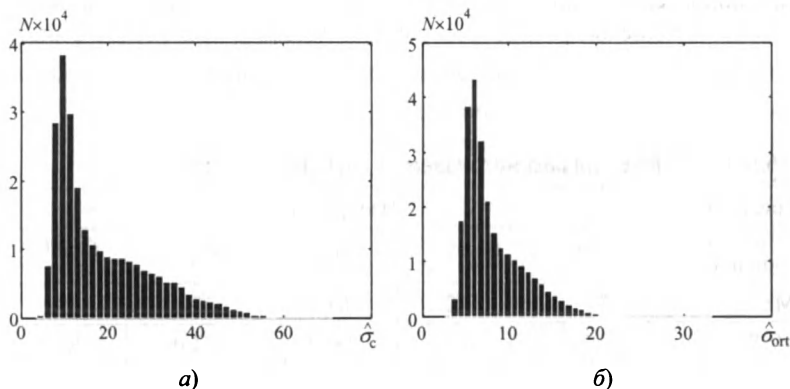


Рис. 2.5. Гистограммы оценок $\hat{\sigma}_c(n, m)$ (а) и $\hat{\sigma}_{\text{орт}}(n, m)$ (б) для изображения Barbara, искаженного пространственно коррелированными помехами с $\sigma_{\text{add}}^2 = 100$

При оценивании локального СКО пространственно коррелированных помех в неоднородных блоках наблюдаются те же эффекты, что и для некоррелированных помех. Большинство получаемых в неоднородных блоках оценок $\hat{\sigma}_c(n, m)$ и $\hat{\sigma}_{\text{орт}}(n, m)$ больше, чем $\hat{\sigma}_{\text{тр}}(n, m)$ в соответствующих блоках. В связи с этим на гистограммах распределений этих оценок наблю-

даются тяжелые правосторонние хвосты (рис. 2.5). Как и для случая некоррелированных помех (рис. 2.3), эти хвосты тяжелее для оценок $\hat{\sigma}_c(n, m)$, которые более чувствительны к локальным неоднородностям.

Основной вывод, вытекающий из проведенного анализа, состоит в том, что как оценки $\hat{\sigma}_c(n, m)$, так и оценки $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ являются неточными при пространственно коррелированных помехах. Тогда сложно ожидать, что эффективной будет ДКП-фильтрация с использованием этих оценок для установки порогов.

Проверим это предположение. Представлены значения выходной среднеквадратической ошибки для двух случаев фильтрации. В первом случае предполагается, что статистические и спектрально-корреляционные характеристики помех полностью известны (среднеквадратическая ошибка обозначена как MSE_{akn}). Во втором случае предполагается, что никакой априорной информации нет и при фильтрации пороговые значения устанавливаются для каждого блока как $T(n, m) = 2,6\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ (среднеквадратическая ошибка обозначена как MSE_{unk}).

Рассмотрим простейший случай пространственно коррелированного аддитивного шума с дисперсией 100. Полученные значения MSE приведены в табл. 2.1. Кроме того, в этой таблице представлены значения среднеквадратической ошибки $\text{MSE}_{\text{uncorr}}$ для случая фильтрации при некоррелированном шуме с той же дисперсией $\sigma_{\text{add}}^2 = 100$ при фиксированном пороге $T(n, m) = 2,6\sigma_{\text{add}}(n, m) = 26$.

Таблица 2.1. MSE для рассматриваемых случаев фильтрации

Среднеквадратическая ошибка	Изображение				
	Lena	Barbara	Baboon	Peppers	Goldhill
MSE_{akn}	33,1	37,2	65,4	33,8	49,6
MSE_{unk}	54,2	74,7	189,5	74,0	82,3
$\text{MSE}_{\text{uncorr}}$	19,2	23,9	59,0	22,2	30,7

Как следует из сравнения результатов значения $\text{MSE}_{\text{uncorr}}$ заметно меньше, чем MSE_{akn} для всех тестовых изображений. Это означает, что само по себе подавление пространственно коррелированных помех сложнее, чем подавление некоррелированных помех, даже при наличии и использовании априорной информации о характеристиках коррелированных помех. В свою очередь, значения MSE_{unk} больше, чем соответствующие значения MSE_{akn} . Это обусловлено несколькими причинами: первая причина – неточность оценивания локального СКО помех; вторая причина – при фильтрации с использованием частотно-независимого порога

$T(n, m) = 2,6\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ не учтены пространственно-корреляционные характеристики помех. Вследствие этого наблюдаются эффекты недостаточного подавления помех на однородных участках и излишнего сглаживания деталей и границ в неоднородных блоках. Поскольку тестовое изображение Baboon является наиболее сложным (содержит наибольший процент неоднородных блоков), результаты обработки для него наихудшие. Так, MSE_{unk} оказывается большим, чем $\sigma_{\text{add}}^2 = 100$ для исходного изображения, т.е. применение такой фильтрации вообще нецелесообразно.

Представленные примеры и результаты моделирования позволяют сказать следующее:

для пространственно коррелированных помех проблема локального оценивания СКО помех является еще более сложной, чем для некоррелированных помех, и нужны дополнительные исследования для ее решения;

для повышения эффективности подавления коррелированных помех необходимо оценивать их пространственный спектр и учитывать его при обработке; сделать это можно путем использования метода, описанного в [18], при условии, что идентифицированы однородные блоки;

актуальными являются задачи автоматической идентификации изображений, искаженных коррелированными помехами, и обнаружения для них однородных участков.

2.3.3. Обнаружение локальных неоднородностей при нестационарном шуме

Задача состоит в том, чтобы разделить блоки на соответствующие однородным и неоднородным участкам, не имея при этом априорных сведений о локальной дисперсии (или СКО) шума для этих блоков. Один из возможных методов для такого разделения был предложен в работе [29]. Этот метод основан на *различии распределений коэффициентов ортогональных преобразований для шума и сигнальной составляющей изображения*. В некоторых работах ([48], в статье для вейвлетных преобразований) рассматривались распределения коэффициентов ортогональных преобразований и было показано, что они могут быть представлены в виде составных распределений, включающих две компоненты – гауссовскую $\rho_G(x)$ и лапласовскую $\rho_L(x)$: $\rho_w(x) = p\rho_G(x) + (1-p)\rho_L(x)$, где индекс w означает принадлежность коэффициентов разложения к вейвлет преобразованию. Параметр p имеет большие значения, если анализируемый участок соответствует однородному участку и его значения существенно больше для участков (блоков), соответствующих мелким деталям, границам и текстурам. Компонентная плотность распределения вероятности (ПРВ) $\rho_G(x)$ характеризуется нулевым средним и дисперсией σ_G^2 , пропорциональной дисперсии шума, а ПРВ $\rho_L(x)$ также имеет ну-

левое среднее, а ее дисперсия σ_L^2 зависит от спектральных характеристик информационной составляющей изображения. При этом обычно имеет место неравенство $\sigma_L^2 > \sigma_G^2$.

Аналогичные эффекты наблюдаются для распределений ДКП-коэффициентов (Discrete Cosine Transform – DCT) $\rho_{\text{DCT}}(x)$ для всего изображения и для ДКП-коэффициентов его блоков $D(k, l, n, m)$, $k = 0, \dots, 7$, $l = 0, \dots, 7$ (ДКП-коэффициент $D(0, 0, n, m)$, соответствующий постоянной составляющей, исключается из рассмотрения). Если блок является однородным, то значение параметра p близко к единице и значение σ_L^2 мало. Если же блок неоднородный, то наблюдается обратная ситуация, т.е. значение p мало, а значение σ_L^2 достаточно велико.

Отметим, что ПРВ Лапласа имеет более тяжелые хвосты, чем гауссовское. Поэтому для обнаружения неоднородных блоков можно применить те или иные тесты, способные указывать на негауссовость распределения коэффициентов $D(k, l, n, m)$, $k = 0, \dots, 7, l = 0, \dots, 7$. Например, в работе [29] предложено использовать параметр $E^{\text{DCT}}(n, m)$, который подобен перцентильному коэффициенту эксцесса (Percentile Coefficient of Kurtosis – РСК) [49] и для выборки из 63 значений рассчитывается как

$$E^{\text{DCT}}(n, m) = (D^{(58)}(n, m) - D^{(6)}(n, m)) / (D^{(48)}(n, m) - D^{(16)}(n, m)), \quad (2.4)$$

где $D^{(t)}(n, m)$ – t -я порядковая статистика ДКП-коэффициентов.

Достоинством этого параметра (в отличие от многих других статистик, используемых в тестах на гауссовость) является то, что при его расчете не требуется априорная информация об СКО выборки данных.

Поскольку РСК может использоваться для описания тяжести хвостов распределений [49], он и его модификация (2.4) – величина, обратная РСК, могут применяться для решения рассматриваемой задачи разделения однородных и неоднородных блоков изображения. При этом необходимо учитывать, что распределение ДКП-коэффициентов для однородных блоков близко к гауссовскому только при условии, что шум пространственно некоррелирован.

Рассмотрим сначала более простой *случай пространственно некоррелированных нестационарных помех*. Как следует из свойств порядковых статистик, числитель в (2.4) всегда не меньше, чем знаменатель, и, соответственно, $E^{\text{DCT}}(n, m)$ не меньше единицы. Если распределение ДКП-коэффициентов в блоке близко к гауссовскому, то математическое ожидание $E^{\text{DCT}}(n, m)$ примерно равно 2,1. Поэтому путем ус-

тановки порога T_{DCT} немного большим 2,1 и сравнения с ним $E^{\text{DCT}}(n, m)$ можно выявлять неоднородные блоки

$$\text{Det}(n, m) = \begin{cases} 1, & \text{если } E^{\text{DCT}}(n, m) \geq T_{\text{DCT}}, \\ 0, & \text{если } E^{\text{DCT}}(n, m) < T_{\text{DCT}}. \end{cases} \quad (2.5)$$

Объясним, почему рекомендуется использовать (2.4), а не собственно РСК. Дело в том, что для большинства детекторов неоднородностей (например, обнаружителей границ) [6, 7] традиционно принято, что если некоторый локально вычисляемый параметр больше порога, то неоднородность считается обнаруженной. Известно также, что установка большего значения порога приводит к менее надежному обнаружению, но и меньшей вероятности ложной тревоги и наоборот. Поэтому должен быть найден некоторый практический компромисс. В качестве такого компромисса, рекомендуется устанавливать T_{DCT} порядка 2,5.

Алгоритм (2.5) не является детектором границ в обычном понимании. Фактически параметр $E^{\text{DCT}}(n, m)$ реагирует на неоднородности в блоках, что важно для разрабатываемого метода фильтрации. Некоторые свойства $E^{\text{DCT}}(n, m)$ покажем на примере. На рис. 2.6,а приведено незашумленное стандартное тестовое изображение. К этому изображению был добавлен пространственно некоррелированный аддитивный шум с дисперсией 100, после чего был применен детектор (2.5). Полученная бинарная карта $\text{Det}(n, m)$ представлена на рис. 2.6,б, где пиксели черного цвета соответствуют нулям, а белого – единицам. Как видно,

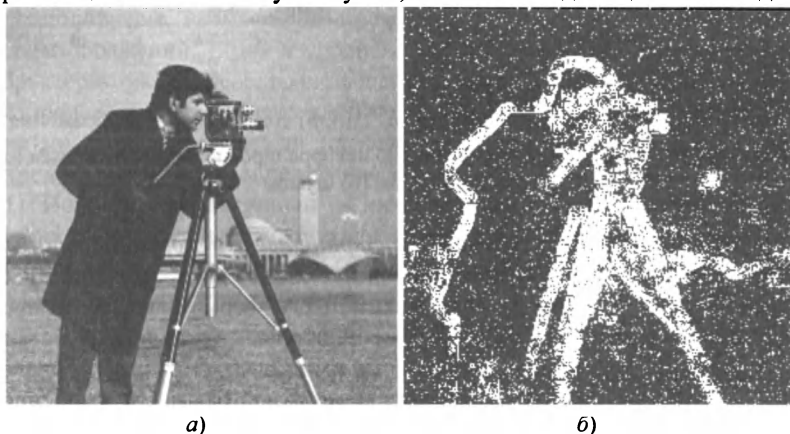


Рис. 2.6. Исходное изображение Cameraman без шума (512×512 пкс) (а) и карта обнаружения неоднородных блоков (505×505 пкс) для зашумленного изображения (б)

границы и неоднородности обнаружены хорошо, хотя много белых пикселей наблюдается не только для пикселей, непосредственно соответствующих границам площадных объектов, но и для их окрестностей (в этом смысле алгоритм (2.5) не является хорошим детектором границ). Как и для любого детектора, не обнаружены некоторые слабоконтрастные неоднородности и наблюдаются ложные срабатывания на однородных участках.

Покажем, какой вид имеет распределение значений $E^{\text{DCT}}(n, m)$. Эти распределения были оценены для изображения Cameraman, искаженного аддитивным гауссовским шумом с дисперсией 100 (рис. 2.7,а) и пуассоновским шумом (рис. 2.7,б). В обоих случаях распределения имеют максимумы со значениями моды $E^{\text{DCT}}(n, m)$ около 2,1 и правосторонние тяжелые хвосты, наличие которых обусловлено присутствием в изображении неоднородных блоков.

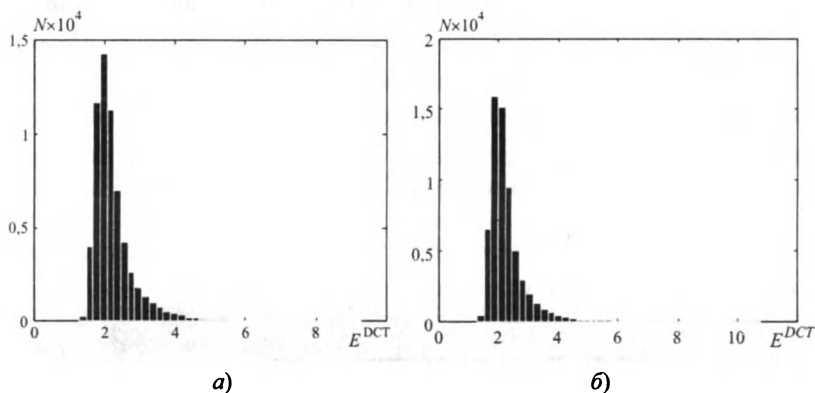


Рис. 2.7. Гистограммы распределений $E^{\text{DCT}}(n, m)$ для тестового изображения Cameraman, искаженного пространственно некоррелированным аддитивным (а) и пуассоновским (б) шумом

Рассмотрим теперь случай **пространственно коррелированных помех**. В этом случае даже для однородных блоков распределение ДКП-коэффициентов является негауссовским и его форма зависит от пространственного спектра помех. Для неоднородных блоков присутствие нескольких ДКП-компонент с большими амплитудами делает распределение ДКП-коэффициентов еще более длиннохвостовым. Эти особенности влияют и на статистические характеристики параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$.

Примеры распределений $E^{\text{DCT}}(n, m)$ для пространственно коррелированных помех представлены на рис. 2.8.

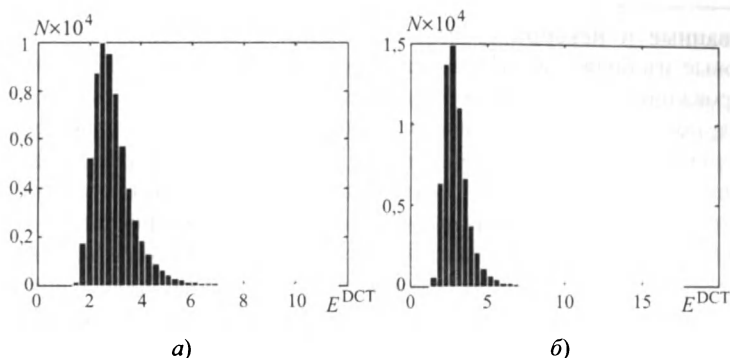


Рис. 2.8. Гистограммы распределения $E^{\text{DCT}}(n, m)$ для тестового изображения Cameraman, искаженного пространственно коррелированным аддитивным шумом с дисперсией 100 (а) и пространственно коррелированным пуассоновским шумом (б)

Как и в предыдущем случае (рис. 2.7), для обеих гистограмм имеет место тяжелый правосторонний хвост, обусловленный значениями $E^{\text{DCT}}(n, m)$ в неоднородных блоках. Значения моды для распределений сдвинуты относительно положения мод для распределений на рис. 2.7 в сторону больших значений.

Использование эффекта различия мод распределений для автоматического определения, является ли шум пространственно-коррелированным или некоррелированным. Чтобы проверить это предположение, необходимо: провести проверку для различных тестовых изображений, типов и уровней шумов, а также их корреляционных характеристик; иметь алгоритм для автоматического определения моды распределения по выборке данных; иметь правило для принятия решения, шум коррелирован или нет. Отметим, что автоматический алгоритм определения моды распределения существует, причем не один [31, 50, 51]. Наиболее эффективный из них описан в [31], он основывается на расчете минимального интерквантильного расстояния и полиномиальной аппроксимации значений этих расстояний в окрестности минимума для уточнения оценки.

Таким образом, имеется возможность получить оценку \hat{E}_{mod} . Предположим теперь, что принятие решения о коррелированности помех может быть осуществлено путем простого сравнения \hat{E}_{mod} с некоторым порогом E_{thr} . Для проверки этой гипотезы и, если она работоспособна, установки практического значения порога, проведем численное моделирование. Были сгенерированы пространственно коррели-

лированные и некоррелированные помехи и получены зашумленные тестовые изображения. Пространственно коррелированные помехи моделировались с использованием сглаживания исходного гауссовского двумерного некоррелированного случайного процесса усредняющим фильтром со скользящим окном 3×3 пкс. После этого обеспечивалась желаемая дисперсия помех. Естественно, что существуют многие другие методы моделирования пространственно коррелированных помех, характеристики которых также могут изменяться в широких пределах. Однако наша цель в данной ситуации состоит лишь в проведении предварительных исследований для того, чтобы установить, насколько существенны различия значений \hat{E}_{mod} для пространственно коррелированных и некоррелированных помех и каковы эти различия в зависимости от свойств изображения. Полученные результаты для пяти стандартных тестовых изображений представлены в табл. 2.2.

Таблица 2.2. Оценки \hat{E}_{mod} для тестовых изображений для разных типов шумов

Тип помех	Изображение				
	Lena	Barbara	Baboon	Peppers	Goldhill
Аддитивный пространственно некоррелированный	2,01	2,07	2,14	2,00	2,04
Пуассоновский пространственно некоррелированный	2,00	2,07	2,12	2,00	2,04
Аддитивный пространственно коррелированный	2,68	2,89	2,48	2,42	2,64

Анализ данных в табл. 2.2 показывает, что для обоих рассмотренных типов пространственно некоррелированных помех (аддитивный и пуассоновский) значения \hat{E}_{mod} заметно меньше, чем для случая воздействия пространственно коррелированных помех. В то же время, \hat{E}_{mod} зависит и от характеристик изображения. Для более сложных изображений, в которых высок процент неоднородных блоков, значения \hat{E}_{mod} больше (см. результаты для изображения Baboon), чем для более простых изображений как, например, Lena и Peppers. Согласно приведенным выше данным, установка порога E_{thr} порядка 2,2 может разделить случаи воздействия коррелированных и некоррелированных помех. Чтобы рекомендации были точнее, аналогичные исследования необходимо провести для более широких условий моделирования свойств помех и набора тестовых изображений.

2.4. Локально-адаптивная фильтрация нестационарных помех

Рассмотрим случай подавления нестационарного пространственно некоррелированного шума, предполагая, что он был правильно идентифицирован алгоритмом, описанным в конце предыдущего подраздела. Учтем, что ранее был предложен алгоритм (2.3) для локальной оценки СКО помех (хотя и с невысокой точностью) и алгоритм (2.5) для принятия решения, является ли данный блок однородным или нет (хотя и для этого алгоритма, естественно, возможны неправильные решения). Из предыдущего анализа также следует, что оценки $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ для неоднородных блоков больше истинных значений локального СКО нестационарного шума $\hat{\sigma}_{\text{н}}(n, m)$. Поэтому, если значение порога в данном блоке рассчитывается как $T(n, m) = 2,6\hat{\sigma}_{\text{ДСТ}}(n, m)$, то границы и детали чрезмерно сглаживаются. Для устранения этого нежелательного эффекта в работе [29] предложено использовать еще один механизм локальной адаптации, т.е. адаптироваться не только к локальному масштабу данных в блоке, но и к локальному контенту. Идея состоит в том, чтобы устанавливать для неоднородных блоков порог, меньший чем $T(n, m) = 2,6\hat{\sigma}_{\text{ДСТ}}(n, m)$, чтобы лучше сохранять информацию. Простейший алгоритм такой адаптации имеет вид

$$T(n, m) = \begin{cases} 2,6\hat{\sigma}_{\text{ДСТ}}(n, m), & \text{если } \text{Det}(n, m) = 0, \\ \beta_{\text{het}}\hat{\sigma}_{\text{ДСТ}}(n, m), & \text{если } \text{Det}(n, m) = 1, \end{cases} \quad (2.6)$$

где β_{het} – параметр, используемый для установки порога для неоднородных блоков, причем значение этого параметра меньше 2,6.

Однако тогда возникает вопрос, каково оптимальное или, по крайней мере, рекомендуемое для практического использования значение β_{het} ?

Для ответа на этот вопрос было проведено специальное исследование [29] с использованием не только стандартных количественных критериев эффективности фильтрации (PSNR), но и специальных метрик, характеризующих визуальное качество изображений после обработки: PSNR-HVS [39], PSNR-HVS-M [40] и MSSIM [52]. Полученные результаты представлены в табл. 2.3 и 2.4. Анализ данных показывает следующее. Благодаря применению алгоритма жесткой локальной адаптации (2.5) эффективность фильтрации была существенно повышена в соответствии со всеми рассмотренными метриками. Разумной практической рекомендацией представляется $\beta_{\text{het}} = 1,1$. Выбор меньших значений β_{het} приводит к увеличению среднеквадратической ошибки (MSE)

и уменьшению значений PSNR-HVS, PSNR-HVS-M и MSSIM (для всех этих метрик большие значения соответствуют лучшему визуальному качеству).

Таблица 2.3. Характеристики эффективности обработки тестового изображения *Barbara*, искаженного аддитивным шумом с дисперсией 100

Метрика оценки качества изображения	β_{het}						
	2,6	2,3	2,0	1,7	1,4	1,1	0,8
MSE	33,95	31,40	29,36	27,95	27,31	27,46	27,88
PSNR-HVS	30,70	30,96	31,18	31,34	31,42	31,43	31,47
PSNR-HVS-M	34,22	34,48	34,71	34,87	34,95	34,98	35,03
MSSIM	0,980	0,981	0,982	0,982	0,983	0,983	0,983

Таблица 2.4. Характеристики эффективности обработки тестового изображения *Lena*, искаженного аддитивным шумом с дисперсией 100

Метрика оценки качества изображения	β_{het}						
	2,6	2,3	2,0	1,7	1,4	1,1	0,8
MSE	24,25	23,36	22,56	21,95	21,56	21,46	21,78
PSNR-HVS	31,49	31,62	31,74	31,84	31,89	31,91	31,94
PSNR-HVS-M	34,52	34,58	34,69	34,75	34,79	34,81	34,87
MSSIM	0,977	0,977	0,978	0,978	0,978	0,978	0,977

Вместе с тем эта рекомендация основывается на анализе результатов лишь для двух тестовых изображений при одних и тех же типе и дисперсии помех. Поэтому было принято решение провести исследование для другого типа шума (пуассоновского пространственно некоррелированного). Полученные значения выходного MSE приведены в табл. 2.5 для пяти стандартных тестовых изображений. Очевидно, что и в этом случае использование жесткого переключения (2.5) позволяет повысить эффективность обработки, причем наилучшие результаты наблюдаются при $\beta_{\text{het}}=1,1$ для четырех из пяти тестовых изображений. Для тестового изображения *Vaboop*, являющегося особо текстурным, еще большая эффективность фильтрации может быть достигнута при еще меньших значениях β_{het} .

Таблица 2.5. Значения выходной среднеквадратической ошибки для пяти тестовых изображений, искаженных некоррелированными помехами с пуассоновской ПРВ

Метрика оценки качества изображения	β_{het}						
	2,6	2,3	2,0	1,7	1,4	1,1	0,8
Baboon	186,6	174,2	161,7	150,2	140,6	132,9	126,1
Goldhill	43,2	41,7	40,2	38,8	37,7	37,0	37,2
Peppers	28,1	27,3	26,6	25,9	25,4	25,1	25,2
Barbara	36,1	33,5	31,5	30,0	29,4	29,6	30,4
Lena	24,2	23,4	22,6	22,0	21,6	21,5	21,8

Применяя алгоритм (2.5), возможно использовать при фильтрации только два фиксированных значения β , одно равно 2,6, а второе меньше 2,6 (рекомендовано – 1,1). Такой алгоритм является простейшим, но не единственным из возможных решений. В частности, можно использовать некоторую зависимость β от $E^{\text{DCT}}(n, m)$. Эта зависимость должна быть монотонно спадающей, т.е. чем больше $E^{\text{DCT}}(n, m)$, тем меньше β . В качестве примера такой функции (выбрать ее оптимальным образом сложно) был рассмотрен вариант экспоненциальной функции вида

$$\beta(n, m) = 2,6 \left(2 / E^{\text{DCT}}(n, m) \right)^{\alpha}, \quad (2.7)$$

где $\alpha > 0$ – параметр; отношение $2 / E^{\text{DCT}}(n, m)$ используется для того, чтобы обеспечить $\beta(n, m)$ примерно равным 2,6 для однородных участков, поскольку для однородных блоков среднее значение $E^{\text{DCT}}(n, m)$ примерно равно 2.

Моделирование было проведено для двух тестовых изображений (Lena и Baboon), которые существенно отличаются друг от друга степенью сложности. Рассматривался только случай пространственно некоррелированных пуассоновских помех. Полученные для различных α значения выходной MSE представлены в табл. 2.6. Интересно, что тенденции, наблюдаемые для этих изображений, противоположны. В то время, как для изображения Lena представляется целесообразным использовать α около 1,5 (при этом обеспечивается минимальное значение выходной MSE) и увеличение α приводит только к возрастанию MSE (снижению эффективности фильтрации в соответствии с этим критерием), то для изображения Baboon оптимум (минимум) не достигается даже при

$\alpha = 4,0$. Поэтому сложно предложить практические рекомендации для этого случая и их разработка может быть направлением дальнейших исследований. В данный момент, можно дать лишь приблизительную рекомендацию использовать $\alpha = 3,0$. Отметим, что для изображения Baboon выходное MSE при таком выборе заметно ниже, чем для (2.5) с жестким переключением параметра β (табл. 2.5).

Таблица 2.6. Значения MSE для локально-адаптивного фильтра на основе (2.7)

Изображение	α					
	1,5	2,0	2,5	3,0	3,5	4,0
Lena	20,7	20,8	21,4	22,2	23,5	24,6
Baboon	114,1	103,0	93,5	87,2	82,0	78,9

Приведем пример применения разработанного локально-адаптивного фильтра на основе (2.7) к изображению Goldhill, искаженному пространственно некоррелированным аддитивным шумом. Исходное изображение (без помех) показано на рис. 2.9,а, а его зашумленная версия – на рис. 2.9,б (дисперсия равна 100). Поле значений параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$ представлено на рис. 2.9,в. Как видно, этот параметр (его большие значения показаны более светлым тоном) хорошо показывает неоднородные участки. Обработанное изображение приведено на рис. 2.9,г. Шум значительно подавлен, а детали и границы объектов хорошо сохранены.

При проведении исследований моделировались те или иные типы помех, но при разработке и анализе эффективности фильтрации предполагалось, что априорные сведения о типе и характеристиках помех отсутствуют. Однако можно было сравнить анализируемые метрики со значениями этих метрик, полученными при условии, что полная априорная информация о характеристиках помех имеется.

В результате сравнения получили, что любая адаптация к неизвестным характеристикам помех несколько снижает эффективность обработки по сравнению со случаем использования при обработке априорной информации, если таковая имеется. Для большинства рассмотренных тестовых изображений и типов помех предложенные адаптивные фильтры обеспечивают значения метрик PSNR-HVS-M, PSNR-HVS и PSNR, которые примерно на 0,2...0,8 дБ хуже, чем значения соответствующих метрик при использовании фильтрации с полным использованием априорных сведений о типе и характеристиках помех. По мнению авторов, такие «потери» эффективности не столь существенны.



Рис. 2.9. Исходное изображение Goldhill (а), его зашумленная версия (б), визуализированные значения параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$ (в) и изображение после фильтрации (г)

2.5. Примеры применения разработанных фильтров к реальным изображениям

Пример 1. Изображение в 224-м канале гиперспектральных данных Lunar Lake системы AVIRIS [53] (рис. 2.10,а). Шум на этом изображении хорошо заметен, причем известно, что он является сигнально-зависимым (неаддитивным). Визуализированное поле значений $E^{\text{DCT}}(n, m)$ показано на рис. 2.10,б. Этот параметр хорошо «указывает» положения неоднородных блоков (более светлые пиксели соответствуют более неоднородным блокам). Анализ гистограммы значений

$E^{\text{DCT}}(n, m)$ показал, что процент неоднородных блоков невелик (не превышает 25%). Мода гистограммы \hat{E}_{mod} равна 1,97, что указывает на некоррелированность помех. Поле оценок $\hat{\sigma}_{\text{он}}(n, m)$ визуализировано на рис. 2.10,в. Его анализ показывает, что этот параметр имеет большие значения в неоднородных областях. Обработанное изображение приведено на рис. 2.10,г. Очевидно, что полезная информация сохранена, а шум существенно подавлен.

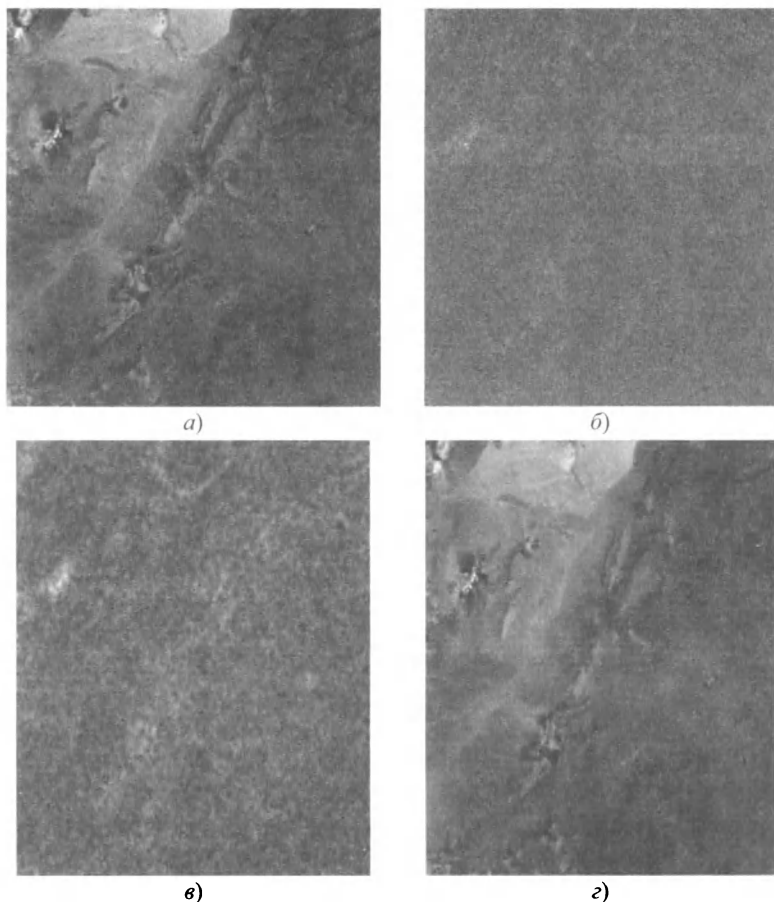


Рис. 2.10. Исходное компонентное изображение Lunar Lake (а), визуализированное поле значений параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$ (б), визуализированные оценки локального СКО $\hat{\sigma}_{\text{он}}(n, m)$ (в), изображение на выходе разработанного фильтра (г)

Пример 2. Шум не является стационарным, имеет место для изображений, сформированных радиолокаторами бокового обзора (РБО) с реальной апертурой [21]. В целом мультипликативная составляющая помех является преобладающей, но присутствует и аддитивный шум. В работе [21] описан метод оценивания характеристик обеих компонент и их учета при фильтрации, но ниже показано, что фильтрация может быть осуществлена и без предварительного оценивания, т.е. вслепую. Для РБО-изображения миллиметрового диапазона, приведенного на рис. 2.11,*а* была получена оценка \hat{E}_{mod} , значение которой равно 2,32.

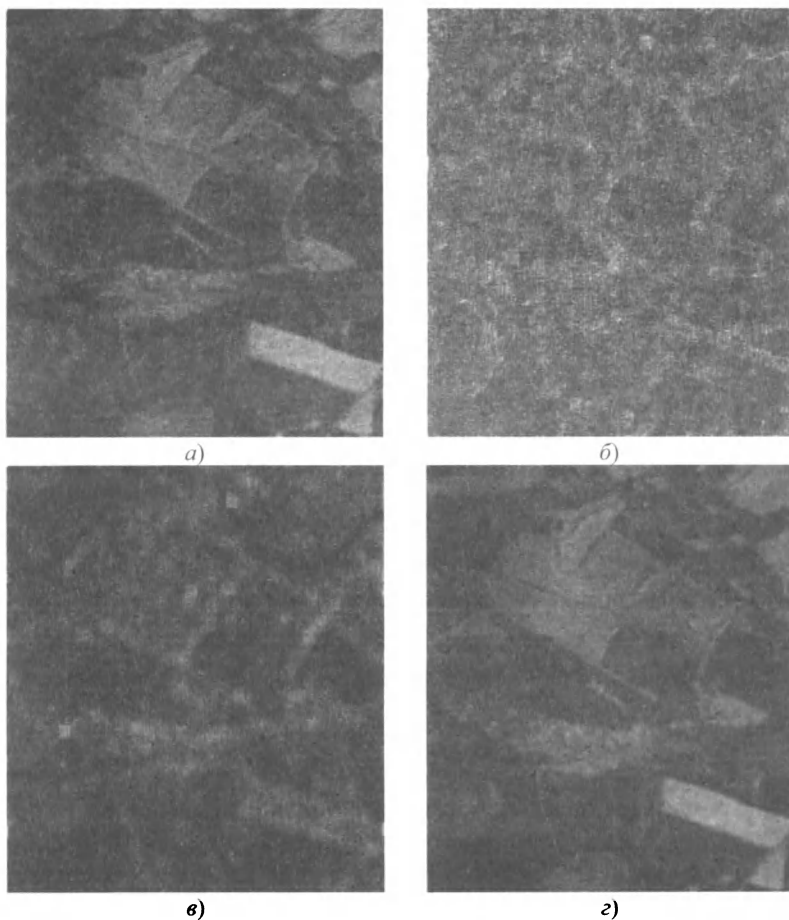


Рис. 2.11. Исходное РБО-изображение ММ диапазона (*а*), поле значений параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$ (*б*), поле значений локальной оценки СКО $\hat{\sigma}_{\text{opt}}(n, m)$ (*в*), изображение на выходе фильтра (*г*)

Следовательно, шум является пространственно коррелированным. Изображение, обработанное с использованием предложенного адаптивного фильтра, приведено на рис. 2.11,з и его качество достаточно высокое. При подавлении пространственно коррелированных помех исполь-

зовался алгоритм расчета $\beta(n, m) = 2,6 \left(\frac{\hat{E}_{\text{mod}}}{E^{\text{DCT}}(n, m)} \right)^\alpha$ с $\alpha = 3$.

Определенный интерес представляет поведение локальных параметров, рассчитываемых в блоках ДКП-фильтра и используемых при фильтрации. На рис. 2.11,в визуализировано поле значений оценок локального СКО $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$. Как видно, значения $\hat{\sigma}_{\text{от}}(n, m)$ больше (индицированы более светлым тоном) для участков с большим локальным средним, что отражает превалирующий мультипликативный шум, а также для неоднородных блоков. На рис. 2.11,б представлено поле значений параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$. Более светлые пиксели указывают положения границ и малоразмерных объектов и их окрестностей.

Представленные результаты свидетельствуют о том, что разработанный фильтр может эффективно работать для реальных изображений, сформированных различными системами.

Рассмотрена важная практическая задача подавления нестационарных помех при ограниченных априорных сведениях об их характеристиках. Показано, что эта задача может быть решена путем использования локально-адаптивной фильтрации на основе ДКП: локальное робастное оценивание СКО помех для каждого блока; разделение блоков на однородные и неоднородные или, в более общем виде, оценивание степени локальной активности блока с использованием предложенного параметра $E^{\text{DCT}}(n, m)$; учет локальной активности при установке значения порога индивидуально для каждого блока.

Кроме того, анализ и обработка значений этого параметра для всех блоков позволяет выявить более простой случай некоррелированных помех и более сложный случай пространственно коррелированных помех. Для второго случая необходимо провести дополнительные исследования с целью разработки для таких ситуаций алгоритмов оценки нормированного ДКП-спектра вслепую и учета полученных оценок при подавлении таких помех.

Литература

1. *Abramov S.K., Lukin V.V., Ponomarenko N.N., Egiazarian K.O., Pogrebnyak O.B.* Influence of multiplicative noise variance evaluation accuracy on MM-band SLAR image filtering efficiency // Proceedings of the Fifth International Kharkov Symposium «Physics and Engineering of Millimeter and Sub-Millimeter Waves». Kharkov, Ukraine. June 2004. V. 1. P. 250–252.
2. *Abreu E., Lightstone M., Mitra S.K., Arakawa K.* A new approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images // IEEE Transactions on Image Processing. 1996. V. 6. № 5. P. 1012–1025.
3. *Aiazzi B., Alparone L., Barducci A., Baronti S., Marcoionni P., Pippi I., Selva M.* Noise modelling and estimation of hyperspectral data from airborne imaging spectrometers // Annals of Geophysics. Feb. 2006. V. 49. № 1. P. 1–9.
4. *Argenti F., Torricelli G., Alparone L.* Signal dependent noise removal in the undecimated wavelet domain // Proceedings of ICASSP. 2002. P. 3293–3296.
5. *Astola J., Kuosmanen P.* Fundamentals of nonlinear digital filtering // CRC Press LLC. Boca Raton. USA. 1997.
6. AVIRIS Home page // <http://aviris.jpl.nasa.gov/> Accessed Jan 6. 2007.
7. *Barducci A., Guzzi D., Marcoinni P., and Pippi I.* CHRIS-Proba performance evaluation: signal-to-noise ratio, instrument efficiency and data quality from acquisitions over San Rossore (Italy) test site // Proceedings of the 3-rd ESA CHRIS/Proba Workshop. Italy. March 2005.
8. *Carton-Vandecandelaere M.-P., Vozel B., Klaine L., Chehdi K.* Application to Multispectral Images of a Blind Identification System for Blur, Additive, Multiplicative and Impulse Noises // Proceedings of EUSIPCO. Toulouse (France). 2002. V. III. P. 283–286.
9. *Chang S., Yu B., Vetterli M.* Adaptive Wavelet Thresholding for Image Denoising and Compression // IEEE Transactions on Image Processing. Sept. 2000. V. 9. P. 1522–1531.
10. *Davies E.R., Charles D.* Color Image Processing: Problems, Progress, and Perspectives. Chapter 11 in «Advances in Nonlinear Signal and Image Processing». USA: Hindawi. 2006. P. 301–328.
11. *Deergha R., Swamy M.N.S., Plotkin E.* Adaptive filtering approaches for colour image and video restoration // IEE Proceedings on Vision, Image and Signal Processing. 2003. V. 150. № 3. P. 168–177.
12. *Egiazarian K., Astola J., Ponomarenko N., Lukin V., Battisti F., Carli M.* New full-reference quality metrics based on HVS, CD-ROM Proceedings of the Second International Workshop on Video Processing and Quality Metrics // Scottsdale. USA. 2006.
13. *Eng H.-L., Ma K.-K.* Noise adaptive soft switching median filter // IEEE Trans. on Image Processing. 2001. V. 10. № 2. P. 242–251.
14. *Farid H.* Blind inverse gamma correction // IEEE Transactions on Image Processing. Oct. 2001. V. 10. P. 1428–1433.
15. *Foi A.* Pointwise Shape-Adaptive DCT Image Filtering and Signal-Dependent Noise Estimation: Thesis for the degree of Doctor of Technology. Tampere University of Technology. Tampere, Finland. Dec. 2007.

16. *Foi A., Trimeche M., Katkovnik V., Egiazarian K.* Practical Poissonian-Gaussian Noise Modeling and Fitting for Single Image Raw Data // IEEE Transactions on Image Processing. 2007. V. 17. № 10. P. 1737–1754.
17. *Koivisto P., Astola J., Lukin V., Melnik V., Tsymbal O.* Removing Impulse Bursts from Images by Training Based Filtering // EURASIP Journal on Applied Signal Processing. 2003. V. 2003. № 3. P. 223–237.
18. *Lee J.-S.* Digital Image Smoothing and the Sigma Filter // Comp. Vision. Graphics and Image Processing. 1983. V. 24. P. 255–269.
19. *Lee J.S., Wen J.H., Ainsworth T.I., Chen K.S., Chen A.J.* Improved Sigma Filter for Speckle Filtering of SAR Imagery // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. Jan. 2009. V. 47. № 1. P. 202–213.
20. *Lukin V., Abramov S., Vozel B., Chehdi K., Astola J.* Segmentation-based method for blind evaluation of noise variance in images // SPIE Journal on Applied Remote Sensing. Aug. 2008. V. 2.
21. *Lukin V.V., Fevraleev D.V., Abramov S.K., Peltonen S., Astola J.* Adaptive DCT-based 1-D filtering of Poisson and mixed Poisson and impulsive noise // CD ROM Proceedings of LNLA. Switzerland. August 2008.
22. *Lukin V.V., Melnik V.P., Pogrebniak A.B., Zelensky A.A., Saarinen K.P., Astola J.T.* Digital adaptive robust algorithms for radar image filtering // Journal of Electronic Imaging. 1996. 5(3). P. 410–421.
23. *Lukin V.V., Ponomarenko N.N., Abramov S.K., Vozel B., Chehdi K., Astola J.* Filtering of radar images based on blind evaluation of noise characteristics, Proceedings of Image and Signal Processing for Remote Sensing XIV // Cardiff, UK. Sept. 2008. SPIE V. 7109.
24. *Lukin V.V., Oktem R., Ponomarenko N., Egiazarian K.* Image filtering based on discrete cosine transform // Telecommunications and Radio Engineering. 2007. V. 66. № 18. P. 1685–1701.
25. *Lukin V.V., Abramov S.K., Vozel B., Chehdi K.* Improved minimal inter-quantile distance method for blind estimation of noise variance in images // Proceedings of SPIE/EUROPTO Symposium on Satellite Remote Sensing. Florence, Italy. Sept. 2007.
26. *Lukin V.V., Tsymbal O.V., Vozel B., Chehdi K.* Processing multichannel radar images by modified vector sigma filter for edge detection enhancement // Proceedings of ICASSP. 2006. V. II. P. 833–836.
27. *Lukin V.V., Abramov S.K., Zelensky A.A., Astola J.T.* Use of minimal inter-quantile distance estimation in image processing // Proceedings of SPIE Conference on Mathematics of Data/Image Pattern Recognition, Compression, and Encryption with Applications IX. San Diego, USA. 2006. SPIE V. 6315.
28. *Lukin V.V., Zelensky A.A., Ponomarenko N.N., Kurekin A.A., Astola J.T., Koivisto P.T.* Modified Sigma Filter with Improved Noise Suppression Efficiency and Spike Removal Ability // Proceedings of the 6-th Intern. Workshop on Intelligent Signal Processing and Communication Systems. Melbourne (Australia). 1998. P. 849–853.
29. *Mallat S.* A Wavelet tour of signal processing. San Diego. Academic Press. 1998.

30. *Matthew Gaubatz* Metrix MUX Visual Quality Assessment Package: MSE, PSNR, SSIM, MSSIM, VSNR, VIF, VIFP, UQI, IFC, NQM, WSNR, SNR // http://foulard.ece.cornell.edu/gaubatz/metrix_mux/
31. *Melnik V.* Nonlinear Locally Adaptive Techniques for Image Filtering and Restoration in Mixed Noise Environments // Thesis for the degree of Doctor of Technology. Tampere University of Technology. Tampere, Finland. 2000. <http://www.atilim.edu.tr/~roktem/Research/interests.htm>.
32. *Melnik V.P., Lukin V.V., Zelensky A.A., Astola J.T., Kuosmanen P.* Local Activity Indicators: Analysis and Application to Hard-Switching Adaptive Filtering of Images // *Optical Engineering Journal*. 2001. V. 40. № 8. P. 1441–1455.
33. *Nonlinear Signal and Image Processing: Theory, Methods, and Applications (Electrical Engineering & Applied Signal Processing Series)* / Ed. by *K. Barner* and *G. Arce*. CRC Press. 2003.
34. *Oktem R., Egiazarian K., Lukin V., Ponomarenko N., Tsymbal O.* Locally Adaptive DCT Filtering for Signal-Dependent Noise Removal // *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*. Article ID 42472. 2007.
35. *Öktem R., Egiazarian K.* Transform Domain Algorithm for Reducing the Effect of Film-Grain Noise in Image Compression // *Electronic Letters*. 1999. V. 35. № 21. P. 1830–1831.
36. *Pitas I., Venetsanopoulos A.N.* Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications. Boston (USA): Kluwer Academic Publisher. 1990.
37. *Plataniotis K.N., Venetsanopoulos A.N.* Color Image Processing and Applications. NY: Springer-Verlag. 2000.
38. *Ponomarenko N., Fevraleev D., Roenko A., Krivenko S., Lukin V., Djurovič I.* Edge Detection and Filtering of Images Corrupted by Nonstationary Noise Using Robust Statistics // *Proceedings of CADSM2009*. Feb. 2009. Svalyava, Ukraine. P. 129–136.
39. *Ponomarenko N., Battisti F., Egiazarian K., Carli M., Astola J., Lukin V.* Metrics Performance Comparison for Color Image Database // *Proceedings of Fourth International Workshop on Video Processing and Quality Metrics (VPQM)*. Jan. Scottsdale, USA. 2009.
40. *Ponomarenko N.N., Lukin V.V., Abramov S.K., Egiazarian K.O., Astola J.T.* Blind evaluation of additive noise variance in textured images by nonlinear processing of block DCT coefficients, *Proceedings of International Conference «Image Processing: Algorithms and Systems II»*. CA, USA. Santa Clara // *SPIE* 2003. V. 5014. P. 178–189.
41. *Pratt W.K.* Digital Image Processing. Fourth Edition. NY. USA. Wiley-Interscience. 2007.
42. *Rabie T.* Robust Estimation Approach to Blind Denoising // *IEEE Transactions on Image Processing*. 2005. V. 14. № 11. P. 1755–1766.
43. *Roenko A., Lukin V., Abramov S., Djurovič I.* Adaptation of sample myriad tunable parameter to characteristics of SaS distribution // *Proceedings of MMET*. Odessa. Ukraine. June 2008. P. 418–420.
44. *Sendur L., Selesnick I.W.* Bivariate shrinkage with local variance estimation // *IEEE Signal Processing Letters*. 2002. V. 9. № 12. P. 438–441 (<http://taco.polv.edu/WaveletSoftware/index.html>)

45. *Sun T., Gabbouj M., Neuvo Y.* Center weighted median filters: some properties and their applications in image processing // *Signal Processing*. 1994. V. 35. № 3. P. 213–229,
46. *Suoranta R.* Amplitude domain approach to digital filtering. Theory and applications of L-filters // Doctor of Technology Thesis. Espoo: Technical Research Centre of Finland. 1995.
47. *Suoranta R.* Amplitude domain approach to digital filtering. Theory and applications of L-filters // Doctor of Technology Thesis. Espoo: Technical Research Centre of Finland. 1995.
48. *Tsybmal O.V., Lukin V.V., Ponomarenko N.N., Zelensky A.A., Egiazarian K.O., Astola J.T.* Three-state Locally Adaptive Texture Preserving Filter for Radar and Optical Image Processing // *EURASIP Journal on Applied Signal Processing*. May 2005. № 8. P. 1185–1204.
49. *Lukin V., Fevraleev D., Ponomarenko N., Pogrebnyak O.B., Egiazarian K., Astola J.* Local Adaptive Filtering of Images Corrupted by Nonstationary Noise // *Proceedings of SPIE Conference «Image Processing: Algorithms and Systems VI»*. San Jose, USA. 2009. V. 7245.
50. *Lukin V., Ponomarenko N., Egiazarian K., Astola J.* Adaptive DCT-based filtering of images corrupted by spatially correlated noise // *Proc. SPIE Conference Image Processing: Algorithms and Systems VI*. 2008. V. 6812.
51. *Vozel B., Abramov S., Chehdi K., Lukin V., Ponomarenko N., Uss M.* Blind methods for noise evaluation in multi-component images // Book chapter in «*Multivariate image processing*». ISTE Ltd. France. 2009.
52. *Vozel B., Chehdi K., Klaine L., Lukin V.V., Abramov S.K.* Noise identification and estimation of its statistical parameters by using unsupervised variational classification // *Proceedings of ICASSP*. 2006. Toulouse, France. V. II. P. 841–844.
53. *Yaroslavsky L.P.* Local criteria and local adaptive filtering in image processing: a retrospective view // *CD-ROM Proceedings of LNLA*. Lausanne, Switzerland. Aug. 2008.

МЕТОДЫ СЖАТИЯ МНОГОКАНАЛЬНЫХ СИГНАЛОВ НА ОСНОВЕ ДИСКРЕТНОГО КОСИНУСНОГО ПРЕОБРАЗОВАНИЯ*

В последнее десятилетие быстро развиваются методы и средства передачи и обработки информации. По данным исследований компании «Cisco» [1] – лидера по производству телекоммуникационного оборудования, общая пропускная способность эксплуатируемых линий передачи данных в мире только за последний год возросла в 2,5 раза, а объем различной обрабатываемой информации увеличился примерно в 3 раза. Такая тенденция наблюдается не только в проводных и оптических системах связи, но и в системах спутниковой передачи и формирования данных [2–4].

Недостаточная пропускная способность и большой объем памяти, необходимый для хранения полученных данных, являются основными факторами, обуславливающими необходимость их сжатия [5]. Под термином «*многоканальный сигнал*» (МКС) будем понимать такой сигнал, который содержит некоторый набор сигналов, связанных между собой какими-либо параметрами или характеристиками источника. Составляющие сигналы МКС могут быть получены одновременно от нескольких устройств регистрации или представлять собой сигналы, сформированные одним устройством регистрации, но в разное время. Кроме того, МКС могут быть сформированы как независимо друг от друга, так и содержать сигналы, представляющие собой комбинации сигналов из других каналов.

Примером комбинационных сигналов служат сигналы в суммарно-разностных каналах (линейных отведениях) 12-канальной ЭКГ (с 9-го по 12-й при стандартной системе отведений (III, aVR, aVL, aVF)) [6].

3.1. Модель многоканальных сигналов

Типичная схема формирования многоканальных сигналов (рис. 3.1) справедлива для большинства рассматриваемых ниже приложений. При этом блоки первичной обработки (например, фильтрации) могут и отсутствовать.

* Авторы: А. А. Зеленский, М. С. Зряхов, В. В. Лукин.

Обычно одномерным сигналам в каждом канале МКС соответствует одно значение регистрируемой величины в определенном временном интервале, такая выборка может быть представлена в виде вектора значений. Тогда каждое значение МКС представляется в виде $S_{\lambda l}$, где l – индекс, определяющий номер отсчета в канале с индексом λ ($\lambda = 1, \dots, \Lambda$, где Λ – число каналов). Например, к МКС относится электрокардиографический (ЭКГ, рис. 3.2,а) сигнал, который обычно представляется 12-канальной последовательностью с частотой дискретизации 250...500 Гц и 8...16-битным представлением каждого отсчета [6]. Примерами многоканальных сигналов, кроме ЭКГ, могут быть многоканальный звук (аудио-сигнал), данные телеметрии (рис. 3.2,б,в) и т.д.

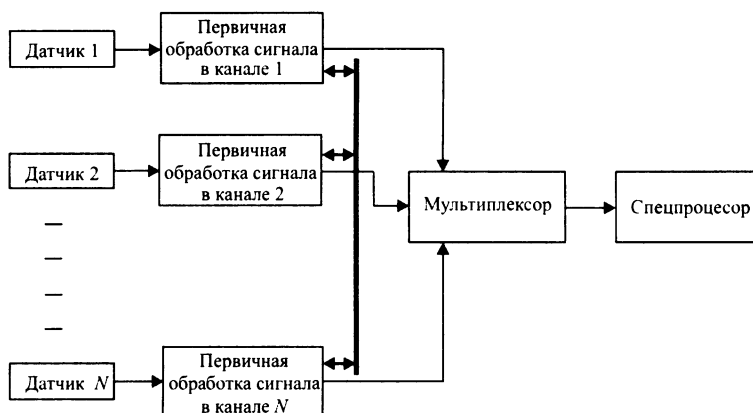


Рис. 3.1. Типовая схема формирования многоканального сигнала
(в зависимости от приложения компоненты МКС могут иметь разный характер)

Например, данные телеметрии автоматической системы контроля радиационной безопасности (АСКРБ) имеют вид, представленный на рис. 3.2,б; данные некоторых параметров системы контроля полета летательного аппарата представлены на рис. 3.2,в (время, угловая скорость, ускорение, скорость северная, скорость восточная, широта, долгота, курс, показания магнитного компаса и давление).

В зависимости от рассматриваемого приложения сигналам в каналах многоканальной системы свойственен специфический характер поведения. Например, многоканальные ЭКГ-сигналы являются квазипериодическими [7].

Сигналы в системах телеметрии могут быть квази-детерминированными (когда речь идет о слабо изменяющихся параметрах объекта и состоянии его систем) [8], а также резко меняться в зависимости от скорости изменения контролируемого параметра.

Тем не менее рассматриваемые приложения могут быть объединены рядом общих свойств:

- многоканальностью;
- возможной коррелированностью сигналов в каналах МКС;
- возможным взаимным сдвигом сигналов в различных каналах МКС;
- различными уровнями мощности и постоянной составляющей сигналов в каналах.

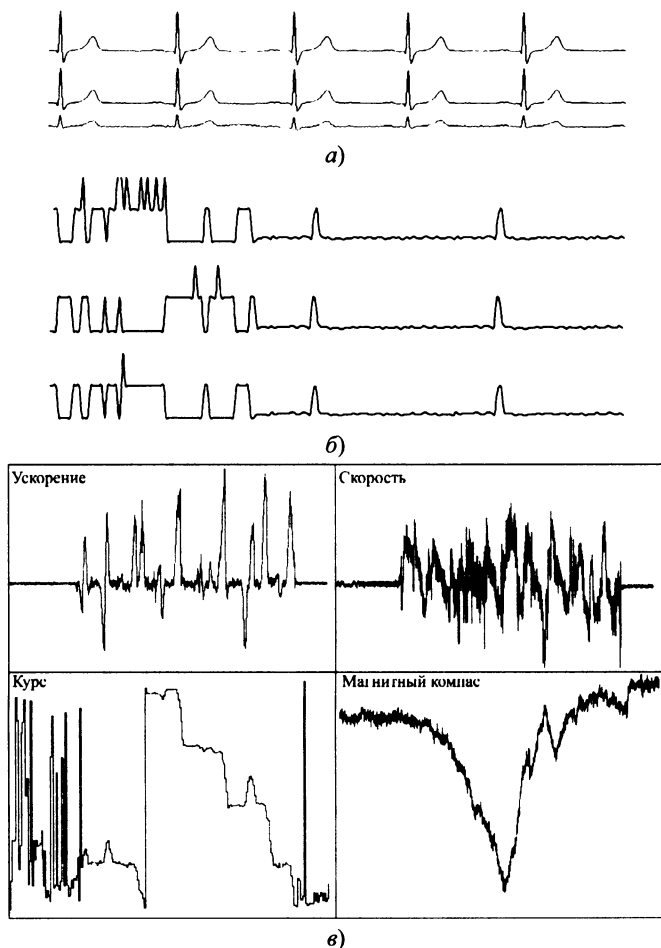


Рис. 3.2. Примеры МКС:

а – трехканальная ЭКГ; *б* – данные системы телеметрии АСК радиационной безопасности; *в* – пример данных системы контроля полета летательного аппарата

Под *коррелированностью сигналов* понимается степень их подобия [9]. Корреляция дает возможность установить в сигналах наличие определенной связи изменения значений сигналов по независимой переменной. Эта степень связи может выражаться в нормированных единицах и характеризоваться коэффициентом корреляции $R(0)$ – значением корреляционной функции при нулевом сдвиге сигналов, которое принимает значения от 1 (полное совпадение сигналов) до -1 (полная противоположность), и не зависит от масштаба единиц измерений. Для двух одномерных сигналов из МКС S_{λ_l} корреляционная функция $R^{\lambda_i \lambda_j}$ определяется так:

$$R_{\Delta+N-1}^{\lambda_i \lambda_j} = \begin{cases} \frac{1}{(N-|\Delta|)\sigma_{S_{\lambda_i}}\sigma_{S_{\lambda_j}}} \sum_{l=0}^{N-|\Delta|-1} \left(S_{\lambda_i/l+\Delta} - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{\lambda_i/n} \right) \left(S_{\lambda_j/l} - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{\lambda_j/n} \right), & \text{при } \Delta \geq 0 \\ \frac{1}{(N-|\Delta|)\sigma_{S_{\lambda_i}}\sigma_{S_{\lambda_j}}} \sum_{l=0}^{N-|\Delta|-1} \left(S_{\lambda_i/l} - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{\lambda_i/n} \right) \left(S_{\lambda_j/l-\Delta} - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{\lambda_j/n} \right), & \text{при } \Delta < 0 \end{cases} \quad (3.1)$$

где $\Delta + N - 1$ – номер отсчета $R^{S_{\lambda_i} S_{\lambda_j}}$ (Δ – смещение сигналов S_{λ_i} и S_{λ_j} , $\Delta = [-(N-1), N-1]$); N – число отсчетов в S_{λ_i} и S_{λ_j} ; $\sigma_{S_{\lambda_i}}$ и $\sigma_{S_{\lambda_j}}$ – среднеквадратические отклонения S_{λ_i} и S_{λ_j} соответственно, вычисляются следующим образом:

$$\sigma_{S_{\lambda_i}} = \sqrt{\frac{1}{N-1} \sum_{l=0}^{N-1} \left(S_{\lambda_i/l} - \frac{1}{N} \sum_{n=0}^{N-1} S_{\lambda_i/n} \right)^2}. \quad (3.2)$$

Однако $R(0)$ не полностью характеризует степень подобия двух сигналов. Во многих практических случаях при обработке МКС приходится анализировать сдвиг сигналов в различных каналах друг относительно друга $\Delta_{\lambda_i \lambda_j}$, $\lambda_i \neq \lambda_j$ [9]. Под $\Delta_{\lambda_i \lambda_j}$ будем понимать некоторую задержку, в результате которой максимальное значение взаимной корреляционной функции (ВКФ) $\max(R^{\lambda_i \lambda_j})$ находится при $\Delta_{\lambda_i \lambda_j} \neq 0$ и определяется как

$$\Delta_{\lambda_i \lambda_j} = (N-1) - q_{R_{\max}}, \quad (3.3)$$

где $q_{R_{\max}}$ – индекс отсчета ВКФ, при котором R имеет максимальное значение. Отметим, что $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$ может принимать как положительные, так и отрицательные значения в зависимости от положения $\max(R^{\lambda, \lambda_j})$ относительно центрального отсчета.

В большинстве случаев *сдвиги между сигналами* в каналах МКС появляются в результате того, что сигнал от источника до различных датчиков проходит разные расстояния или через различные среды распространения. При этом $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$ может носить случайный характер, связанный с изменением параметров среды распространения. Среда распространения и расстояния, которые преодолевает сигнал, при регистрации сигналов соответствующим устройством или отдельными датчиками также сказываются на уровне их мощности [10, 11]. В принципе, различия в уровнях мощности в каналах МКС может быть вызвано рядом других факторов.

3.2. Методы сжатия многоканальных сигналов

Сжатие МКС можно осуществлять отдельно для каждого из каналов. Однако в ситуациях, когда известно, что хотя бы некоторые из сигналов МКС характеризуются существенными значениями $\max(R^{\lambda, \lambda_j})$, такой подход к сжатию представляется нецелесообразным, поскольку при раздельном сжатии невозможно учесть межканальную избыточность.

Известно, что сигналы можно сжимать как с потерями, так и без потерь. Второй вариант в настоящее время используется все реже, поскольку достижимый при этом коэффициент сжатия (CR – compression ratio) обычно весьма мал (редко превосходит 2...3), что часто не удовлетворяет предъявляемым требованиям. Для методов сжатия с потерями восстановленные после сжатия данные отличаются от исходных на некоторую величину. В этом случае для *оценки эффективности сжатого представления сигнала* обычно применяют два показателя:

1) коэффициент сжатия

$$CR = \frac{b_{\text{in}}}{b_{\text{out}}}, \quad (3.4)$$

где b_{in} – исходный размер сигнала (в байтах или битах); b_{out} – размер сигнала после сжатия;

2) ошибка восстановления сигнала.

В качестве последней чаще всего используют разновидности среднеквадратической ошибки или абсолютной ошибки, которая сравни-

тельно легко вычисляется, но не всегда корректна с точки зрения возможной последующей интерпретации [12]. Поэтому при оценке качества сжатой информации, предназначенной для восприятия человеком (встречается в большей степени в приложениях мультимедиа), решающую роль играет именно субъективная оценка. Вместе с тем объективные оценки позволяют предъявить количественные требования к характеристикам системы сжатия и выполнить оптимизацию режима ее работы.

Наиболее распространенные критерии оценки качества. Чаше всего для оценки эффективности обработки используют *среднеквадратическую ошибку* (MSE – mean square error) [13]

$$MSE(S, S^{ppr}) = \frac{1}{N(L-1)} \sum_{\lambda=1}^{\wedge} \sum_{l=1}^L (S_{\lambda l} - S_{\lambda l}^{ppr})^2, \quad (3.5)$$

где S – исходный сигнал; S^{ppr} – сигнал после обработки; \wedge – число каналов; L – размерность сигналов в каналах МКС.

Встречаются и другие меры оценки качества обработанного (сжатого и затем декодированного S^{dec}) сигнала по отношению к исходному, например, *процентное среднеквадратическое отклонение* (PRD) [14], которое широкое распространено в биомедицинских приложениях, в частности, при обработке ЭКГ-сигналов и электроэнцефалограмм:

$$PRD(S, S^{dec}) = \sqrt{\frac{\sum_{\lambda=1}^{\wedge} \sum_{l=1}^L (S_{\lambda l} - S_{\lambda l}^{dec})^2}{\sum_{\lambda=1}^{\wedge} \sum_{l=1}^L (S_{\lambda l} - \langle S \rangle)^2}} \times 100. \quad (3.6)$$

Отметим, что PRD может рассчитываться как для всего МКС, так и для каждого канала отдельно. Причины желательности анализа (или хотя бы контроля) PRD для каждого канала МКС будут объяснены далее.

Таким образом, основные требования, которые предъявляются к различным алгоритмам сжатия с потерями, заключаются в обеспечении наибольшего CR при наименьших или приемлемых искажениях. При этом увеличение CR, как правило, приводит к снижению качества сжимаемых данных и наоборот [12–14]. Поэтому при создании новых и модернизации существующих методов сжатия разработчики стремятся найти определенный компромисс между качеством и степенью сжатия.

Кроме перечисленных выше основных требований к методам сжатия МКС на практике часто бывает важен ряд дополнительных условий, таких, как быстродействие алгоритма или аппаратной реализации, алгоритмическая сложность и др., которые могут существенно ограничить область применения того или иного метода сжатия. Из этого следует, что необходимо принимать во внимание не только возможные дости-

жимые значения CR, MSE, PRD, но и то, для каких приложений будет применяться сжатие и каким образом оно будет реализовано.

Одним из подходов к учету возможной коррелированности сигналов в различных каналах является представление МКС в виде своеобразных изображений с последующим применением методов, используемых при сжатии изображений. Предпосылкой для такого подхода является то, что методы сжатия изображений позволяют учесть коррелированность как по горизонтали (строке), что соответствует временной коррелированности МКС, так и по вертикали (столбцу), что может рассматриваться как межканальная коррелированность сигналов в МКС. Поэтому МКС, являющийся функцией времени и номера канала, можно рассматривать как двумерный массив данных, аналогичный изображению. Естественно, что между МКС и изображениями в их обычном понимании есть существенные различия:

МКС могут иметь и положительные, и отрицательные значения, в то время, как изображения обычно имеют лишь неотрицательные значения пикселей;

для МКС $S_{\lambda l}$, $l = 1, \dots, L$; $\lambda = 1, \dots, \Lambda$, значение Λ обычно на два и более порядков меньше, чем L . Для изображений же число строк и столбцов обычно более соизмеримы.

Для изображений в настоящее время применяются разнообразные методы сжатия с потерями. Наибольшее распространение получили методы сжатия на основе ортогональных преобразований, положенные в основу таких стандартов как JPEG и JPEG2000 [5, 13]. Методы сжатия с потерями на основе ДКП используются также при компрессии видео (MPEG2, MPEG4) и аудио (MP3).

Опыт применения методов сжатия на основе ортогональных преобразований показывает [5], что их эффективность зависит от ряда факторов. Во-первых, CR тем выше, чем сильнее коррелированы между собой соседние отсчеты в исходном сигнале. Во-вторых, степень сжатия определяется эффективностью (декоррелирующими свойствами) ортогонального преобразования. В-третьих, на качественные показатели сжатия влияет также используемый метод неразрушающего сжатия (кодирования) [15]. В-четвертых, показатели эффективности сжатия определяются размерами блоков, методами квантования спектральных коэффициентов, порядком их обхода в блоках, методами кодирования служебной информации, если таковая используется, методами предварительной обработки данных и т.д. Примером предварительной обработки может служить выделение в отдельный массив значений средних в блоках.

Предположим, что компрессия осуществляется методом сжатия с потерями, в основе которого лежит одно из ортогональных преобразо-

ваний. Рассмотрим возможности применения предварительной обработки перед сжатием многоканальных сигналов с целью увеличить CR при допустимых вносимых искажениях. В этом случае обобщенная схема разрабатываемого алгоритма примет следующий вид (рис. 3.3):



Рис. 3.3. Обобщенная схема алгоритма сжатия МКС

Алгоритм сжатия МКС можно разделить на три этапа.

Э т а п 1 . Предварительная обработка сигналов в каналах МКС с целью подготовки к использованию ортогонального преобразования и повышения подобия соседних отсчетов.

Э т а п 2 . Операции преобразования входных данных и квантование коэффициентов преобразования (данные процедуры объединены в блоке под названием кодер, рис. 3.3).

Э т а п 3 . Статистическое сжатие [16], применяемое к массиву коэффициентов, квантованных на предыдущем этапе.

Декодирование выполняется в порядке, обратном кодированию (схема декодирования сжатых данных отображена на рис. 3.4).



Рис. 3.4. Схема алгоритма восстановления сжатых МКС

Сжатие МКС с предварительной обработкой как показано в [11, 14] позволяет существенно повысить эффективность сжатия сигналов методами, основанными на ортогональных преобразованиях (в данном случае на основе ДКП). Поэтому в первую очередь остановимся на таком основном структурном элементе типового метода сжатия с потерями как кодер (рис. 3.3).

Решение о выборе ДКП в качестве базового ортогонального преобразования, принято исходя из следующих соображений. Во-первых, в [18] показано, что наиболее близким к преобразованию Карунена–Лоева в плане декорреляции для большинства сигналов является именно ДКП. Во-вторых, результаты исследований [17] говорят о том, что методы

сжатия на основе вейвлетных преобразований (ВП) и ДКП в приложениях сжатия изображений обеспечивают близкие значения качественных показателей эффективности сжатия (при одном и том же CR примерно равные MSE и пиковое отношение сигнал/шум (PSNR)). В-третьих, необходимо учитывать особенности применения метода сжатия МКС к данным телеметрии (передача с борта ЛА в «реальном масштабе времени»). Для этого сигнал желательно разбивать на блоки, и затем их обрабатывать. В-четвертых, хотя методы сжатия на ВП не вносят таких искажений, как блочный эффект, однако их коммерческое использование пока является не вполне решенным вопросом из-за большого количества патентов на данную разработку [19]. Кроме того, разработаны быстрые алгоритмы и спецпроцессоры для вычисления ДКП, что позволяет сравнительно легко достигать приемлемого быстродействия сжатия.

Таким образом, блок *вычисления коэффициентов преобразования – кодер* (рис. 3.3) является одним из основных элементов алгоритма, его схема приведена на рис. 3.5. Основная функция данного блока – подготовка предварительно обработанных данных МКС к статистическому сжатию.

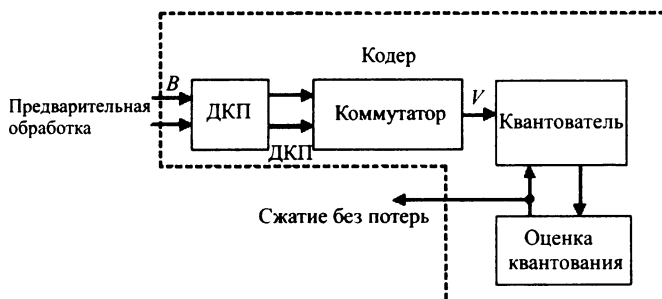


Рис. 3.5. Схема кодера

Двумерный массив данных, поступающий на вход кодера, может быть сформирован из исходного МКС различными способами. Для простейшего (но далеко не наилучшего) способа номер строки может соответствовать номеру канала [20]. Далее двумерный массив разбивается на блоки B размерностью $K_{bl} \times L_{bl}$, в которых осуществляется двумерное ДКП. С точки зрения повышения быстродействия желательно, чтобы размеры блоков K_{bl} и L_{bl} были кратны 2^n , где n – некоторое натуральное число [8]. Если число каналов Λ не превосходит 10...20, то разумно K_{bl} выбрать равным Λ . Что же касается L_{bl} , то для этого пара-

метра выбрать его равным 2^n сравнительно легко. Конкретные рекомендации по выбору L_{bl} обсуждены ниже. Пока лишь отметим, что обычно L_{bl} существенно больше K_{bl} .

После вычисления ДКП для блока B получают блоки B^{DCT} , состоящие из коэффициентов преобразования, которые поступают на коммутатор (рис. 3.5), где значения считываются в определенной последовательности для формирования одномерного массива данных V . Отметим, что степень сжатия V зависит от метода его формирования из последовательности двумерных матриц B^{DCT} и применяемого алгоритма неразрушающего сжатия. Учитывая тот факт, что наибольшие по модулю коэффициенты ДКП (как правило, эти коэффициенты соответствуют наиболее мощным низкочастотным составляющим сигнала) обычно концентрируются в левых верхних углах матриц B^{DCT} и постепенно уменьшаются к правому нижнему, то согласно [20] наиболее эффективным методом (с точки зрения последующего кодирования) считывания коэффициентов ДКП из блоков в одномерный массив является традиционно используемое при JPEG-кодировании зигзаг сканирование. Для изображений обычно используют разбиение на блоки размером 8×8 пкс, значения которых переводятся в соответствующий 64-элементный фрагмент одномерного массива. В случае прямоугольного размера блоков ($K_{bl} \neq L_{bl}$) предлагается осуществлять адаптированное к прямоугольным блокам зигзаг-считывание (пример считывания при $K_{bl} = 8$ и $L_{bl} = 16$ показан на рис. 3.6).

1	2	6	7	15	16	28	29	44	45	60	61	76	77	92	93
3	5	8	14	17	27	30	43	46	59	62	75	78	91	94	107
4	9	13	18	26	31	42	47	58	63	74	79	90	95	106	108
10	12	19	25	32	41	48	57	64	73	80	89	96	105	109	118
11	20	24	33	40	49	56	65	72	81	88	97	104	110	117	119
21	23	34	39	50	55	66	71	82	87	98	103	111	116	120	125
22	35	38	51	54	67	70	83	86	99	102	112	115	121	124	126
36	37	52	53	68	69	84	85	100	101	113	114	122	123	127	128

Рис. 3.6. Пример считывания коэффициентов ДКП из прямоугольных блоков

Далее значения массива V квантуются, например, с равномерным шагом квантования, за счет варьирования которого изменяется коэффициент сжатия и, соответственно, варьируется уровень вносимых при сжатии искажений. Для оценки величины вносимых при сжатии искажений будем использовать традиционный критерий PRD (3.6). При этом, величина вносимых искажений оценивается в области коэффициентов ДКП. Такая операция корректна, поскольку косинусное преобразование является ортогональным [14], следовательно, искажения, вносимые при квантовании коэффициентов преобразования в частотной области могут быть пересчитаны в искажения значений сигнала в амплитудно-временной области. Поэтому нет необходимости осуществлять обратное преобразование для вычисления PRD.

Таким образом, выбрана определенная структура кодера и, соответственно, декодера. Теперь задача состоит в том, чтобы рассмотреть методы предварительной обработки МКС, оценить их эффективность и дать рекомендации о целесообразности применения той или иной операции на практике. Целью предварительной обработки является подготовка данных к их дальнейшему более эффективному сжатию универсальными методами. В результате входной поток должен измениться таким образом, чтобы степень сжатия преобразованных данных была выше степени сжатия исходных, «необработанных» данных. При этом преобразование должно быть обратимым. С одной стороны, в результате выполнения предварительной обработки появляется служебная информация, которая должна быть закодирована, что снижает CR. С другой стороны, предполагается, что следствием предварительной обработки будет появление большего числа нулей в массивах коэффициентов ДКП (которые занимают основной объем кодируемых данных), что, предположительно, позволит заметно повысить CR [21].

3.3. Исследование характеристик метода сжатия многоканальных сигналов на основе ДКП

Реальные многоканальные сигналы могут существенно отличаться по статистическим характеристикам, свойствам, форме и т.д. Поэтому сначала изучим некоторые аспекты сжатия МКС на примере синтезированного тестового сигнала, свойства которого частично отражают особенности рассмотренных выше реальных МКС.

Показано, что чем ближе обрабатываемый сигнал по характеристикам к случайному процессу, тем хуже он поддается сжатию [11]. Поэтому логично предположить, что если предлагаемые нами процедуры предварительной обработки положительно повлияют на CR для сигнала, представляющего собой процесс, близкий к случайному, то и для квазипериодических сигналов типа ЭКГ, и для сигналов с медленно

изменяющимися во времени характеристиками такой подход будет эффективным.

Приведем процедуру формирования исходного тестового сигнала:

1) формируется двумерная последовательность A размерностью $M \times N$ ($M = 16$ – число строк; $N = 4104$ – число столбцов);

2) каждому элементу последовательности A присваивается случайное число с равномерной плотностью распределения вероятности в диапазоне от -127 до 127 ;

3) затем полученная двумерная последовательность A обрабатывается линейным усредняющим фильтром [22] со скользящим окном $K_\phi \times L_\phi$ ($K_\phi = L_\phi = 9$). Результатом такой обработки является двумерный сигнал A^f размерностью $\wedge \times L$ ($\wedge = 8$, $L = 4096$ отсчетов);

$$A_{\lambda l}^f = \frac{1}{81} \sum_{p=l}^{l+8} \sum_{q=\lambda}^{\lambda+8} A_{pq}, \quad (3.7)$$

где q – номер отсчета в строке массива A с индексом p ;

4) массив A^f построчно нормируется

$$X_{\lambda l} = \frac{A_{\lambda l}^f}{Q_l}, \quad Q_l = \sqrt{\sum_{l=0}^{L-1} (A_{\lambda l}^f - A_{\lambda l}^{-f})^2}, \quad (3.8)$$

где X – двумерный массив после нормировки значений; $A_{\lambda l}^f$ – среднее значение, рассчитанное для строки с индексом λ ; Q – массив значений коэффициентов нормировки;

5) выполняется процедура масштабирования абсолютных значений X таким образом, чтобы в результате для сформированного массива S выполнялось условие $-127 \leq S_{\lambda l} \leq 127$.

Таким образом, характеристики исходного тестового сигнала (рис. 3.7), полученного с помощью описанного выше метода, следующие:

многоканальная последовательность состоит из некоторого числа (в данном случае – восьми) одномерных сигналов с нулевым средним;

каждый одномерный сигнал представляет собой случайный процесс с ограниченным спектром;

длительность каждого одномерного сигнала составляет 4096 отсчетов;

каждый отсчет представлен 8-битным целым числом с учетом знака;

дисперсии (мощности) всех одномерных сигналов в многоканальной последовательности равны;

значения $R^{\lambda_i \lambda_j}(0)$ для соседних строк велики и убывают по мере увеличения модуля разности номеров каналов (значения $R^{\lambda_i \lambda_j}(0)$ для одномерных сигналов в S представлены в табл. 3.1);

все сдвиги сигналов друг относительно друга $\Delta_{\lambda_i \lambda_j}$ равны нулю.

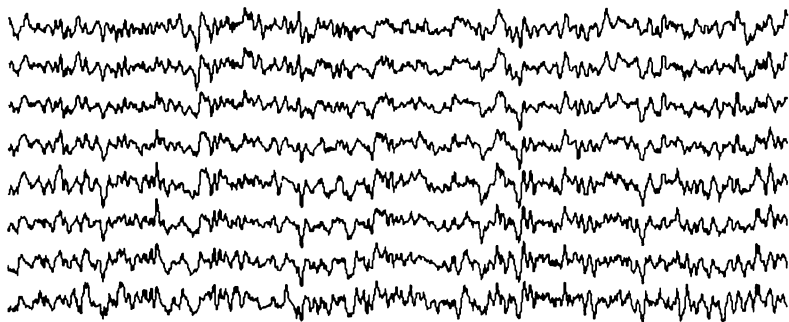


Рис. 3.7. Пример реализации тестового многоканального сигнала

Итак, тестовый сигнал S_{λ_i} представляет собой двумерную последовательность, которой присущи некоторые свойства многоканальных сигналов, а именно: присутствует существенная корреляция между одномерными сигналами в многоканальной последовательности. Тем не менее пока не учтено воздействие различных неблагоприятных факторов, которое, как будет показано ниже, может приводить к ухудшению степени сжатия.

Таблица 3.1. Значения корреляционной функции $R^{\lambda_i \lambda_j}$ МКС $S_{8,4096}$

№ строки	№ столбца							
	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	0,88	0,75	0,61	0,51	0,4	0,28	0,16
2	0,88	1	0,88	0,75	0,65	0,54	0,42	0,31
3	0,75	0,88	1	0,89	0,79	0,67	0,54	0,43
4	0,61	0,75	0,89	1	0,89	0,77	0,64	0,53
5	0,51	0,65	0,79	0,89	1	0,89	0,76	0,66
6	0,4	0,54	0,67	0,77	0,89	1	0,88	0,77
7	0,28	0,42	0,54	0,64	0,76	0,88	1	0,89
8	0,16	0,31	0,43	0,53	0,66	0,77	0,89	1

Двумерный массив S может быть сформирован из набора одномерных сигналов различными способами. Например, номер строки может соответствовать номеру канала (на практике такой порядок встречается наиболее часто). Из теории комбинаторики следует, что число возможных вариантов расположения N_{var} , которыми можно разместить \wedge строк в двумерном массиве S , равно $\wedge!$. Предварительные исследования [20] показали, что более высокий CR (при одинаковом качестве восстановленных данных) обеспечивается в тех случаях, когда степень коррелированности соседних отсчетов по вертикали выше. Однако возникает вопрос – как достичь этого на практике? Для некоторых приложений, в которых спектрально корреляционные свойства МКС слабо изменяются (например, для случая многоканальных ЭКГ со стандартной системой отведений [23]), оптимальный порядок записи сигналов отведений в двумерный массив может быть определен заранее. Для стандартной системы отведений по Франку этот порядок таков: I–V6–V5–II–V4–V3–V2–V1. Однако для более общего случая рекомендации касательно выбора оптимального порядка расположения сигналов в каналах МКС отсутствуют.

Для определения рекомендуемого порядка расположения сигналов в строках двумерного массива был проведен ряд экспериментов. Их суть заключалась в том, что сжатию подвергался массив S^M , строки которого были сформированы из строк массива S . При этом были исследованы все возможные варианты порядка расположения сигналов в строках S^M . Анализ результатов показал, что наиболее высокая степень сжатия достигается при формировании строк S из одномерных сигналов таким образом, чтобы значение произведения коэффициентов корреляции сигналов в соседних строках ПР было максимальным из всего набора вариантов расположения N_{var} .

$$\text{PR} = \frac{\max}{N_{\text{var}}} \prod_{\lambda_i=1}^{\wedge-1} \prod_{\lambda_j=1}^{\wedge-1} R^{\lambda_i \lambda_j}(0), \quad \text{при } \lambda_i \neq \lambda_j. \quad (3.9)$$

Для реализации соответствующей процедуры предварительной обработки необходимо заранее получить значения всех $R^{\lambda_i \lambda_j}(0)$ для сигналов исходного массива, затем рассчитать ПР согласно (3.9) для всех возможных вариантов и найти вариант, для которого значение ПР максимально. Очевидно, что временные затраты на выполнение такой предварительной процедуры для реализации оптимальной перестановки сигналов в строках резко возрастают при увеличении \wedge .

При использовании перестановки каналов принятый порядок расположения следует сохранять в качестве служебной информации с це-

люю корректного восстановления одноканальных сигналов после сжатия и декодирования МКС. Для кодирования этой служебной информации необходимо выделять такое количество байт, которое будет достаточно для ее представления. Например, если сигнал 8-канальный ($\wedge = 8$), то каждое значение порядка расположения достаточно представлять не более чем 3-битным числом, что в сумме составит 3 байта.

Приведем некоторые оценки эффективности предлагаемой процедуры путем моделирования нескольких вариантов расположения сигналов в МКС. Для этого представим сигнал в моделируемом двумерном массиве S^M сигналами тестовой последовательности в следующих порядках:

вариант 1а – эквивалентен тестовому сигналу $S_{\lambda l}^M = S_{\lambda l}$, при этом ПР наибольшее из всех возможных вариантов и составляет 0,428;

вариант 1б – $S_{1l}^M = S_{8l}$, $S_{(2 \ 7)l}^M = S_{(2 \ 7)l}$, $S_{8l}^M = S_{1l}$ (первый и восьмой каналы переставлены местами, ПР=0,18);

вариант 1в – $S_{1l}^M = S_{4l}$, $S_{2l}^M = S_{6l}$, $S_{3l}^M = S_{2l}$, $S_{4l}^M = S_{8l}$, $S_{5l}^M = S_{1l}$, $S_{6l}^M = S_{7l}$, $S_{7l}^M = S_{3l}$, $S_{8l}^M = S_{5l}$, практически произвольное расположение каналов, ПР=0,0024.

При реализации сжатия использовались прямоугольные блоки с размерностью $K_{bl} = 8$ и $L_{bl} = 128$.

Результаты сжатия трех вариантов S^M представлены кривыми на графике рис. 3.8. Как видно из анализа кривых, при различных порядках расположения сигналов S^M сжимается с разными CR, которые характеризуются числом бит на один пиксель (bit per pixel – bpp, CR=8/bpp). При одном и том же bpp для варианта 1а всегда имеет место наименьший PRD и, наоборот, при заданном PRD значение bpp для оптимального варианта 1а наименьшее, а коэффициент сжатия, соответственно,

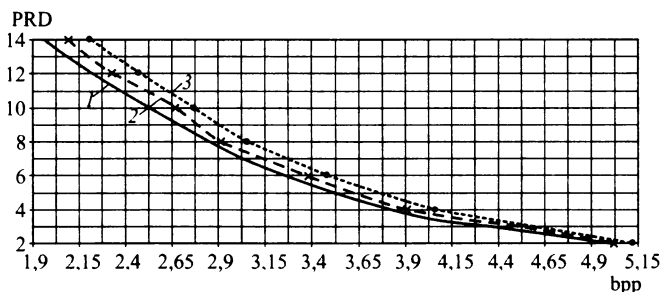


Рис. 3.8. Зависимости PRD(bpp) при сжатии S^M :

1 – вариант 1а; 2 – вариант 1б; 3 – вариант 1в

наибольший. Так, при фиксированном $PRD = 10\%$ наименьшее bpp получено для кривой 1 ($bpp = 2,525$), для кривой 2 – $bpp = 2,68$, а для кривой 3 получено наибольшее $bpp = 2,775$. Таким образом, данный пример подтверждает предположение о том, что степень сжатия тем выше, чем более коррелированными являются сигналы в соседних строках МКС. Вместе с тем, в рассматриваемом случае выигрыш в эффективности сжатия, достигнутый благодаря перестановке каналов, невелик.

На практике желательно принимать компромиссное решение, учитывая тот факт, что для реализации оптимального расположения сигналов МКС в строках изображения придется предварительно выполнить достаточно трудоемкий анализ значений PR для всех возможных вариантов. При сжатии восьмиканальных ЭКГ был проведен анализ значений PR для большого числа пациентов. В результате установлено, что указанный выше порядок расположения сигналов отведений в строках изображений является либо оптимальным, либо квазиоптимальным. Поэтому для каждого пациента или разных реализаций многоканальной ЭКГ для одного и того же пациента нет необходимости каждый раз рассчитывать значения PR для всех вариантов и находить наибольшее значение. Также нет необходимости кодировать в качестве служебной информации используемый порядок записи сигналов отведений в строки изображения, поскольку он фиксирован и, соответственно, известен декодеру. Соответственно, при сжатии многоканальных ЭКГ использование такой операции предварительной обработки как перестановка каналов представляется целесообразной. Выигрыш в степени сжатия составил до 1,3 раза по сравнению с вариантом сжатия без перестановки.

Устранение возможного различия мощностей сигналов в строках S^M . Эта операция может выполняться на этапе предварительной обработки. Чтобы добиться примерного равенства мощностей сигналов во всех строках предлагается проводить их нормировку по мощности поканально. Такая операция может быть осуществлена аналогично операции (3.8), выполняемой при получении S . В этом случае мы получим S^M с равными мощностями, при этом $\Delta_{\lambda_i \lambda_j} = 0$. Тем не менее для последующего

корректного восстановления сигналов (на последнем этапе их декомпрессии) на практике необходимо сохранять и передавать на приемную сторону массив значений параметров нормировки Q . Исследования показали, что для различных сигналов значения массива Q обычно достаточно представлять 16-ю битами, поэтому объем служебной информации очень мал по сравнению с объемом потока квантованных коэффициентов ДКП в блоках.

Промоделируем сигнал с различными мощностями в массиве S^M и проанализируем поведение кривых зависимостей $PRD(bpp)$ для этого

случая (2-й случай моделирования). Процедура моделирования S^M с различными мощностями одномерных сигналов осуществлялась путем умножения элементов строк S на некоторую константу в пределах $0,5 \dots 2,5$. Рассмотрим следующие варианты:

вариант 2а – $S_{il}^M = S_{il}$;

вариант 2б – $S_{1l}^M = 1,5 \cdot S_{1l}$, $S_{(2..7)l}^M = S_{(2..7)l}$, $S_{8l}^M = 2,5 \cdot S_{8l}$;

вариант 2в – $S_{1l}^M = 1,5 \cdot S_{1l}$, $S_{2l}^M = 1,7 \cdot S_{2l}$, $S_{3l}^M = S_{3l}$, $S_{4l}^M = 0,5 \cdot S_{4l}$, $S_{5l}^M = 2 \cdot S_{5l}$, $S_{6l}^M = 2,5 \cdot S_{6l}$, $S_{7l}^M = 2,2 \cdot S_{7l}$, $S_{8l}^M = 0,75 \cdot S_{8l}$.

Вариант 2а соответствует использованию нормировки, вариант 2б – равным мощностям в шести каналах и разным мощностям сигналов в первом и восьмом каналах, вариант 2в – различным мощностям во всех каналах. Зависимости $PDR(bpp)$ для всех трех вариантов представлены на рис. 3.9.

Из анализа этих зависимостей очевидна следующая закономерность – степень сжатия тем выше, чем меньше различие по мощности в одномерных сигналах. Так, при $PRD = 10\%$ для варианта 2а (все сигналы имеют одинаковые мощности) bpp составил 2,525, для варианта 2б – $bpp = 2,83$, для варианта 2в (все сигналы имеют различные мощности) – $bpp = 4,25$. Таким образом, при фиксированном PRD (например $PRD = 10\%$) степень сжатия для варианта 2а в 1,12 раза больше, чем для варианта 2б, и в 1,68 раза выше, чем для варианта 2в.

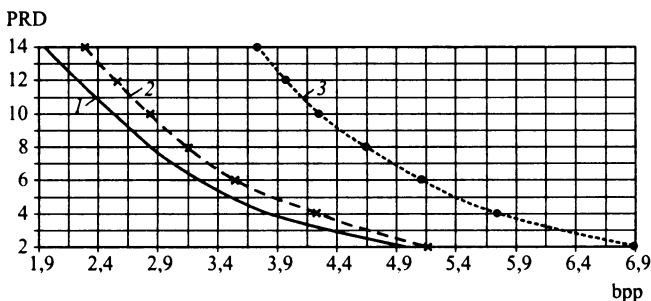


Рис. 3.9. Зависимости $PDR(bpp)$ для 2-го случая моделирования:
1 – вариант 2а; 2 – вариант 2б; 3 – вариант 2в

Приведенные результаты показывают, что с помощью процедуры нормировки можно существенно повысить степень сжатия. При этом данная процедура не требует существенных вычислительных затрат и проста в реализации. Кроме того, при сжатии МКС с помощью двумерного ортогонального преобразования в случае с различными уровнями

мощности сигналов в каналах МКС (без предварительной нормировки) наблюдается разный вклад вносимых искажений за счет квантования. При этом сильнее искажаются те сигналы, мощности которых меньше, что подтверждают приведенные в табл. 3.2 значения PRD для вариантов 2а, 2б и 2в (общее значение PRD для МКС равно 5%). Таким образом, с помощью операции нормировки сигналов по мощности в каналах МКС можно не только увеличить CR, но и обеспечить одинаковые искажения (вносимые квантованием) в различные каналы независимо от начального уровня мощности сигналов в них.

Устранение взаимного сдвига. Это еще одна возможная процедура предварительной обработки. В связи с тем, что вследствие задержки между одномерными сигналами в двумерном массиве могут иметь место ненулевые сдвиги $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$, предлагается увеличивать межканальную корреляцию путем устранения $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$. Определение $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$ при этом осуществляется путем анализа ВКФ согласно (3.1) и (3.3). Для устранения $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$ предлагается на этапе предварительной обработки сдвигать сигнал в строках массива S^M .

Таблица 3.2. Значения PRD, рассчитанные для 2-го случая моделирования, %

Вариант	Номер канала							
	1	2	3	4	5	6	7	8
2а	4,94	5,04	5,02	4,96	5,04	4,99	4,92	4,93
2б	4,46	6,67	6,75	6,69	6,63	6,72	6,67	2,6
2в	5,41	4,83	8,28	16,5	4,1	3,25	3,68	10,7

Процедуру можно организовать следующим образом: найти координаты максимумов $q_{R_{\max}}$ ВКФ сигналов в соседних каналах ($\lambda = 1, \dots, 8$) и затем циклически смещать сигналы на найденную величину $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$. При этом сигнал из первой строки остается неизменным, а сдвигаются только сигналы в строках со второй по восьмую. При выполнении этой операции часть значений отсчетов переносится либо в начало, либо в конец соответствующей строки в зависимости от знака $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$. После выполнения указанных выше операций необходимо сохранять в качестве служебной информации полученные значения $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$. Понятно, что в зависимости от приложения значения $\Delta_{\lambda, \lambda_j}$ (целые числа) могут лежать в разных пределах, в наихудшем случае от $-L$ до L . Тем не менее на прак-

тике Δ_{λ_j} редко выходит за диапазон от -100 до 100 , поэтому достаточно представлять каждое значение сдвига 8-битным числом. Размер служебной информации (массив значений Δ_{λ_j}) зависит от \wedge и равен $\wedge - 1$ байт.

Проанализируем результаты, полученные при моделировании сдвига сигналов друг относительно друга. Как и при предыдущих случаях моделирования S^M , рассмотрим три варианта:

вариант 3а – $S_{\lambda l}^M = S_{\lambda l}$, все сдвиги $\Delta_{\lambda_j} = 0$;

вариант 3б – для $S_{(1,3...7)l}^M$ $\Delta_{(1,3...)} = 0$, для S_{2l}^M $\Delta_{12} = 10$, для S_{8l}^M $\Delta_{18} = 20$;

вариант 3в – для $S_{\lambda l}^M$ $\Delta_{1\lambda_j} = 10 * (\lambda_j - 1)$.

При этом мощности сигналов во всех каналах одинаковые или предварительно нормированы. Результаты сжатия смоделированных МКС для рассматриваемых вариантов отображены на рис. 3.10.

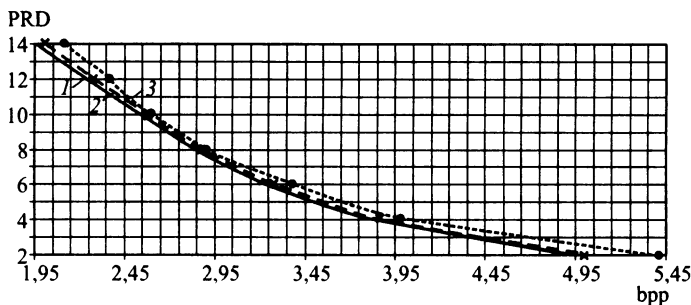


Рис. 3.10. Зависимости PRD(bpp) при моделировании сдвигов сигналов в МКС: 1 – вариант 3а; 2 – вариант 3б; 3 – вариант 3в

Как показывает анализ зависимостей PRD(bpp), рассматриваемая процедура устранения сдвигов сигналов не приводит к существенному увеличению степени сжатия. Эффективность сжатия для варианта 3а, который соответствует предварительному устранению взаимных сдвигов, при PRD = 10 % возросла примерно в 1,02 раза по сравнению с вариантом 3в.

Таким образом, из анализа зависимостей на рис. 3.8–3.10 следует, что различные факторы вносят неодинаковый вклад в уменьшение степени сжатия по сравнению с идеальным случаем. Наибольшее негативное влияние на величину bpp оказали неравенство мощностей одномерных сигналов в S^M и произвольное расположение сигналов в строках

изображения. Рассмотренные выше факторы обычно воздействуют совместно (одновременно). Как и следовало ожидать, совместное воздействие приводит к большим негативным последствиям, чем воздействие только одного фактора. Результаты численного моделирования, подтверждающие этот вывод, представлены в работе [20].

Проведенные исследования и предложенные на их основе процедуры повышения степени коррелированности отсчетов входного МКС позволяют существенно повысить эффективность сжатия при одном и том же уровне вносимых искажений. При этом изменения, вносимые в сигнал на этапе предварительной обработки, обратимы. Все необходимые данные (порядок перестановки, коэффициенты нормировки, величины сдвига) сохраняются в качестве служебной информации, при этом ее объем мал и для тестового МКС (рис. 3.7) не превысил 30 байт.

Ранее отмечалось, что CR при сжатии МКС зависит от степени подобия соседних отсчетов, а также от размеров блоков, на которые разбивается двумерная последовательность S для применения ДКП. Для определения влияния горизонтального размера блока L_{bl} на степень сжатия проведем исследование кривых зависимостей $bpp(L_{bl})$ (рис. 3.11). Сжатию подвергался тестовый сигнал S при фиксированном PRD, равном 10 %, и значениях L_{bl} , варьируемых от 8 до 4096 отсчетов, $L_{bl} = 2^m$. При этом кривая 1 приведена для тестового сигнала, полученного при использовании усредняющего фильтра (7), а кривая 2 – для 8-канального сигнала, обладающего меньшей степенью подобия отсчетов в каналах (см. табл. 3.3). Для этого случая процедура моделирования S аналогична предыдущей, но при этом для усредняющего фильтра $K_\phi = L_\phi = 3$.

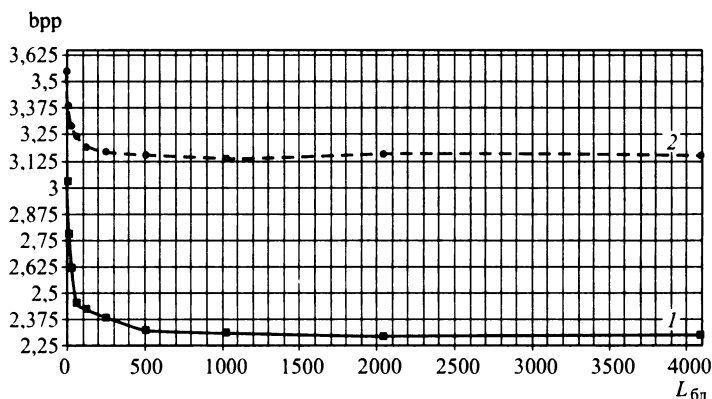


Рис. 3.11. Зависимости $bpp(L_{bl})$:

$$1 - K_\phi = L_\phi = 9; 2 - K_\phi = L_\phi = 3$$

Таблица 3.3. Значения $R^{\lambda_j}(0)$ для одномерных сигналов в S для случая с $K_\phi = L_\phi = 3$

№ строки	1	2	3	4	5	6	7	8
1	1	0,68	0,37	0	-0,02	-0,01	-0,01	-0,01
2	0,68	1	0,68	0,34	-0,02	0,01	0,01	0,02
3	0,37	0,68	1	0,65	0,3	0	-0,01	0,03
4	0	0,34	0,65	1	0,65	0,32	-0,03	-0,03
5	-0,02	-0,02	0,3	0,65	1	0,66	0,3	-0,04
6	-0,01	0,01	0	0,32	0,66	1	0,66	0,28
7	-0,01	0,01	-0,01	-0,03	0,3	0,66	1	0,65
8	-0,01	0,02	0,03	-0,03	-0,04	0,28	0,65	1

Как следует из анализа обоих графиков на рис. 3.11, с увеличением размера блоков по горизонтали (от $L_{bl} = 8$ до $L_{bl} = 2048$) в целом наблюдается уменьшение bprp и. соответственно, увеличение CR. Тем не менее, начиная с некоторого L_{bl} , дальнейшее увеличение этого параметра практически не приводит к заметному уменьшению bprp. Так, для кривой 1 вполне можно ограничиться $L_{bl} = 512$, а для кривой 2 – $L_{bl} = 256$. Можно считать, что L_{bl} должно быть как минимум на порядок больше, чем ширина области высокой корреляции сигналов по временной оси. Кроме того, сравнительный анализ расположения кривых 1 и 2 на рис. 3.11 подтверждает тот факт, что CR существенно зависит от степени межканальной коррелированности сигналов. Из анализа кривой 1 видно, что CR тестового сигнала примерно в 1,35 раза выше, нежели во втором варианте.

Таким образом, разумный выбор горизонтального размера L_{bl} блоков В приводит к существенному положительному эффекту, причем независимо от спектрально-корреляционных свойств сигналов, позволяя на десятки процентов повысить степень сжатия по сравнению со случаем использования квадратных блоков размером 8×8 пкс.

Отметим, что представление МКС в виде изображения и его сжатие с использованием предложенных процедур предварительной обработки имеет смысл при заметной межканальной коррелированности сигналов. Так, для первого тестового сигнала при PRD, равном 10 %, поканальное сжатие обеспечивает bprp порядка 3,6, а для второго тесто-

вого сигнала – порядка 3. Таким образом, за счет предлагаемой предварительной обработки и двумерного представления удается повысить коэффициент сжатия в 1,15 и 1,35 раз соответственно.

Продemonстрируем эффективность применения предложенных процедур для реальных многоканальных ЭКГ сигналов. Отметим, что для большинства исследованных записей ЭКГ для различных пациентов коэффициенты $R(0)$ лежат в пределах от 0,4 до 0,97 [14], то есть степень подобия весьма высока.

Для стандартной системы 8 отведений при PRD, равном 5 %, достигается коэффициент сжатия от 17 до 26 раз [14, 20] в зависимости от пациента. При сжатии сигналов в каждом канале отдельно с таким же PRD, CR оказывается примерно в 1,7 раза меньше. Такое различие обусловлено использованием межканального подобия сигналов.

Если же необходимо осуществлять сжатие 12-канальной ЭКГ с четырьмя суммарно-разностными каналами [23], то данные в суммарно-разностных каналах можно вообще не сжимать, а восстанавливать из декодированных сигналов соответствующих отведений. В таких каналах PRD оказывается примерно в 1,4 раза больше, чем в основных отведениях. Однако для диагностических целей несколько больший уровень искажений в неосновных отведениях обычно считается допустимым. В результате CR оказывается примерно в полтора раза большим, чем при сжатии 8-канальной ЭКГ.

Приведем один иллюстративный пример (реальные данные для большого количества пациентов любезно предоставлены Научно-техническим центром радиоэлектронных и медицинских приборов и технологий «ХАИ-Медика» <http://www.xai-medica.com/>). На рис. 3.12 последовательно друг под другом приведены:

участок исходной одноканальной ЭКГ;

тот же участок, восстановленный после сжатия с PRD = 5 % при использовании блоков размером 8×8 пкс;

этот же участок, восстановленный после сжатия с PRD = 5 % с применением прямоугольных блоков 8×128 отсчетов.

Визуальное сравнение показывает следующее. Сжатие многоканальных ЭКГ с потерями при PRD = 5 % не вносит заметных искажений в сигнал; более того, может наблюдаться даже эффект частичного подавления помех [24]. Отличие сигналов после декомпрессии (при $L_{bl}=8$ и 128) заключается в том, что при $L_{bl}=8$ заметным оказывается блочный эффект [5, 21], который практически незаметен при $L_{bl}=128$. Это еще один довод в пользу использования неквадратных блоков с достаточно большими L_{bl} .

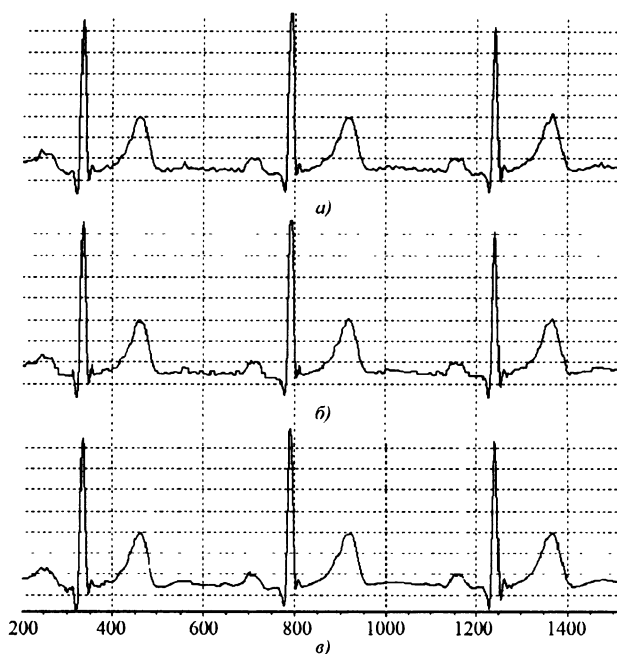


Рис. 3.12. Пример фрагмента ЭКГ:

a – исходная ЭКГ; *б* – восстановленная ЭКГ (при разбиении на блоки *B* размером 8×8 пкс; *в* – восстановленная ЭКГ (при разбиении на блоки размером 8×128 пкс)

Предложенная методика сжатия МКС с потерями, основанная на использовании предварительной обработки с кодированием ее параметров в виде служебной информации, представлении МКС в виде двумерного изображения и применении ДКП в прямоугольных блоках, позволяет существенно повысить CR по сравнению со сжатием данных в каждом канале отдельно. Наблюдаемый выигрыш возрастает при увеличении числа каналов и степени подобия сигналов в каналах. Каждая из предложенных операций предварительной обработки – перестановка, нормировка, устранение сдвига – дают положительный эффект. Однако среди них обязательно необходимо выполнять нормировку, которая, во-первых, приводит к наибольшему выигрышу в значениях CR, а, во-вторых, обеспечивает примерно одинаковый относительный уровень потерь, вносимых в каждый канал МКС. Остальные операции приводят к меньшим положительным эффектам и требуют больших вычислительных затрат.

Литература

1. Шляхтина С. Интернет в цифрах и фактах // Компьютер Пресс. 2005. № 2. [Электронный ресурс] // <http://www.compress.ru/Archive/CP/2005/2/18/>
2. Баранов Ю.Б. Рынок данных ДЗ в России // Журнал ГИС-Ассоциации: Пространственные данные. 2005. № 3. С. 32–46.
3. Agnieszka C. Miguel, Amanda R. Askew, Alexander Chang, Scott Hauck, Richard E. Ladner, Eve A. Riskin Reduced Complexity Wavelet-Based Predictive Coding of Hyperspectral Images for FPGA Implementation // Proceedings of the Data Compression Conference (DCC'04). 2004. P. 1–10.
4. Aiazzi, B., Alparone L., Barducci A., Baronti S., Pippi I. Information theoretic assessment of sampled hyperspectral imagers // IEEE Trans. Geosci. Remote Sensing. July 2001. V. 39. P. 1447–1458.
5. Ватолин Д., Ратушняк А., Смирнов М., Юкин В. Методы сжатия данных. Мю: Вече 2000. С. 320–328.
6. Генкин А.А. Анализ ЭКГ // Медицинская техника. 2002. № 3. С. 32–45.
7. Cetin A. Enis, Hayrettin Koymen, Aydin M. Cengiz Multichannel ECG Compression by Multirate Signal Processing and Transform Domain Coding Techniques // IEEE Transactions on Biomedical Engineering. May 1993. V. 40. № 5. P. 495–499.
8. Шрюфер Э. Обработка сигналов: цифровая обработка дискретизированных сигналов. – Киев: Либидь. 1995.
9. Левин Б.Р. Теоретические основы статистической радиотехники. М.: Советское радио. 1975.
10. Баранов Н.А., Калинин А.Н., Манило А.Н. Кардиомониторинг. Аппаратура непрерывного контроля ЭКГ. Учеб. пособие для вузов. М: Радиосвязь. 1993.
11. Зряхов М.С., Лукин В.В. Предварительная обработка для повышения сжатия многоканальных одномерных сигналов // Радиотехника. 2006. Вып. 144. С. 235–245. Харьков: Харьковский национальный университет радиоэлектроники.
12. Al-Shaykh O.K., Mersereau R.M. Lossy Compression of Noisy Images // IEEE Transactions on Image Processing. 1998. V. 7. № 12. P. 1641–1652.
13. Зубарев Ю.Б., Дворкина В.П. Цифровая обработка телевизионных и компьютерных изображений. М.: НАТ. 1997.
14. Зряхов М.С., Лукин В.В., Наседкин К.В. Сжатие многоканальных ЭКГ на основе предварительной обработки и применения двумерного ДКП // Радіоелектроніка і комп'ютерні системи. Харьков: Национальный аэрокосмический университет. 2003. Вып. 1. С. 18–25.
15. Ponomarenko N., Lukin V., Egiazarian K., Astola J. Partition Schemes in DCT Based Image Compression // Technical Report # 3-2002. Tampere University of Technology. Finland. 2002.
16. Шкарин Д. Повышение эффективности алгоритма PPM // Проблемы передачи информации. 2001. №34 (4). С. 44–54.
17. Зеленский А., Лукин В., Зряхов М., Пономаренко Н., Курекин А. Автоматизированные методы сжатия и интерпретации данных мониторинга земной поверхности многоканальными средствами ДЗ // Материалы V Междунар. научно-практич. конф. «Современные проблемы экологической и технической безопасности регионов» (2006; Киев). Киев–Харьков–Крым. 2006.
18. Федосеев В.А. Компрессия изображений с помощью дискретных ортогональных преобразований, определенных на развертках двумерных областей // Компьютерная оптика. 2005. Вып. 28. С. 132–135. Самара: Инст. сист. обраб. изображений РАН.
19. Christopoulos C., Skodras A., JPEG2000 – The next generation still image compression standard. Stockholm. 1999.
20. Зряхов М.С., Лукин В.В. Модификация метода сжатия многоканальной ЭКГ на основе двумерного дискретного косинусного преобразования //

- Радіоелектронні і комп'ютерні системи. Харків: Національний аерокосмічний університет. 2004. Вип. 4 (8). С. 110–117.
21. Вудс Р., Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений. М.: Техносфера. 2005.
 22. Беседин А.Н., Зеленский А.А. и др. Обработка случайных сигналов и процессов. Учеб. пособие. Харьков: Нац. аэрокосм. ун-т «Харьк. авиац. ин-т», 2005. С. 460–469.
 23. Баранов Н.А., Калинин А.Н., Манило А.Н. Кардиомониторинг. Аппаратура непрерывного контроля ЭКГ. Учеб. пособие для вузов. М.: Радиосвязь. 1993. С. 160–163.
 24. Ponomarenko N., Lukin V., Zriakhov M., Egiazarian K., Astola J. Lossy compression of images with additive noise // Proceedings of International Conference on Advanced Concepts for Intelligent Vision Systems. Antwerpen. Belgium, September 2005. P. 381–386.
 25. Генкин А.А. Анализ ЭКГ // Медицинская техника. 2002. №3. С. 32–45.
 26. Абрамов С., Зряхов М., Зеленский, А. Лукин В., Шаронов В. Фильтрация и сжатие ЭКГ-сигналов в многоканальных диагностических системах // Материалы 2-ой Междунар. НТК «Сучасні інформаційні технології управління екологічною безпекою регіонів, природокористуванням, заходами у надзвичайних ситуаціях» (Київ, 2003). Київ – Харків – Крим. 2003. С. 130–131.

Глава 4

МЕТОД РЕКОНСТРУКЦИИ ЗНАЧЕНИЙ УТРАЧЕННЫХ ТОЧЕК ИЗОБРАЖЕНИЙ ПО ЭНТРОПИИ КОЭФФИЦИЕНТОВ ДКП*

Оценивать истинные значения пикселей изображений в той или иной степени необходимо в большинстве задач цифровой обработки изображений [1, 2]. Например, задача устранения импульсного шума на изображениях [1–3] может решаться в два этапа [3–7]. На первом этапе все пиксели изображения классифицируются на искаженные и не искаженные импульсным шумом. На втором этапе оцениваются истинные значения пикселей, искаженных импульсным шумом. При нахождении каждой такой оценки учитываются значения известных близлежащих пикселей.

Другой типичной задачей, в которой требуется оценить значения неизвестных пикселей, является реконструкция утерянных участков изображений (групп пикселей) [7–11].

В целом ряде задач, таких как подавление аддитивного или мультипликативного шума [1, 12], восстановление изображений [13, 14], масштабирование [15] также приходится оценивать истинные значения искаженных пикселей изображений.

Для оценки значения заданного пикселя по известным значениям близлежащих пикселей используют фильтры [1, 2], сплайны [15], различные предсказатели, триангуляцию Делоне, комбинированные методы [7–11]. Предлагается новый метод, основанный на том допущении, что истинное значение пикселя минимизирует энтропию коэффициентов дискретного косинусного преобразования (ДКП) [16] блока изображения, которому данный пиксель принадлежит.

4.1. Новый метод оценки значений утраченных пикселей, основанный на минимизации энтропии ДКП блока изображения

Как известно, ДКП хорошо декоррелирует значения пикселей блока изображения, для которого оно осуществляется [16], другими словами, минимизирует значение энтропии в этом блоке при заданном шаге квантования (ШК). Поэтому ДКП широко используется в сжатии изображений (стандарт JPEG) и сжатии видео (семейство стандартов MPEG, стандарт H.264 и др.). Чтобы понять, как этот факт можно использовать при реконструкции утерянных пикселей изображения, рас-

* Авторы: Н. Н. Пономаренко, В. В. Лукин, А. А. Зеленский, К. Егиазарян, Я. Астола.

смотрим подробнее, что представляют собой коэффициенты ДКП какого-либо блока изображения.

Коэффициенты ДКП для естественных фотографических изображений (кроме коэффициентов с индексом 0,0, соответствующих средним уровням блоков) распределены по обобщенному гауссовскому закону распределения:

$$f(x, \mu, \sigma, \alpha) = \exp\left(-\left|\frac{x - \mu}{b}\right|^a\right) a, \quad (4.1)$$

где x – значение коэффициента ДКП; μ – математическое ожидание; σ – параметр, связанный с дисперсией; $b = \sigma \sqrt{\frac{\Gamma(1/\alpha)}{\Gamma(3/\alpha)}}$; $a = \frac{1}{2\Gamma(1+1/\alpha)b}$;

$\Gamma(\cdot)$ – гамма-функция; $\alpha = 1$ соответствует лапласовскому закону распределения; значение $\alpha = 2$ соответствует нормальному закону распределения; энтропия коэффициента x может быть оценена как

$$\rho(x) = -\log_2(f(x, \mu, \sigma, \alpha)). \quad (4.2)$$

На рис. 4.1 приведено обобщенное гауссовское распределение для $\alpha = 0,5$, а на рис. 4.2 – гистограмма распределения коэффициентов ДКП реального тестового изображения.

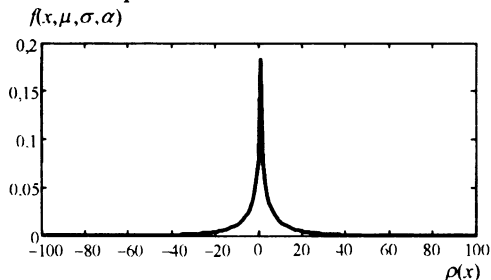


Рис. 4.1. Обобщенное гауссовское распределение ($\alpha = 0,5$, $\mu = 0$, $\sigma = 15$)

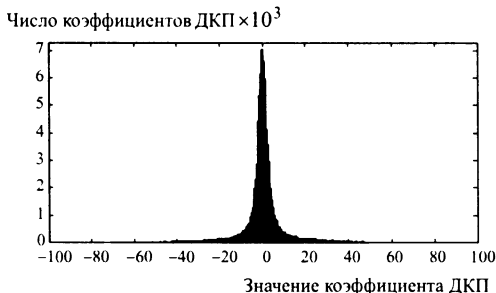


Рис. 4.2. Гистограмма значений коэффициентов ДКП блоков 8×8 пкс тестового изображения Barbara при ШК = 1

Приведенные на рис. 4.1 и 4.2 распределения достаточно похожи. На рис. 4.3 приведен график энтропии данных, имеющих обобщенное гауссовское распределение с рис. 4.1, а на рис. 4.4 – графики энтропии для квантованных коэффициентов реальных изображений.

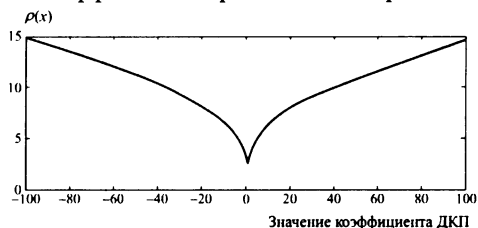


Рис. 4.3. Энтропия данных, имеющих распределение, как на рис. 4.1

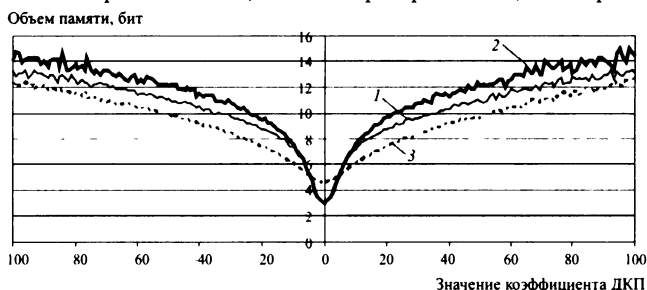


Рис. 4.4. Энтропия коэффициентов ДКП тестовых изображений Barbara (1), Lena (2) и Baboon (3) для ШК = 1

Как видно из рис. 4.4, графики энтропии для реальных изображений являются подобными, но не идентичными друг другу. Для точной оценки их формы нужна знать параметры α и σ для заданного изображения, определение которых является достаточно сложной задачей, особенно для изображений, искаженных импульсным шумом.

На рис. 4.5 приведены графики энтропии коэффициентов ДКП для одного и того же изображения, но при разных шагах квантования.

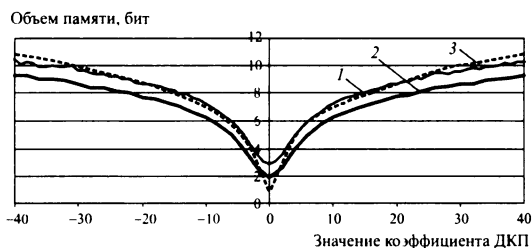


Рис. 4.5. Энтропия коэффициентов ДКП изображения для разных ШК:
1 – ШК = 1; 2 – ШК = 2; 3 – ШК = 5

На примере графиков, приведенных на рис. 4.4 и 4.5, показано, что зависимость энтропии от значения коэффициента ДКП является разной как для разных изображений, так и для одного и того же изображения, но для разных шагов квантования. В то же время форма этих зависимостей и их параметры отличаются не очень существенно и могут быть для простоты вычислений приближенно аппроксимированы, например, функцией, приведенной на рис. 4.6.

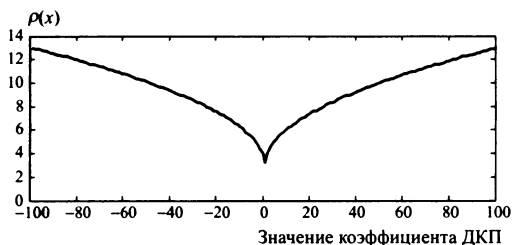


Рис. 4.6. График функции $\rho(x) = 3 + \sqrt{|x|}$

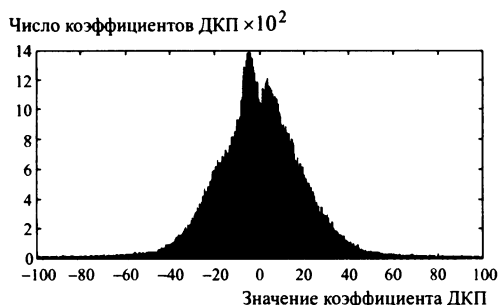


Рис. 4.7. Гистограмма значений коэффициентов ДКП тестового изображения Barbara для ШК = 1, если один пиксель каждого блока изображения искажен шумом типа «перец» (значение 0) [1]

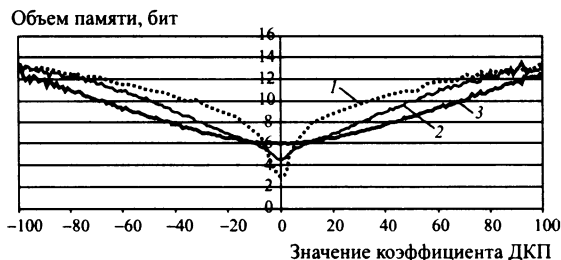


Рис. 4.8. Энтропия коэффициентов ДКП тестового изображения Barbara при ШК = 1 для импульсного шума с вероятностями 0 % (1), 3 % (2) и 10 % (3)

Что же происходит с законом распределения и энтропией коэффициентов ДКП при искажении изображения, например, импульсным шумом? Гистограмма значений коэффициентов ДКП существенно изменяется (см. рис. 4.7 в сравнении с рис. 4.2), а суммарная энтропия коэффициентов ДКП резко возрастает (рис. 4.8).

Так как ДКП минимизирует энтропию в блоке изображения, то внесение любых случайных искажений будет приводить к ее повышению, а задача нахождения истинных (неискаженных) значений утраченных пикселей сводится к такому изменению значения утраченного пикселя (или группы пикселей), которое приведет к минимизации суммарной энтропии коэффициентов ДКП блока.

Основная идея предлагаемого метода – за счет варьирования значения заданного пикселя попытаться минимизировать энтропию коэффициентов ДКП в блоке изображения и таким образом найти истинное значение этого пикселя. При этом уменьшение модулей коэффициентов, близких к нулю, будет иметь большее значение, чем уменьшение коэффициентов с большими значениями модулей. В результате такой минимизации энтропии будут подавлены (уменьшены) в основном коэффициенты, близкие к нулю, а информационная часть коэффициентов, сосредоточенная в длинных хвостах гистограммы, останется без больших изменений.

При вычислении суммарной энтропии коэффициентов ДКП блоков можно воспользоваться выражениями (4.1) и (4.2), но вычислительно проще аппроксимировать их функцией, приведенной на рис. 4.6. При этом целевая функция, которую нужно минимизировать для какого-то блока изображения примет вид

$$E = 3NM + \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M \sqrt{|X_{ij}|}, \quad (4.3)$$

где N и M – размеры блока изображения; X_{ij} – значение ij -го коэффициента ДКП блока.

Для минимизации функции E для заданной точки можно либо перебрать все возможные значения этой точки от 0 до 255, либо воспользоваться одним из численных методов оптимизации.

Отметим, что для любой заданной точки изображения и заданных размеров блока, расположение блока с заданной точкой внутри него можно выбирать несколькими способами (рис. 4.9).

На рис. 4.9 приведено лишь два возможных способа выбора положения блока (скользящего окна) для оценки значения неизвестного пикселя. Для блоков размером 8×8 пкс таких возможных положений будет 64, для блоков размером 16×16 пкс – 256 и т.д. Очевидно, что оцененные значения пикселя для разного положения блока могут отличаться друг от друга. По

аналогии с фильтрами на основе ДКП [12] разумным представляется получение оценок значения точки для всех возможных положений блока заданного размера с последующим их усреднением.

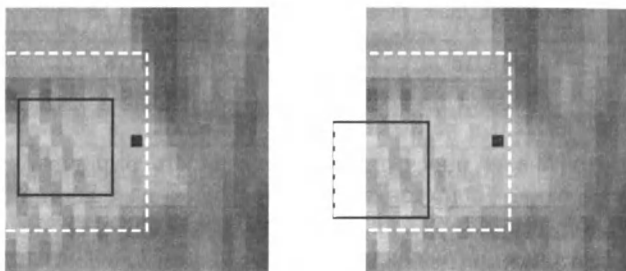


Рис. 4.9. Два возможных положения блока 8×8 пкс (черная рамка) для оценки значения неизвестного (утраченного) пикселя (черная точка); белой пунктирной линией обозначены границы возможного положения блока для оценки значения данной точки

В предельном случае можно брать в качестве одного большого блока все изображение, однако лучшей декорреляции данных можно достичь при размерах блоков от 8×8 до 64×64 пкс [17]. Следует отметить, что при переходе, например, от блоков 8×8 к блокам 64×64 пкс время, необходимое для оценки значения какой-либо точки увеличится не менее, чем в 16 раз. Придется минимизировать значение функции для в 4 раза большего числа блоков при в 4 раза большей площади каждого блока. Поэтому оптимальным на практике, очевидно, будет являться использование блоков с размерами 8×8 и 16×16 пкс, либо их комбинации.

Как уже отмечалось, для случая, когда в одном блоке изображения лишь одна точка является неизвестной, достаточно перебрать все возможные ее значения (256 вариантов) и выбрать из них соответствующий минимальному значению функции (4.3). Если же таких неизвестных точек внутри блока две или, например, пять, то число всех вариантов, которые необходимо перебрать, становится равным уже соответственно 256^2 и 256^5 . Полный перебор здесь уже невозможен. Поэтому в данном случае разумным представляется нахождение минимума целевой функции (4.3) независимо для каждой точки с итерационным повторением всей процедуры. Так как в расчете целевой функции участвуют значения неизвестных точек, то для ускорения итерационного процесса целесообразно их инициализировать значением выхода какого-либо простого линейного фильтра, например, низкочастотного гауссовского (LPG) с окном 5×5 пкс и среднеквадратическим отклонением $0,5$ (табл. 4.1), который будет использоваться далее.

Таблица 4.1. Веса пикселей для LPG

0,0001	0,0281	0,2075	0,0281	0,0001
0,0281	11,3318	83,7311	11,3318	0,0281
0,2075	83,7311	618,6935	83,7311	0,2075
0,0281	11,3318	83,7311	11,3318	0,0281
0,0001	0,0281	0,2075	0,0281	0,0001

Предварительно просчитаем эффективность различных размеров скользящего окна. Для стандартных тестовых изображений Baboon, Barbara и Lena (все 512×512 пкс в оттенках серого цвета) оценим значение каждой точки изображения, а затем вычислим пиковое соотношение сигнал/шум (ПССШ, дБ) между истинным и оцененным значениями. Полученные результаты сведены в табл. 4.2.

Таблица 4.2. Точность оценки значений пикселей изображения ПССШ

Размер блока изображения, пкс	Baboon	Barbara	Lena
8×8	25,74	38,29	36,91
16×16	26,09	38,98	37,07

Как видно из данных табл. 4.2, использование окна 16×16 пкс позволяет получить более точный прогноз, чем использование окна 8×8 пкс, особенно – для высокотекстурированного изображения Barbara. В то же время это оборачивается как минимум четырехкратным увеличением объема необходимых вычислений.

4.2. Использование предложенного метода для устранения импульсного шума

Будем считать, что для задачи удаления импульсного шума абсолютно точно обнаружили пиксели, значения которых искажены импульсным шумом. Теперь нужно реконструировать (оценить) значения искаженных пикселей. Сравним два метода:

- 1) один из лучших методов, основанный на сохраняющих кривые частичных дифференциальных уравнениях (CPPDE) [11];
- 2) предлагаемый метод с размером окна 8×8 пкс (EDD8) с использованием в качестве нулевой итерации выхода LPG.

Отметим также число итераций, необходимых методу EDD8 для достижения наилучшего результата. В качестве вероятностей импульсных помех будем использовать 1, 2, 5, 10, 20, 30 и 40 %. В табл. 4.3–4.5 приведены результаты моделирования для изображений Baboon, Barbara и Lena соответственно.

**Таблица 4.3. Сравнение методов EDD8 и CPPDE
для реконструкции утраченных точек на тестовом изображении Baboon**

Утраченные пиксели, %	CPPDE, ПССШ, дБ	EDD8		
		ПССШ для LPG, дБ	Число итераций	ПССШ, дБ
1	45,14	43,54	3	45,92
2	41,70	40,11	3	42,45
5	37,99	36,34	4	38,59
10	34,63	33,20	4	35,25
20	31,21	29,88	4	31,64
30	28,94	27,79	4	29,28
40	27,20	26,16	5	27,50

**Таблица 4.4. Сравнение методов EDD8 и CPPDE
для реконструкции утраченных точек на тестовом изображении Barbara**

Утраченные пиксели, %	CPPDE, ПССШ, дБ	EDD8		
		ПССШ, для LPG, дБ	Число итераций	ПССШ, дБ
1	51,09	45,90	5	58,33
2	47,77	42,30	6	54,95
5	43,86	38,53	6	50,59
10	40,20	35,38	6	46,60
20	36,07	32,12	7	41,53
30	33,43	30,01	9	38,24
40	30,98	28,34	15	35,93

**Таблица 4.5. Сравнение методов EDD8 и CPPDE
для реконструкции утраченных точек на тестовом изображении Lena**

Утраченные пиксели, %	CPPDE, ПССШ, дБ	EDD8		
		ПССШ для LPG, дБ	Число итераций	ПССШ, дБ
1	55,32	53,89	2	56,89
2	52,53	50,68	4	53,90
5	48,12	46,99	4	49,90
10	45,04	43,55	6	46,72
20	41,41	40,04	6	43,14
30	39,01	37,52	7	40,49
40	37,52	35,72	9	38,79

По результатам анализа данных табл. 4.3–4.5 можно сделать несколько выводов. Во-первых, метод EDD8 во всех без исключения случаях обеспечивает более высокие результаты, чем CPPDE. Во-вторых, для текстурных изображений, подобных изображению Barbara, выигрыш особенно велик и достигает 7 дБ. В-третьих, для большинства практических

ситуаций (вероятности импульсных помех 1...5 %) оказывается достаточно 2...4 итерации. По результатам детектирования импульсного шума можно оценить его вероятность и выбрать число итераций.

И, наконец, следует отметить, что выигрыш несколько уменьшается с ростом вероятности импульсных помех. Одной из причин этого, возможно является то, что при большом количестве неизвестных пикселей размера окна 8×8 пкс оказывается уже недостаточно для эффективной реконструкции изображения (что косвенно подтверждается большим числом необходимых итераций в этом случае) и в данной ситуации целесообразно использовать размер окна 16×16 пкс. На рис. 4.10 приведен график ПССШ от числа итераций для изображения Barbara при вероятности импульсных помех 40 % и для размеров блоков 8×8 и 16×16 пкс (EDD16).

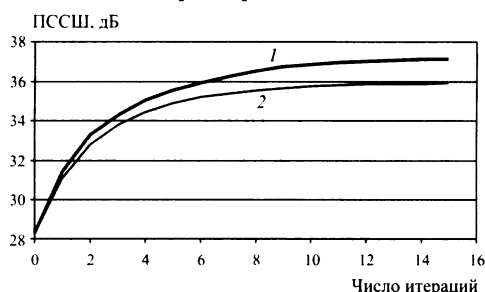


Рис. 4.10. Зависимость ПССШ от числа итераций для EDD16 (1) и EDD8 (2)

Хорошо видно, что использование размера блока 16×16 пкс в данном случае позволяет сократить число итераций или же добиться более высокого (на 1 дБ) качества реконструкции пикселей.

На рис. 4.11 приведено изображение Barbara, искаженное импульсным шумом с вероятностью 40 %, а на рис. 4.12 и 4.13 соответственно результаты реконструкции методами CPPDE и EDD16.



Рис. 4.11. Изображение Barbara, искаженное импульсным шумом с вероятностью 40 %

Рис. 4.12. Изображение на рис. 4.11, утеранные точки которого реконструированы методом CPPDE

Рис. 4.13. Изображение на рис. 4.11, утеранные точки которого реконструированы методом EDD16

4.3. Использование предложенного метода для реконструкции потерянных участков изображений

Для моделирования задачи реконструкции утраченных фрагментов изображений сформируем четыре поврежденных «царапинами» изображения следующим образом. На рис. 4.14,а приведено изображение Barbara, где повреждены в основном текстурные участки. На рис. 4.14,б приведено изображение Baboon, где повреждены в основном участки, содержащие шумоподобные текстуры. На рис. 4.14,в приведено изображение Lena, где повреждены в основном участки с деталями изображения. И, наконец, на рис. 4.14,г приведено изображение Lena, где повреждены только однородные участки и районы перепадов.

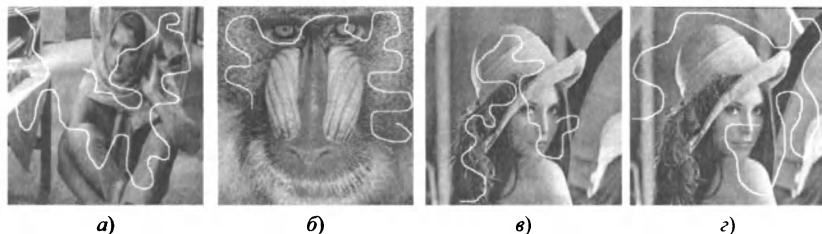


Рис. 4.14. Изображения, поврежденные царапинами

Толщина линий царапин в данном случае составляет приблизительно 3 пкс. Всего же на каждом изображении было утеряно от 2 до 3 % от общего числа пикселей.

Для реконструкции предложенным методом будем использовать три его разновидности: EDD8 (15 итераций), EDD16 (15 итераций) и комбинированный метод EDDC (15 итераций EDD16 с последующими 2 итерациями EDD8). Результаты для сравнения эффективности методов приведены в табл. 4.6.

Таблица 4.6. Результаты реконструкции поврежденных изображений различными методами, ПССШ

Изображение	Повреждение	Метод				
		CPPDE	LPG	EDD8	EDD16	EDDC
Barbara (рис. 4.14,а)	19,92	35,60	33,67	39,10	40,18	40,80
Baboon (рис. 4.14,б)	21,57	35,02	34,08	35,22	35,38	35,45
Lena (рис. 4.14,в)	21,30	43,45	41,66	43,97	44,01	44,36
Lena (рис. 4.14,г)	21,55	50,17	48,05	52,90	53,13	53,19

Как видим, предложенный метод имеет преимущество во всех случаях, особенно, для текстурного изображения Barbara. Даже при реконструкции относительно однородных участков (рис. 4.14,з) EDDC выигрывает у CPPDE примерно 3 дБ. На рис. 4.15 приведены результаты реконструкции изображения Barbara (рис. 4.14,а) сравниваемыми методами. На рис. 4.16–4.18 приведены увеличенные фрагменты этого изображения. Хорошо видно преимущество предложенного метода в восстановлении как текстурных участков, так и мелких деталей изображения.

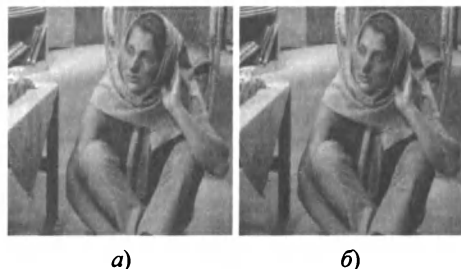


Рис. 4.15. Изображение Barbara, реконструированное с помощью:
а – CPPDE; б – предложенным методом EDDC

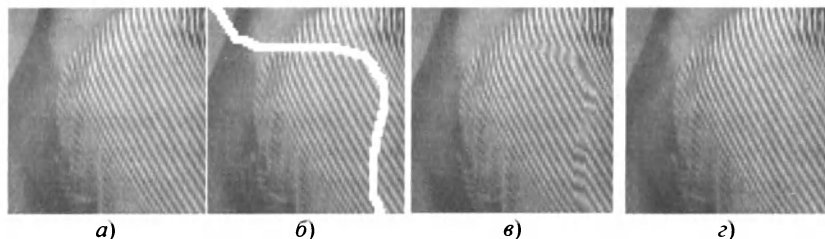


Рис. 4.16. Увеличенный фрагмент 1 изображения Barbara:
а – исходное изображение; б – поврежденное царапиной; в – реконструированное CPPDE; г – реконструированное предложенным методом

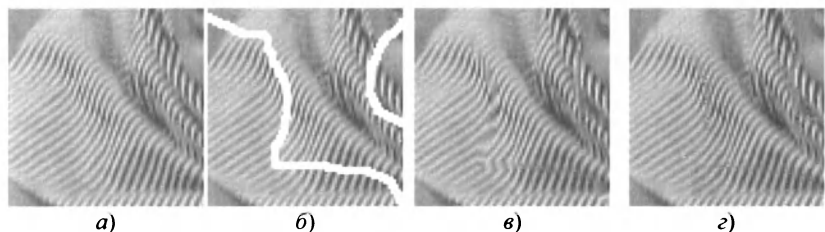


Рис. 4.17. Увеличенный фрагмент 2 изображения Barbara:
а – исходное изображение; б – поврежденное царапиной; в – реконструированное CPPDE; г – реконструированное предложенным методом

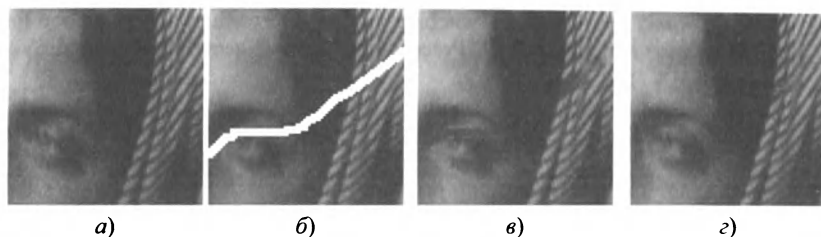


Рис. 4.18. Увеличенный фрагмент 3 изображения Barbara:

а – исходное изображение; *б* – поврежденное царапинами; *в* – реконструированное CPPDE; *г* – реконструированное предложенным методом

Литература

1. *Astola J., Kuosmanen P.* Fundamentals of nonlinear digital filtering. Boca Raton (USA): CRC Press LLC. 1997.
2. *Bertalmio M.A., Vese L.B., Sapiro G.C., Osher S.B.* Simultaneous Structure and Texture Image Inpainting // IEEE Transactions on Image Processing. 2003. V. 12. Is. 8. P. 882–889.
3. *Dabov K., Foi A., Katkovnik V., Egiazarian K.* Joint image sharpening and denoising by 3D transform-domain collaborative filtering // CD-ROM Proc. of Int. TICSP Workshop Spectral Meth. Multirate Signal Process. (SMMSP 2007). September 2007.
4. *Elad M., Starck J.-L., Querre P., Donoho D.L.* Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA) // Applied and Computational Harmonic Analysis. 2005. V. 19. № 3. P. 340–358.
5. *Gotchev A.* «Spline and Wavelet Based Techniques for Signal and Image Processing» Thesis for the degree of Doctor of Technology. Tampere: Tampere University of Technology (Finland). 2003.
6. *Guerrero-Colon J.A., Mancera L., Portilla J.* Image Restoration Using Space-Variant Gaussian Scale Mixtures in Overcomplete Pyramids // IEEE Transactions on Image Processing. 2008. V. 17. Is. 1. P. 27–41.
7. *Guleryuz O.G.* Nonlinear approximation based image recovery using adaptive sparse reconstructions and iterated denoising. Part I: Theory // IEEE Transactions on Image Processing. 2006. V. 15. Is. 3. P. 555–571.
8. *Kaup A., Meisinger K., Aach T.* Frequency selective signal extrapolation with applications to error concealment in image communication // Int. J. Electron. Commun. (AEU). June 2005. V. 59. P. 147–156.
9. *Lee K.-C., Song H.-J., Sohn K.-H.* Detection-estimation based approach for impulsive noise removal // Electronic Letters. March 1998. V. 34. № 5. P. 449–450.
10. *Lukin V.V., Koivisto P.T., Ponomarenko N.N., Abramov S.K., Astola J.T.* Two-stage Methods for Mixed Noise Removal // CD-ROM Proceedings of EURASIP Workshop on Nonlinear Signal and Image Processing (NSIP). Japan. May 2005.
11. *Lukin V.V., Oktem R., Ponomarenko N., Egiazarian K.* Image filtering based on discrete cosine transform // Telecommunications and Radio Engineering. 2007. V. 66. № 18. P. 1685–1701.

12. *Peng Q., Run T.-D.* Binarized switching median filter with pre-segmentation for impulse noise removal // IEEE Proceedings on Intelligent Transportation Systems. 2003. V. 1. P. 69–73.
13. *Pitas I., Venetsanopoulos A.N.* Nonlinear Digital Filters: Principles and Application // Boston: Kluwer Academic Publishers. 1990.
14. *Ponomarenko N.N., Lukin V.V., Egiazarian K.O., Astola J.T.* High Quality DCT Based Image Compression Using partition Schemes // IEEE Signal Processing Letters. Febr. 2007. V. 14. P. 105–108.
15. *Rao K., Yip P.* Discrete Cosine Transform, Algorithms, Advantages, Applications. Academic Press. 1990.
16. *Tschumperle D.* Fast Anisotropic Smoothing of Multi-Valued Images using Curvature-Preserving PDE's // International Journal of Computer Vision «IJCV(68)». June 2006. № 1. P. 65–82.
17. *Zhang D.S., Shi Z., Wang H., Kouri D.J., Hoffman D.K.* Nonlinear filtering impulse noise removal from corrupted images // Proc. ICIP. 2000. V. 3. P. 285–287.

Глава 5

МЕТОД РЕКОНСТРУКЦИИ ДВУМЕРНЫХ СИГНАЛОВ*

Оценивание истинных значений пикселей изображений в той или иной степени необходимо в большинстве задач цифровой обработки изображений. При автоматической обработке изображений, полученных в светочувствительных матрицах в цифровых фото- и видеокамерах и системах машинного зрения это особенно актуально. Методы восстановления двумерных сигналов находят свое применение в задачах обработки архивных документов в виде изображений, имеющих различные искажения, например: царапины, пятна, пыль, ненужные надписи, линии сгиба. В видеосигналах также встречаются статические изображения, которые мешают просмотру, закрывая часть полезной информации от зрителя. К ним относятся различные логотипы каналов, дата и время или субтитры, которые были наложены на видеосигнал с дальнейшим кодированием. В настоящее время существуют различные методы цифровой обработки, направленные на решение задач восстановления частично утерянных участков изображения, но для их эффективного использования необходимы значительные объемы априорной информации о геометрической структуре изображений для выбора их оптимальных параметров.

В связи с этим, реконструкция изображений является важным направлением применения современной цифровой вычислительной техники с целью получения достоверной оценки для визуального и особенно автоматического анализа.

Большинство методов реконструкции изображений можно условно разделить на:

- методы на основе решения дифференциальных уравнений в частных производных (PDE) [1–3];

- методы на основе ортогональных преобразований [4–7];

- методы на основе синтеза текстуры [8–10].

Использование методов реконструкции изображений на основе решения дифференциальных уравнений в частных производных приводит к размытию резких перепадов яркостей и контуров и требует априорной информации для выбора параметров методов. Неспособность восстанавливать текстуру изображений и изогнутые контуры ограничивает область использования данных методов, которые в основном при-

* Авторы: В. И. Марчук, В. В. Воронин, А. И. Шерстобитов, Е. А. Семенищев.

менимы при удалении царапин и небольших дефектов на структуре изображений.

Для применения методов на основе ортогональных преобразований требуется априорная информация для выбора порогового значения, ортогонального базиса и размера блоков спектрального представления. Данные методы также приводят к размытию текстуры и структуры при восстановлении больших областей с потерянными пикселями, а большое количество итераций приводит к значительным вычислительным затратам.

Использование методов на основе синтеза текстуры требует априорной информации о размере и форме области восстановления и геометрических свойствах изображения для выбора параметров методов.

К недостаткам данных методов следует отнести:

видимость границ на восстановленном изображении между найденными похожими блоками;

неправильное восстановление при отсутствии похожего блока;

зависимость ошибки восстановления от размера блока для поиска подобия.

К методам, основанным на синтезе текстуры, относится *exemplar-based methods* (EBM) [8], который заключается в вычислении приоритета для каждого пикселя границы с последующим поиском похожего квадратного блока в области доступных пикселей и его копировании в область отсутствующих пикселей.

5.1. Исследование метода *exemplar-based image inpainting* (EBM)

В табл. 5.1 представлены значения RMSE для метода EBM при восстановлении тестовых изображений в зависимости от различных размеров блока поиска подобия, где:

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - \bar{S}_{i,j})^2} / N \cdot M, \quad i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}.$$

В качестве тестовых выбраны изображения с различными геометрическими особенностями:

геометрические фигуры – бинарное изображение с геометрической структурой, представленной границами двух треугольников, с отсутствующим блоком пикселей в центре на пересечении четырех границ;

фрагмент изображения Cameramen – с перепадами яркости и отсутствующим квадратным блоком пикселей;

фрагмент изображения Barbara – с текстурой и отсутствующим квадратным блоком пикселей;

фрагмент изображения Lena – с текстурой и структурой и отсутствующим квадратным блоком пикселей.

Количество отсутствующих пикселей в квадратном блоке составляет 5...12 % от общего количества пикселей изображения.

Таблица 5.1. Зависимость RMSE от размера блока для различных изображений

Фрагмент изображения	Размер блока, пкс									
	3	5	7	9	11	13	15	17	19	21
Геометрические фигуры	34,152	15,958	14,066	8,659	9,526	6,398	9,628	6,156	6,258	12,947
Cameramen	16,459	12,630	18,399	12,893	9,913	13,384	15,776	13,781	9,936	10,230
Barbara	11,252	9,429	9,6339	10,190	8,751	9,798	9,635	9,485	10,820	11,756
Lena	11,817	11,069	11,711	10,410	12,816	9,530	9,782	9,261	9,061	9,673

Анализ результатов, представленных в табл. 5.1 показывает, что для каждого типа изображений существует свой оптимальный размер блока, который зависит от их геометрических особенностей [11]. Так, при наличии резких перепадов яркости, размеры которых сравнимы с размером изображения, необходимо выбирать больший размер блока для поиска подобия. При наличии сложной структуры, большего количества границ и перепадов яркости размер блока следует брать меньше. Значение RMSE в среднем изменяется на 50...150 % при увеличении размера блока от 3 до 21 пкс. Исследование показало необходимость введения адаптации к размеру и форме блока для поиска подобия с целью уменьшения погрешности восстановления изображений.

5.2. Реконструкция цифровых изображений на основе принципа подобия блоков в пространстве L_p

Упрощенная математическая модель исходного черно-белого изображения представляет собой восьмибитную двумерную дискретную последовательность $Y_{i,j}$, $i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$, (рис. 5.1):

$$Y_{i,j} = \begin{cases} S_{i,j}, & \text{если } \eta_{i,j} = \{\cdot\}, \\ \eta_{i,j}, & \text{если } \eta_{i,j} \neq \{\cdot\}, \end{cases}$$

где $S_{i,j}$ – доступные пиксели неискаженного изображения; $\eta_{i,j}$ – область изображения с отсутствующи-

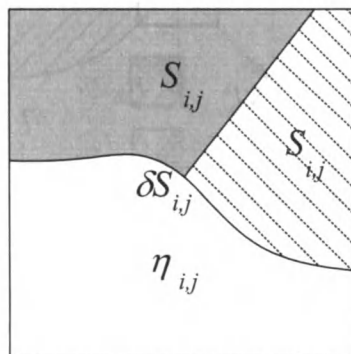


Рис. 5.1. Модель изображения

ми пикселями (дефекты изображений); N – число строк; M – число столбцов двумерного массива изображений.

Предполагается, что априорная информация о геометрических особенностях изображений отсутствует, считаются известными координаты области $\eta_{i,j}$, при этом ее принадлежность к классу искажений неизвестна.

Обозначим множество пикселей принадлежащих границе области восстановления, как $\delta S_{i,j}$, где $i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}$.

На первом шаге для каждого пикселя границы $\delta S_{i,j}$ с помощью метода LPA-ICI адаптивно определяется форма области для поиска подобия, которая формируется путем объединения двух смежных однородных подобластей в направлении максимума градиента [12].

На втором шаге вычисляется значение приоритета $P(\delta S)$ для каждого значения пикселя границы, который состоит из двух множителей (рис. 5.2) [8]:

$$P(\delta S) = C(\delta S)D(\delta S), \quad (5.1)$$

$$C(\delta S) = \frac{\sum_{l \in \Psi_{\delta S}} C(l)}{|\Psi_{\delta S}|}, \quad D(\delta S) = \frac{|\nabla I_{\delta S}^{\perp} n_{\delta S}|}{\alpha}, \quad (5.2)$$

где $\delta S_{i,j}$ – текущий пиксель на границе доступных пикселей; $C(\delta S)$ –

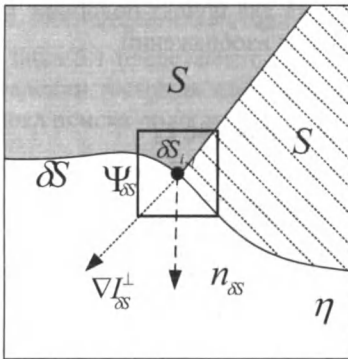


Рис. 5.2. Построение ортогональных векторов

коэффициент доверия; $D(\delta S)$ – коэффициент градиента; $\Psi_{\delta S}$ – адаптивный блок пикселей с центром в пикселе $\delta S_{i,j}$; $|\Psi_{\delta S}|$ – количество пикселей адаптивного блока, $\nabla I_{\delta S}^{\perp}$ – вектор, ортогональный градиенту в точке $\delta S_{i,j}$; $n_{\delta S}$ – вектор, ортогональный границе δS в точке $\delta S_{i,j}$; α – нормированный множитель, который для 8-битных изображений равен 255.

Вначале предполагается, что значение коэффициента доверия C для пикселей из области S равно 1, а для области η равно 0 [8].

Вычисление приоритета с помощью выражения (5.1) позволяет придавать больший вес пикселям, которые находятся на перепадах яркости (границах), таким образом восстанавливая их в первую очередь.

Учет коэффициента доверия $C(\delta S)$ позволяет присваивать меньший вес восстановленным пикселям при увеличении расстояния от доступных пикселей из области S .

Определяется пиксель $p \in (i, j)$ с максимальным значением приоритета $\max(P(\delta S_{i,j}))$ на границе δS и выбирается адаптивная область Ψ_p , принадлежащая данному пикселю (рис. 5.3), использование, которой позволяет корректно учитывать форму области восстановления и не захватывать лишние границы, которые могут привести к неправильной реконструкции изображения.

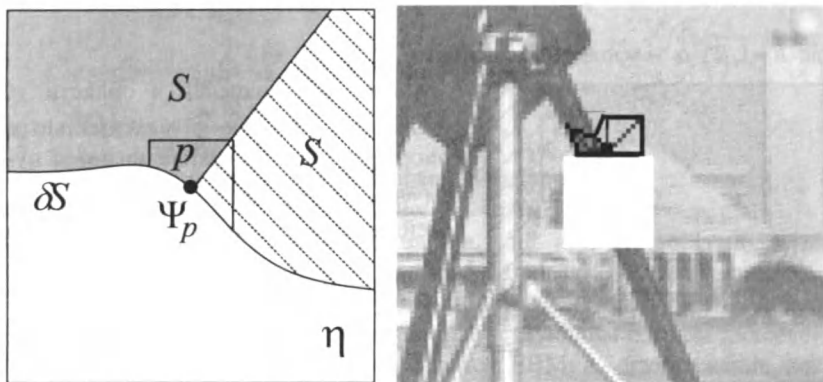


Рис. 5.3. Адаптивный выбор формы области для поиска подобия

Далее предлагается увеличивать число блоков, полученных из исходного изображения с доступными пикселями, путем их поворота на 90° , 180° , 270° (рис. 5.4). Данный подход позволяет уменьшить погрешность восстановления изображения за счет увеличения числа блоков и увеличения вероятности нахождения более похожего блока по евклидовой метрике [13].

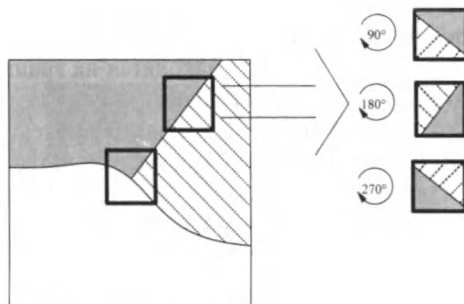


Рис. 5.4. Поворот блока пикселей на изображении

На третьем шаге находятся блоки $\psi_{q^{(h)}}$, $h = \overline{1, R}$ в области доступных пикселей S с учетом повернутых на 90, 180, 270°, для которых евклидова метрика минимальна (рис. 5.5):

$$\sqrt{\sum (\Psi_p - \Psi_q)^2} \longrightarrow \min. \quad (5.3)$$

Число блоков подобия R определяется с помощью доверительного интервала:

$$\sqrt{\sum (\Psi_p - \Psi_q)^2}_{\min} + \alpha \cdot \sqrt{\sum (\Psi_p - \Psi_q)^2}_{\min} > \sqrt{\sum (\Psi_p - \Psi_{q^{(h)}})^2}, \quad (5.4)$$

где $h = \overline{1, R}$; α – уровень значимости.

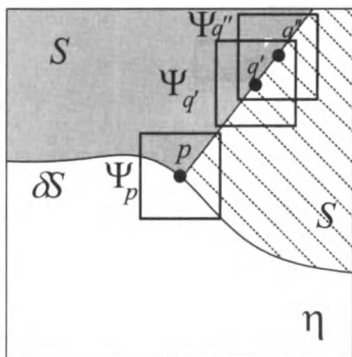


Рис. 5.5. Поиск похожих блоков

Значения пикселей в области η смежные к пикселю с максимальным приоритетом p восстанавливаются путем усреднения соответствующих пикселей из найденных областей $\psi_{q^{(h)}}$ в области доступных пикселей S [14]:

$$\bar{S} = \sum_{h=1}^R \psi_{q^{(h)}} / R.$$

Коэффициент доверия C для восстановленных пикселей присваивается равным текущему значению $C(p)$ [8], после чего процедура пересчета приоритета и поиска похожих областей с последующей заменой повторяется.

5.3. Исследование метода реконструкции цифровых изображений на основе принципа подобия блоков в пространстве L_p

Исследование эффективности проводится на тестовых изображениях с отсутствующими пикселями, которые находятся на границах с резкими перепадами яркости. Оценка эффективности качества обработки изображений проводится на основе субъективного критерия сравнения и статистических критериев, в качестве которых используются:

значение среднеквадратического отклонения разности между оценкой полезного двумерного сигнала и его модели

$$RMSE = \sqrt{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - \bar{S}_{i,j})^2 / (NM)};$$

оценка отношения сигнал/шум

$$SNR = 10 \lg \left(\frac{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M S_{i,j}^2}{\sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M (S_{i,j} - \bar{S}_{i,j})^2} \right);$$

пиковое отношение сигнал/шум

$$PSNR = 20 \lg (\max(S) / RMSE);$$

оценка средней абсолютной ошибки

$$MAE = \sum_{i=1}^N \sum_{j=1}^M |S_{i,j} - \bar{S}_{i,j}| / (NM);$$

оценка максимума абсолютной разницы

$$MAX = \max |S - \bar{S}|, \text{ где } i = \overline{1, N}, j = \overline{1, M}.$$

На рис. 5.6 представлен пример восстановления изображения с геометрическими фигурами, на рис. 5.7 пример восстановления фрагмента изображения Cameramen, на рис. 5.8 пример восстановления фрагмента изображения Лепа и на рис. 5.9 пример восстановления изображения Barbara с боком потерянных пикселей на текстуре (*a* – исходное изображение; *б* – изображение с отсутствующим блоком пикселей; *в* – изображение, восстановленное методом EBM; *г* – изображение, восстановленное предложенным методом).

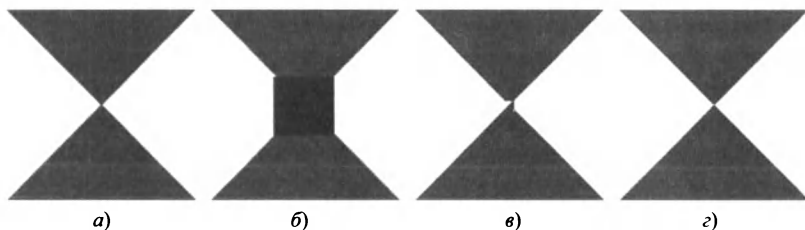


Рис. 5.6. Восстановление изображения с геометрическими фигурами

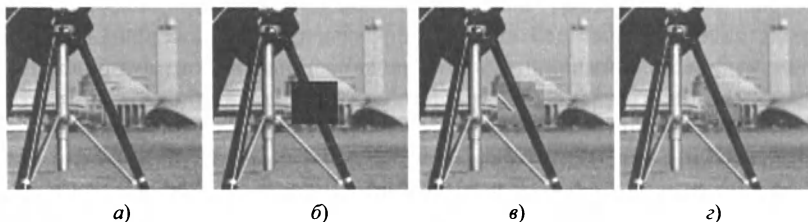


Рис. 5.7. Восстановление фрагмента изображения Cameramen



Рис. 5.8. Восстановление фрагмента изображения Lena

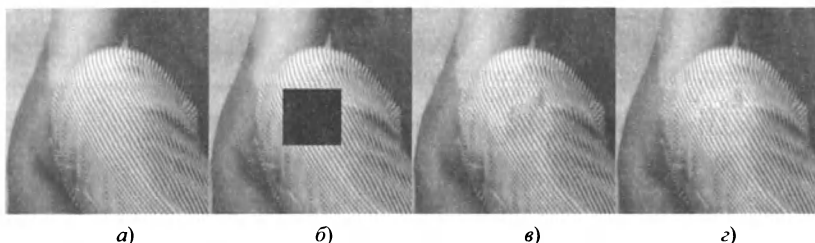


Рис. 5.9. Восстановление фрагмента изображения Barbara

Особенностью тестового изображения (рис. 5.6) является то, что область с отсутствующими пикселями находится на пересечении четырех границ, которые необходимо экстраполировать, соединив соответственные противоположные границы. Предложенный метод реконструкции значений пикселей позволяет «правильно» восстановить границы изображения, а на изображении, восстановленном методом EBM, наблюдаются ошибки из-за того, что происходит замена всех пикселей из найденных похожих блоков.

Анализ результатов обработки показывает, что предложенный метод позволяет корректно восстановить границы изображения.

Также следует отметить, что при использовании предложенного метода реконструкции значений пикселей структура изображения, представленная границей шляпы на фрагменте изображения Lena, восстанавливается «правильно», т.е. предложенный метод не приводит к размытию текстуры и структуры при восстановлении больших областей с потерянными пикселями. При обработке методом EBM остаются заметными незначительные искажения на фоне «бортов» шляпы.

При обработке методом EBM наблюдается зависимость эффективности восстановления от размера блока при поиске подобия, который выбирается на основе априорной информации о геометрических осо-

бенностях изображения. Предложенный метод имеет преимущество при реконструкции как текстурных участков, так и мелких деталей изображения. Особенно это преимущество проявляется для структуры, которая характеризуется перепадами яркости, границами и контурами.

В табл. 5.2 представлены значения погрешностей обработки для предложенного метода и метода EBM при наилучших значениях параметров обработки для рассмотренных тестовых изображений. Стоит отметить, что количественные значения погрешностей подтверждают визуальный анализ. При использовании разработанного метода реконструкции изображений значения погрешностей в среднем на 30...40 % меньше, чем при обработке методом EBM.

Таблица 5.2. Зависимость погрешности обработки для различных изображений

Фрагмент изображения	RMSE		SNR		PSNR		MAE		MAX	
	Метод EBM	Предложенный метод	Метод EBM	Предложенный метод	Метод EBM	Предложенный метод	Метод EBM	Предложенный метод	Метод EBM	Предложенный метод
Геометрические фигуры	6,156	1,897	29,333	39,701	32,201	42,568	0,229	0,051	200	200
Camera-men	9,913	6,179	22,553	26,616	28,185	32,311	1,763	0,836	129	107
Barbara	8,751	7,477	23,306	24,627	29,289	30,655	1,898	1,399	115	97
Lena	9,061	5,956	24,130	27,734	28,987	32,630	1,245	0,651	191	174

Используем предложенный метод реконструкции двумерных сигналов при восстановлении архивных фотографий [15]. В качестве тестовых изображений выбраны архивные фотографии, представленные на рис. 5.10–5.12. Оценка эффективности качества обработки изображений проводится на основе субъективного критерия сравнения.

На рис. 5.10 представлены примеры восстановления изображения Square. Стоит отметить, что область с дефектными пикселями находится на нескольких участках фотографии со сложной структурой в виде зданий. Анализ результатов обработки показывает, что предложенный метод позволяет корректно восстановить границы представленных зданий и объектов на фотографии.

На рис. 5.11 представлены примеры восстановления изображения Bridge, а на рис. 5.12 – примеры восстановления изображения Wineglass.



а) б)
Рис. 5.10. Восстановление изображения Square:

а – исходное изображение; б – изображение, восстановленное предложенным методом



а) б)
Рис. 5.11. Восстановление изображения Bridge:

а – исходное изображение; б – изображение, восстановленное предложенным методом



а) б)
Рис. 5.12. Восстановление фрагмента изображения Wineglass:

а – исходное изображение; б – изображение, восстановленное предложенным методом

Из анализа результатов обработки следует отметить, что предложенный метод не приводит к размытию текстуры и структуры при восстановлении больших областей с потерянными пикселями.

Использование предложенного метода восстановления двумерных сигналов позволяет адаптивно вычислять размер и форму блока при поиске подобия. Анализ результатов обработки показывает, что предлагаемый метод позволяет синтезировать текстуру с одновременным восстановлением структуры изображения, при этом метод является робастным к размеру, форме, геометрическим особенностям области восстановления, а также наблюдается отсутствие артефактов, возникающих при замене блоков целиком.

Одно из применений реконструкции изображений – удаление ненужных объектов с поверхности фотографии. К таким объектам относятся различные логотипы каналов, дата, время, субтитры и т.д. Для исследования эффективности предложенного метода реконструкции при удалении объектов выбрано пять тестовых изображений: Pyramid (рис. 5.13), Skier (рис. 5.14), Cat (рис. 5.15), Stone (рис. 5.16), Satellite (рис. 5.17). Оценка эффективности качества обработки изображений проводится на основе субъективного критерия сравнения.

На рис. 5.13 представлены примеры удаления объекта на изображении Pyramid. Стоит отметить, что число потерянных пикселей составляет примерно 15 % от их общего числа. Объект находится на участке со сложной структурой в виде пересечения нескольких границ, при этом предложенный метод не приводит к размытию текстуры и структуры при восстановлении больших областей с потерянными пикселями.

На рис. 5.14 представлен пример удаления объекта на изображении Skier.

Анализ результатов обработки показывает, что предложенный метод позволяет корректно восстановить детали и фон на изображении.

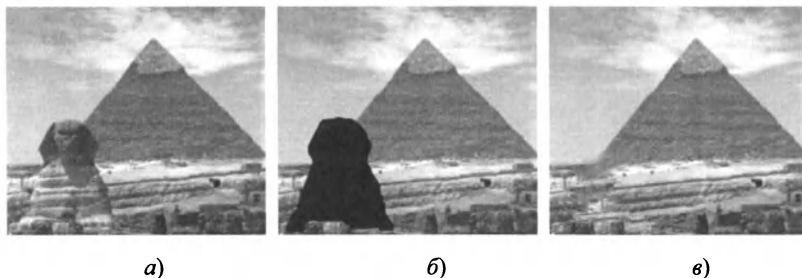
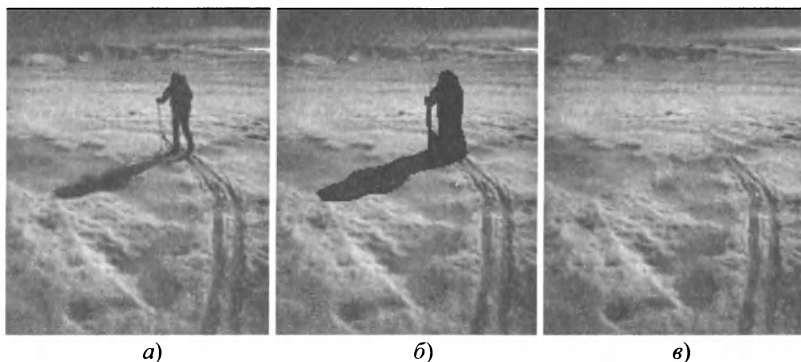


Рис. 5.13. Удаление объекта на изображении Pyramid:
а – исходное изображение; б – маска для удаления объекта;
в – изображение, восстановленное предложенным методом

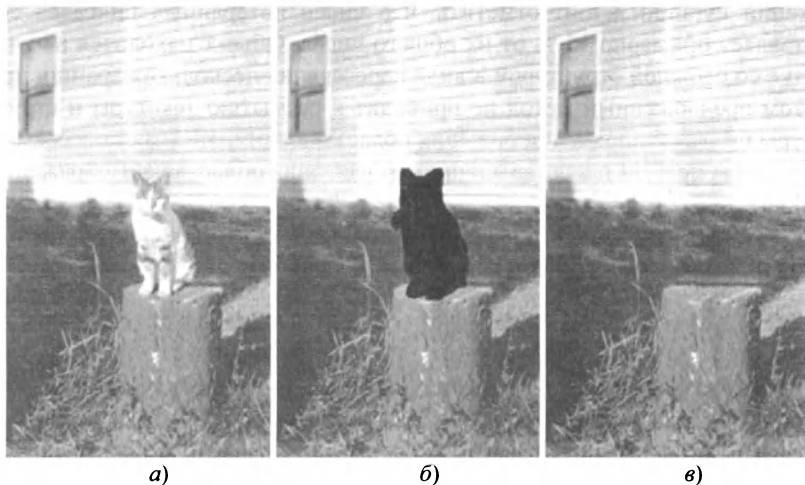


а) б) в)

Рис. 5.14. Удаление объекта на изображении Skier:

а – исходное изображение; *б* – маска для удаления объекта;
в – изображение, восстановленное предложенным методом

На рис. 5.15 представлен пример удаления объекта на изображении Cat. Особенностью данного тестового изображения является то, что область с отсутствующими пикселями находится на пересечении границ, которые необходимо экстраполировать, соединив соответственные противоположные границы.



а)

б)

в)

Рис. 5.15. Удаление объекта на изображении Cat:

а – исходное изображение; *б* – маска для удаления объекта;
в – изображение, восстановленное предложенным методом

На рис. 5.16 представлен пример удаления объекта на изображении Stone.

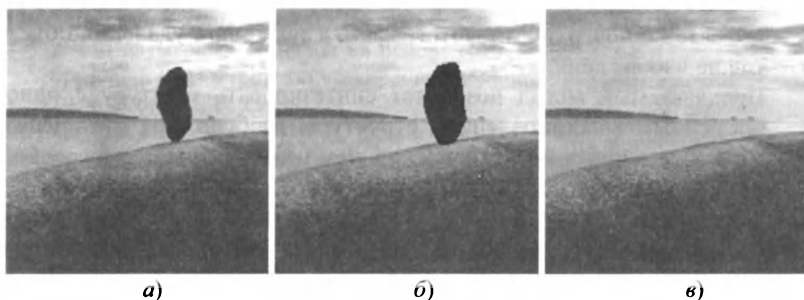


Рис. 5.16. Удаление объекта на изображении Stone:
a – исходное изображение; *б* – маска для удаления объекта
в – изображение, восстановленное предложенным методом

На рис. 5.17 представлен пример удаления объекта на изображении Satellite.

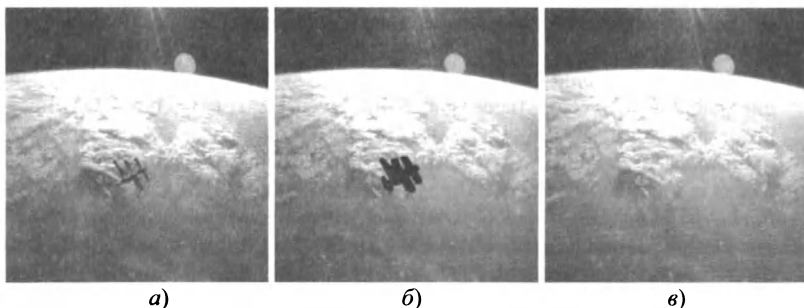


Рис. 5.17. Удаление объекта на изображении Satellite:
a – исходное изображение; *б* – маска для удаления объекта;
в – изображение, восстановленное предложенным методом

Анализ результатов обработки показывает, что предлагаемый метод позволяет синтезировать текстуру с одновременным восстановлением структуры изображения и при этом является робастным к размеру, форме, геометрическим особенностям области удаления объекта.

Предлагаемый метод восстановления значений двумерных сигналов на основе синтеза текстуры и структуры изображений использует модифицированный метод ЕВМ, что позволяет выбрать адаптивную форму и размер блока, для которого находятся похожие блоки.

На нескольких примерах показана эффективность предлагаемого метода реконструкции двумерных сигналов при восстановлении архивных изображений, при удалении царапин, пятен, и прочих

дефектов с поверхности фотографий, а также при удалении объектов на изображении.

Предлагаемый метод позволяет синтезировать текстуру с одно-временным восстановлением структуры изображения и получить меньшую ошибку восстановления, чем известный метод в среднем на 30...40 %. Разработанный метод имеет преимущество при реконструкции как границ, так и мелких деталей изображения. Особенно данное преимущество проявляется для структуры, которая характеризуется перепадами яркости, границами и контурами.

Литература

1. Bertalmio M., Bertozzi A., Sapiro G. Fluid dynamics, and image and video inpainting // Hawaii: Proc. IEEE Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)/ 2001. С. 213–226.
2. Perona P., Malik J. Scale-space and edge detection using anisotropic diffusion // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 1990. № 12(7). С. 629–639.
3. Ballester C., Bertalmio M., Caselles V., Sapiro G., Verdera J. Filling-in by joint interpolation of vector fields and gray levels // IEEE Trans. On Image Processing. 2001. № 10(8). С. 1200–1211.
4. Alkachouh Z., Bellanger M.G. Fast DCT-based spatial domain interpolation of blocks in images // IEEE Trans. Image Process. 2000. V. 9. № 4. С. 729–732.
5. Park J.W., Kim J.W., Lee S.U. DCT coefficients recovery-based error concealment technique and its application to the MPEG-2 bit stream error // IEEE Trans. Circuits Syst. Video Technol. 1997. V. 7. № 6. С. 845–854.
6. Guleryuz O.G. Nonlinear approximation based image recovery using adaptive sparse reconstructions and iterated denoising. Part I: Theory // IEEE transactions on image processing. 2006. V. 15. № 3.
7. Elad M., Starck J., Querre P., and Donoho D. Simultaneous cartoon and texture image inpainting using morphological component analysis (MCA) // Applied and Computational Harmonic Analysis. 2005. V. 19. № 3. С. 340–358.
8. Criminisi A., Perez P., Toyama K. Region filling and object removal by exemplar-based image inpainting // IEEE Trans. Image Process. 2004. № 13(9). С. 28–34.
9. Bertalmio M., Vese L., Sapiro G., Osher S. Simultaneous texture and structure image inpainting // Proceedings of the International Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 2003. С. 707–712.
10. Gabriel P. PeyreTexture synthesis with grouplets // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. 2010. V. 32. № 4.
11. Voronin V.V., Marchuk V.I., Egiazarian K.O. Images reconstruction using modified exemplar based method // in Image Processing: Algorithms and Systems IX, edited by Jaakko T. Astola, Karen O. Egiazarian // Proceedings of SPIE. V. 7870 (SPIE, Bellingham, WA. 2011) 78700N.
12. Katkovnik V., Egiazarian K., Astola J. Local Approximation techniques in signal and image processing. Bellingham, Washington. 2006.

13. *Марчук В.И., Воронин В.В., Шерстобитов А.И.* Метод восстановления значений двумерных сигналов на основе синтеза текстуры и структуры изображений // *Электротехнические и информационные комплексы и системы.* 2010. Т. 6. № 2. С. 25–33.
14. *Марчук В.И., Воронин В.В., Франц В.А.* В.И. Модифицированный метод восстановления двумерных сигналов // *Научно-технические ведомости СПбГПУ.* 2011. № 1. С. 31–36.
15. *Марчук В.И., Воронин В.В., Гапон Н.В.* Использование метода реконструкции двумерных сигналов при удалении объектов на изображении // *Материалы Междунар. научн. конф. «Излучение и рассеяние электромагнитных волн» (ИРЭМВ-2011).* – Таганрог: Изд-во ТТИ ЮФУ. 2011. С. 482–485.
16. *Цифровая обработка сигналов и ее техническое приложение в телекоммуникационных системах.* Монография / под ред. *В.И. Марчука.* Шахты: Изд-во ЮРГУЭС, 2010.

METHODS OF DIGITAL SIGNAL PROCESSING FOR SOLVING APPLIED PROBLEMS

CHAPTER 1

Analysis of methods of automatic estimation of noise variance by the base of test digital images 7

V.V. Lukin, S.K. Abramov, M.L. Uss, V.V. Zabrodina, N.N. Ponomarenko,
A.A. Zelenskiy, B. Vozel, K. Shedi

A task of blind estimation of additive noise variance in grayscale and color images is considered. Several groups of methods can be applied for this purpose. Their main advantages and drawbacks are discussed. The methods are tested for a large number of test color images from the database TID2008 and two values of noise variance. Both spatially uncorrelated and correlated noise cases are considered. It is demonstrated that quite accurate estimates can be obtained for most images whilst abnormal ones are observed for texture images and in cases of images with clipping effects. It is also shown that the methods operating in spectral domain produce estimation bias for images corrupted by spatially correlated noise.

CHAPTER 2

Noise suppression at digital image processing by the method of local-adaptive discrete-cosine filtration 34

V.V. Lukin, D.V. Fevraleov, S.K. Abramov, N. N. Ponomarenko, D.A. Kurkin,
O.B. Pogrebnyak, K. Egiazarian, J.T. Astola, I. Djurović

Practical situations when noise in images is non-stationary are considered. Problems of its removal are discussed. It is shown that image filtering can be carried out on basis of local estimation of noise standard deviation in 8x8 blocks. Statistical characteristics of these estimates for spatially uncorrelated and correlated noise cases are studied. The estimates in spatial and spectral domains are investigated. It is shown that these local estimates also depend on image content in a block. Heterogeneous image blocks can be detected. This allows setting local thresholds for denoising method based on discrete cosine transform. Numerical simulation results showing the method efficiency are presented. Examples demonstrating applicability of the proposed approach to real life images are also given.

CHAPTER 3

Methods of multi-channel digital signals compression on the base of the discrete cosine transform 71

A.A. Zelensky, M.S. Zryahov, V.V. Lukin

A task of lossy compression of multichannel signals based on 2D discrete cosine transform is considered. Typical properties of such signals including possible high correlation and variability of signal power are discussed. If such correlation exists, this allows exploiting it for better compression. Several operations of multi-channel signal pre-processing are proposed. For model data, it is shown that all these operations, although in different degree, lead to better compression, i.e. providing larger compression ratio for the same level of distortions due to lossy compression. Compression ratio also depends on used rectangular shape block size. Recommendations on practical setting the compression algorithm parameters are presented.

CHAPTER 4

Method for reconstruction of lost image points by the entropy of discrete cosine transform coefficients 96

N.N. Ponomarenko, V.V. Lukin, A.A. Zelensky, K. Egiazarian, J. Astola

For several applications, a task of image value recovery is important. This happens in removal of impulse noise under assumption that the corresponding pixels are correctly detected and in image inpainting. It is shown that the presence of such distortions changes statistical characteristics of discrete cosine transform coefficients, in particular, their entropy. Based on this fact, the method for lost (corrupted) pixel value reconstruction is proposed. Its efficiency is studied for test images with simulated distortions. It is demonstrated that the proposed method outperforms several known ones in terms of PSNR and reconstructed image visual quality.

CHAPTER 5

Method for reconstruction of two-dimension signals 109

V.I. Marchuk, V.V. Voronin, A.I. Sherstobitov, E.A. Semenishev

A novel image reconstruction method based on modified exemplar based technique is considered. This modification allows to choose sub-optimally image-adaptive form and size of the block in order to find similar patches, number of which is further increased by rotation of these blocks. We show that the efficiency of image reconstruction depends on the choice of block size for the exemplar based method. Proposed block size selection adaptivity allows to obtain a smaller reconstruction error than that of the traditional method as well as other state-of-the-art image inpainting methods. We demonstrate the performance of a new approach via several examples, showing the effectiveness of the proposed algorithm in removal of small and large objects on the test images.

Н а у ч н а я с е р и я
«Цифровая обработка сигналов»

Редактор серии
докт. техн. наук, профессор Владимир Иванович Марчук

МЕТОДЫ ЦИФРОВОЙ ОБРАБОТКИ СИГНАЛОВ ДЛЯ РЕШЕНИЯ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ

Под редакцией
доктора технических наук, профессора
Владимира Ивановича Марчука

А в т о р ы :
Виктория Валеотевна Абрамова, Сергей Клавдиевич Абрамов,
Яаако Астола, Бенуа Возель, Вячеслав Владимирович Воронин,
Игорь Джурович, Карен Оникович Егиазариан,
Александр Алексеевич Зеленский, Михаил Сергеевич Зряхов,
Дмитрий Александрович Куркин, Владимир Васильевич Лукин,
Владимир Иванович Марчук, Олексий Болеславович Погребняк,
Николай Николаевич Пономаренко, Евгений Александрович Семенищев,
Михаил Леонтьевич Усс, Дмитрий Владимирович Февралев, Касем Шеди,
Александр Иванович Шерстобитов

Редактор Н.Ф. Костина
Изд. № 25. Сдано в набор 14.01.2012.
Подписано в печать 25.05.2012. Формат 60×90 1/16.
Бумага офсетная. Гарнитура Таймс.
Печать офсетная.
Печ. л. 8. Тираж 400 экз. Зак. №

Издательство «Радиотехника»
107031, Москва, К-31, Кузнецкий мост, д. 20/6
Тел./факс: (495)621-48-37; 625-78-72, 625-92-41
E-mail: info@radiotec.ru
[www. radiotec.ru](http://www.radiotec.ru)

Отпечатано в типографии ООО «Галлея-Принт»
Тел.: (495) 673-57-85
Факс: (495) 777-81-28
E-mail: galleyaprint@gmail.com
<http://galleyaprint.ru>

Для заметок

Для заметок

Рассмотрены актуальные вопросы цифровой обработки сигналов для решения практических задач. Проведен анализ методов автоматического оценивания дисперсии помех по базе тестовых изображений. Представлены адаптивные методы подавления помех при цифровой обработке изображений. Предложены методы сжатия многоканальных сигналов, а также методы и алгоритмы реконструкции значений цифровых изображений. Результаты получены коллективами ученых России, Украины, Финляндии, Сербии, Франции.

Для научных работников, преподавателей и студентов, специализирующихся на решении прикладных задач в области цифровой обработки сигналов, а также инженеров, занимающихся разработкой и внедрением систем цифровой обработки сигналов.

I SBN 978-5-88070-303-6



9 785880 703036