

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина»

На правах рукописи



ПРОНЬКИН АНТОН ВИКТОРОВИЧ

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ С НИЗКОЙ
ВЫЧИСЛИТЕЛЬНОЙ СЛОЖНОСТЬЮ ФИЛЬТРАЦИИ ШУМА И
ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ГРАНИЦ ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальность 2.3.8. Информатика и информационные процессы

ДИССЕРТАЦИЯ
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель:
доктор технических наук, профессор
Новиков Анатолий Иванович

Рязань, 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	4
1 ОБЗОР МЕТОДОВ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	22
1.1 Фильтрация дискретного гауссова шума.....	24
1.1.1 Линейные сглаживающие операторы.....	24
1.1.2 Нелинейные сглаживающие операторы.....	27
1.1.3 Сравнительный анализ сглаживающих свойств операторов	31
1.1.4 Выводы.....	37
1.2 Фильтрация периодических помех.....	38
1.2.1 Частотный подход к фильтрации периодического шума	39
1.2.2 Методы фильтрации частот в спектральной области	41
1.2.3 Выводы.....	43
1.3 Оценивание дисперсии шума на изображениях	43
1.3.1 Обзор методов оценивания уровня шума	44
1.3.2 Блочные методы оценивания уровня шума	47
1.3.3 Выводы.....	51
1.4 Детектирование границ перепада яркости	52
1.4.1 Постановка задачи детектирования границ	53
1.4.2 Классификация детекторов границ.....	54
1.4.3 Метод детектирование границ Кенни	58
1.4.4 Выводы.....	62
1.4 Выводы по разделу.....	63
2 МЕТОД ОЦЕНИВАНИЯ ДИСПЕРСИИ ДИСКРЕТНОГО БЕЛОГО ШУМА НА	
ОСНОВЕ РАЗНОСТНЫХ ОПЕРАТОРОВ С ВЕКТОРНЫМИ МАСКАМИ	66
2.1 Разностный оператор с векторной маской	67
2.2 Строчный метод эффективного оценивания дисперсии шума	71
2.3 Сравнительный анализ методов оценивания СКО шума.....	73
2.4 Модификация алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации дискретного	
белого шума	82
2.4.1 Модификация алгоритмов линейной фильтрации	82

2.4.2 Модификация алгоритма нелинейной фильтрации	86
2.5 Выводы по разделу.....	91
3 ГРАДИЕНТНЫЙ МЕТОД ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ГРАНИЦ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕКТОРНЫХ МАСОК.....	93
3.1 Метод детектирования границ с низкой вычислительной сложностью	94
3.2 Алгоритм автоматического подбора порогов фильтрации.....	102
3.3 Сравнительный анализ градиентных методов детектирования границ	105
3.4 Фильтрация периодического шума с автоматической локализацией областей локальных максимумов амплитудного спектра.....	111
3.5 Выводы по разделу.....	117
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	118
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	120
ПРИЛОЖЕНИЕ А. АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ.....	131
ПРИЛОЖЕНИЕ Б. СВИДЕТЕЛЬСТВА О РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ	137

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы. В настоящее время системы технического зрения (СТЗ) с различной степенью автоматизации процессов обработки изображений и уровнем решения интеллектуальных задач широко используются в современной жизни. С развитием систем технического зрения поиск новых и модификация существующих алгоритмов, с целью уменьшения сложности и повышения качества обработки, остается актуальной задачей. Такие системы, как правило, направлены на решение целого класса задач, начиная от экспертных систем для помощи принятия решений, повышения безопасности и уменьшения влияния человеческого фактора, систем дополненного видения с целью визуально обогатить имеющуюся информацию, заканчивая автоматическими системами управления транспортом и производством.

Современные летательные аппараты (ЛА) невозможно представить без бортовых СТЗ, выполняющих широкий спектр задач. Как правило, на ЛА установлен набор сенсоров, которые способны снимать сигналы в разных спектральных диапазонах и на основе результатов их обработки уведомлять экипаж о состоянии судна, корректировать курс, «подсвечивать» опасные участки, дополнять реальное изображение (РИ) виртуальным изображением (ВИ), синтезированным по цифровой карте местности, в условиях плохой видимости.

Обилие количества информации, получаемой с датчиков, и необходимость учитывать достаточно большой набор факторов, влияющих на получаемый результат, требуют высокой производительности от бортового вычислителя, мощности которого ограничены. Разработка современных высокоуровневых алгоритмов для улучшения качества результатов и добавление новых сенсоров способствуют еще большей необходимости в вычислительных ресурсах. Одновременно с этим, качество работы высокоуровневых алгоритмов напрямую зависит от результатов и времени обработки низкоуровневых алгоритмов – методов предварительной обработки изображений.

Неотъемлемой частью СТЗ летательных аппаратов, робототехнических комплексов на подвижной платформе и многих других СТЗ, обеспечивающих

обработку потоков видеоинформации в реальном времени являются подсистемы предварительной обработки изображений. Хотя задачи предварительной обработки изображений относятся по классификации Гонсалеса и Вудса к задачам низшего уровня [1], их значение для подсистем более высокого уровня исключительно велико, а в некоторых случаях является определяющим. Например, успешное применение комплексного контурного анализа невозможно без корректного выделения границ перепада яркостей на растровом изображении [2-4]. Получение адекватного контурного аналога растрового изображения невозможно, в свою очередь, без подавления шумов.

Задача подавления шума является одной из основных в подсистемах предварительной обработки изображений. Визуальные проявления цифрового шума на изображениях и влияние шума на работу подсистем более высокого уровня зависят от вида шума. Наиболее типичным для цифровых изображений является дискретный белый шум. Способы фильтрации такого шума хорошо изучены. На сглаживающие операторы (фильтры), которые призваны подавлять шумовую составляющую изображения, налагаются противоречивые требования: с одной стороны, используемый метод фильтрации шума должен в максимальной степени подавлять шум, с другой – в минимальной степени размывать границы резких перепадов яркости. Еще одно ограничение, налагаемое на используемый метод фильтрации шума, заключается в минимизации вычислительных затрат на его реализацию.

Линейные фильтры имеют низкую вычислительную сложность, обеспечивая при этом хороший уровень подавления шума, однако они одновременно размывают границы перепада яркостей. Нелинейные фильтры типа сигма-фильтра и билатерального фильтра позволяют сохранять без размытия границы перепада яркостей. Достигается такой результат при правильной настройке параметров фильтра, корректная установка которых возможна только при условии знания мощности дискретного шума в составе обрабатываемого изображения.

Поэтому одна из задач диссертационного исследования заключается в разработке методов оценивания мощности дискретного белого шума в составе

изображения и в адаптивной настройке параметров алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации на этой основе.

Периодический шум не столь типичен для цифровых изображений в отличие, например, от импульсных помех и, тем более, дискретного белого шума. Вместе с тем, методы обнаружения и фильтрации периодических компонент в составе как одномерных, так и двумерных сигналов, хорошо изучены. Общая схема фильтрации сводится к трем основным процедурам:

- применение прямого дискретного преобразования Фурье (ДПФ) к зашумленному изображению и вычисление амплитудного спектра;
- обнаружение точек локальных экстремумов амплитудного спектра и формирование маски в форме окрестностей точек локальных экстремумов, значения амплитуд в которых превышают средний уровень по спектру;
- применение маски, сформированной на втором этапе к результату прямого ДПФ и выполнение обратного ДПФ (восстановление изображения).

Проблема заключается в том, что фильтрация периодического шума цифрового изображения в известных пакетах программ (MATLAB) производится с участием оператора на этапе формирования и применения к амплитудному спектру обрабатываемого изображения секториальных масок. Для применения системы фильтрации периодического шума в СТЗ реального времени необходимо, чтобы работа такой системы проходила полностью в автоматическом режиме.

Попытки построения полностью автоматических методов подавления периодического шума в последние годы предпринимались в ряде работ зарубежных авторов [5-7]. Авторы работ предлагают методы построения масок, адекватно отражающих распределение локальных максимумов амплитудного спектра в пределах частотного прямоугольника. Недостаток предлагаемых решений заключается в большой вычислительной сложности предлагаемых алгоритмов. Таким образом, разработка полностью автоматического метода фильтрации периодического шума, имеющего низкую вычислительную сложность – еще одна задача диссертационного исследования.

Еще одной и очень важной задачей, входящей в подсистему предварительной обработки изображений, является задача детектирования границ перепада яркостей. Контурное изображение содержит существенно меньше активных пикселей по сравнению с растровым изображением, из которого оно было получено, а, следовательно, оно лучше поддается обработке, занимает меньший объем для хранения и передачи. При этом на контурном изображении сохраняется основная информация о целевых объектах. В настоящем исследовании реальные изображения – это, в основном, изображения подстилающей поверхности в плоскости Земли, полученные на борту ЛА. Целевыми объектами в этом случае являются объекты постоянного присутствия на поверхности Земли: водные объекты, мосты, дороги, крупные инфраструктурные объекты и т.д.

Контурное изображение, сохраняя основные отличительные признаки объекта в виде его границы, позволяет применять для его последующей обработки развитый математический аппарат и, в частности, комплексный контурный анализ [2]. Переход от растрового изображения к его контурному аналогу используется во многих СТЗ реального времени. Здесь на первый план выступают два основных требования к применяемому методу детектирования границ перепада яркостей: выделение без искажения всех важных контурных линий и минимизация машинного времени на выполнение процедуры детектирования границ.

Выполнение первого требования в большей или меньшей степени обеспечивают многие известные методы детектирования границ [8-13]. Лучшим из них вполне обоснованно считается градиентный метод Кенни [8]. Однако и он, по мнению Гонзалеса [1], не является идеальным. Поэтому построение более эффективного метода как по качеству формируемого контурного изображения, так и по вычислительной сложности является актуальной задачей.

Степень проработанности темы

Методы предварительной обработки цифровых изображений, наверное, наиболее изученная часть теории и практики компьютерного зрения. Издано большое число монографий, в которых излагаются методы фильтрации шумов

цифровых изображений, детектирования границ и методы решения других задач, призванных улучшать входное изображение [1, 3, 14-19]. Поэтому поставленная задача разработки новых или модификации известных методов фильтрации дискретного белого шума, периодического шума, а также детектирования границ перепада яркостей на растровом изображении, имеющих низкую вычислительную сложность и не уступающих лучшим аналогам по качественным и количественным характеристикам, является достаточно сложной. Ответ на поставленную задачу автор искал в работах предшественников. Число таких работ огромно.

Отметим важный вклад в развитие методов цифровой обработки изображений и, в частности, методов предварительной обработки отечественных ученых: Журавлева Ю.И., Желтова С.Ю., Зубарева Ю.Б., Киричука В.С., Сойфера В.А., Сергеева В.В., Николаева Д.П. и других. Отдельно нужно отметить важную роль в разработке методов машинной обработки аэрокосмических изображений Алпатова Б.А., Визильтера Ю.В., Еремеева В.В., Кузнецова А. Е. Необходимо отметить также вклад и зарубежных ученых: Гонзалес Р., Понс Ж., Прэтт У., Форсайт Д., Кенни Д., Харалик Р.

В фильтрации дискретного белого шума, при поиске оценок частных производных в составе вектора градиента традиционно используются матричные маски. Причины такого решения в задаче фильтрации дискретного белого шума вполне понятны. В процедуре сглаживания при таком подходе участвуют все соседние пиксели из окрестности центрального пикселя и в результате достигаются две цели. Во-первых, учитываются локальные особенности изображения во всей окрестности и, во-вторых, достигается более высокий эффект сглаживания шума по сравнению с векторной маской.

Однако при количественной оценке степени перепада яркости изображения в определенном направлении, то есть при получении оценки частной производной, логичным представляется использование векторной маски. Матричные маски Собела и Превитта (1970 г.) [1, 15, 20, 21] основываются на принятом в численных методах способе оценки производной первого порядка:

$\hat{f}' = \frac{f_{i+1} - f_{i-1}}{2h}$. Эту оценку можно записать в виде скалярного произведения двух арифметических векторов:

$$\hat{f}' = \frac{1}{2h}(\mathbf{f}, \boldsymbol{\alpha}) = \frac{1}{2h}(f_{i-1}, f_i, f_{i+1}) \cdot (-1, 0, 1).$$

Здесь $\mathbf{f} = (f_{i-1}, f_i, f_{i+1})$ – вектор значений функции f , $\boldsymbol{\alpha} = (-1, 0, 1)$ – вектор весовых коэффициентов – векторная маска.

На основе этой векторной маски Превитт предложил матричные маски

$$P_1 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix}, \quad P_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Одна маска предназначена для выделения перепадов яркости вдоль строки, другая – вдоль столбца, то есть для выделения горизонтальных и вертикальных линий соответственно. Маска Собеля отличается от маски Превитта только тем, что в ней придан больший вес средним элементам

$$S_1 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, \quad S_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Недостаток масок Превитта и Собеля заключается в том, что получаемый с их помощью отклик содержит большие ошибки даже при небольших уровнях шума в составе изображения. Поэтому в методе Кенни, использующем маски Собеля для получения оценок частных производных в составе вектора градиента, на первом этапе осуществляется сглаживание изображения с помощью гауссова фильтра. Такая процедура, естественно, увеличивает время работы детектора границ.

Предлагается, во-первых, перейти от матричных масок к векторным маскам и, во-вторых, весовые коэффициенты масок находить методом наименьших квадратов (МНК) из условия, что на участке малой длины срез изображения по строке или по столбцу адекватно описывается линейной функцией. Такой подход, как будет показано в главе 3, позволит получать сглаженные оценки частных

производных и в итоге вместе с другими решениями позволит существенно сократить вычислительные затраты на процедуру детектирования границ.

Еще одна задача, в которой целесообразно использовать векторные маски, – задача оценивания мощности шума. Для решения этой задачи разработано много способов: метод медиан [22], блочные методы [23-24], методы, основанные на применении вейвлет-преобразования [25] и преобразования Фурье [26, 27]. Метод медиан один из самых простых, но одновременно и недостаточно точный и имеющий относительно высокую вычислительную сложность.

Группа блочных методов достаточно обширна. Простейшие «наивные» варианты этих методов имеют низкую вычислительную сложность [23], но при этом дают приемлемые оценки дисперсии шума лишь на изображениях, которые содержат фрагменты с постоянным фоном. Наибольший интерес в этой группе представляют методы, в которых кроме разбиения изображения на блоки, вычисление дисперсий в каждом блоке и выбор одного или нескольких блоков с минимальной дисперсией выполняется еще аннулирование низкочастотной, плавной составляющей изображения с помощью разностных операторов с последующим оцениванием дисперсии шума [24]. Это направление представляется наиболее перспективным по совокупности качеств – точность и вычислительная сложность. Оно получает развитие во второй главе диссертационного исследования.

Методы, основанные на применении вейвлет-преобразования [25], в частности на преобразовании Хаара, также имеют перспективы развития как с позиций повышения точности получаемых оценок, так и с позиций минимизации вычислительной сложности алгоритма. Спектральные методы, как утверждается в работах [26, 27], дают оценки дисперсии шума максимально близкие к истинным значениям дисперсии. Но вычислительная сложность методов этой группы в несколько раз выше, чем в группах медианных и блочных методов.

Повышение точности оценок, получаемых с помощью блочных методов, и одновременное снижение вычислительной сложности реализующих их алгоритмов, можно искать на пути применения разностных операторов с

векторными масками. Весовые коэффициенты векторных масок разностного оператора должны обеспечивать надежное аннулирование низкочастотной составляющей изображения. Добиться этого можно, если оператор $\mathbf{A}_m$ в составе разностного оператора $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{2k+1} - \mathbf{A}_{2k-1}$ будет обеспечивать несмещенное оценивание многочленов до 3-й степени включительно на участке небольшой длины $2k + 1$ (7-11 пикселей).

Цель диссертационной работы – разработка новых и модификация известных методов фильтрации шума и детектирования границ изображений, обладающих низкой вычислительной сложностью и имеющих качественные и количественные показатели, не уступающие лучшим аналогам.

Задачи исследования.

В рамках диссертационной работы необходимо:

- выполнить обзор существующих методов и алгоритмов подавления дискретного белого шума, периодических помех, оценивания мощности шума и детектирования границ перепада яркостей на изображении;
- разработать новые или модифицировать существующие методы и алгоритмы сглаживания дискретного белого шума и периодических помех, методы оценивания СКО шума, методы детектирования границ;
- выполнить экспериментальные исследования предлагаемых методов и алгоритмов и оценить достижение заявленных качественных и количественных показателей в сравнении с известными аналогами;
- разработать программные комплексы, реализующие предлагаемые алгоритмы;
- оценить возможность применения предлагаемых методов и алгоритмов в системах технического зрения реального времени.

Методы исследования.

В работе использовались методы цифровой обработки изображений, линейной алгебры, теории вероятностей и математической статистики, методы оптимизации, численные методы.

При разработке программных модулей применялись парадигмы процедурного, объектно-ориентированного и функционального программирования, концепции асинхронного и параллельного программирования, подходы обобщенного и визуального программирования.

Научная новизна.

В рамках диссертационной работы получены следующие результаты, обладающие научной новизной:

1. Разработан метод оценивания дисперсии дискретного белого шума на основе разностных операторов с векторными масками, отличающийся от известных методов большей точностью – точнее на 8-10%, и низкой вычислительной сложностью – быстрее аналогов в 5-12 раз.
2. Предложена модификация алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации дискретного белого шума, основанная на использовании апостериорной оценки дисперсии шума в составе цифрового изображения по методу, предложенному в пункте 1, позволяющая обеспечивать заданный уровень подавления шума, с низкой вычислительной сложностью.
3. Разработан градиентный метод детектирования границ, основанный на применении векторных масок для получения сглаженных оценок частных производных, и использующий оригинальный способ вычисления верхнего и нижнего порогов для формирования «сильных» и «слабых» линий; предложенные решения позволили в 10-50 раз сократить число коротких, неинформативных линий и в 2,5-3 раза сократить время обработки одного кадра по сравнению с одним из лучших градиентных методов – методом Кенни.
4. Разработан алгоритм локализации областей в окрестности локальных максимумов амплитудного спектра с использованием разработанного автором детектора границ, позволивший выполнять фильтрацию периодического шума без участия оператора в автоматическом режиме.

Теоретическая значимость работы.

При решении задач цифровой обработки изображений, вопреки сложившейся практике использования матричных масок, были применены операторы с векторными масками, весовые коэффициенты которых находятся как оптимальные оценки метода наименьших квадратов (МНК). На этой базе предложены новые методы и алгоритмы:

- оценивания мощности дискретного белого шума в составе цифрового изображения;
- детектирования границ перепада яркостей на растровом изображении;
- фильтрации периодического шума.

Практическая значимость работы.

Предлагаемые методы разработаны в виде программных модулей, которые могут быть использованы в конвейере задач реальных СТЗ. Практическое использование разработанных модулей в организациях, занимающихся разработкой систем технического зрения для использования на различных объектах, подтвердило достижение заявленных характеристик.

Положения, выносимые на защиту.

1. Метод оценивания дисперсии дискретного белого шума на основе разностных операторов с векторными масками, отличающийся от известных методов большей точностью – точнее на 8-10%, и низкой вычислительной сложностью – быстрее аналогов в 5-12 раз.
2. Модификация алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации дискретного белого шума, основанная на использовании апостериорной оценки дисперсии шума в составе цифрового изображения по методу, изложенному в пункте 1, позволяющая обеспечивать заданный уровень подавления шума.
3. Градиентный метод детектирования границ, основанный на применении векторных масок для получения сглаженных оценок частных производных, и использующий оригинальный способ вычисления верхнего и нижнего порогов для формирования «сильных» и «слабых» линий; предложенные решения обеспечивают сокращение в 2,5-3 раза время обработки одного

кадра и в 10-50 раз уменьшение числа коротких, неинформативных линий по сравнению с одним из лучших градиентных методов – методом Кенни.

4. Алгоритм локализации областей в окрестности локальных максимумов амплитудного спектра с использованием разработанного автором детектора границ, позволивший выполнять фильтрацию периодического шума без участия оператора в автоматическом режиме.

Реализация и внедрение.

Разработанные методы и алгоритмы внедрены:

- в ООО «Квантрон Групп» (г. Рязань) в состав программно-аппаратного комплекса дефектоскопии РЕТ-преформ.
- в АО «РИФ» (г. Воронеж) при разработке прицела оптико-электронного для гранатомета РПГ-29 и оптико-электронной системы наблюдения за окружающей обстановкой.
- в учебный процесс ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина» по специальностям 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника», дисциплина «Теория информации и цифровая обработка сигналов» (программа магистратуры); и 27.05.01 «Специальные организационно-технические системы», дисциплина «Видеокомпьютерные технологии в специальных организационно-технических системах»;
- в учебный процесс кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления ФГБОУ ВО «Казанский национальный исследовательский технический университет имени А.Н. Туполева – КАИ» для подготовки бакалавров и магистров по направлениям 09.03.02 и 09.04.02 «Информационные системы и технологии» при проведении лекций и выполнения лабораторных работ по дисциплинам «Цифровая обработка изображений и «Модели информационных процессов и систем».

Апробация работы.

Основные результаты диссертации докладывались на 14 международных и всероссийских научно-технических конференциях:

- международном научно-техническом форуме «Современные технологии в науке и образовании» СТНО-2018, Рязань, РГРТУ;
- 14-ой международной научно-технической конференции Распознавание – 2018, Курск, ЮЗГУ;
- 23-ей всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях НИТ-2018», Рязань, РГРТУ;
- 8-ой средиземноморской конференции по встроенным вычислениям (МЕСО-2019), Будва, Черногория;
- 2-й всероссийской конференции студентов и молодых ученых с международным участием «Естественнонаучные основы медико-биологических знаний», 2019, Рязань, РязГМУ;
- 6-й международной конференции и молодежной школы "Информационные технологии и нанотехнологии ИТНТ-2020". Самара, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева;
- 9-ой средиземноморской конференции по встроенным вычислениям (МЕСО-2020), Будва, Черногория;
- международном конгрессе «Современные проблемы компьютерных и информационных наук», 2020. Москва, МГУ;
- 7-й международной конференции и молодежной школы "Информационные технологии и нанотехнологии ИТНТ-2021". Самара, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева;

- 26-й всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях НИТ-2021». Рязань, РГРТУ;
- 24-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и ее применение – DSPA-2022». Москва, Институт проблем управления им. Трапезникова В.А. РАН;
- 32-й международной конференции по компьютерной графике, обработке изображений и машинному зрению, системам визуализации и виртуального окружения ГрафиКон-2022. Рязань, РГРТУ;
- 9-й международной конференции и молодежной школы "Информационные технологии и нанотехнологии ИТНТ-2023". Самара, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева;
- международном научно-техническом форуме «Современные технологии в науке и образовании» СТНО-2024, Рязань, РГРТУ.

Публикации.

По теме диссертации опубликовано 23 научные работы, в том числе, 6 статей в журналах, рекомендованных ВАК РФ для защиты диссертаций, 5 статей с индексированием в базах Scopus и Web of Science, 3 работы на платформе IEEE Xplore, участие в написании монографии «Методы цифровой обработки изображений подстилающей поверхности» (главы 1-4), получена государственная регистрация 2 программ для ЭВМ в Федеральной службе по интеллектуальной собственности, подготовлены и используются в учебном процессе ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В. Ф. Уткина» методические указания «Основы теории информации и цифровой обработки сигналов» для магистрантов, обучающихся по направлению 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» и специальности 27.05.01 «Специальные организационно-технические системы».

Основные публикации:

1. Новиков А. И., Пронькин А.В. Сравнительный анализ методов фильтрации дискретного гауссовского шума при обработке изображений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2018. – № 66-1. – С. 70-77. – DOI 10.21667/1995-4565-2018-66-4-1-70-77
2. Пронькин А. В. Создание трехмерной модели местности по заданному облаку точек с помощью триангуляции / А. В. Пронькин, А. И. Новиков // Современные технологии в науке и образовании - СТНО-2018 : Сборник трудов международного научно-технического форума: в 11 томах, Рязань, / Под общ. ред. О.В. Миловзорова. – Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет, 2018. – С. 73-79.
3. Пронькин А. В. Градиентные алгоритмы выделения контуров изображения / А. В. Пронькин // Новые информационные технологии в научных исследованиях : Материалы XXIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов: в 2 томах, Рязань, 12–14 декабря 2018 года. – Рязань, 2018. – С. 62-64.
4. Новиков А. И., Пронькин А.В Алгоритмы фильтрации дискретного гауссовского шума в бортовых системах технического зрения // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации. Распознавание - 2018 : Сборник материалов XIV международной научно-технической конференции, Курск, 25–28 сентября 2018 года. – Курск: Юго-Западный государственный университет, 2018. – С. 189-191.
5. Новиков А. И., Пронькин А.В. Детектор границ градиентного типа для изображений подстилающей поверхности // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2019. – № 68. – С. 68-76. – DOI 10.21667/1995-4565-2019-68-2-68-76
6. Novikov A. I., Pronkin A. V. New Method to Detect Edges in Underlying Surface Images // 2019 8th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO

- 2019 - Proceedings : 8, Budva, 10–14 июня 2019 года. – Budva, 2019. – P. 8760000. – DOI 10.1109/MECO.2019.8760000
7. Пронькин, А. В. Математическая модель виртуальной телевизионной камеры // Методы и средства обработки и хранения информации : Межвузовский сборник научных трудов. – Рязань : Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф.Уткина, 2019. – С. 62-67.
 8. Пронькин А. В. Детекторы выделения границ на изображениях с автоматическим выбором порогов / А. В. Пронькин, А. И. Новиков // Материалы II Всероссийской конференции студентов и молодых ученых с международным участием "Естественнонаучные основы медико-биологических знаний", Рязань, 29–30 апреля 2019 года. – Рязань: Рязанский государственный медицинский университет имени академика И.П. Павлова, 2019. – С. 123-125.
 9. Новиков, А. И., Пронькин, А. В. Метод и программа детектирования границ перепада яркости // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2020) : Сборник трудов по материалам VI Международной конференции и молодежной школы. В 4-х томах, Самара / Под редакцией В.В. Мясникова. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2020. – С. 111-119.
 - 10.Пронькин А.В. Разработка и исследование математического обеспечения для совмещения разнородных изображений // Материалы VI научно-технической конференции магистрантов Рязанского государственного радиотехнического университета. 2020
 - 11.Methods for Suppressing Discrete White Noise in Images / D. I. Ustyukov, A. V. Pronkin, E. R. Muratov, A. I. Novikov // 2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2020 : 9, Budva, 08–11 июня 2020 года. – Budva, 2020. – P. 9134131. – DOI 10.1109/MECO49872.2020.9134131
 - 12.Быстрые алгоритмы первичной обработки изображений в бортовых системах технического зрения / А. И. Новиков, А. В. Пронькин, Д. И. Устюков //

- Современные информационные технологии и ИТ-образование. – 2020. – Т. 16. – № 3. – С. 673-685. – DOI 10.25559/SITITO.16.202003.673-685
- 13.Пронькин А.В. Разработка и исследование методов подавления шума и детектирования границ на изображениях // Материалы VII научно-технической конференции магистрантов Рязанского государственного радиотехнического университета. 2021.
 - 14.Новиков, А. И., Пронькин А. В. Разностный метод оценивания дисперсии дискретного белого шума на цифровом изображении // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2021): Сборник трудов по материалам VII Международной конференции и молодежной школы, Самара, 20–24 сентября 2021 года / Под редакцией В.В. Мясникова. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2021. – С. 22482.
 - 15.Новиков А. И., Пронькин А. В. Метод оценки уровня шума цифрового изображения // Компьютерная оптика. – 2021. – Т. 45. – № 5. – С. 713-720. – DOI 10.18287/2412-6179-CO-894
 - 16.Частотный метод фильтрации периодических помех цифровых изображений / А. И. Новиков, А. В. Пронькин, Н. О. Шамин // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2021. – № 78. – С. 130-141. – DOI 10.21667/1995-4565-2021-78-130-141
 - 17.Пронькин А. В. Методы фильтрации дискретного белого шума и периодических помех на изображении / А. В. Пронькин // Новые информационные технологии в научных исследованиях НИТ-2021 : материалы XXVI Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов, Рязань, 15–17 декабря 2021 года. – Рязань: ИП Коняхин А.В. (BookJet), 2021. – С. 301.
 - 18.Edge Detector Application in the Problem of Periodic Interference Filtering / A. Novikov, A. Pronkin, S. Vityazev // 2022 24th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications, DSPA 2022 : 24, Moscow, 30 марта – 01 2022 года. – Moscow, 2022. – DOI 10.1109/DSPA53304.2022.9790763

- 19.Пронькин, А. В. Оценивание уровня шума в составе изображения с использованием вейвлетов Хаара / А. В. Пронькин // Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению "Графикон". – 2022. – № 32. – С. 442-448. – DOI 10.20948/graphicon-2022-442-448
- 20.Новиков, А. И., Пронькин А. В. Применение векторных масок в задачах цифровой обработки изображений // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2023) : сборник трудов по материалам IX Международной конференции и молодежной школы : в 6 т., Самара, 17–23 апреля 2023 года. Том 3. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2023. – С. 30143.
- 21.Новиков, А. И., Пронькин А. В., Линейные операторы с векторными масками в задачах цифровой обработки изображений // Компьютерная оптика. – 2023. – Т. 47, № 4. – С. 596-604. – DOI 10.18287/2412-6179-CO-1241. – EDN RKXXRQ.
- 22.Методы цифровой обработки изображений подстилающей поверхности. – М.: Горячая линия – Телеком, 2023. – 224 с. ISBN 978-5-9912-1045-4
- 23.Пронькин, А. В. Фильтрация периодического шума с использованием детектора границ // Современные технологии в науке и образовании - СТНО-2024 : Сборник трудов VII Международного научно-технического форума. В 10-ти томах, Рязань, 04–06 марта 2024 года. – Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина, 2024. – С. 11-16.

В Федеральной службе по интеллектуальной собственности, патентам и товарным маркам зарегистрированы программы для ЭВМ:

1. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2019664622 Российская Федерация. Программа детектирования границ перепада яркости на изображениях разных спектральных диапазонов: № 2019663686: заявл. 29.10.2019: опубл. 11.11.2019 / А. В. Пронькин, А. И. Новиков.

2. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2022615608 Российская Федерация. Программа оценивания уровня дискретного белого шума в составе изображения: № 2022614006: заявл. 21.03.2022: опубл. 31.03.2022 / А. В. Пронькин, А. И. Новиков.

Личный вклад автора.

Все результаты диссертации, вынесенные на защиту, получены автором самостоятельно. Постановка задач и обсуждение полученных результатов на различных этапах исследования проводились совместно с научным руководителем.

Соответствие паспорту специальности.

Диссертация соответствует пунктам 1, 4, 17 паспорта специальности:

Пункт 1. Разработка компьютерных методов и моделей описания, оценки и оптимизации информационных процессов и ресурсов, а также средств анализа и выявления закономерностей на основе обмена информацией пользователями и возможностей используемого программно-аппаратного обеспечения.

Пункт 4. Разработка методов и технологий цифровой обработки аудиовизуальной информации с целью обнаружения закономерностей в данных, включая обработку текстовых и иных изображений, видео контента. Разработка методов и моделей распознавания, понимания и синтеза речи, принципов и методов извлечения требуемой информации из текстов.

Пункт 17. Разработка методов обеспечения надежной обработки информации и обеспечения помехоустойчивости информационных коммуникаций для целей передачи, хранения и защиты информации; разработка основ теории надежности и безопасности использования информационных технологий.

Структура работы.

Диссертационная работа состоит из введения, трех разделов, заключения, списка литературы и 2 приложений. Материал изложен на 139 страницах, включает 49 рисунков и 19 таблиц. Список использованной литературы содержит 99 наименований.

1 ОБЗОР МЕТОДОВ ПРЕДВАРИТЕЛЬНОЙ ОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В современных многоспектральных СТЗ летательных аппаратов, робототехнических комплексов и других систем, обеспечивающих обработку информации, поступающей с многочисленных датчиков в реальном времени, неотъемлемой частью является блок предварительной обработки изображений.

Несмотря на то, что задачи предварительной обработки относят к задачам низшего уровня, от скорости и качества их выполнения напрямую зависят результаты обработки всего конвейера задач. Например, без качественной фильтрации шумов на изображении, задачи контурного анализа могут содержать большое количество артефактов, затрудняющих обработку, и, как следствие, качество всего комплекса распознавания и сопровождения объектов значительно падает. С другой стороны, если большая доля вычислительного времени всего конвейера задач сосредоточена на блоке предварительной обработки для получения улучшенного качества обрабатываемого изображения, то есть вероятность, что в условиях реального времени (как правило, используют ограничения 24 кадра в секунду) задачи более высокого уровня не смогут стабильно работать из-за недостаточного количества вычислительных ресурсов, что может стать решающим для систем принятия решений.

Наличие противоречащих требований: высокое качество обработки изображений, с одной стороны, и низкая вычислительная сложность, с другой, объясняет богатый выбор существующих методов и алгоритмов и одновременно – необходимость разработки новых подходов или оптимизации существующих методов предварительной обработки изображений для снижения вычислительной сложности алгоритмов.

Важной задачей предварительной обработки изображений является задача фильтрации шума. Подходы к фильтрации шума на изображениях рассматривались многими отечественными, а также зарубежными

авторами [1, 3, 14, 15, 28-60]. Как правило, методы подавления шумов разделяют на классы, в зависимости от рода помех:

- некоррелированный белый шум;
- импульсный шум, выраженный искажением некоторой части пикселей изображения на фиксированные или случайные значения;
- периодический шум, выраженный появлением артефактов на изображении с определенным периодом.

Некоторые авторы также выделяют классификацию шума на основе локальности искажений [43]:

- локальные, при которых только часть изображения подвержена влиянию шума (периодический локальный шум выражается изменением амплитуды, фазы или частоты на всём изображении);
- глобальные, при которых всё изображение подвержено характерному искажению.

Как правило, алгоритмы фильтрации локальных шумов сводятся к методам фильтрации глобальных шумов для части изображений, поэтому в работе описываются подходы к подавлению глобальных шумов.

В *подразделе 1.1* рассматриваются методы фильтрации дискретного белого шума на изображениях, а в *подразделе 1.2* – методы фильтрации периодичного и квазипериодического шума.

Некоторые задачи цифровой обработки изображений основываются на оценке СКО шума, от точности которой напрямую зависит качество результатов обработки. Оценивание дисперсии шума представляет собой самостоятельную задачу предварительной обработки изображений, которая может применяться как отдельный модуль в последовательности конвейера задач, так и входить в состав других методов обработки изображений в качестве вспомогательной процедуры. В *подразделе 1.3* рассматриваются существующие методы оценивания уровня шума на цифровых изображениях.

Особое место в блоке предварительной обработки занимают задачи детектирования границ перепада яркости. Контурное изображение, получаемое в

результате работы детектора границ, сохраняет отличительные особенности объектов интереса, при этом существенно упрощает последующий анализ ограниченного числа границ объектов. Подходы к детектированию границ и существующей методы и алгоритмы рассматриваются в *подразделе 1.4*.

1.1 Фильтрация дискретного гауссова шума

Несмотря на техническое развитие современных устройств снятия изображений разных спектральных диапазонов, получаемый сигнал, как правило, имеет шум и артефакты, которые появляются в процессе захвата.

Задача фильтрации дискретного гауссова шума и импульсных помех является одной из основных в подсистемах предварительной обработки изображений, так как искажения такого рода достаточно типичны, а от качества фильтрации в значительной степени зависят результаты обработки алгоритмами более высокого уровня. Для фильтрации дискретного белого шума используются, как правило, линейные фильтры (операторы) и реже – нелинейные фильтры.

1.1.1 Линейные сглаживающие операторы

Важный класс фильтров для сглаживания дискретного белого шума, которые не учитывают локальные особенности изображения и имеют постоянную вычислительную сложность, составляют линейные операторы. Они достаточно хорошо изучены и имеют прогнозируемый результат обработки.

Авторы работ [44, 45] одни из первых, кто подробно рассматривают линейные операторы и их сглаживающие свойства для одномерных сигналов. Однако, применимость фильтров может быть обобщена и для двумерного случая для обработки изображений. В работах [41, 46-51] рассматриваются сглаживающие характеристики матричных масок, основанных на линейных фильтрах с векторными масками.

Популярные линейные операторы в векторной и матричной формах:

– *равномерный*:

$$A_{\text{равномерный}} : a = \frac{1}{2k+1} (1; 1; \dots; 1), \quad (1.1)$$

$$A_{\text{равномерный}}^* : a = \frac{1}{(2k+1)^2} \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}; \quad (1.1^*)$$

– *гауссов*:

$$A_{\text{гауссов}} : \alpha_i = \beta \cdot \exp\left(-\frac{i^2}{2k^2}\right), i = \overline{-k, k}, \quad (1.2)$$

$$A_{\text{гауссов}}^* : \alpha_{ij} = \beta^* \cdot \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{k^2}\right), i, j = \overline{-k, k}, \quad (1.2^*)$$

где β и β^* – нормирующие коэффициенты. Значения коэффициентов β и β^* подбираются так, чтобы выполнялись условия нормировки $\sum_{i=-k}^k \alpha_i = 1$ для

векторной маски (1.2) и $\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \alpha_{ij} = 1$ – для матричной маски (1.2*);

– *степени двойки*:

$$A_{\text{степени двойки}} : \alpha_i = \frac{1}{(3 \cdot 2^k - 2)} \cdot 2^{k-|i|}, i = \overline{-k, k}, \quad (1.3)$$

$$A_{\text{степени двойки}}^* : \alpha_{ij} = \frac{1}{(3 \cdot 2^k - 2)^2} \cdot 2^{2 \cdot k - |i| - |j|}, i, j = \overline{-k, k}; \quad (1.3^*)$$

– *полиномиальный*:

$$A_{\text{полиномиальный}} : \alpha_i = \frac{3}{(4k^2 - 1)(2k + 3)} \cdot (3k^2 + 3k - 1 - 5i^2), i = \overline{-k, k}, \quad (1.4)$$

$$A_{\text{полиномиальный}}^* : a = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} \alpha_{-k} & 0 & \dots & 0 & \alpha_{-k} & 0 & \dots & 0 & \alpha_k \\ 0 & \alpha_{-k+1} & \dots & 0 & \alpha_{-k+1} & 0 & \dots & \alpha_{k-1} & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & \dots & \alpha_{-1} & \alpha_{-1} & \alpha_{-1} & \dots & 0 & 0 \\ \alpha_{-k} & \alpha_{-k+1} & \dots & \alpha_{-1} & 4 \cdot \alpha_0 & \alpha_1 & \dots & \alpha_{k-1} & \alpha_k \\ 0 & 0 & \dots & \alpha_{-1} & \alpha_1 & \alpha_{-1} & \dots & 0 & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & \alpha_{-k+1} & \dots & 0 & \alpha_{k-1} & 0 & \dots & \alpha_{k-1} & 0 \\ \alpha_{-k} & 0 & \dots & 0 & \alpha_k & 0 & \dots & 0 & \alpha_k \end{pmatrix}, \quad (1.4^*)$$

где коэффициенты α_p вычисляются при помощи (1.4). Фильтр занимает особое место среди линейных масок, так как он дает несмещенную оценку поверхностей, задаваемых алгебраическими функциями до третьей степени включительно, а значит, при значимых перепадах яркости оператор не размывает границы, а усиливает их в пределах размера ядра.

Сравнительные результаты сглаживания изображений описанными линейными операторами можно отобразить на модельном сигнале, который состоит из трех областей, между которыми находятся резкие перепады яркости (50 градаций между 1 и 2 областью, 20 градаций между 2 и 3), представленном на рисунке 1.1.

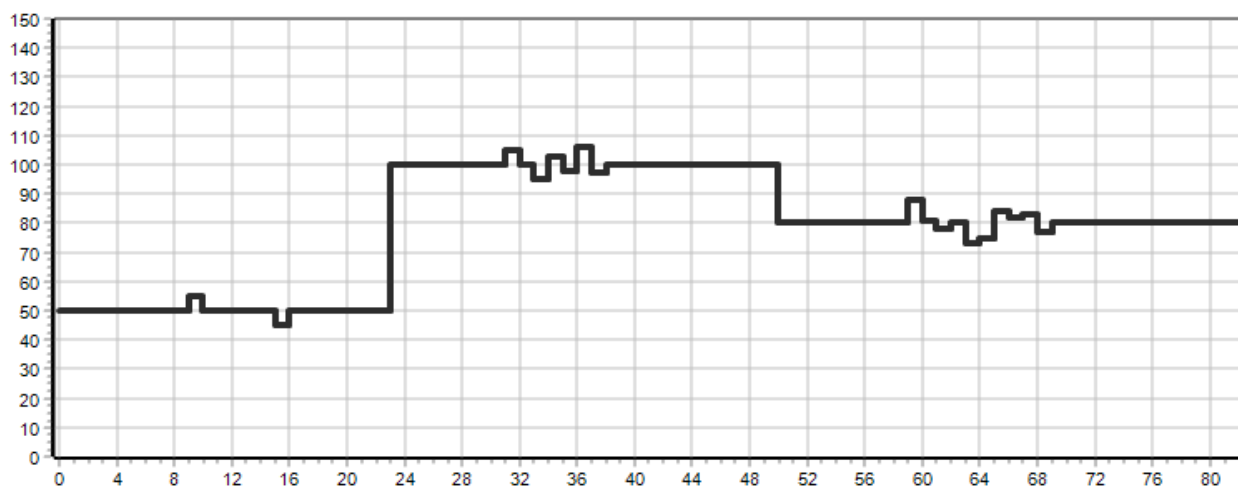


Рисунок 1.1 – Модельный сигнал

Применение линейных операторов: *равномерного* (1.1), *гауссова* (1.2), *степени двойки* (1.3) и *полиномиального* (1.4), изменяет в большей (операторы (1.1)-(1.3)) или в меньшей степени (оператор (1.4)), входной сигнал (рисунок 1.1). Результаты фильтрации представлены на рисунке 1.2.

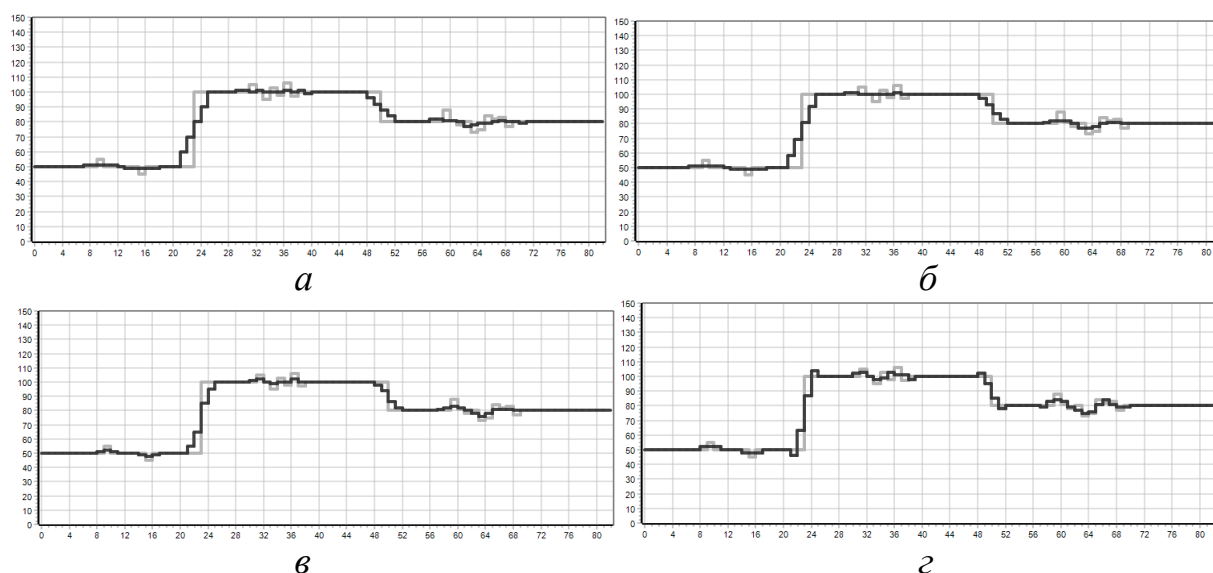


Рисунок 1.2 – Результаты сглаживания линейными фильтрами ($k = 2$):

a – равномерный, $б$ – гауссов, $в$ – степени двойки, $г$ – полиномиальный

На практике в качестве самостоятельного оператора, либо в качестве вспомогательного элемента других алгоритмов, используется гауссов сглаживающий фильтр. Например, в методе детектирования границ Кенни [8] на первом шаге используется сглаживание изображения *гауссовой* маской (1.2*). Однако для той же задачи может быть использован полиномиальный фильтр, обладающий той же вычислительной сложностью, но при этом не размывающий границы перепадов яркостей на изображении.

Независимо от этого целесообразно обратить внимание на нелинейные фильтры, которые с не меньшим успехом, по сравнению с линейными фильтрами, обеспечивают подавление дискретного белого шума, сохраняя при этом без размытия границы перепада яркостей.

1.1.2 Нелинейные сглаживающие операторы

В отличие от линейных фильтров, нелинейные сглаживающие операторы могут учитывать локальные особенности изображения. Это расширяет возможности их применения для достижения результатов, невозможных при использовании линейных операторов (в частности, нелинейные операторы фильтруют импульсный шум при меньшем размытии полезного сигнала, могут

быть направлены на сохранение границ резких перепадов яркостей для последующей работы детектора границ, при достаточно хорошем подавлении высокочастотного шума). Однако, как правило, нелинейные фильтры имеют более высокую вычислительную сложность и/или требуют на вход коэффициентов, от правильности подбора которых, значительно зависит качество фильтрации шума.

Популярные нелинейные операторы в векторной и матричной записях над одномерным сигналом $g_i = g(x_i)$ и двумерным сигналом $f_{ij} = f(x_i, y_j)$:

– *сигма-фильтр* [36]:

$$A_{\text{сигма}} : \hat{g}_i = \frac{1}{K} \sum_{s=-k}^k \delta_s g_{i+s}, \quad (1.5)$$

$$A_{\text{сигма}}^* : \hat{f}_{ij} = \frac{1}{K^*} \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st}^* f_{i+s, j+t}, \quad (1.5^*)$$

где коэффициенты $K = \sum_{s=-k}^k \delta_s$ и $K^* = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st}^*$ равны количеству пикселей, яркости которых отличаются по модулю от яркости центрального пикселя не более чем на величину Δ . Данный порог учитывается в коэффициентах δ_s и δ_{st}^* , которые являются функциями модуля разности яркостей $|f_{i+s, j+t} - f_{ij}|$ текущего пикселя $f_{i+s, j+t}$ в рассматриваемом окне и центрального пикселя f_{ij} и соответственно равны $\delta_s = \begin{cases} 1, & \text{если } |g_{i+s} - g_i| \leq \Delta, \\ 0, & \text{если } |g_{i+s} - g_i| > \Delta. \end{cases}$ и $\delta_{st}^* = \begin{cases} 1, & \text{если } |f_{i+s, j+t} - f_{ij}| \leq \Delta, \\ 0, & \text{если } |f_{i+s, j+t} - f_{ij}| > \Delta. \end{cases}$;

– *медианный* [37]:

$$A_{\text{медианный}} : \hat{g}_i = \text{med}\{g_{i+s}\}, \quad s = \overline{-k, k}, \quad (1.6)$$

$$A_{\text{медианный}}^* : \hat{f}_{ij} = \text{med}\{f_{i+s, j+t}\}, \quad s, t = \overline{-k, k}; \quad (1.6^*)$$

– *симметричный*:

$$A_{\text{симметричный}} : \hat{g}_i = \frac{1}{k} \sum_{s=1}^k \min(|g_i - g_{i-s}|, |g_i - g_{i+s}|), \quad (1.7)$$

$$A_{\text{симметричный}}^* : \hat{f}_{ij} = \frac{1}{2k \cdot (k+1)} \sum_{s=-k}^k \sum_{t=\begin{cases} s, & s < 0, \\ s+1, & s \geq 0. \end{cases}}^k \min(|f_{ij} - f_{i-s, j-t}|, |f_{ij} - f_{i+s, j+t}|); \quad (1.7^*)$$

– *билатеральный* [39-41]:

$$A_{\text{билатеральный}} : \hat{g}_i = \frac{\sum_{s=-k}^k g_{i+s} \cdot w_s}{\sum_{s=-k}^k w_s}, \quad w_s = e^{-\frac{s^2}{2k^2}} \cdot e^{-\frac{(g_{i+s}-g_i)^2}{2d^2}}, \quad (1.8)$$

$$A_{\text{билатеральный}}^* : \hat{f}_{ij} = \frac{\sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k f_{i+s, j+t} \cdot w_{st}^*}{\sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k w_{st}^*}, \quad w_{st}^* = e^{-\frac{s^2+t^2}{k^2}} \cdot e^{-\frac{(f_{i+s, j+t}-f_{ij})^2}{2d^2}}. \quad (1.8^*)$$

Применение нелинейных операторов: *сигма-фильтра* (1.5), *медианного* (1.6), *симметричного* (1.7) и *билатерального* (1.3) изменяет входной сигнал (рисунок 1.1) так, что сохраняются без искажения значимые перепады яркостей. Результаты фильтрации представлены на рисунке 1.3.

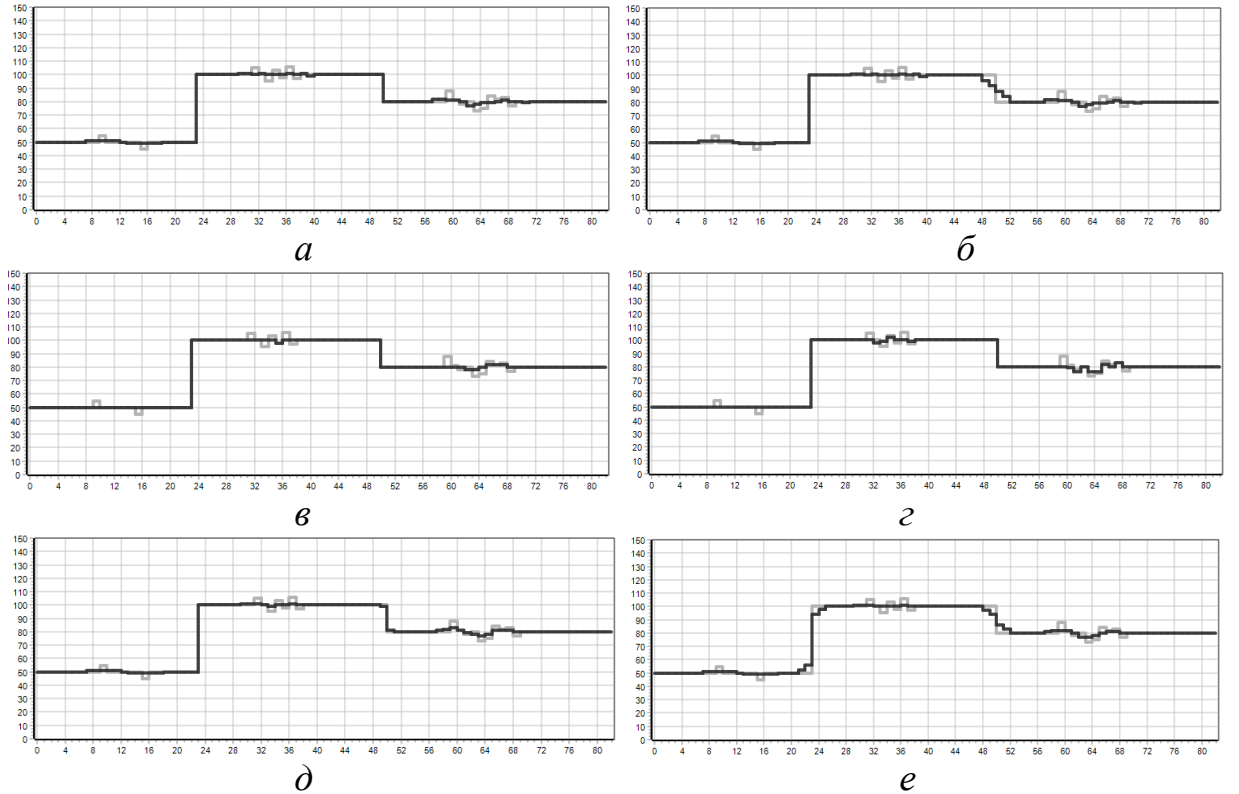


Рисунок 1.3 – Результаты сглаживания нелинейными фильтрами ($k = 2$):

а – сигма-фильтр ($\Delta = 15$), *б* – сигма-фильтр ($\Delta = 25$), *в* – медианный, *г* – симметричный, *д* – билатеральный ($d = 10$), *е* – билатеральный ($d = 30$)

Важно отметить, что *сигма-фильтр* обладает достаточно низкой вычислительной сложностью, хорошо подавляет высокочастотный гауссов шум и сохраняет границы резких перепадов яркости. Однако, этот оператор требует задания входного параметра – порога отсечения, зависящего от СКО шума, который в реальных условиях, как правило, неизвестен.

Для подбора параметра δ_s (δ_{st}^*) существует ряд алгоритмов, направленных на оценивание уровня шума в составе изображения. Данная оценка может быть использована для правильного выбора порога отсечения Δ . Параметр можно задать в виде $\Delta = m\sigma$, где σ – СКО шума, а m параметр, обычно равен 2, так как процент попадания случайной величины на отрезок от -2σ до 2σ при нормальном распределении приблизительно равен 95%.

Медианный фильтр (1.6) и (1.6*) в большинстве случаев применяется для фильтрации импульсного шума, причем используют небольшие размеры масок для минимального искажения полезного сигнала.

В *билатеральном* фильтре коэффициенты $e^{-\frac{s^2}{2k^2}}$ и $e^{-\frac{s^2+t^2}{k^2}}$ в составе операторов (1.8) и (1.8*) учитывают расстояние от центрального пикселя маски. По мере увеличения расстояния коэффициент приводит к уменьшению вклада пикселя, тем самым уменьшая влияние «дальних» пикселей. Коэффициенты $e^{-\frac{(g_{i+s}-g_i)^2}{2d^2}}$ в (1.8) и $e^{-\frac{(f_{i+s,j+t}-f_{ij})^2}{2d^2}}$ в (1.8*) учитывают разность значений яркостей текущего и центрального пикселей маски. Чем больше отличаются значения функции яркости в текущем и центральном пикселях, тем меньший вклад вносит текущий пиксель в итоговую оценку. Это позволяет сохранять резкие перепады яркости и, одновременно, фильтровать высокочастотный гауссов шум.

Результаты фильтрации *билатеральным* оператором обычно имеют достаточно хорошее качество подавления белого шума при сохранении резких перепадов яркости. Однако фильтр имеет высокую вычислительную сложность из-за чего не всегда возможно его использование в системах реального времени с ограниченными вычислительными ресурсами.

1.1.3 Сравнительный анализ сглаживающих свойств операторов

К операторам подавления помех предъявляются противоречивые требования: с одной стороны, они должны подавлять высокочастотные колебания белого шума, с другой – в минимальной степени размывать границы перепада яркости. Такое противоречие явно проявляется в классе линейных сглаживающих фильтров, так как при максимальном подавлении шума, происходит наибольшее размытие границ перепадов яркости.

Авторы работ [52, 53] проанализировали сглаживающие свойства и систематизировали группы нелинейных операторов. В работах [41, 50] также анализируются линейные и нелинейные фильтры и исследуются их сглаживающие особенности, однако одновременно с этим рассматривается степень размытия границ перепадов яркости и искажение низкочастотного сигнала.

Реальное изображение можно рассматривать как матрицу $I = \{I_{ij}\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$, размером $M \times N$. В этом случае, для классической аддитивной модели шума, изображение может быть представлено в виде

$$I_{ij} = U_{ij} + \xi_{ij}, \quad i = \overline{1, M}, \quad j = \overline{1, N}, \quad (1.9)$$

где I_{ij} – наблюдаемые значения функции яркости изображения, U_{ij} – низкочастотная составляющая (полезный сигнал), ξ_{ij} – дискретный гауссов шум с нулевым математическим ожиданием. При использовании сглаживающих операторов получаем сглаженное изображение $I^{c2l} = \{I_{ij}^{c2l}\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$, того же размера $M \times N$, при этом преследуется цель уменьшения влияния компоненты ξ_{ij} и минимального искажения полезного сигнала U_{ij} .

В работах [41, 50] для исследования сглаживающих свойств на границах перепадов яркости авторы исследуют срезы изображений по столбцам и строкам для анализа линейных фильтров: $A_{\text{равномерный}}$ (1.1), $A_{\text{гауссов}}$ (1.2), $A_{\text{степени двойки}}$ (1.3), $A_{\text{полиномиальный}}$ (1.4), и нелинейных фильтров: $A_{\text{сигма}}$ (1.5) и

$A_{\text{билатеральный}}$ (1.8) в векторной записи, а затем переносят результаты исследований на матричные операторы линейных фильтров: $A_{\text{равномерный}}^*$ (1.1*), $A_{\text{гауссов}}^*$ (1.2*), $A_{\text{степени двойки}}^*$ (1.3*), $A_{\text{полиномиальный}}^*$ (1.4*), и нелинейных фильтров: $A_{\text{сигма}}^*$ (1.5*) и $A_{\text{билатеральный}}^*$ (1.8*).

Для оценивания сглаживающих свойств фильтров на реальных изображениях вычислялись оценки максимального отклонения сглаженного значения яркости от исходного Δ_{max} и среднего отклонения сглаженного значения яркости от исходного Δ_{cp} :

$$\Delta_{\text{max}} = \max_{i,j} |\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}|, \quad (1.10)$$

$$\Delta_{\text{cp}} = \frac{\sum_{i,j} |\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}|}{M \times N}. \quad (1.11)$$

Для определения степени искажения низкочастотного сигнала проводился следующий эксперимент:

- в качестве оригинального изображения I использовалось изображение без дополнительно наложенного гауссова шума, на котором применялся сглаживающий оператор с ядром k , после чего вычислялись оценки Δ_{max} и Δ_{cp} ;
- в качестве оригинального изображения I использовалось изображение с наложенным гауссовым шумом заданной интенсивности СКО (σ), к которому применялся сглаживающий оператор с ядром размером $(2k+1) \times (2k+1)$, после чего вычислялись оценки Δ_{max} и Δ_{cp} .

Описанный алгоритм позволяет изобразить на графиках степень искажения низкочастотного сигнала по отношению к высокочастотному шуму для линейных и нелинейных операторов в зависимости от размера ядра $(2k+1) \times (2k+1)$ и подбора входных параметров фильтров. Например, для реального изображения «Самолеты» (рисунок 1.4, а) с наложенным шумом $\sigma = 5$ (рисунок 1.4, б) для

линейных операторов $A^*_{\text{степени двойки}}$, $A^*_{\text{полиномиальный}}$ и нелинейного оператора $A^*_{\text{билатеральный}}$ соотношение искажения низкочастотного сигнала и подавления гауссова шума в зависимости от размера маски представлено на рисунке 1.5, значения представлены в таблице 1.1.

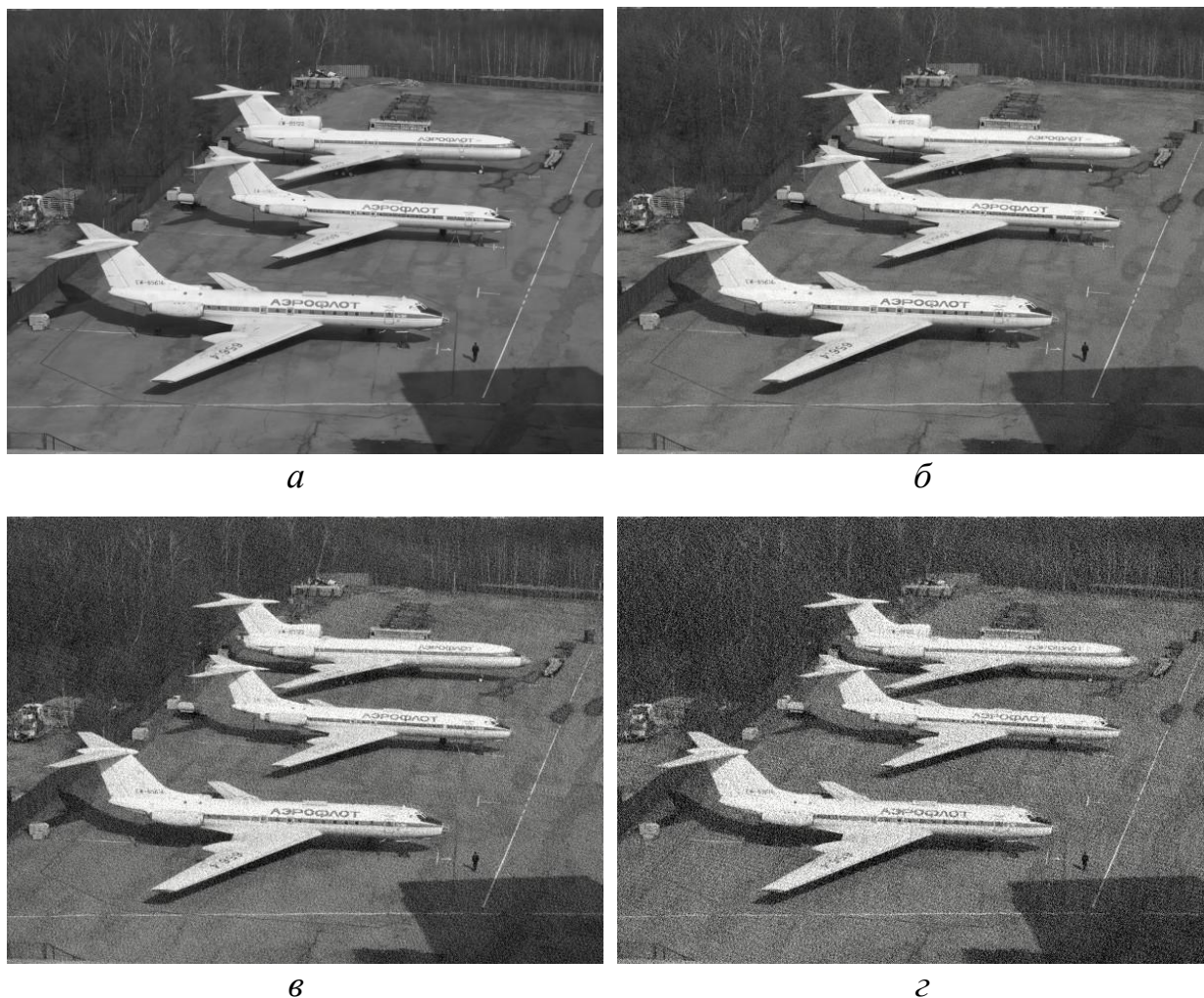


Рисунок 1.4 – Реальное изображение «Самолеты» (а)
с наложенным шумом с СКО $\sigma = 5$ (б), $\sigma = 15$ (в), $\sigma = 25$ (г)

Нетрудно заметить, что с увеличением размера маски увеличивается подавление высокочастотной составляющей, но одновременно с этим искажается полезный сигнал.

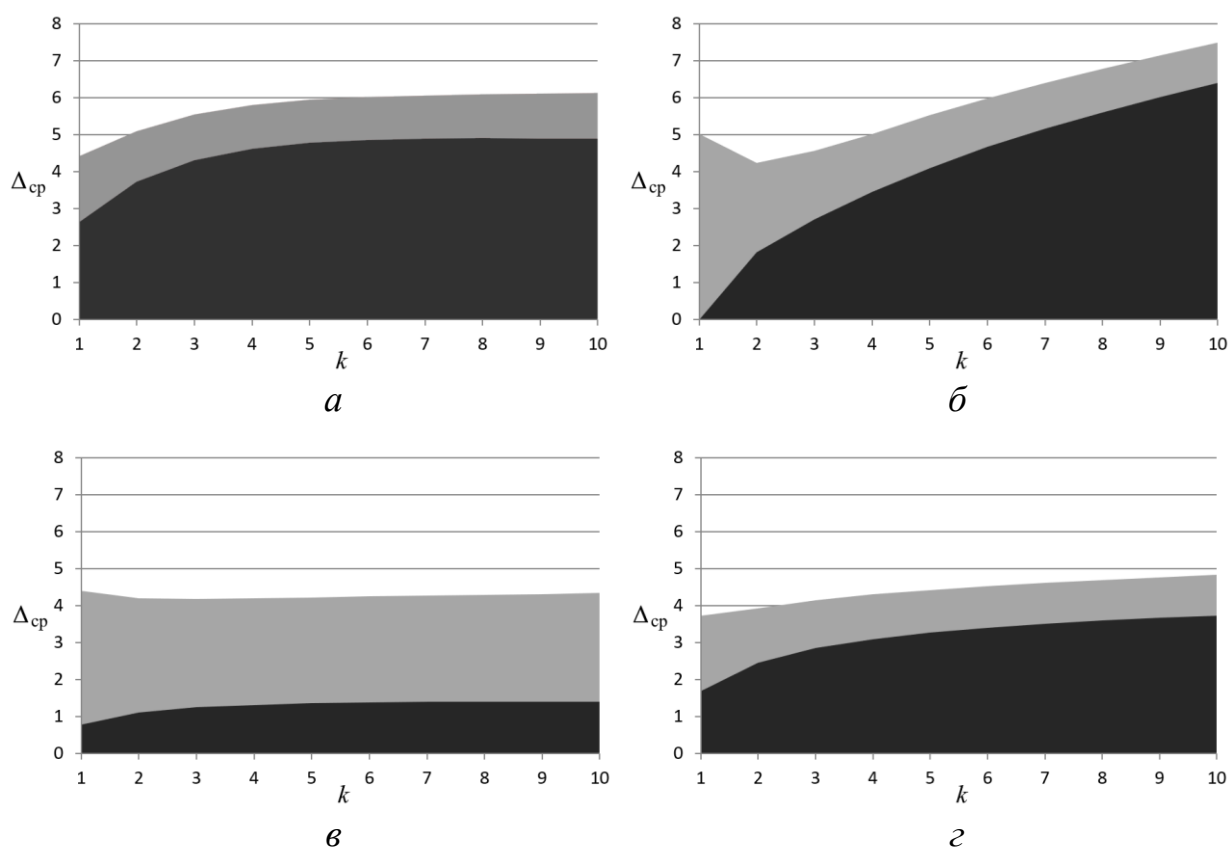


Рисунок 1.5 – Низкочастотная (темная) и случайная (светлая) составляющие в составе остаточного изображения ($\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}$) при наложенном шуме $\sigma = 5$ для операторов a – степени двойки, $б$ – полиномиальный, $в$ – билатеральный ($d=5$), $г$ – билатеральный ($d=20$)

Таблица 1.1 – Низкочастотная (Δ_{cp}^*) и случайная (Δ_{cp}^{**}) составляющие в составе остаточного изображения при наложенном шуме $\sigma = 5$

k	$A_{\text{степени двойки}}^*$		$A_{\text{полиномиальный}}^*$		$A_{\text{билатеральный (d=5)}}^*$		$A_{\text{билатеральный (d=20)}}^*$	
	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}
1	2,63	1,78	0,00	5,01	0,79	3,62	1,69	2,03
2	3,72	1,38	1,83	2,42	1,12	3,09	2,45	1,48
3	4,30	1,24	2,72	1,85	1,25	2,93	2,85	1,30
4	4,61	1,18	3,45	1,57	1,32	2,88	3,10	1,20
5	4,78	1,16	4,10	1,42	1,36	2,86	3,27	1,15
6	4,86	1,16	4,67	1,32	1,39	2,86	3,41	1,11
7	4,89	1,17	5,16	1,24	1,40	2,87	3,52	1,10
8	4,90	1,19	5,60	1,18	1,41	2,89	3,60	1,09
9	4,90	1,21	6,01	1,13	1,41	2,91	3,68	1,09
10	4,89	1,24	6,40	1,09	1,41	2,93	3,73	1,10

Оператор степени двойки (рисунок 1.5, а) в наименьшей степени из всех рассматриваемых линейных и нелинейных операторов размыл низкочастотную компоненту при небольших значениях параметра k ($k=2, k=3$) и, наоборот, в наибольшей степени – при больших значениях параметра k ($k>7$), что определяет целесообразность применения оператора при размерах маски от 5×5 до 9×9 .

Полиномиальный оператор (рисунок 1.5, б) при небольших размерах ядра k в малой степени искажает низкочастотный сигнал, поэтому для уменьшения искажения полезного сигнала применять его необходимо на размерах маски меньших 9×9 ($k < 5$).

Билатеральный оператор меньше всего исказил полезную компоненту сигнала как при заданном значении параметра $d=5$ (рисунок 1.5, в), так и при $d=20$ (рисунок 1.5, г). Одновременно с этим, его сглаживающий потенциал по отношению к шуму меньше, чем у сравниваемых операторов $A_{\text{степени двойки}}^*$, $A_{\text{полиномиальный}}^*$, но при этом его достоинство в том, что он сохраняет границы перепадов яркости.

При увеличении СКО накладываемого шума до $\sigma = 25$ (рисунок 1.4, г), результаты сравнения искажения полезного сигнала и подавления шума представлены на рисунке 1.6, значения представлены в таблице 1.2. Важно отметить, что при высокой мощности наложенного шума *билатеральный* оператор достаточно хорошо подавляет высокочастотный шум при наименьшем искажении полезного сигнала.

На рисунке 1.7 представлены графики относительно уровня низкочастотной составляющей в составе остаточного изображения ($\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}$) при наложенном шуме $\sigma = 5$ и $\sigma = 25$.

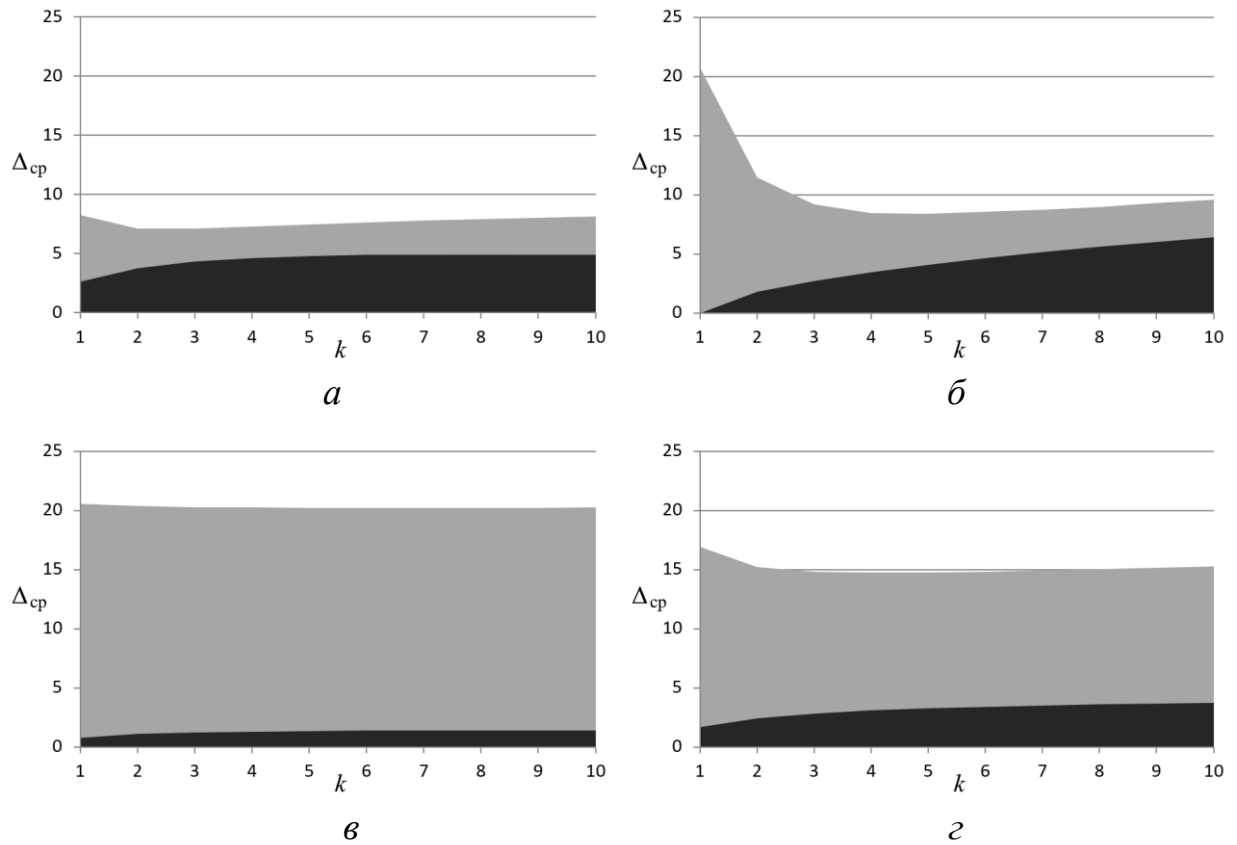


Рисунок 1.6 – Низкочастотная (темная) и случайная (светлая) составляющие в составе остаточного изображения ($\hat{I}_{ij}^{\text{срл}} - I_{ij}$) при наложенном СКО шума $\sigma = 25$ для операторов: *а* – степени двойки, *б* – полиномиальный, *в* – билатеральный ($d = 5$), *г* – билатеральный ($d = 20$)

Таблица 1.2 – Низкочастотная (Δ_{cp}^*) и случайная (Δ_{cp}^{**}) составляющие в составе остаточного изображения при наложенном шуме $\sigma = 25$

k	$A_{\text{степени двойки}}^*$		$A_{\text{полиномиальный}}^*$		$A_{\text{билатеральный (d=5)}}^*$		$A_{\text{билатеральный (d=20)}}^*$	
	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}	Δ_{cp}^*	Δ_{cp}^{**}
1	2,63	5,63	0,00	20,73	0,79	19,79	1,69	15,25
2	3,72	3,35	1,83	9,64	1,12	19,28	2,45	12,78
3	4,30	2,80	2,72	6,49	1,25	19,05	2,85	11,98
4	4,61	2,68	3,45	4,99	1,32	18,93	3,10	11,69
5	4,78	2,68	4,10	4,30	1,36	18,87	3,27	11,52
6	4,86	2,75	4,67	3,90	1,39	18,84	3,41	11,44
7	4,89	2,86	5,16	3,59	1,40	18,83	3,52	11,43
8	4,90	2,98	5,60	3,40	1,41	18,83	3,60	11,45
9	4,90	3,12	6,01	3,28	1,41	18,84	3,68	11,48
10	4,89	3,25	6,40	3,22	1,41	18,85	3,73	11,53

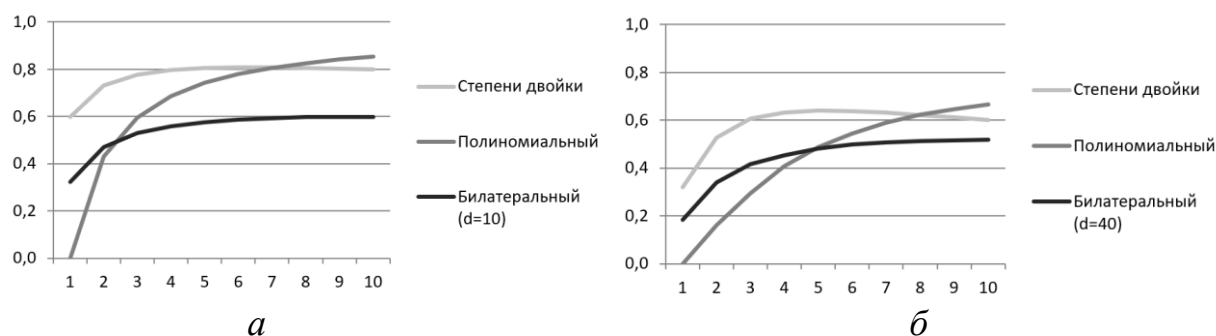


Рисунок 1.7 – Относительный уровень низкочастотной составляющей в составе остаточного изображения ($\hat{I}_{ij}^{\text{сгл}} - I_{ij}$) при наложенном шуме: $a - \sigma = 5$, $b - \sigma = 25$.

1.1.4 Выводы

Задача фильтрации шума в блоке предварительной обработки изображений занимают ключевое место. Линейные операторы хорошо исследованы и эффективно подавляют высокочастотный некоррелированный гауссов шум различной интенсивности. Однако их главный недостаток — неспособность учитывать локальные особенности изображения, что приводит к размытию границ объектов интереса и усложняет последующий анализ. Нелинейные сглаживающие операторы, напротив, учитывают локальные особенности изображений, но обладают рядом ограничений: билатеральный фильтр имеет высокую вычислительную сложность, а сигма-фильтр требует тщательного подбора входных параметров, от которых существенно зависит качество результатов сглаживания.

Возможность использования оценок дисперсии шума с достаточной точностью при низких вычислительных затратах является ключевой для использования сигма-фильтра. Более точные оценки дисперсии шума позволяют фильтру в максимальной степени фильтровать гауссов шум при сохранении границ перепадов яркости, что критически важно для последующей работы детектора границ.

Одной из задач исследования является *приложение предлагаемого метода оценивания СКО шума в составе изображения с низкой вычислительной*

сложностью с целью использования оценки для определения размера маски сглаживания линейных фильтров и подбора параметра нелинейного сигма-фильтра в автоматическом режиме без участия оператора.

1.2 Фильтрация периодических помех

Периодические помехи при обработке цифровых изображений не столь типичны в отличие от дискретного белого шума и импульсных помех, однако их влияние может существенно исказить результаты работы алгоритмов более высокого уровня. Вероятно, из-за нехарактерности такого рода помех теме фильтрации периодического шума уделяется не так много внимания в задачах обработки изображений [5-7, 54-60].

Можно выделить группу периодических помех, которые приводят к появлению чередующихся полос белого, серого или черного цвета на изображении (рисунок 1.8, *а*) и искажения низкочастотного сигнала в виде косых полос, следующих с определённым периодом под некоторым углом (рисунок 1.8, *б*). На практике такого рода помехи возникают, как правило, из-за источников питания, устройств передачи и обработки данных по сети, в частности радиосвязи, работающих вблизи систем захвата изображений.

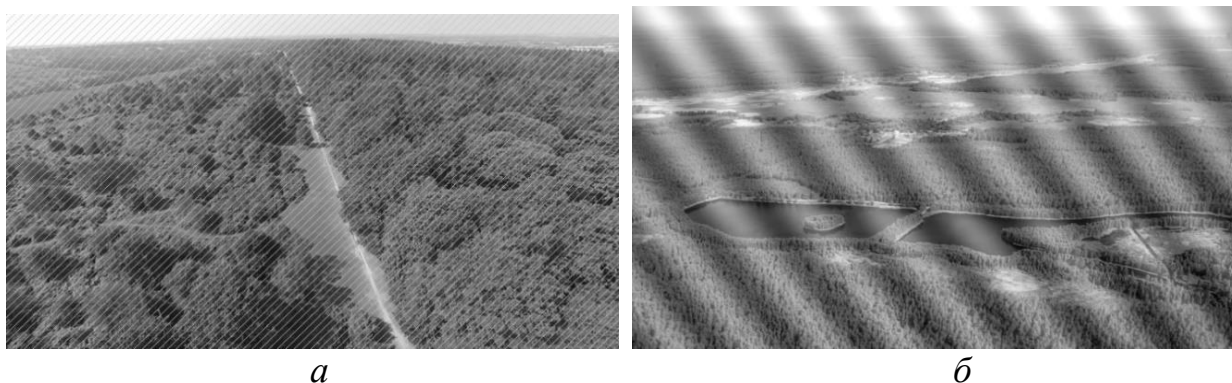


Рисунок 1.8 – Изображения с наложенным периодическим шумом

1.2.1 Частотный подход к фильтрации периодического шума

Подавляющее большинство существующих подходов к фильтрации периодического шума используют спектральные преобразования для уменьшения влияния помех в пространстве, схожем по характеристикам с природой периодических помех. Как правило, используется некоторое преобразование зашумленного изображения для его разложения на гармонические колебания с последующей модификацией амплитудного спектра и применением обратного преобразования. На практике, в качестве преобразований используют дискретное прямое и обратное преобразование Фурье (ДПФ) и его модификации [57].

Рассмотрим изображение $I = \{I_{mn}\}$, $m = \overline{0, M-1}$, $n = \overline{0, N-1}$ размером $M \times N$, представленное матрицей яркостей. В этом случае, прямое ДПФ $F = \{F_{ks}\}$ изображения I задается формулой

$$F_{ks} = \sum_{m=0}^{M-1} \sum_{n=0}^{N-1} I_{mn} e^{-j2\pi \left(\frac{km}{M} + \frac{sn}{N} \right)}, \quad k = \overline{0, M-1}, \quad s = \overline{0, N-1}. \quad (1.12)$$

Матрица $F = \{F_{ks}\}$ коэффициентов прямого ДПФ имеет тот же размер $M \times N$, причем коэффициенты $F_{ks} = \text{Re}(F_{ks}) + j \text{Im}(F_{ks})$, где j – мнимая единица, содержат информация о вкладе соответствующей частотной составляющей в исходный сигнал.

В этом случае, амплитудный спектр, который выражает числовую оценку вклада каждой частотной составляющей, можно найти по формуле

$$\text{Amp}_{ks} = \left((\text{Re}(F_{ks}))^2 + (\text{Im}(F_{ks}))^2 \right)^{\frac{1}{2}}, \quad k = \overline{0, M-1}, \quad s = \overline{0, N-1}. \quad (1.13)$$

После вычисления коэффициентов прямого ДПФ по формуле (1.12) для изображения, представленного на рисунке 1.8, *а*, можно построить амплитудный спектр по формуле (1.13). На рисунке 1.9, *а* представлен результат вычисления амплитудного спектра, где амплитуда выражена яркостью пикселей (более темные участки указывают на большее значение), в то время как на рисунке 1.9, *б*

показана часть амплитудного спектра области интереса (выраженной локальным максимумом).

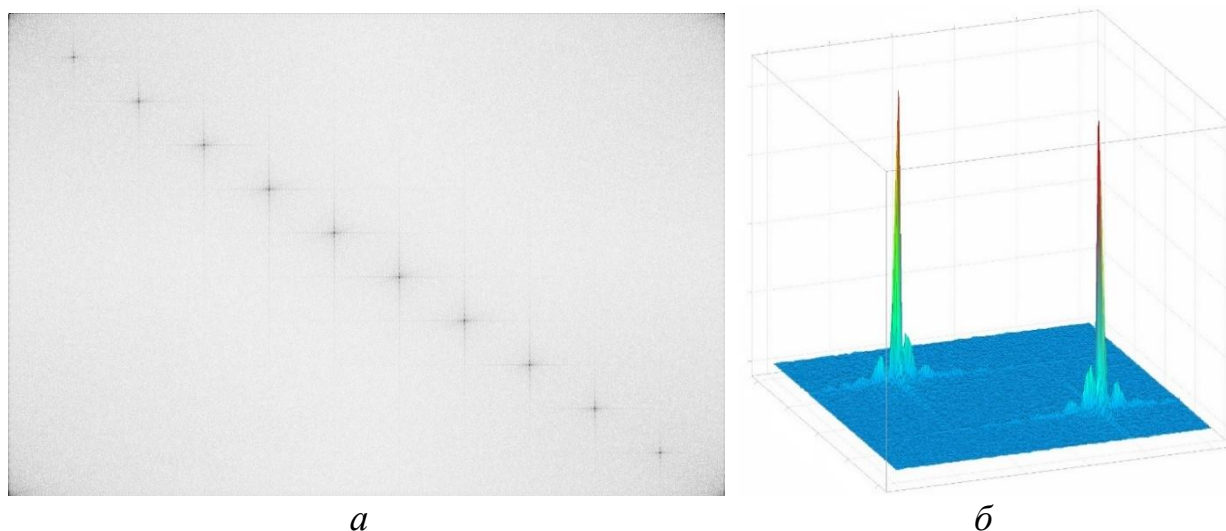


Рисунок 1.9 – Амплитудный спектр изображения (а) и его часть (б)

В работе [58] рассматриваются варианты расположения локальных максимумов амплитудного спектра в зависимости от угла наложения периодических помех. Так, периодический шум, выраженный горизонтальными линиями, порождает локальные максимумы вдоль вертикальной оси амплитудного спектра. В свою очередь, вертикальным линиям будут соответствовать локальные максимумы на горизонтальной оси амплитудного спектра, а наклонным – диагональные локальные максимумы.

Очевидно, что для фильтрации периодических помех на исходном зашумленном изображении необходимо подавить локальные максимумы на амплитудном спектре, чтобы снизить влияние определенных частот. Однако на реальных изображениях амплитудный спектр может иметь более сложную структуру, поэтому поиск локальных максимумов и их подавление с минимальным искажением «полезных» частот можно считать отдельной задачей.

Последним этапом фильтрации периодического шума является преобразование, обратное произведенному на первом шаге. В случае ДПФ применяют обратное преобразование Фурье. Для матрицы $F = \{F_{ks}\}$ обратное преобразование имеет вид

$$I_{mn} = \frac{1}{M \cdot N} \sum_{k=0}^{M-1} \sum_{s=0}^{N-1} F_{ks} e^{j2\pi \left(\frac{km}{M} + \frac{sn}{N} \right)}, \quad m = \overline{0, M-1}, n = \overline{0, N-1}. \quad (1.14)$$

В реальных задачах применение прямого и обратного ДПФ (представленных формулами (1.12) и (1.14)) нецелесообразно из высокой вычислительной сложности алгоритмов, что делает подход непригодным даже для изображений небольших размеров. Как правило, в цифровой обработке изображений широко используется быстрое преобразование Фурье (БПФ) [56].

1.2.2 Методы фильтрации частот в спектральной области

Простейший подход к фильтрации определённых частот в спектральной области, который встречается в некоторых программах MATLAB, заключается в наложении подготовленных секториальных масок, которые подавляют все значения $F = \{F_{ks}\}$, попадающие под нулевые значения. Такие маски строятся для обнуления частот, расположенных на амплитудном спектре вертикально, горизонтально или наклоненные под определенным углом. Пример одной из масок, обнуляющей все частоты, расположенные на главной и побочной диагоналях матрицы коэффициентов $F = \{F_{ks}\}$, представлен на рисунок 1.10, *а*.

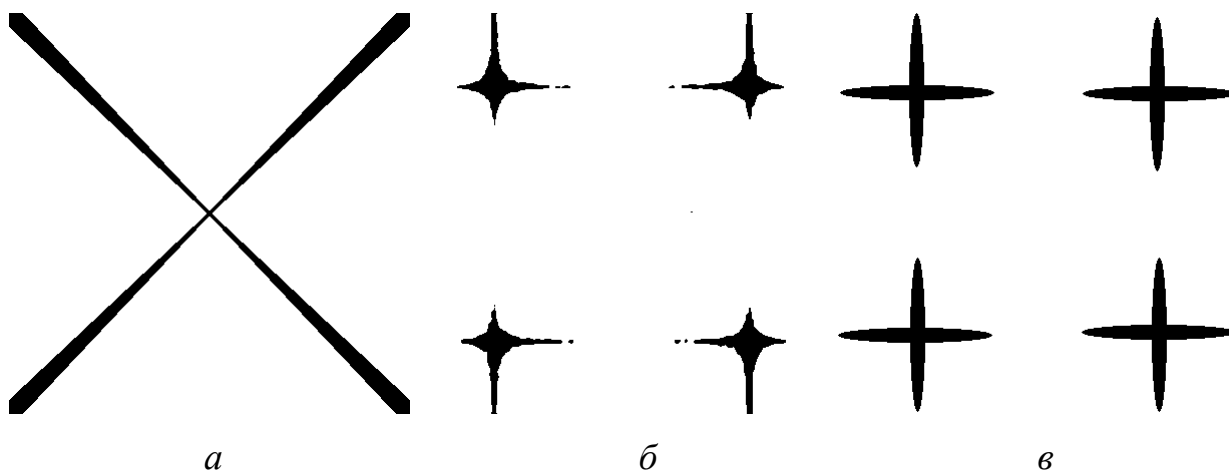


Рисунок 1.10 – Примеры масок алгоритмов подавления частот:

а – секториальная маска, *б* – результат кластеризации RFPCM и применения операции дилатации, *в* – маска звездообразной формы

Недостатком такого подхода является необходимость участия оператора на этапе формирования секторальных масок, а также существует потенциальная угроза удаления не только коэффициентов прямого ДПФ, отвечающих за шумовую (периодическую) составляющую, но и низкочастотных коэффициентов, представляющих полезный сигнал.

Авторы [5] предлагают использовать альтернативный подход для построения полностью автоматического метода фильтрации периодического шума, основанный на кластеризации RFPCM для локализации локальных максимумов с последующей дилатацией, чтобы создать более четкие границ кластеров, и построением на основе результатов маски для подавления периодического шума, налагаемого на амплитудный спектр (рисунок 1.10, б). Одним из недостатков такого алгоритма является высокая вычислительная сложность, связанная с необходимостью выполнения этапа кластеризации.

В работе исследователей [6] используется предварительная фильтрация ядром Гаусса 3×3 матрицы коэффициентов прямого ДПФ для получения более гладкого амплитудного спектра, а затем ищутся координаты локальных максимумов полным перебором. Так как шумовые пики имеют симметрию, авторы используют этот факт для поиска оставшихся локальных максимумов, преследуя цель оптимизации вычислительных ресурсов. Для построения маски подавления частот в окрестностях локальных максимумов строятся фигуры из двух перпендикулярных эллипсов, напоминающих форму «звезды» (пример проекции такой маски представлен на рисунке 1.10, в).

Авторы работы [7] используют альтернативный подход для поиска локальных экстремумов, основанный на статистике в частотной области. Идея заключается в построении режекторного фильтра на основе статистических выбросов на спектре мощности. По мнению авторов, такой фильтр способен качественно подавлять периодический и квазипериодический шум, если он затрагивает большую часть сигнала, для «естественных» изображений.

1.2.3 Выводы

Несмотря на то, что периодический шум не столь типичен при обработке цифровых изображений, его наличие может существенно повлиять на обработку, исказить результаты анализа и снизить качество результатов задач более высокого уровня.

Большинство алгоритмов фильтрации периодических помех основаны на идее анализа амплитудного спектра изображения, выделении локальных максимумов или некоторых областей с последующим подавлением соответствующих частот для уменьшения их вклада на изображении.

Простейшие методы имеют фиксированные пределы допустимой амплитуды или заранее заготовленные секторальные маски, применение которых может исказить полезные частоты. Более сложные определяют необходимые области амплитудного спектра на основе статистики, кластеризации или построения масок специальной формы в окрестностях локальных максимумов, однако, как правило, такие алгоритмы имеют высокую вычислительную сложность.

Несмотря на существующее многообразие подходов построения масок фильтрации, разработка адаптивного метода подавления периодического шума с низкой вычислительной сложностью, является актуальной практической задачей. *Четвертая задача* исследования направлена на *приложение предлагаемого метода детектирование границ* для поиска окрестностей локальных максимумов амплитудного спектра для формирования маски сглаживания периодических помех на цифровых изображениях.

1.3 Оценивание дисперсии шума на изображениях

Некоторые задачи цифровой обработки изображений основываются на оценке СКО шума обрабатываемого сигнала. Например, параметр $\Delta = m\sigma$ *сигма-фильтра* (формулы (1.5), (1.5*)) основывается на значении σ – оценке СКО дискретного белого шума в составе изображения [36]. От правильности подбора оценки напрямую зависит результат обработки фильтра: если значение меньше

ожидаемой оценки, то в результате останутся артефакты влияния гауссова шума, если больше, то, наоборот, *сигма-фильтр* приблизится к работе *равномерного фильтра* (формулы (1.1), (1.1*)), в результате чего границы резких перепадов яркости полезного сигнала будут размыты, что негативно повлияет на дальнейшую работу задачи детектирования границ и алгоритмов более высокого уровня.

Другим приложением задачи оценивания уровня шума в составе изображения является задача восстановления размытых изображений [61]. В частности, в работах [62-64] для восстановления размытого изображения используется интегральное уравнение Фредгольма первого рода, в котором необходимо знание ошибки, зависящей от СКО наложенного на изображение шума.

Также, оценивание уровня шума используется в задачах эталонной и не эталонной оценки качества цифрового изображения [26, 65, 66]. К первой группе относят методы, основанные на сравнении результата с эталоном (как правило, их удобно применять для калибровки систем захвата изображений и настройке фильтров). В реальности, большинство изображений не имеют эталонов, поэтому вторая группа методов полагается на количественные оценки, в частности, на оценку СКО шума в составе изображения для принятия решения о его визуальном качестве.

1.3.1 Обзор методов оценивания уровня шума

Задаче оценивания дисперсии шума в составе изображений посвящено много работ. Среди известных методов можно выделить следующие группы:

- медианные методы [22];
- блочные методы [23-24];
- методы с применением вейвлет-преобразования [25];
- методы с применением преобразования Фурье [26, 27].

Медианные методы основаны на оценке отклонения каждого пикселя изображения от медианы. Например, в работе [22] вычисляются отклонения каждого пикселя от медианы изображения, а затем находится медиана вычисленных значений. Полученный результат может быть умножен на эмпирический коэффициент для получения оценки СКО шума. Такие методы просты в реализации, однако они не обладают достаточной точностью.

Методы, основанные на вейвлет-преобразовании, используют вейвлеты для оценивания СКО шума. Например, авторы работы [67] используют для вычисления оценки СКО шума коэффициенты высокочастотной области. В работе [25] на основе вейвлет-преобразования строится пространственная и временная гистограммы, а для оценки СКО шума используются значения, при которых показатели гистограммы стремятся к своим максимумам.

В работе [68] применяется двумерное вейвлет-преобразование для вычисления матрицы детализирующих компонентов, содержащей высокочастотный сигнал. Искомая оценка СКО шума находится путем вычисления выборочной дисперсии полученной высокочастотной области. Стоит отметить, что данный алгоритм имеет низкую вычислительную сложность с применением предлагаемых автором оптимизаций, а также приемлемое качество оценивания для изображений с невысокой долей высокочастотных колебаний, таких как, например, фотография ВПП, изображенная на рисунке 1.11, *а*. Однако для применения алгоритма в реальных условиях СТЗ, при которых встречаются изображения, как на рисунке 1.11, *б*, с высокой долей высокочастотных колебаний, необходимы дополнительные улучшения.

Для покрытия общих сценариев обработки и более стабильных оценок автор предлагает предварительно разбивать изображения на блоки для поиска областей с наименьшей дисперсией, как предлагает автор работы [26], либо использовать более высокие уровни вейвлетов для определения областей с наименьшей концентрацией высокочастотных колебаний.

Результаты оценивания СКО шума на изображениях ВПП и густого леса (рисунок 1.11), представлены в таблице 1.3. Изображение ВПП оценивалось

алгоритмом без дополнительных улучшений, а при обработке изображения густого леса применялось разбиение на блоки.



Рисунок 1.11 – Изображения для оценивания СКО шума:

а – взлетно-посадочная полоса, *б* – изображение густого леса.

Таблица 1.3 – Результаты оценивания с применением вейвлетов Хаара

СКО наложенного шума	Изображение ВПП	Изображение густого леса		
		20×20	40×40	60×60
1	1.77	1.03	1.01	1.07
5	5.23	4.65	4.98	5.03
10	10.14	9.10	9.86	10.03
15	15.12	13.55	14.68	14.99
20	20.04	18.18	18.68	19.94
25	24.97	24.28	24.58	24.87
30	30.18	28.06	29.27	29.63

Методы, основанные на применении преобразования Фурье, как правило, основаны на анализе амплитудного спектра и его гистограммы. Авторы работы [26] предлагают использовать БПФ с последующим квантованием результатов и построением на его основе гистограммы распределения значений гармоник. Оценка СКО шума выполняется на основе значения моды гистограммы – самого часто встречающегося значения.

Авторы подчеркивают, что алгоритм позволяет находить оценки СКО шума со стабильной точностью для широкого диапазона уровня наложенного шума, при этом, говоря о недостатках, упоминают, что метод требует дополнительный объем памяти и имеет более высокие вычислительные затраты, по сравнению с другими

методами оценивания. Данные ограничения усложняют его использования в бортовых компьютерах с ограниченными пространственными и вычислительными ресурсами.

Методы оценивания уровня шума, основанные на применении вейвлет-преобразования, преобразования Фурье и с использованием блочных подходов, имеют более точные оценки, по сравнению с группой медианных алгоритмов, однако в работе [23] авторы подсвечивают, что для работы в реальных СТЗ больше всего подходят именно блочные методы, так как имеют более низкую вычислительную сложность при достаточном уровне точности оценок.

1.3.2 Блочные методы оценивания уровня шума

Исследованию блочных методов оценивания мощности шума в составе изображения посвящен ряд работ отечественных и зарубежных авторов [24, 26]. Автор работы [24] предлагает разбивать изображение на блоки одинакового размера и искать блоки с наименьшей дисперсией. Изображения в найденных блоках сглаживаются линейными сглаживающими операторы с масками соседних размеров, и результаты их сглаживаний вычитаются друг из друга. Вычисляя дисперсию полученной разности возможно перейти к оценке СКО шума изображения.

Данный процесс основан на справедливом предположении, что в областях с минимальной дисперсией полезный сигнал константен или адекватно описывается линейной функцией в небольшой окрестности каждого пикселя, поэтому вычитание результата одного сглаживания линейными операторами из другого позволяет аннулировать низкочастотную составляющую. При соблюдении данного предположения остаточная дисперсия будет пропорциональна оценке СКО шума, при этом коэффициент пропорциональности зависит от сглаживающего оператора и может быть математически вычислен.

В работах [50, 69] описан алгоритм блочного метода с использованием разностного оператора для нахождения оценки уровня шума в составе

изображения. Продолжая рассматривать аддитивную модель изображения, размером $M \times N$ (формула (1.9))

$$I_{ij} = U_{ij} + \xi_{ij}, \quad i = \overline{1, M}, \quad j = \overline{1, N},$$

применение линейного сглаживающего оператора $\mathbf{A}$ можно описать выражением в матричной записи

$$\hat{I}_{ij} = \mathbf{A}\mathbf{I} = \mathbf{A}\mathbf{U} + \mathbf{A}\mathbf{\Xi} = \hat{U}_{ij} + \eta_{ij}, \quad (1.15)$$

где $\hat{U}_{ij} = \mathbf{A}\mathbf{U}$, $\eta_{ij} = \mathbf{A}\mathbf{\Xi}$, $D[\eta] = \sigma_{\eta}^2 < \sigma_{\xi}^2$.

Если сглаживающий оператор $\mathbf{A}$ действует по правилу

$$\mathbf{A}I_{ij} = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st} I_{i+s, j+t}, \quad (1.16)$$

и, одновременно, изображение $\mathbf{I}$ представляет собой некоррелированный гауссов шум с нулевым математическим ожиданием (другими словами, $\mathbf{I} = \mathbf{\Xi}$ и $\mathbf{U} \equiv \mathbf{0}$), то дисперсия шума $\eta_{ij} = \mathbf{A}\mathbf{\Xi}$ будет находиться по формуле

$$D[\eta] = \left(\sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st}^2 \right) D[\xi] = \gamma^2 \sigma_{\xi}^2, \quad (1.17)$$

где $\gamma^2 = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st}^2$.

Из (1.17) следует, что оценку СКО шума $\hat{\sigma}_{\xi}$ можно найти по формуле

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \left(\hat{D}[\eta] / \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \alpha_{st}^2 \right)^{1/2}. \quad (1.18)$$

Однако стоит иметь в виду, что для возможности использовать формулу (1.18) для восстановления СКО шума, необходимо первоначально удалить низкочастотную составляющую, чтобы изображение $\mathbf{I}$ представляло собой высокочастотный сигнал, определяющий шумовую составляющую аддитивной модели изображения.

Как было сказано выше, в работе [24] определяются блоки с минимальной дисперсией, где полезный сигнал константен или адекватно описывается

линейной функцией. Известно, что линейные операторы с симметричными масками дают несмещенную оценку линейной функции [44], а значит вычитание результатов одного сглаживания линейным оператором из другого в областях выполнения предположения, позволяет аннулировать полезный, низкочастотный по отношению к шуму сигнал. Размер ядер линейных сглаживающих операторов, применяемых к областям изображения, в этом случае равен $(2k-1) \times (2k-1)$ и $(2k+1) \times (2k+1)$.

Нетрудно заметить, что процедура вычитания результатов сглаживания оператором $\mathbf{A}$ с размером маски $(2k+1) \times (2k+1)$ из результатов сглаживания тем же оператором с размером маски $(2k-1) \times (2k-1)$ эквивалентна выражению

$$\mathbf{B} = \mathbf{A}_{(2k-1) \times (2k-1)} - \mathbf{A}_{(2k+1) \times (2k+1)}.$$

При этом, в силу линейности изображения $\mathbf{U}$ в найденных участках, имеем равенство $\mathbf{B}\mathbf{I} = \mathbf{B}(\mathbf{U} + \mathbf{\Xi}) = \mathbf{B}\mathbf{\Xi}$.

В качестве сглаживающих фильтров $\mathbf{A}_{(2k-1) \times (2k-1)}$ и $\mathbf{A}_{(2k+1) \times (2k+1)}$ можно взять простейший оператор $A_{\text{равномерный}}^*$ (формула (1.1*)) с коэффициентами $1/(2k-1)^2$ и $1/(2k+1)^2$ соответственно.

В работах [50, 69] показано, что в этом случае остаточная дисперсия после применения разностного оператора $\mathbf{B}$ связана с дисперсией шума соотношением

$$D[B(\xi)] = \frac{8k}{(4k^2 - 1)^2} \cdot D[\xi],$$

откуда с учетом формулы (1.18) следует

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \frac{(4k^2 - 1)}{\sqrt{8k}} (\hat{D}[B(\xi)])^{1/2}, \quad (1.19)$$

где $\hat{D}[B(\xi)]$ находится как выборочная дисперсия в блоках с аннулированной низкочастотной составляющей.

Например, при использовании размеров масок 7×7 и 9×9 ($k=4$) формула (1.19) принимает вид

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \frac{63}{4\sqrt{2}} \left(\hat{D}[B(\xi)] \right)^{1/2}.$$

В работе [50] проведены исследования метода на изображениях подстилающей поверхности с наложенным дискретным гауссовым шумом разной интенсивности ($\sigma \in \{1, 5, 10, 20, 30\}$) и с разбиением на блоки разных размеров (25×25 , 50×50 , 75×75 , 100×100). Результаты оценивания представлены в таблице 1.4.

Нетрудно заметить, что восстановленные значения СКО шума при небольших размерах блоков (25×25 , 50×50) достаточно близки к значениям СКО наложенного шума, однако при увеличении размера блоков, оценки СКО при наложенном шуме небольшой интенсивности ($\sigma_{\xi}=1, \sigma_{\xi}=5$) имеют весомые отклонения.

Таблица 1.4 – Результаты оценивания СКО шума блочным методом с использованием разностного оператора

СКО σ_{ξ} наложенного шума	Оценка $\hat{\sigma}_{\xi}$ СКО шума			
	25×25	50×50	75×75	100×100
1	1.2	1.7	3.6	7.2
5	5.0	5.1	6.1	8.8
10	9.5	10.0	10.6	12.3
20	18.1	19.9	20.5	21.2
30	28.6	29.7	30.2	30.5

Это хорошо проиллюстрировано результатами экспериментов для разных соотношений размеров блоков и СКО наложенного шума, отраженных на рисунке 1.12

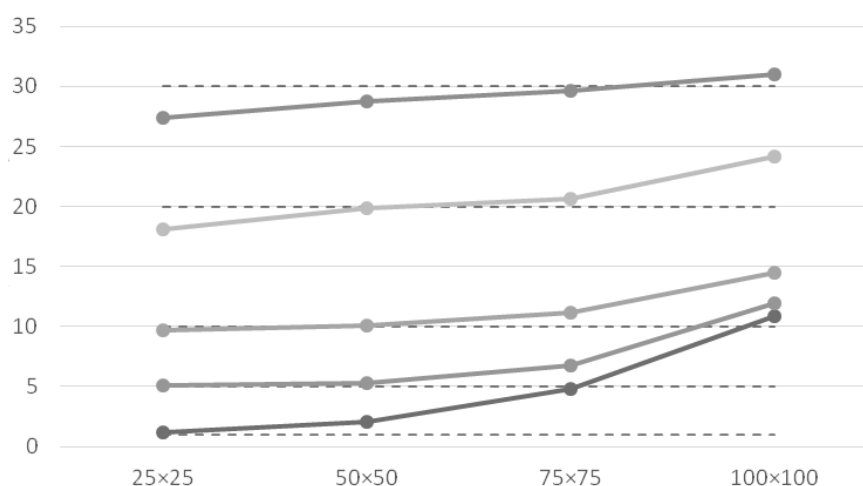


Рисунок 1.12 – Зависимость оценок СКО шума от размера блока

1.3.3 Выводы

Задача оценивания дисперсии дискретного гауссова шума в составе изображения находит применение в различных алгоритмах систем технического зрения. От точности оценок в значительной степени зависят результаты методов эталонной и не эталонной оценки качества изображений, алгоритмов восстановления размытых изображений.

Особое место занимает задача фильтрации дискретного гауссова шума сигма-фильтром, обладающего низкой вычислительной сложностью, но зависящем от входного параметра, содержащего в качестве множителя СКО шума в составе изображения.

Существуют различные подходы к оцениванию дисперсии гауссова шума – медианные, блочные, методы, основанные на вейвлет-преобразованиях и преобразованиях Фурье. Простейшие методы, такие как медианные, имеют невысокую вычислительную сложность, однако обладают низкой точностью. Методы, основанные на преобразованиях Фурье имеют достаточно точные оценки, однако их использование в системах технического зрения ограничено из-за высокой вычислительной сложности алгоритмов. Перспективной группой алгоритмов, в отношении низкой вычислительной сложности при достаточной точности оценивания дисперсии шума, является класс блочных методов.

Одной из *основных задач исследования* является разработка нового метода оценивания дисперсии шума в составе изображения, обладающего низкой вычислительной сложностью при сохранении точности оценок.

1.4 Детектирование границ перепада яркости

Многие алгоритмы систем предварительной обработки изображений базируются на применении контурных изображений, формируемых с помощью детекторов границ [1]. Данный подход находит применение в задачах обнаружения и сопровождения объектов, мультиспектрального совмещения изображений, в том числе реальных и синтезированных карт местности с использованием контурных моделей объектов постоянного присутствия подстилающей поверхности.

Критическим требованием к бортовым системам технического зрения летательных аппаратов является обеспечение обработки видеопотока в режиме реального времени (обычно, это значение равно 25 кадрам в секунду), что предъявляет жесткие ограничения на вычислительную сложность применяемых алгоритмов. Методы совмещения изображений, основанные на контурном анализе, обладают существенным преимуществом в данном аспекте, поскольку алгоритмическая обработка векторных контуров имеет на порядок меньшую вычислительную сложность по сравнению с операциями над растровыми изображениями.

В настоящее время известно большое число детекторов границ что обусловлено важностью проблемы создания контурных изображений и относительной простотой создания новых алгоритмов существующих классов [8-13]. Несмотря на многообразие, качественных детекторов границ, соответствующих ограничениям бортовых систем летательных аппаратов и требованиям по качественным и количественным характеристикам, достаточно мало.

1.4.1 Постановка задачи детектирования границ

В первую очередь проблема качественного детектирования границ связана с нетривиальностью самой задачи. В работе [70] авторы отмечают, что «способ определения граничной точки носит *нечеткий характер*, поскольку на практике редко жестко фиксируется порог, при котором яркость между двумя соседними пикселями изменится настолько, что можно утверждать о нахождении там границы». Переход от фоновых значений яркости к большим или меньшим значениям в областях интереса происходит, как правило, не в виде скачка, а в виде постепенного изменения яркости, что проиллюстрировано на рисунке 1.13.

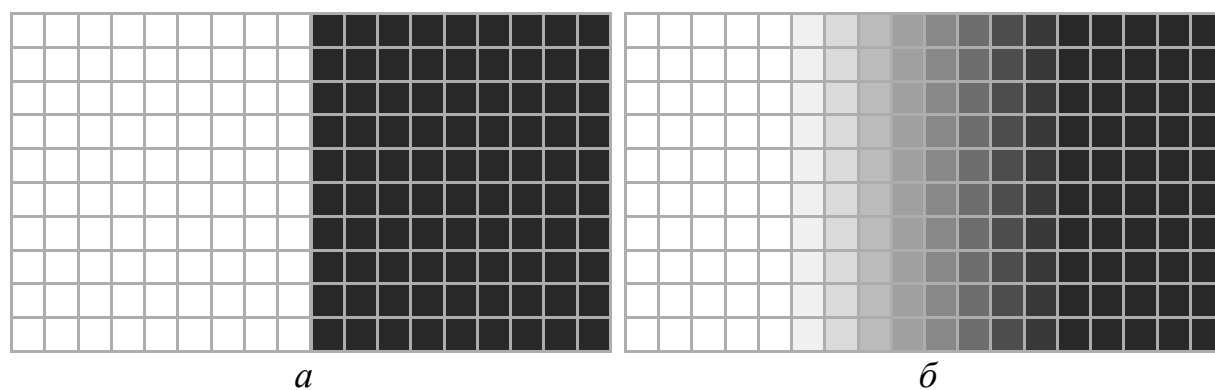


Рисунок 1.13 – Модельные изображения границ перепадов яркости:

a – интуитивное представление, *б* – реальная ситуация

В дополнение к описанной неоднозначности существует неопределенность выбора границы объекта. Если рассмотреть модельное изображение на рисунке 1.14, *a*, состоящее из однородного светлого фона и темного объекта интереса, то интуитивно граница должна проходить «между» пикселями (рисунок 1.14, *б*), однако это невозможно, так как контур должен состоять из совокупности пикселей. В этом случае границе может быть «внешняя» (рисунок 1.14, *в*), состоящая из пикселей фона или «внутренняя» (рисунок 1.14, *г*), состоящая из пикселей объекта интереса.

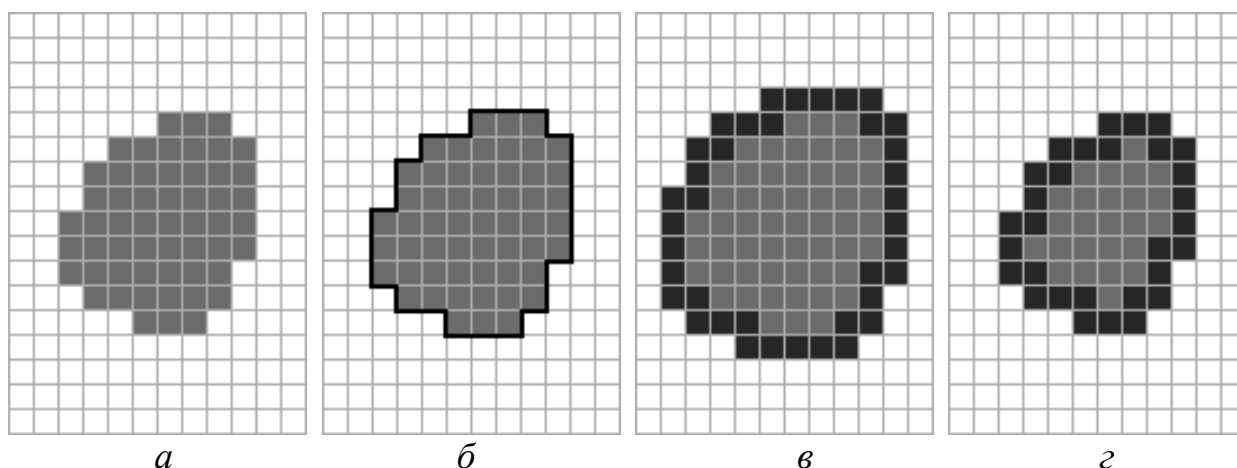


Рисунок 1.14 – Модельное изображения и его границы: a – исходное изображение, b – предполагаемая граница, $в$ – внешняя граница, $г$ – внутренняя граница

Описанные неопределенности делают задачу выделения контуров сложной и нетривиальной, что повлекло создание десятков методов детектирования границ, обладающих своими особенностями.

1.4.2 Классификация детекторов границ

Известные детекторы границ можно условно разделить на классы, основываясь на принципе нахождения граничных линий по использованию порядков частных производных:

- методы нулевого порядка;
- методы первого порядка;
- методы второго порядка.

К первому классу относят алгоритмы, которые не используют вычисление оценок частных производных. Обычно такие методы основаны на подсчете статистики [71], морфологических операциях [72], вейвлет-преобразовании [73] или сегментации изображений [74], в классе которых, в свою очередь, можно выделить группы:

- сегментация на основе кластеризации [75];
- сегментация на основе анализа гистограмм [76];
- сегментация на основе анализа графов [77].

Отдельно стоит выделить алгоритмы, основанные на применении нейронных сетей [78-83], которые активно развиваются в настоящее время. Несмотря на легкую доступность уже обученных моделей распознавания образов с миллионами параметров, позволяющих адаптивно решать задачи распознавания образов и создания контурных изображений, их применения в реальных СТЗ летательных аппаратов может быть ограничено, с одной стороны, необходимостью выделения энергонезависимой памяти для хранения значений параметров модели, с другой стороны, – жесткими требованиями к вычислительным ресурсам и необходимой предсказуемости результатов. Слабая интерпретируемость и отсутствие детерминированности результатов могут стать решающими в системах принятия решений.

К методам первого порядка относят методы выделения границ, в которых используется вычисление оценок частных производных, используемых для определения модуля и направления градиента. На их анализе построены решающие правила отнесения определенных пикселей изображения к контурам, поэтому методы данной группы называют *градиентными* [8-11, 13, 46, 84-88].

Градиентные методы имеют простую реализацию, но обладают высокой чувствительностью к высокочастотному шуму, так как операторы дифференцирования усиливают не только перепады яркости на границах объектов интереса, но и помехи, влияющие на качество детектирования границ.

В подавляющем большинстве градиентных методов для вычисления оценок частных производных $\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)_{ij}$ и $\left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)_{ij}$ изображения $I = \{I_{ij}\}$, $i = \overline{1, M}$, $j = \overline{1, N}$, размера $M \times N$, используются масочные операторы. Одними из наиболее простых и хорошо изученных методов являются метод Собеля [1] с масками

$$S_1 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix} \text{ и } S_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix} \quad (1.20)$$

и Превитта [28] с масками

$$P_1 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{pmatrix} \text{ и } P_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (1.21)$$

Представленные маски позволяют находить оценки частных производных в вертикальных и горизонтальных направлениях. При необходимости определения более точных оценок, можно использовать маски, симметричные относительно главной и побочной диагонали матрицы, для нахождения оценок частных производных в диагональных направлениях. В этом случае для метода Превитта можно дополнительно вычислять оценки частных производных масками вида

$$P_3 = \begin{pmatrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{pmatrix} \text{ и } P_4 = \begin{pmatrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \end{pmatrix}.$$

При использовании аналогичного подхода для определения оценки частных производных в двух вертикальных, двух горизонтальных и четырех диагональных направлениях для маски Собеля, набор масок будет соответствовать набору в методе Робинсона.

Аналогичный подход используется в методе Кирша, при котором маски для определения частных производных в 8 направлениях получаются в результате циклического сдвига элементов вокруг центрального элемента из базовой маски:

$$K_1 = \begin{pmatrix} -3 & -3 & 5 \\ -3 & 0 & 5 \\ -3 & -3 & 5 \end{pmatrix}.$$

Для нахождения оценок частных производных, как правило, используют оператор набла для двумерного пространства $\nabla = \frac{\partial}{\partial x} \bar{i} + \frac{\partial}{\partial y} \bar{j}$.

Для рассматриваемого изображения $I = \{I_{ij}\}$ выражение $\nabla I = \frac{\partial I}{\partial x} \bar{i} + \frac{\partial I}{\partial y} \bar{j}$

определяет градиент, при этом $|\nabla I| = \sqrt{\left(\frac{\partial I}{\partial x}\right)^2 + \left(\frac{\partial I}{\partial y}\right)^2}$ – модуль градиента.

Популярные градиентные методы, такие как метод Кенни [8], помимо модуля учитывают направления градиента. В общем случае угол наклона, образованный вектором градиента с положительным направлением оси Ox , можно вычислить, используя соотношение

$$\alpha = \begin{cases} \arctg \left(\frac{\frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial I}{\partial x}} \right), & \text{если } \frac{\partial I}{\partial x} > 0, \\ \pi \cdot \text{sign} \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right) + \arctg \left(\frac{\frac{\partial I}{\partial y}}{\frac{\partial I}{\partial x}} \right), & \frac{\partial I}{\partial x} < 0, \\ \frac{\pi}{2} \text{sign} \left(\frac{\partial I}{\partial y} \right), & \text{если } \frac{\partial I}{\partial x} = 0. \end{cases} \quad (1.22)$$

К группе методов второго порядка относят алгоритмы, использующие вычисление оценок частных производных второго порядка.

Большинство методов данной группы сводятся к вычислению оператора Лапласа (Лапласиан)

$$L \equiv \Delta = \frac{\partial^2}{\partial x^2} + \frac{\partial^2}{\partial y^2}.$$

После применения оператора Δ к изображению $I = \{I_{ij}\}$ необходимо найти нули полученного преобразованного изображения ΔI , то есть точки, в которых вторая производная равна нулю. Оценку значений оператора для дискретной сетки можно найти, используя маски

$$\begin{pmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 4 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} -1 & -1 & -1 \\ -1 & 8 & -1 \\ -1 & -1 & -1 \end{pmatrix}, \quad \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \\ -2 & 8 & -2 \\ 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}.$$

Методы, основанные на вычислении производных, сильно подвержены искажениям результатов из-за присутствия помех на изображениях, для снижения влияния которых изображение предварительно сглаживают. Использование

линейного сглаживающего оператора $A_{гауссов}^*$ (формула (1.2*)) с оператором Лапласа L в силу их коммутативности можно записать в виде

$$L \times (A_{гауссов}^* \times I) = (L \times A_{гауссов}^*) \times I = LoG \times I$$

Оператор $LoG = L \times A_{гауссов}^*$ получил название «Лапласиан Гауссиана» (LoG – Laplассian of Gaussiан). Для вычисления LoG на дискретной сетке можно использовать маски

$$\begin{pmatrix} 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 0 \\ 1 & 2 & -16 & 2 & 1 \\ 0 & 1 & 2 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \\ 4 & 5 & -8 & 5 & 4 \\ 6 & -8 & -52 & -8 & 6 \\ 4 & 5 & -8 & 5 & 4 \\ 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}.$$

1.4.3 Метод детектирование границ Кенни

В 1986 году Джон Кенни в работе [8] сформулировал критерии качественных детекторов границ, что стало важным шагом развития методов создания контурных изображений:

- хорошее отношение сигнала к шуму – получаемое контурное изображение должно содержать истинные границы и не содержать ложные;
- хорошая локализация – получаемые контуры должны быть максимально близки к реальным границам объектов интереса;
- единственность отклика на границу – для некоторых классов детекторов границ (в частности, градиентных) актуальна проблема повторного определения границы одного объекта, что связано с особенностями вычисления частных производных.

Введенные критерии позволили Кенни построить функцию стоимости ошибок, минимум которой определяет оптимальный по качеству детектор границ. В итоге был разработан многоступенчатый алгоритм детектирования границ,

который признан одним из лучших по качеству выделения границ не только в классе градиентных методов, но и среди лучших представителей других классов.

Алгоритм Кенни в общем случае состоит из следующих шагов:

- сглаживание изображения для подавления шума;
- вычисление модулей и направлений градиентов;
- поиск локальных максимумов модуля градиента;
- двойная пороговая фильтрация выделенных граничных точек;
- объединение границ в связные контуры.

Для подавления шума в оригинальном методе Кенни используется гауссов оператор $A_{гауссов}^*$ (формула (1.2*)). На практике, размер ядра оператора является входным параметром и обычно используется маски размера 3×3 или 5×5 для изображений с высоким уровнем шума.

Вычисление градиента, его модуля и направлений, основывается на классическом подходе, используемым в градиентных методах, на основе масок Собеля (формула (1.20)).

По углу наклона градиента к положительному направлению оси Ox (формула (1.22)) каждому пикселю изображения присваивается одно из 4 направлений – 0° , 45° , 90° , 135° (рисунок 1.15). Например, направлениям градиента от $22,5^\circ$ до $67,5^\circ$ присваивается направление градиента 45° .

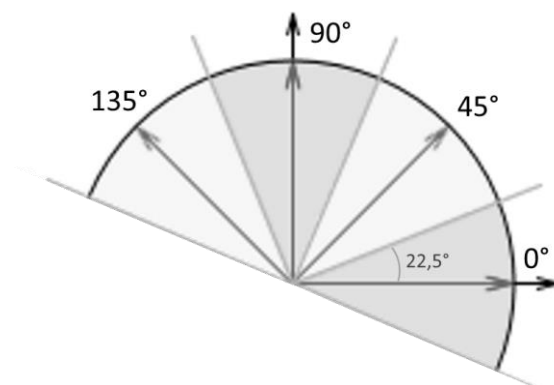


Рисунок 1.15 – Дискретные направления

Поиск локальных максимумов производится в одном из дискретных направлений. Например, для направления 0° значение модуля градиента

сравниваются со значениями модуля градиента соседних пикселей «слева» и «справа», а для направления 45° – с пикселями, располагающимися по диагонали первого и третьего квадрантов при выполнении условия, что соседние пиксели должны быть ориентированы в том же направлении.

Пороговая фильтрация основана на распределении пикселей на 3 группы на основе двух порогов фильтрации – Δ_1 и Δ_2 ($|\nabla I|_{\min} < \Delta_1 < \Delta_2 < |\nabla I|_{\max}$). Пиксели I_{ij} , в которых выполняется условие $|\nabla I_{ij}| > \Delta_2$ помечаются «сильными» линиями, которые войдут в результирующее контурное изображение. В противоположность, пиксели $|\nabla I_{ij}| \leq \Delta_1$ исключаются из рассмотрения. Оставшиеся пиксели, для которых справедливо неравенство $\Delta_1 < |\nabla I_{ij}| \leq \Delta_2$ помечаются «слабыми» линиями.

На последнем шаге анализируются «слабые» линии: если хотя бы один пиксель по схеме 8-связной области соприкасается с «сильной», то она так же становится «сильной», иначе подавляется. В результате подобной процедуры все «слабые» линии будут либо отброшены, либо войдут в результирующее контурное изображение.

Чем ниже выбранные пороги, тем больше граничных линий будет содержаться в контурном изображении, но в то же время будут добавляться ложные границы и алгоритм будет более восприимчив к помехам. С другой стороны, завышенные пороги могут привести к потере границ объектов интереса или детектировать их с разрывами.

Метод Кенни генерирует тонкие границы толщиной в один пиксель, в отличие от простейших методов Собеля, Превитта, Робинсона, Кирша, оператора Лапласиана, использующего частные производные второго порядка, однако в работе [1] подсвечивается особенность «эффекта спагетти», когда метод Кенни замыкает контуры объектов, которые на самом деле не являются замкнутыми.

На рисунке 1.16 изображение ВПП, снятое с борта летательного судна, а на рисунках 1.17, а-е представлены примеры обработки из-изображения ВПП

методами детектирования границ Собеля, Превитта, Робинсона, Кирша, Лапласиана и Кенни соответственно.



Рисунок 1.16 – Изображение ВПП

На примерах результатов детектирования границ видно, что на выходе методов Собеля (рисунок 1.17, *а*), Превитта (рисунок 1.17, *б*), Робинсона (рисунок 1.17, *в*) и Кирша (рисунок 1.17, *г*) содержатся «толстые» контуры большого числа объектов, что может затруднить создание векторного контура и дальнейшую обработку алгоритмами более высокого уровня.

Оператор Лапласиан (рисунок 1.17, *д*) более выраженно подсветил истинные границы объектов постоянного присутствия, однако и в нем содержится большое число «шумных» границ, которые не содержат полезных данных.

Метод Кенни (рисунок 1.17, *е*) на выходе имеет «тонкие» линии, которые могут быть преобразованы в векторы, однако он содержит большое число длинных соединенных контуров, которые не соответствуют реальным объектам на поверхности Земли.

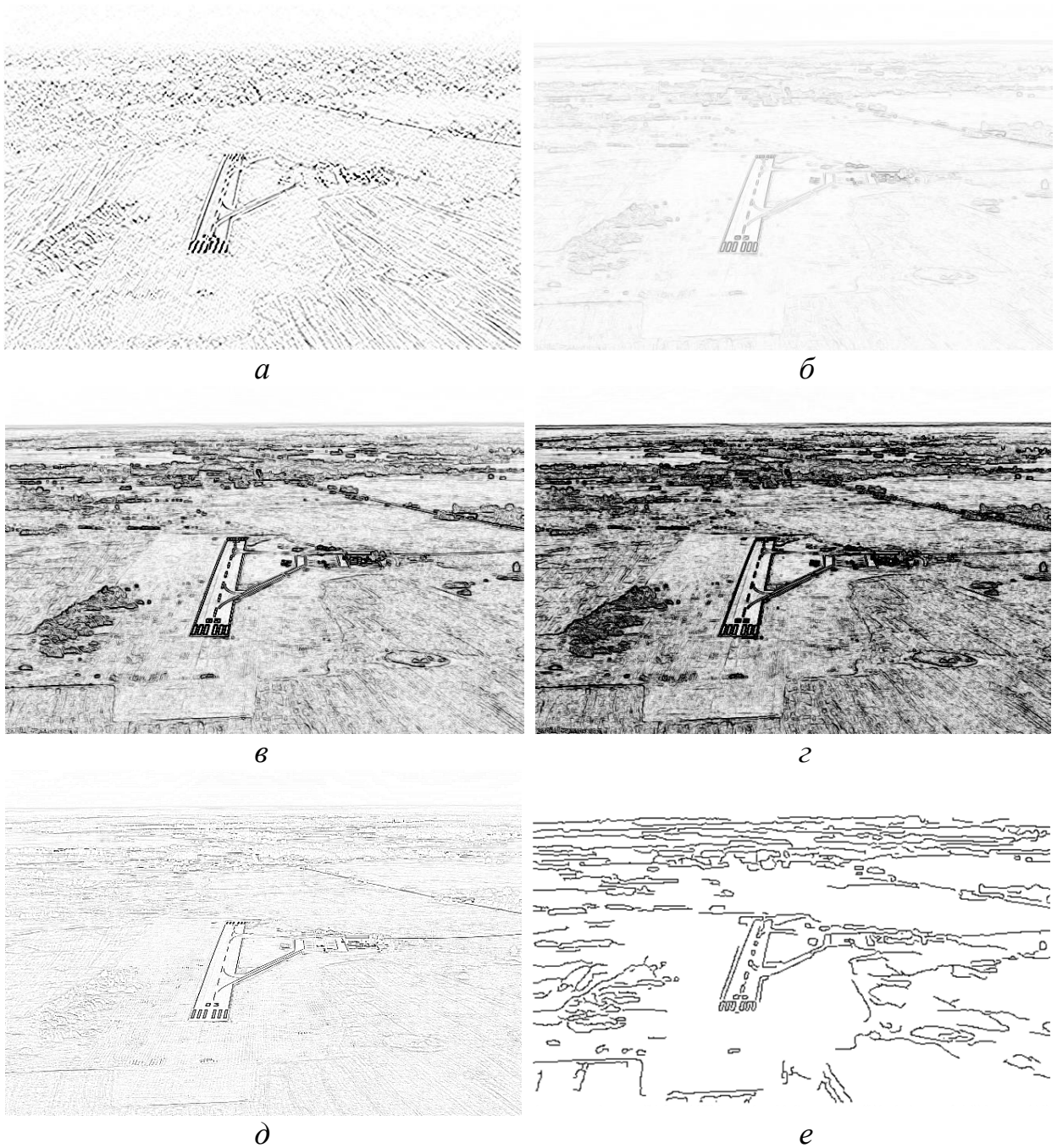


Рисунок 1.17 – Результаты детектирования методами: *а* – Собеля, *б* – Превитта, *в* – Робинсона, *г* – Кирша, *д* – Лапласиан, *е* – Кенни

1.4.4 Выводы

Методы создания контурных изображений имеют фундаментальное значение в системах технического зрения. Однако, несмотря на разнообразие существующих алгоритмов, проблема точного и эффективного детектирования границ по-прежнему остается нерешенной.

Например, метод Кенни, считающийся одним из наиболее точных по качеству детектирования границ, обеспечивает тонкие границы, но склонен к генерации ложных замкнутых контуров. В то же время простейшие методы, такие как операторы Собеля, Превитта, Робинсона и Кирша, хотя и отличаются высокой скоростью работы, генерируют широкие контуры, требующие постобработки и усложняющие дальнейший анализ.

Одна из ключевых *задач исследования* заключается в разработке нового метода детектирования границ, который сочетает низкую вычислительную сложность с высоким качеством детектирования границ, сравнимым с лучшими существующими детекторами.

1.4 Выводы по разделу

В настоящее время методы предварительной обработки изображений, используемые в системах технического зрения, не только не теряют актуальность, но и приобретают особую значимость в связи со стремительным развитием беспилотной авиации. Создание новых или модификация существующих алгоритмов с улучшенными характеристиками являются приоритетными задачами.

Важнейшей задачей в блоке предварительной обработки изображения в любой многоспектральной СТЗ является задача фильтрации дискретного белого шума. В первой главе показано, что линейные сглаживающие операторы хорошо изучены, позволяют качественно подавлять высокочастотный некоррелированный гауссов шум как низкой, так и высокой интенсивности, однако они не способны учитывать локальные особенности изображений, что влечет размытие границ объектов интереса и поэтому затрудняет дальнейший анализ. Нелинейные сглаживающие операторы, напротив, учитывают локальные особенности изображений, однако, имеют высокую вычислительную сложность (билатеральный фильтр) и/или требуют наличие входных параметров, от качества

подбора которых в значительной степени зависит результат сглаживания (сигма-фильтр).

Сигма-фильтр обладает достаточно низкой вычислительной сложностью, но качество фильтрации определяется подбором входного параметра, в состав которого входит величина СКО шума в составе изображения. В связи с этим возникает *первая задача* исследования – разработка метода оценивания дисперсии шума в составе изображения, обладающего высокой точностью оценивания и низкой вычислительной сложностью. Получение корректной оценки дисперсии шума является важной научной задачей, имеющей одновременно несомненную практическую значимость. *Вторая задача* исследования, вытекающая из первой задачи, – модификация алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации за счет использования вычисляемой оценки СКО шума для адаптивного подбора параметров фильтров.

Методы детектирования границ играют ключевую роль в системах компьютерного зрения, включая задачи обнаружения и сопровождения объектов, совмещения изображений и обработки видеопотока в реальном времени. Несмотря на существование множества методов и алгоритмов детектирования границ, проблема качественного и быстрого выделения контуров остается актуальной. Основные трудности связаны с неоднозначностью определения контуров, высокой чувствительностью к шумам, а также компромиссом между качеством детектирования и вычислительной сложностью. Например, метод Кенни – один из лучших методов детектирования границ – обеспечивает тонкие границы, но склонен к формированию ложных замкнутых контуров, а простейшие методы с фиксированными масками (Собея, Превитта, Робинсона, Кирша) хотя и обладают низкими требованиями к производительности, но дают избыточно толстые линии, требующие дополнительной обработки и затрудняющие анализ.

Создание надежного метода детектирования границ, обладающего низкой вычислительной сложностью и не уступающего по качеству формирования контурного изображения лучшим детекторам, является *третьей задачей* диссертационного исследования.

Отдельная группа алгоритмов предварительной обработки изображений направлена на подавление периодического и квазипериодического шума, которым подвержено большинство датчиков и сенсоров многоспектральной СТЗ. Периодические помехи не так распространены, как, например, дискретный белый шум, однако их наличие существенно может исказить результаты обработки. В условиях нестационарного периодического шума необходимо использовать алгоритмы, которые позволяют адаптивно подавлять периодический шум с разной фазой, частотой, амплитудой и направлением в двумерном сигнале.

Простейшие алгоритмы фильтрации периодических помех основаны на предварительно заготовленных секторальных масках, более сложные – на подсчете статистики в частотной области, кластеризации амплитудного спектра, поиске локальных максимумов амплитудного спектра и построении масок для уменьшения влияния частот. Исследование новых подходов для обнаружения и подавления периодического шума также является перспективной *четвертой задачей* исследования.

Важнейшими с теоретической точки зрения из названных четырех задач диссертационного исследования являются *первая задача* – оценивание дисперсии шума в составе изображения и *третья задача* – детектирование границ перепада яркостей.

2 МЕТОД ОЦЕНИВАНИЯ ДИСПЕРСИИ ДИСКРЕТНОГО БЕЛОГО ШУМА НА ОСНОВЕ РАЗНОСТНЫХ ОПЕРАТОРОВ С ВЕКТОРНЫМИ МАСКАМИ

В разделе 1.3.2 рассмотрен блочный метод оценивания СКО шума, основанный на предположении, что в областях с минимальной дисперсией полезный сигнал константен или адекватно описывается линейной функцией в небольшой окрестности каждого пикселя. Данное предположение играет ключевую роль в описанном алгоритме.

Известно, что линейные операторы с симметричными масками дают несмещенную оценку линейной функции, поэтому в областях изображения, где выполняется предположение, применение линейных сглаживающих операторов с масками разных размеров с последующим вычитанием результатов сглаживания позволяет аннулировать низкочастотный сигнал.

Вычисляя оценку выборочной дисперсии $\hat{D}[B(\xi)]$ остаточного шума после применения разностного оператора $\mathbf{B}$ на основе линейного оператора $A_{\text{равномерный}}^*$ (формула (1.1*)), используя формулу (1.19), получим искомую оценку СКО шума:

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \frac{(4k^2 - 1)}{\sqrt{8k}} (\hat{D}[B(\xi)])^{1/2}.$$

В рассматриваемой аддитивной модели изображения (формула (1.9)) присутствует дискретный некоррелированный гауссов шум, имеющий постоянные спектральные характеристики в различных участках изображения, в том числе для срезов по строке или столбцу, благодаря чему возможно применение векторных масок вместо матричных, что значительно снижает вычислительную сложность, особенно для операторов с большими размерами масок (длиной 9 и более). На использовании этого факта основан предлагаемый метод оценивания дисперсии шума, который рассматривается в *подразделе 2.1*.

Дальнейшим развитием использования векторных масок для оценивания дисперсии шума в составе изображения может стать поиск линейного сглаживающего оператора, который в минимальной степени искажает низкочастотный сигнал. Оператор, удовлетворяющий этому условию, позволит аннулировать низкочастотный сигнал, вычитая результат его сглаживания из оригинального изображения. Подобный подход предоставляет возможность дополнительно сократить вычислительные затраты из-за отсутствия необходимости дополнительного сглаживания. На основе данного предположения предлагается более эффективный в отношении производительности метод оценивания СКО шума, который рассматривается в *подразделе 2.2*.

В разделе 1.3 отмечается, что перспективным с точки зрения использования в системах технического зрения с ограниченными ресурсами является класс блочных методов, имеющих компромиссное сочетание точности оценивания при невысокой вычислительной сложности. По этой причине в *подразделе 2.3* предлагаемые алгоритмы сравниваются в первую очередь по точности оценивания и вычислительным затратам именно с представителем блочных методов, имеющих наилучшие показатели.

В *подразделе 2.4* рассматривается приложение предлагаемого метода оценивания дисперсии шума – модификация алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации, позволяющая в автоматическом режиме определять размер маски сглаживания линейных фильтров и вычислять порог фильтрации нелинейного сигма-фильтра на основе оценки СКО шума в составе изображения.

2.1 Разностный оператор с векторной маской

В составе рассматриваемой аддитивной модели изображения (формула (1.9)) присутствует некоррелированный дискретный гауссов шум $\xi = \{\xi_{ij}\}$, спектральные характеристики которого остаются постоянными в отдельных фрагментах изображения. Данная особенность справедлива в том числе для

фрагментов, представляющих собой срез изображения по строке или по столбцу, что делает возможным использования векторных масок, вместо матричных.

Действительно, если рассмотреть блочный метод с использованием разностного оператора с матричной маской, описанный в редакции авторов [69] в разделе 1.3.2, можно заметить, что вычислительную сложность можно снизить за счет использования векторных масок в областях выполнения предположения. В этом случае, разностному оператору с векторной маской размером $(2k+1)$ потребуется в $(2k+1)$ раз меньше вычислительных ресурсов, по сравнению с аналогичным оператором с матричной маской размером $(2k+1) \times (2k+1)$. Например, для размеров масок 9×9 и 11×11 потребуется в 9 и 11 раз меньше операций соответственно.

Дополнительно, точность оценивания можно повысить, если используемый оператор с векторной маской будет в наименьшей степени искажать низкочастотный сигнал.

Известно, что линейный сглаживающий оператор $A_{\text{полиномиальный}}$ с векторной маской (формула (1.4)) с коэффициентами

$$\alpha_i = \frac{3}{(4k^2 - 1)(2k + 3)} \cdot (3k^2 + 3k - 1 - 5i^2), i = \overline{-k, k}. \quad (2.1)$$

дает несмещенное оценивание многочленов до третьей степени включительно.

Справедливо достаточно реалистичное предположение, что детерминированная по отношению к шуму составляющая в малой окрестности пикселя адекватно описывается алгебраической функцией не выше третьей степени. Это предположение является более общим в отношении предположения из работы [24], описанном в разделе 1.3.2.

Основываясь на данном предположении, можно сделать вывод, что линейный оператор $A_{\text{полиномиальный}}$ с коэффициентами (2.1) удовлетворяет необходимым требованиям и может быть использован для оценивания дисперсии шума. Данный подход имеет сравнительно низкую вычислительную сложность

при более точных оценках за счет минимизации искажений низкочастотного сигнала.

По аналогии блочного метода с использованием матричного разностного оператора (формула (1.17)) можно установить соотношение между остаточной дисперсии после применения векторного разностного оператора **B** и искомой оценки СКО шума:

$$D[\eta] = D\left[\sum_{s=-k}^k \beta_s \xi_{j+s}\right] = \sum_{s=-k}^k \beta_s^2 \cdot D[\xi_i] = \left(\sum_{s=-k}^k \beta_s^2\right) \cdot \sigma_\xi^2. \quad (2.2)$$

Известно, что весовые коэффициенты (2.1) оператора $A_{\text{полиномиальный}}$ обладают свойством [89]

$$\sum_{s=-k}^k \alpha_s^2 = \alpha_0. \quad (2.3)$$

В случае векторной маски разностный оператор **B** также будет являться векторным. Можно доказать, что свойство (2.3) оператора $A_{\text{полиномиальный}}$ справедливо и для коэффициентов разностного оператора $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times (2k-1)} - \mathbf{A}_{1 \times (2k+1)}$, где в качестве **A** выступает оператор с полиномиальными коэффициентами (2.1). Другими словами, для коэффициентов β_i разностного оператора **B** справедливо равенство:

$$\sum_{s=-k}^k \beta_s^2 = \beta_0. \quad (2.4)$$

В соответствии с (2.2), учитывая свойство (2.4), получаем формулу вычисления оценки СКО шума на основе выборочной дисперсии результата применения разностного оператора **B**, основанном на операторе $A_{\text{полиномиальный}}$ с векторной маской:

$$\hat{\sigma}_\xi = \left(\hat{D}[\eta] / \sum_{s=-k}^k \beta_s^2 \right)^{1/2} = \left(\hat{D}[\eta] / \beta_0 \right)^{1/2}. \quad (2.5)$$

Таким образом, для разностного оператора $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times 5} - \mathbf{A}_{1 \times 7}$ с коэффициентами $\left(\frac{2}{21}, -\frac{8}{35}, \frac{2}{35}, \frac{16}{105}, \frac{2}{35}, -\frac{8}{35}, \frac{2}{21} \right)$ формула (2.5) принимает вид:

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \left(\hat{D}[\eta] / \sum_{s=-k}^k \beta_s^2 \right)^{1/2} = \left(\hat{D}[\eta] / \frac{16}{105} \right)^{1/2} = \frac{\sqrt{105}}{4} (\hat{D}[\eta])^{1/2}.$$

Вычислительный алгоритм предлагаемого метода:

1. Исходное изображение разбивается на блоки одинакового размера, в каждом блоке вычисляется дисперсия, выбирается N блоков с минимальными дисперсиями (на практике N равно 4-5).
2. В каждом блоке фиксируются строки с шагом h (шаг может быть равен 1 для анализа всех строк), в которых производится сглаживание оператором $\mathbf{B} = \mathbf{A}_{1 \times 5} - \mathbf{A}_{1 \times 7}$.
3. В фиксированных строках выбранных блоков вычисляются выборочные дисперсии и соответствующие им СКО $\sigma_{\eta}^{(t)}$, $t = \overline{1, N}$, на основе которых определяется среднее СКО $\bar{\sigma}_{\eta} = \left(\sum_{t=1}^N \sigma_{\eta}^{(t)} \right) / N$.
4. Вычисляется искомая оценка СКО шума $\hat{\sigma}_{\xi}$ в составе изображения по формуле $\hat{\sigma}_{\xi} = \frac{\sqrt{105}}{4} \bar{\sigma}_{\eta}$. Коэффициент $\frac{\sqrt{105}}{4}$ справедлив при использовании операторов $A_{\text{полиномиальный}}$ с размерами масок 1×5 и 1×7 в составе разностного оператора $\mathbf{B}$. При использовании других размеров коэффициент может быть вычислен, используя формулу (2.5).

Представленный алгоритм можно отнести к классу блочных, так как он имеет аналогичную механику разбиения на блоки и идею разностного оператора. Вместе с тем, алгоритм является альтернативой предлагаемому в работе [24] – использует векторные маски вместо матричных и основан на операторе $A_{\text{полиномиальный}}$, что позволяет существенно сократить вычислительные затраты и повысить точность оценивания за счет снижения искажения низкочастотного

сигнала. Использование векторных масок дает возможность анализировать строки с заданным шагом h , что позволяет дополнительно сократить вычислительную сложность за счет анализа только части строк изображения в условиях ограниченных ресурсов.

2.2 Строчный метод эффективного оценивания дисперсии шума

В разделе 2.1 сделано достаточно реалистичное предположение, что детерминированная по отношению к шуму составляющая в малой окрестности пикселя адекватно описывается алгебраической функцией не выше третьей степени. Также известно, что сглаживающий оператор $A_{\text{полиномиальный}}$ с коэффициентами (2.1) дает несмещенное оценивание многочленов до третьей степени включительно.

Учитывая эти два условия, можно сделать вывод, что в областях выполнения предположения оператор $A_{\text{полиномиальный}}$ с векторной маской при небольшой длине окна скольжения обеспечивает несмещенное оценивание компоненты U в составе изображения $I = U + \Xi$ (формула (1.15)):

$$AI = AU + A\Xi = U + A\Xi. \quad (2.6)$$

Очевидно, что равенство $AU = U$ в общем случае будет приближенным, однако учитывая результаты обработки реальных изображений можно считать, что ошибка будет минимальной.

Опираясь на выражение (2.6) можно сделать заключение, что применение оператора $A_{\text{полиномиальный}}$ и вычитание результата сглаживания из оригинального изображения позволяет аннулировать низкочастотный сигнал:

$$I - AI = (U + \Xi) - (AU + A\Xi) = (E - A)\Xi,$$

где E – тождественный оператор с весовой функцией $(0, 0, \dots, 0, 1, 0, \dots, 0)$.

Используя формулу (2.2) вычисления оценки дисперсии шума по выборочной дисперсии после применения оператора $E - A$ и с учетом свойства (2.3) имеем:

$$D[(\mathbf{E} - \mathbf{A})\mathbf{\Xi}] = \hat{D}[\eta] = (1 - \alpha_0)D[\xi],$$

откуда можно получить лаконичную формулу для оценивания дисперсии шума в исходном изображении:

$$\hat{D}[\xi] = \frac{1}{1 - \alpha_0} \hat{D}[\eta]. \quad (2.7)$$

Например, для оператора $A_{\text{полиномиальный}}$ с размером маски 5 формула вычисления оценки СКО шума имеет вид:

$$\hat{\sigma}_{\xi} = \left(1 / \left(1 - \frac{17}{35} \right) \hat{D}[\eta] \right)^{1/2} = \left(\frac{35}{18} \hat{D}[\eta] \right)^{1/2}.$$

Преследуя цель оптимизации вычислительных затрат, данный подход позволяет полностью отказаться от разбиения изображения на блоки и перейти к анализу отдельных строк или их частей.

Вычислительный алгоритм предлагаемого метода:

1. На изображении фиксируются строки с шагом h (шаг может быть равен 1 для анализа всех строк), каждая строка разбивается на промежутки равной длины L (на практике строка делится на 2-4 части), в каждом из которых вычисляется дисперсия и выбирается N промежутков с минимальной дисперсией.
2. В выбранных промежутках выполняется сглаживание оператором $A_{\text{полиномиальный}}$ и результаты сглаживания вычитаются из оригинального изображения.
5. В выбранных промежутках вычисляются выборочные дисперсии и соответствующие им СКО $\sigma_{\eta}^{(t)}$, $t = \overline{1, N}$, на основе которых определяется

$$\text{среднее СКО } \bar{\sigma}_{\eta} = \left(\sum_{t=1}^N \sigma_{\eta}^{(t)} \right) / N.$$

6. Вычисляется искомая оценка СКО шума $\hat{\sigma}_{\xi}$ в составе изображения по

формуле $\hat{\sigma}_{\xi} = \sqrt{\frac{35}{18}} \cdot \bar{\sigma}_{\eta}$. Коэффициент $\sqrt{\frac{35}{18}}$ справедлив при использовании

оператора $A_{\text{полиномиальный}}$ с маской длины 5. При использовании других размеров масок коэффициент может быть вычислен по формуле (2.7).

Важно отметить, что предлагаемый алгоритм имеет еще более низкую вычислительную сложность, по сравнению с методом, предложенным в разделе 2.2, за счет отказа от дополнительной операции сглаживания, и может быть использован в системах с жестким ограничением вычислительных ресурсов. Одновременно с этим, как увидим дальше и как и следовало ожидать, точность оценивания данного метода ниже при больших значениях СКО шума ($\sigma > 10$) по сравнению с методом, описанном в предыдущем подразделе 2.2.

2.3 Сравнительный анализ методов оценивания СКО шума

Для сравнения методов оценивания уровня шума использовалась серия изображений подстилающей поверхности Земли, сделанных с борта летательных аппаратов, содержащих объекты постоянного присутствия – озера и реки, лесные массивы, взлетно-посадочные полосы, объекты городской инфраструктуры. Примеры изображений из выборки представлены на рисунке 2.1.

Качество оценивания уровня шума проводилось по схеме:

- на изображение налагается шум заданной интенсивности σ_ξ ;
- вычисляются оценки СКО шума $\hat{\sigma}_\xi$ заданным методом.

В исследовании принимали участия 3 метода:

- блочный метод из работы [24], описанный в пункте 1.3.2 (M_k);
- предлагаемые методы:
 - а) блочный метод, описанный в подразделе 2.1 (M_1);
 - б) строчный метод, описанный в подразделе 2.2 (M_2).

Результаты оценивания СКО шума изображения, представленного на рисунке 2.1, а методами M_k и M_1 с разными размерами блоков представлен в таблице 2.1.

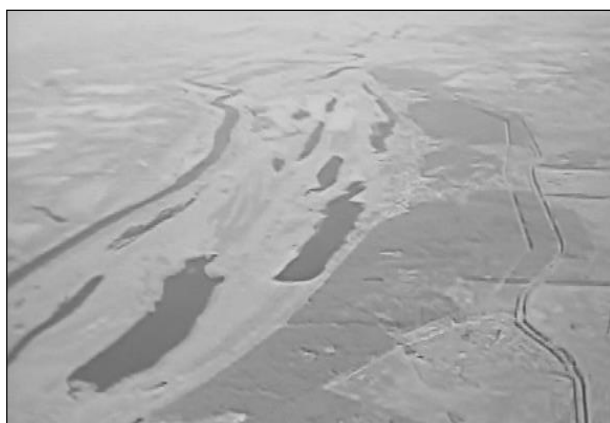
*а**б**в**г**д**е*

Рисунок 2.1 – Примеры изображений подстилающей поверхности Земли

В первую очередь стоит отметить достаточно точное оценивание методом M_1 в сравнении с методом M_k для всех размеров блоков. Особенно нужно подчеркнуть более точные оценки по методу M_1 при малых значениях СКО наложенного шума (от $\sigma_\xi = 1$ до $\sigma_\xi = 5$).

Таблица 2.1 – Результаты оценивания СКО шума методами M_k и M_1 .

СКО σ_ξ наложенного шума	Найденная оценка $\hat{\sigma}_\xi$ СКО шума					
	Метод M_k			Метод M_1		
	50×50	75×75	100×100	50×50	75×75	100×100
1	1.7	3.6	7.2	1.1	1.1	1.2
5	5.1	6.1	8.8	5.0	5.0	5.1
10	10.0	10.6	12.3	9.8	10.1	10.1
20	19.9	20.5	21.2	20.1	20.0	20.1
30	29.7	30.2	30.5	29.7	30.6	30.6

Также нужно отметить неустойчивое оценивание методом M_k при увеличении размера блоков. Эта особенность свойственна всем блочным методам, однако его влияние в предлагаемом методе M_1 значительно ниже, чем в методе M_k .

Рассмотрим зависимость оценок от размера блока более подробно на изображении, представленном на рисунке 2.1, в. Вычислим оценку СКО шума для размеров блоков 40-120 для методов M_k и M_1 . Полученные зависимости оценок представлены на рисунке 2.2, а и 2.2, б соответственно.

В методе M_k заметно резкое увеличение ошибки оценивания, начиная с размера блока 80 для значений СКО наложенного шума $\sigma_\xi = 15$. Важно отметить, что при этом метод M_1 имеет более стабильные оценки вне зависимости от СКО наложенного шума σ_ξ и выбранного размера блока из рассматриваемого диапазона.

Стоит отметить, что существуют изображения с высокой долей высокочастотных колебаний, содержащихся в полезном сигнале. Например, изображение густого леса, представленного на рисунке 2.1, д в областях густых деревьев имеет значительные перепады яркости.

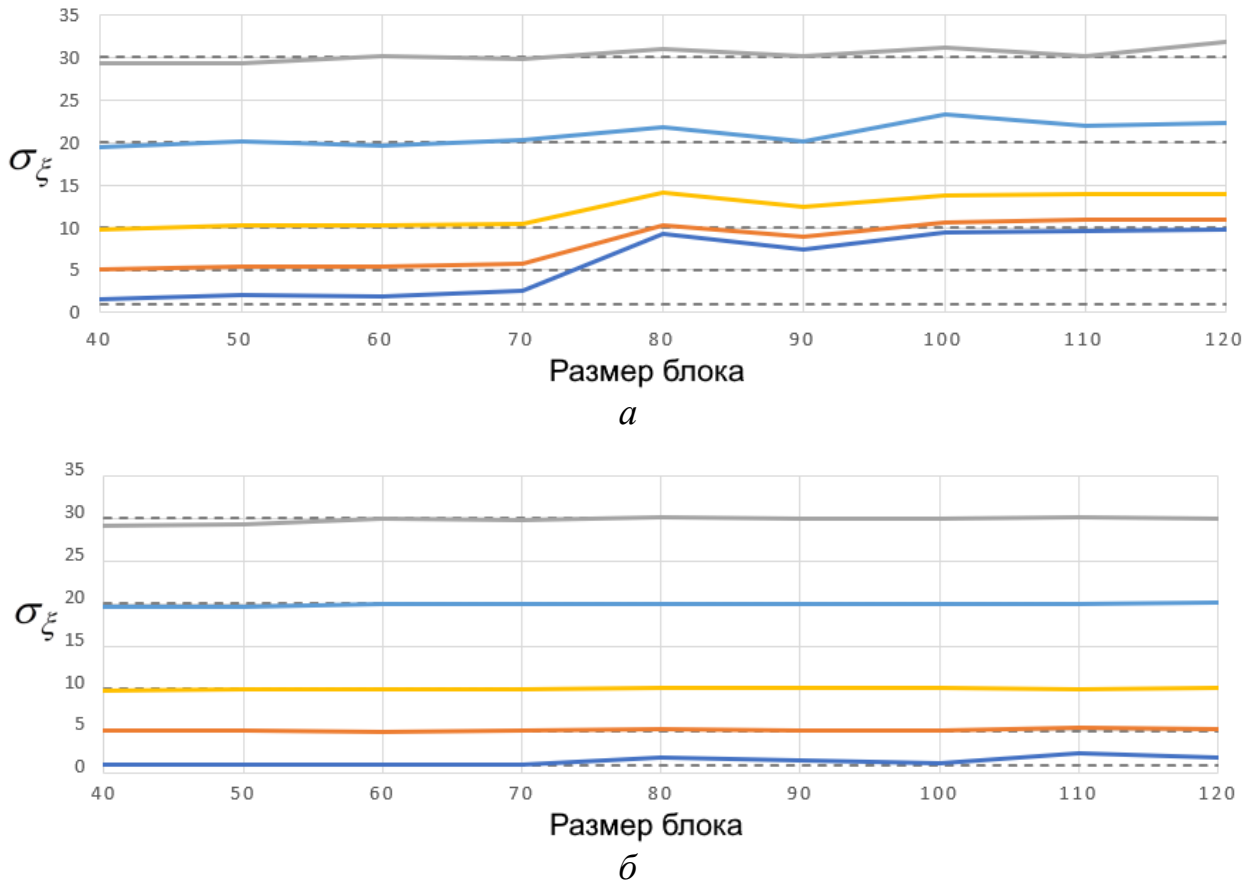


Рисунок 2.2 – Зависимость оценок СКО шума
от размера блока методов: $a - M_k$, $b - M_1$

В этом случае оценки дисперсии шума будут по очевидным причинам завышены и зависимость от размера блока будет более очевидна как для метода M_k , так и для метода M_1 . Но даже в этом случае предлагаемый метод M_1 имеет меньшую погрешность для всех рассматриваемых комбинаций размеров блоков и СКО наложенного шума. Зависимость оценок СКО шума от размера блока для методов M_k и M_1 для изображения с высокой долей высокочастотных колебаний представлена на рисунке 2.3.

Исходя из полученных результатов, можно сделать вывод, что предлагаемый метод M_1 имеет более устойчивые оценки по отношению к выбору размера блоков при лучших показателях точности. Оптимальным с точки зрения качества является выбор размеров блоков в диапазоне 50-80, а для изображений с высокой долей высокочастотных колебаний – в диапазоне 30-50.

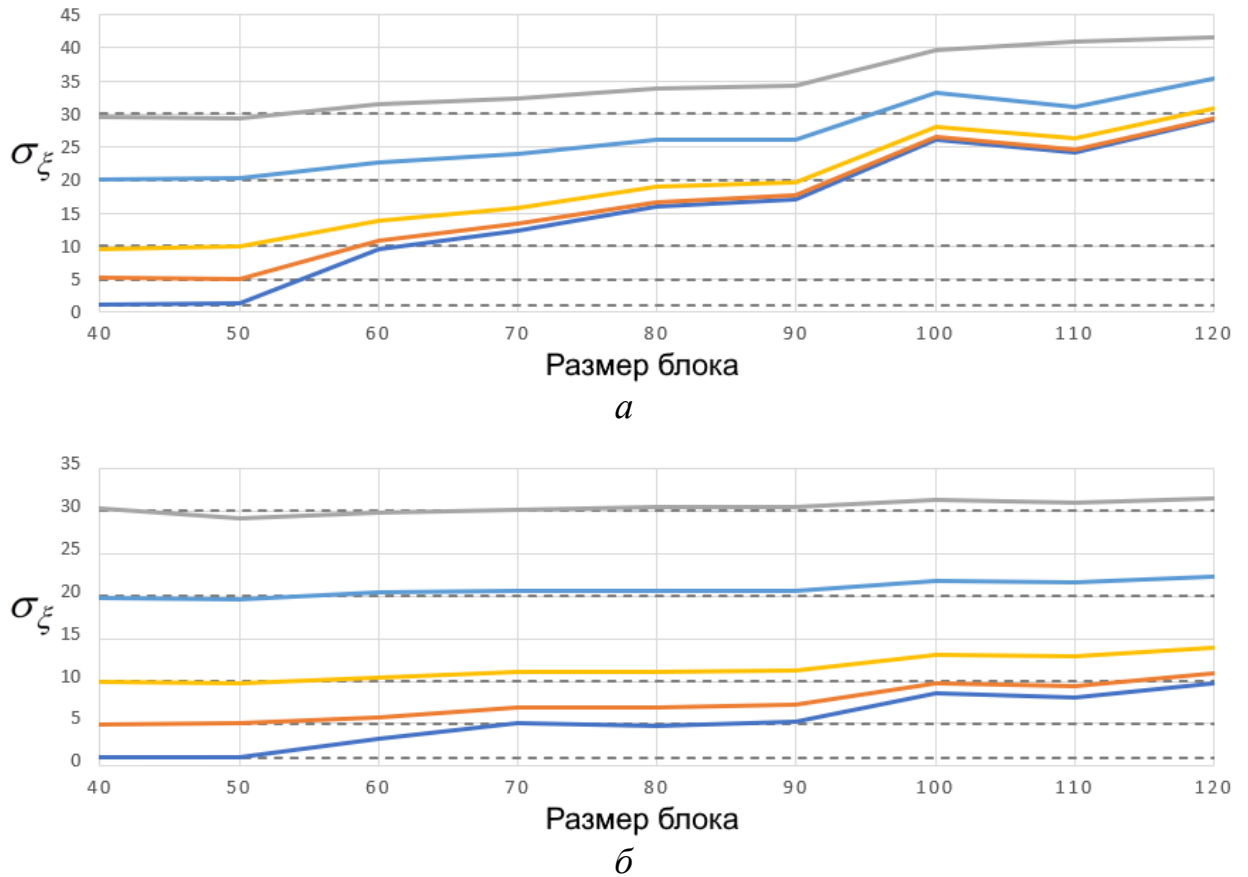


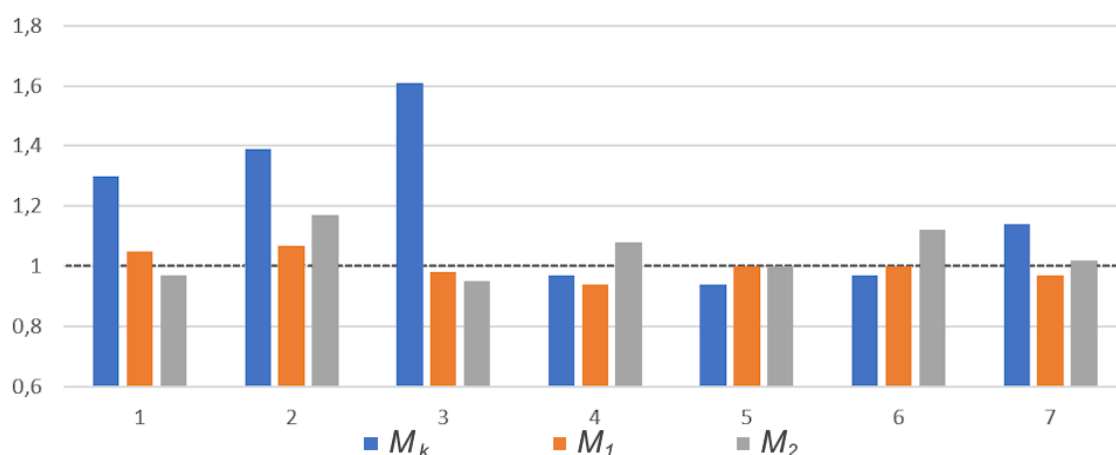
Рисунок 2.3 – Зависимость оценок СКО шума от размера блока для изображения с высокочастотными колебаниями методов: $a - M_k$, $b - M_1$

Рассмотрим более детально результаты вычисления оценок для различных значений СКО наложенного шума на серии из 7 изображений для всех трех методов M_k , M_1 и M_2 с оптимальными размерами блоков и длиной промежутков. Результаты вычисления оценок для СКО наложенного шума $\sigma_\xi = 1$ и $\sigma_\xi = 5$ представлены в таблицах 2.2 и 2.3 соответственно. В каждой таблице в последней строке отражены средние значения относительной ошибки.

Для наглядности разброса оценок с использованием разных методов результаты вычисления оценок продублированы в виде диаграмм, изображенных на рисунках 2.4 и 2.5 для $\sigma_\xi = 1$ и $\sigma_\xi = 5$ соответственно.

Таблица 2.2 – Интенсивность шума: $\sigma_{\xi}=1$

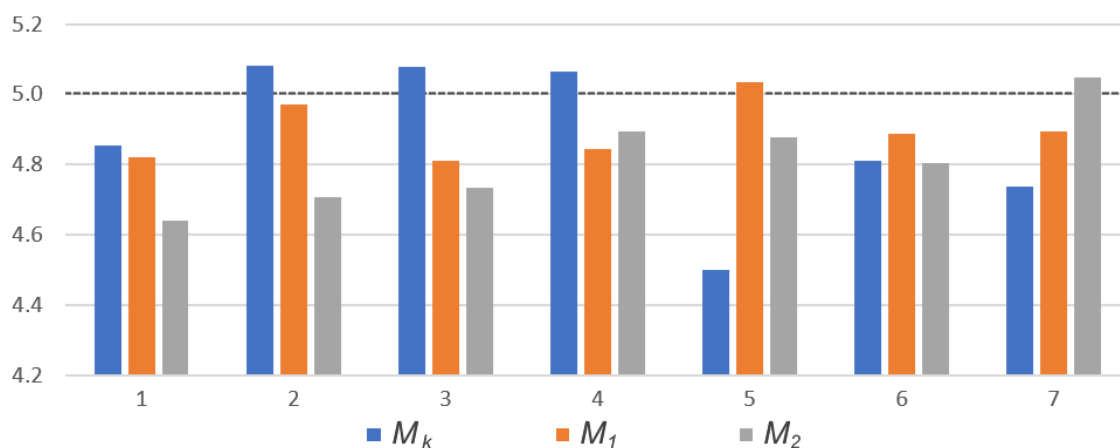
Изображение	Оценки $\hat{\sigma}_{\xi}$		
	M_k	M_1	M_2
1	1,30	1,05	0,97
2	1,39	1,07	1,17
3	1,61	0,98	0,95
4	0,97	0,94	1,08
5	0,94	1,00	1,00
6	0,97	1,00	1,12
7	1,14	0,97	1,02
Средняя ошибка	22,3%	3,28%	6,7%

Рисунок 2.4 – Диаграмма оценок СКО шума для $\sigma_{\xi}=1$

Согласно результатам оценивания при СКО наложенного шума $\sigma_{\xi}=1$ все три метода вычислили оценку с абсолютной погрешностью не более 0,61 пунктов при этом предлагаемый метод M_1 имеет самые точные оценки (средняя относительная погрешность 3,28%), а следующий по точности – метод M_2 (средняя относительная погрешность 6,7%). Для интенсивности шума $\sigma_{\xi}=5$ заметна аналогичная закономерность – самые точные оценки в среднем у метода M_1 , однако в данном сценарии метод M_2 имеет худшие показатели точности из представленных методов.

Таблица 2.3 – Интенсивность шума: $\sigma_{\xi} = 5$

Изображение	Оценки $\hat{\sigma}_{\xi}$		
	M_k	M_1	M_2
1	4,85	4,82	4,64
2	5,08	4,97	4,71
3	5,08	4,81	4,73
4	5,06	4,84	4,89
5	4,50	5,03	4,88
6	4,81	4,89	4,80
7	4,74	4,89	5,05
Средняя ошибка	3,64%	1,99%	5,1%

Рисунок 2.5 – Диаграмма оценок СКО шума для $\sigma_{\xi} = 5$

Аналогичный эксперимент был проведен для серии из 300 изображений из набора «TAMPERE17 noise-free image database», размером 512x512 пикселей без шумов ($\sigma < 1$), без интерполяции и без сжатия с потерями [90]. Важно отметить, что большинство изображений из набора содержит фотографии объектов с высокочастотными областями и специфичной спектральной структурой, что значительно усложняет оценивание дискретного гауссова шума. Примеры таких изображений представлены на рисунке 2.6.

Несмотря на специфику изображений средние значения оценок получились приближенными к истинным значениям СКО. Результаты оценивания серии изображений представлены в таблице 2.4.

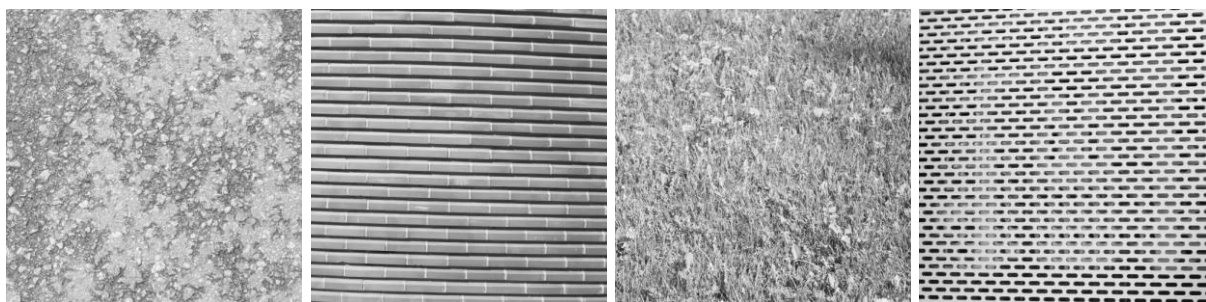


Рисунок 2.6 – Примеры изображений с объектами с высокочастотными областями и специфичной спектральной структурой

Таблица 2.4 – Результаты вычисления оценок

СКО σ_ξ наложенного шума	M_k		M_1		M_2	
	Средняя оценка $\hat{\sigma}_\xi$	Ошибка, %	Средняя оценка $\hat{\sigma}_\xi$	Ошибка, %	Средняя оценка $\hat{\sigma}_\xi$	Ошибка, %
5	7,97	59,49	5,93	18,69	6,25	24,93
10	11,98	19,78	10,30	2,98	10,16	1,58
20	20,65	3,23	20,33	1,65	19,26	3,72
30	29,50	1,67	29,75	0,82	28,46	5,14

Стоит отметить, что при всех значениях СКО наложенного шума σ_ξ предлагаемый метод M_1 оценивания СКО шума имеет меньшую ошибку, при этом для $\sigma_\xi = 20$ метод M_k показал худшие результаты – средняя ошибка на 30 процентных пунктов выше M_1 и на 26 процентных пунктов выше M_2 .

Рассмотрим вычислительные затраты, необходимые для оценивания методами M_k , M_1 и M_2 . В таблице 2.5 представлены абсолютные значения затраченного машинного времени для последовательных версий алгоритмов.

Таблица 2.5 – Сравнение методов по вычислительным затратам

Метод	M_k	M_1		M_2	
		$h = 1$	$h = 4$	$h = 1$	$h = 4$
Машинное время, мс	4,03	0,81	0,62	0,69	0,46

Можно заметить, что при увеличении шага h точно оценок остается достаточно стабильной, однако сокращается время обработки. Зависимость средних оценок СКО и затрат машинного времени от шага h для $\sigma_\xi = 10$ представлена в таблице 2.6.

Таблица 2.6 – Зависимость оценок СКО и затрат машинного времени

Шаг h	Средняя оценка СКО $\hat{\sigma}_{\xi}$	Машинное время, мс
1	10,05	0,81
2	10,06	0,74
4	10,05	0,62
8	10,03	0,59
16	10,06	0,51

Аналогичные эксперименты были проведены в работе [91]. Авторы проводили исследования точности оценивания уровня шума и вычислительных затрат методами:

- медианный метод ($M_{\text{медианный}}$);
- гармонический анализ ($M_{\text{гарм. анализ}}$) [26]
- аппроксимация АКФ гауссовой кривой ($M_{\text{акф}}$) [91];
- блочный метод, описанный в разделе 2.1 (M_1);
- строчный метод, описанный в разделе 2.2 (M_2).

Результаты сравнение вычислительных затрат описанными методами приведены в таблице 2.7. Публикация результатов согласована с авторами работы [91].

Таблица 2.7. Вычислительные затраты методов оценивания СКО шума

Метод	$M_{\text{медианный}}$	$M_{\text{гарм. анализ}}$	$M_{\text{акф}}$	M_1	M_2
Среднее время, мс	52	200	42	6	5

Таким образом, предлагаемые методы имеют не только более точные показатели оценивания уровня шума в сравнении с аналогами того же класса, но и обладают наиболее низкими вычислительными затратами, по сравнению с аналогичными методами, в том числе, основанных на других подходах.

2.4 Модификация алгоритмов линейной и нелинейной фильтрации дискретного белого шума

Подавление дискретного белого шума до уровня, удовлетворяющего потребителя, невозможно без знания модели цифрового изображения, характеристик применяемого фильтра и, самое главное, дисперсии шума и его параметров в составе цифрового изображения. Модель зашумленного изображения рассматривается, как правило, аддитивной – формула (1.9) – с некоррелированным гауссовым шумом ξ

$$I_{ij} = U_{ij} + \xi_{ij}, \quad \xi_{ij} \in N(0, \sigma^2), \quad i = \overline{1, M}, \quad j = \overline{1, N}.$$

Оценку $\hat{D}[\xi]$ дисперсии дискретного гауссова шума в составе цифрового изображения можно найти с помощью методов, описанных в подразделах 2.1 и 2.2.

Предположим, что задача заключается в подавлении шума на заданное число процентов (например, снизить уровень шума на 80%) или так, чтобы выборочная дисперсия шума на выходе фильтра была не более заданной величины (например, $\sigma(\eta) \equiv \sigma(A[\xi]) \leq 1$). Здесь A – оператор, обеспечивающий фильтрацию шума, $\eta = A[\xi]$ – остаточный шум после фильтрации.

2.4.1 Модификация алгоритмов линейной фильтрации

Как известно [50], в условиях ограничений, наложенных на шум цифрового изображения, для каждого линейного фильтра с матричной маской размера $(2k+1) \times (2k+1)$ справедлива оценка

$$D[\eta] = \left(\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \alpha_{ij}^2 \right) \cdot D[\xi]$$

или в терминах СКО

$$\sigma[\eta] = \gamma \cdot \sigma[\xi], \tag{2.8}$$

где $\gamma = \sqrt{\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \alpha_{ij}^2}$ – коэффициент остаточного уровня шума, а $\beta = 1 - \gamma$ – коэффициент подавления шума.

Для каждого линейного фильтра A с заданным законом изменения коэффициентов α_{ij} его ядра (маски) можно заранее вычислить значения коэффициента γ .

Рассмотрим три наиболее интересных с позиций практического применения линейных фильтра: $A_{\text{равномерный}}^*$ (формула (1.1*)), $A_{\text{гауссов}}^*$ (формула (1.2*)) и $A_{\text{степени двойки}}^*$ (формула (1.3*)) с матричными масками одинакового размера $(2k+1) \times (2k+1)$.

Для оператора $A_{\text{равномерный}}^*$: $a = \frac{1}{(2k+1)^2} \begin{pmatrix} 1 & \dots & 1 \\ \dots & \dots & \dots \\ 1 & \dots & 1 \end{pmatrix}$ все коэффициенты

матричной маски которого равны $\frac{1}{(2k+1)^2}$ коэффициент γ остаточного уровня шума находится по формуле

$$\gamma_1 = \frac{1}{2k+1}. \quad (2.9)$$

Для оператора $A_{\text{гауссов}}^*$: $\alpha_{ij} = \beta^* \cdot \exp\left(-\frac{i^2 + j^2}{k^2}\right)$, $i, j = \overline{-k, k}$, где k – параметр,

входящий в размер маски, коэффициент γ_2 остаточного уровня шума находится по основной формуле

$$\gamma_2 = \sqrt{\sum_{i=-k}^k \sum_{j=-k}^k \alpha_{ij}^2}. \quad (2.10)$$

Для оператора $A_{\text{степени двойки}}^* : \alpha_{ij} = \frac{1}{(3 \cdot 2^k - 2)^2} \cdot 2^{2 \cdot k - |i| - |j|}, i, j = \overline{-k, k}$

коэффициент γ_3 остаточного уровня шума находится по формуле

$$\gamma_3 = \frac{5 \cdot 4^k - 2}{3(3 \cdot 2^k - 2)^2}. \quad (2.11)$$

В таблице 2.8 приведены значения коэффициентов $\gamma_1, \gamma_2, \gamma_3$ для 5 размеров матричной маски от 3×3 до 11×11 .

Таблица 2.8 – Значения коэффициентов подавления шума линейными операторами

Размер γ_t	3×3 $k = 1$	5×5 $k = 2$	7×7 $k = 3$	9×9 $k = 4$	11×11 $k = 5$
γ_1	0,(3)	0,20	0,14	0,(1)	0,09
γ_2	0,42	0,23	0,16	0,12	0,10
γ_3	0,38	0,26	0,22	0,20	0,19

Рассмотрим примеры использования данных таблицы 2.8. Допустим, что СКО дискретного гауссова шума в составе исходного цифрового изображения равна 20 ($\sigma[\xi] = 20$). Требуется снизить уровень шума на 80%. Значит, $\gamma_t = 0,2$, $\beta_t = 0,8$, то есть СКО остаточного шума после фильтрации должно быть равно $\sigma[\eta] = 0,2 \cdot 20 = 4$.

Тогда по таблице 2.8 находим подходящие размеры масок: для оператора $A_{\text{равномерный}}^*$ рекомендуемый размер маски 5×5 , для оператора $A_{\text{гауссов}}^* - 7 \times 7$, а для $A_{\text{степени двойки}}^* - 9 \times 9$.

Рассмотрим другой пример: $\sigma[\xi] = 5$, требуется снизить уровень шума на 65%. В этом случае, как не трудно проверить, для каждого из трех рассматриваемых операторов достаточны маски размером 3×3 .

Пусть теперь $\sigma[\xi] = 10$. Требуется понизить уровень шума так, чтобы выполнялось условие $\sigma[\eta] \leq 1,5$. Значит $\gamma_t = 1,5/10 = 0,15$. В этом случае по

таблице 2.8 находим, что размер маски оператора $A_{\text{равномерный}}^*$ в этом случае достаточно взять размером 7×7 , оператора $A_{\text{гауссов}}^*$ – размером 9×9 . Для оператора $A_{\text{степени двойки}}^*$ с размерами масок более 11×11 можно аналогично вычислить γ_3 . В данном случае для выполнения условия необходимо взять размер маски не менее 15×15 .

Таким образом, линейные сглаживающие фильтры могут быть дополнены предварительным шагом, заключающимся в вычислении оценки СКО по одному из предлагаемых алгоритмов, описанных в подразделах 2.1 и 2.2, и на основе полученной оценки по заданным условиям остаточного шума автоматически определять минимальный размер маски сглаживания для используемого оператора. Полученный размер маски будет является оптимальным с точки зрения размытия границ перепада яркости при выполнении требования сокращения заданного уровня шума γ . Как правило, в реальных СТЗ используется ограниченный набор доступных сглаживающих фильтров и пороговые значения, аналогичные представленным в таблице 2.8, могут быть предварительно вычислены для диапазонов ожидаемых оценок СКО.

Достаточно очевидно, что линейные операторы, включая рассматриваемые $A_{\text{равномерный}}^*$, $A_{\text{гауссов}}^*$, $A_{\text{степени двойки}}^*$, выполнив операцию подавления шума, одновременно размоют границы перепада яркостей и, как следствие, создадут проблемы при последующем применении детектора границ. Выходом в такой ситуации, как уже отмечалось выше, может быть использование нелинейного оператора.

2.4.2 Модификация алгоритма нелинейной фильтрации

В классе нелинейных операторов выше был обоснован выбор сигма-фильтра в качестве альтернативы линейным фильтрам. Сигма-фильтр (формула (1.5*)):

$$A_{\text{сигма}}^* : \hat{f}_{ij} = \frac{1}{K^*} \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st}^* f_{i+s, j+t},$$

где

$$K^* = \sum_{s=-k}^k \sum_{t=-k}^k \delta_{st}^*, \quad \delta_{st}^* = \begin{cases} 1, & \text{если } |f_{i+s, j+t} - f_{ij}| \leq \Delta, \\ 0, & \text{если } |f_{i+s, j+t} - f_{ij}| > \Delta. \end{cases}$$

рассматривался в подразделе 1.1.2. Отличительной особенностью сигма-фильтра является то, что он имеет низкую вычислительную сложность, способен качественно подавлять дискретный гауссов шум и сохранять границы перепада яркости для последующей работы детектора границ, при правильно подобранном параметре Δ .

Получение на предварительном этапе оценки дисперсии дискретного гауссова шума позволяет модифицировать алгоритм сигма-фильтра в двух направлениях: определять подходящий размер маски сигма-фильтра и корректно задавать порог $\Delta = m\sigma$, где σ – СКО шума в составе изображения. Особенности работы сигма-фильтра, обусловленные избирательным включением пикселей исходного изображения в состав сглаженной оценки с учетом порога Δ , с одной стороны, и близость сигма-фильтра, к линейному фильтру $A_{\text{равномерный}}^*$, с другой, позволяют использовать первую строку таблицы 2.8 для определения подходящего размера маски. Только вычисленный размер маски для фильтра $A_{\text{равномерный}}^*$ нужно умножить еще на коэффициент 1,3, который учитывает возможное исключение некоторых пикселей, если их яркости превышают величину порога Δ .

При заниженном пороге Δ после фильтрации помех останутся артефакты гауссова шума, что может значительно затруднить дальнейший анализ изображения. При завышенном пороге Δ , напротив, работа сигма-фильтра

приближается к работе равномерного оператора (формула (1.1*)) и на результате сглаживания будут размыты границы объектов, что усложнит дальнейшее создание контурного изображения.

Параметр Δ как правило задают в виде $\Delta = m\sigma$, где σ – СКО шума на изображении, а параметр m обычно равен 2, так как процент попадания случайной величины на отрезок от -2σ до 2σ при нормальном распределении приблизительно равен 95%, что является достаточным для принятия решения о наличии границы в центре маски сглаживания.

На реальных изображениях СКО шума σ неизвестно. Более того, в условиях работы в реальном времени в системах технического зрения СКО может изменяться при изменении освещения, наличия пыли или тумана и других воздействий на датчики снятия изображений.

Рассмотрим изображение, представленное на рисунке 2.7, а, и результат наложения на него дискретного гауссова шума с СКО $\sigma_\xi = 10$ на рисунке 2.7, б. Проведем сглаживание сигма-фильтром изображения с наложенным шумом с параметром фильтрации $\Delta = 2 \cdot 30$ и размером маски 5×5 , имитируя некорректный (завышенный) подбор параметра. Результат фильтрации представлен на рисунке 2.7, в. После сглаживания, контуры объекта интереса были размыты, что усложняет дальнейшую обработку.

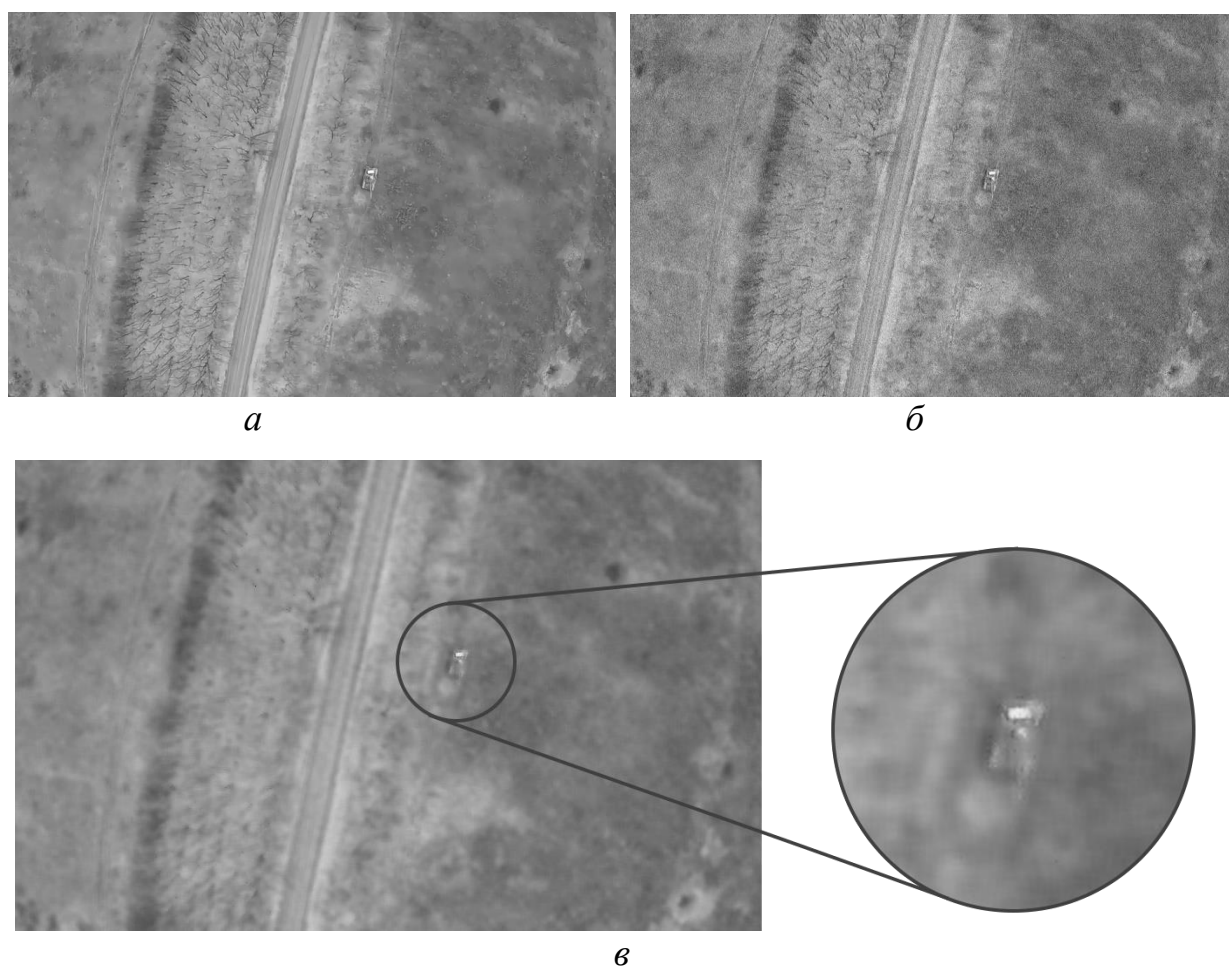


Рисунок 2.7 – Оригинальное изображение (а) с наложенным шумом с СКО $\sigma_{\xi} = 10$ (б) и результат фильтрации сигма-фильтром (в)

Рассмотрим изображение на рисунке 2.8, а и результат наложенного на него гауссова шума с СКО $\sigma_{\xi} = 20$ на рисунке 2.8, б. Представим диаметрально противоположную ситуацию, выполнив сглаживание сигма-фильтром с заниженным параметром фильтрации $\Delta = 2 \cdot 10$ и размером маски 5×5 . Результат фильтрации представлен на рисунке 2.8, в. После сглаживания остались артефакты, которые создадут помехи при последующей обработке, в частности, в процессе детектирования границ перепада яркости.

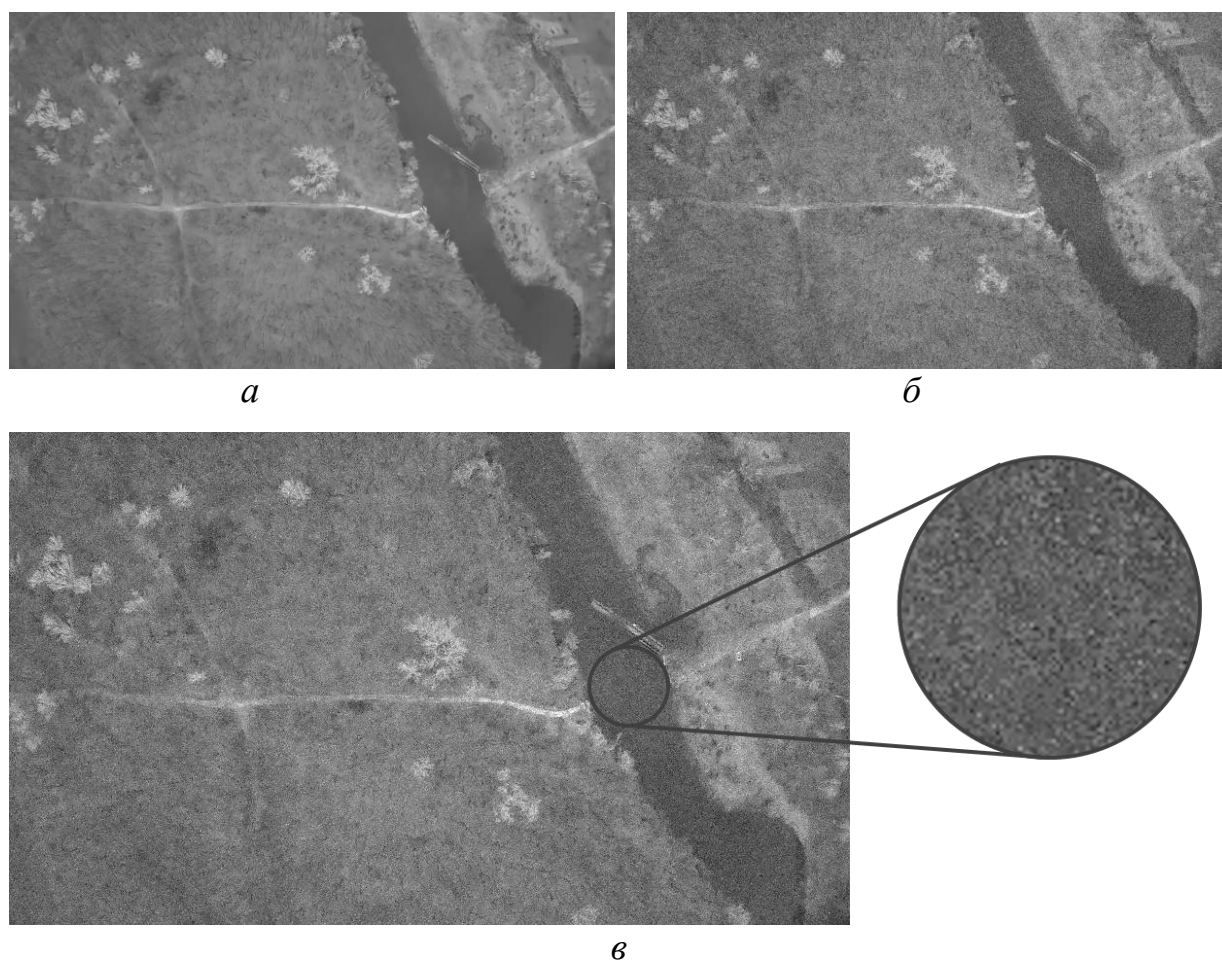


Рисунок 2.8 – Оригинальное изображение (*a*) с наложенным шумом с СКО $\sigma_{\xi} = 20$ (*б*) и результат фильтрации сигма-фильтром (*в*)

Одним из возможных решений данной проблемы может стать модификация алгоритма сигма-фильтра за счет включения в состав алгоритма блока оценивания СКО шума в составе изображения и использование полученной оценки СКО $\hat{\sigma}_{\xi}$ для адаптивного подбора параметра Δ .

Так как ключевая особенность сигма-фильтра заключается, с одной стороны в его невысокой вычислительной сложности, а с другой в критической зависимости качества фильтрации от правильности подбора порога, то следует считать разумной предлагаемую модификацию алгоритма.

В разделах 2.1 и 2.2 рассмотрены методы оценивания СКО шума с высокой точностью при низкой вычислительной сложности алгоритмов. Целесообразно их использовать как первую ступень алгоритма фильтрации.

Метод M_2 , описанный в разделе 2.2, имеет меньшую точность оценивания по сравнению с методом M_1 , описанным в разделе 2.1, однако его оптимизации позволяют существенно сократить вычислительные затраты на оценивание СКО шума при незначительной для сигма-фильтра потере точности.

Рассмотрим фильтрацию изображений на рисунке 2.7, б и рисунке 2.8, б с автоматическим определением порога фильтрации на основе оценки СКО шума, полученной методом M_2 . Результаты фильтрации представлены на рисунке 2.9 и в таблице 2.9.

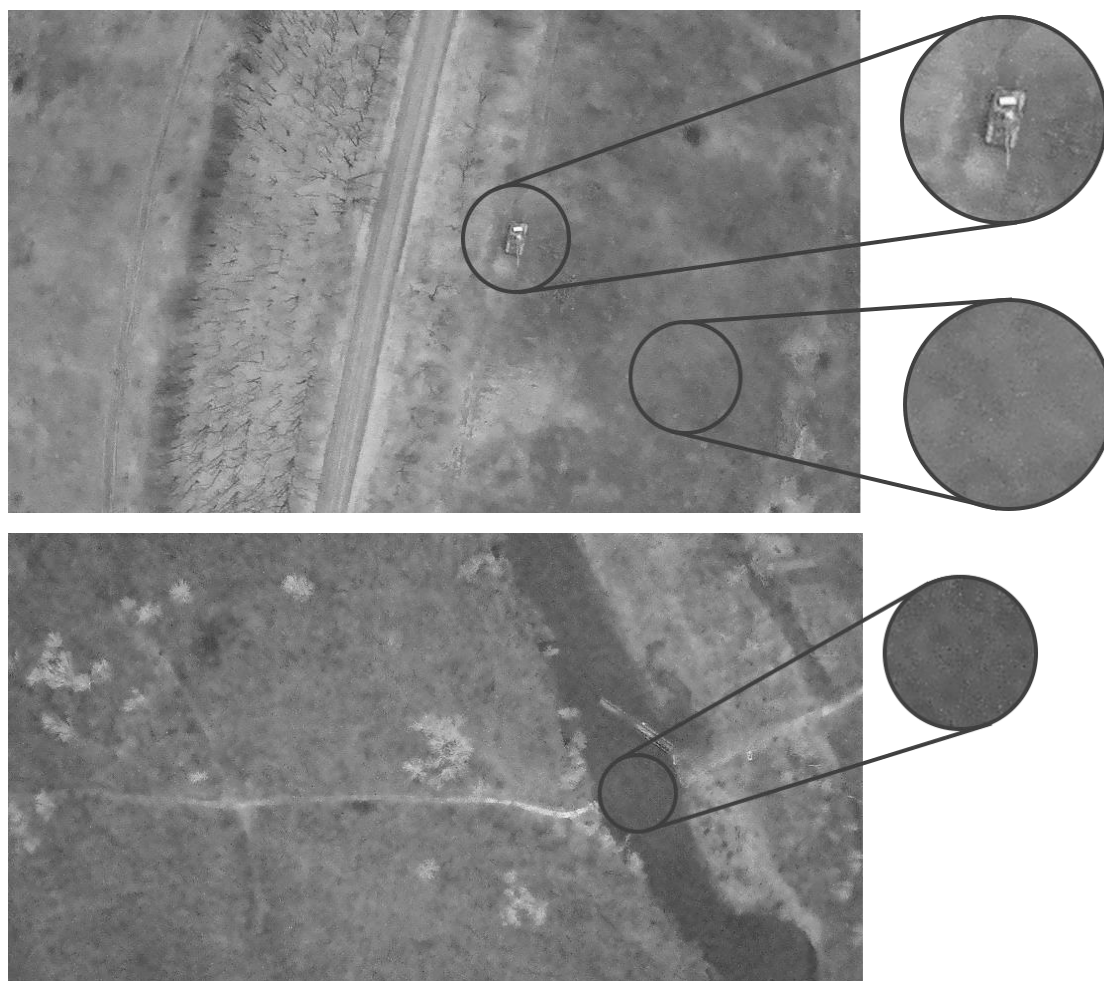


Рисунок 2.9 – Результаты фильтрации в автоматическом режиме

Таблица 2.9 – Результаты автоматической фильтрации

Изображение	Рисунок 2.7, б	Рисунок 2.8, б
Размер	860×550	860×550
СКО наложенного шума σ_{ξ}	10	20
Оценка СКО $\hat{\sigma}_{\xi}$	9,99	20,18
Порог фильтрации Δ	19,96	40,36
Шаг выбора строк h	20	20
Машинное время, затраченное на оценивание СКО шума, мс	0,10	0,11
Машинное время, затраченное на фильтрацию, мс	16,19	16,15
Доля времени, затраченное на оценивание СКО шума, %	0,62	0,68

На рисунке 2.9 видно, что объект интереса не был размыт, при этом помехи на фоне и высокий порог шума на поверхности реки были успешно сглажены.

Результаты, представленные в таблице 2.9, отражают высокую точность оценивания даже при большом шаге выборки строк h одновременно с низкими вычислительными затратами. Оценивание дисперсии шума в составе изображения заняло меньше 1 процента от всего времени фильтрации, что означает небольшой прирост вычислительных затрат к общему процессу фильтрации дискретного гауссова шума.

2.5 Выводы по разделу

1. Приведено описание двух методов оценивания дисперсии дискретного белого шума в составе изображения на основе разностных операторов с векторными масками, выполнена экспериментальная проверка предложенных методов в сравнении с известными методами. Подтверждены численные характеристики предложенных методов, заключающиеся в отличие от известных методов большей точностью (точнее аналогов на 8-10%), и более низкой вычислительной сложностью (программные реализации быстрее аналогов в 5-12 раз).

2. Рассмотрено приложение предлагаемого метода оценивания дисперсии дискретного белого шума в составе изображения, основанное на использовании апостериорной оценки СКО, позволяющей адаптивно подбирать параметры фильтров. Изложена модификация алгоритмов линейной фильтрации, позволяющая обеспечивать заданный уровень шума в составе изображения, и модификация нелинейного сигма-фильтра, позволяющая адаптивно настраивать параметры сглаживающего фильтра для обработки изображений с различным уровнем шума.

С учетом сказанного можно считать, что положения 1 и 2, вынесенные на защиту, доказаны.

3 ГРАДИЕНТНЫЙ МЕТОД ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ГРАНИЦ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ ВЕКТОРНЫХ МАСОК

В разделе 1.4 рассматривается задача детектирования границ и приводятся классы методов создания контурных изображений. В настоящее время метод Кенни, описанный в разделе 1.4.3, считается лучшим методом детектирования границ не только в классе градиентных методов, но и среди других алгоритмов, однако и он не является идеальным.

Предварительно сглаживание, как правило оператором $A_{\text{гауссов}}$ (формула (1.2)), является неотъемлемой частью алгоритма Кенни, с целью сгладить помехи и снизить срабатывания детектора на артефакты гауссова шума. Однако, текущая процедура имеет обратный эффект – появляются ложные границы и замыкаются несвязанные контуры, что авторы [1] называют «эффектом спагетти».

Другой особенностью алгоритма является способ определения порогов на этапе двойной пороговой фильтрации. В разновидностях реализации метода Кенни (например, в программной реализации метода *edge* в комплексе MATLAB Image Processing Toolbox [92]) преследуется цель сохранения максимального числа сильных линий, чтобы не потерять границы объектов интереса. Однако на практике подобное поведение вызывает нежелательный эффект – контурное изображение содержит большое число граничных линий, большинство из которых не несут полезной информации, а влияние «эффекта спагетти» усугубляет ситуацию.

В *подразделе 3.1* предлагается градиентный метод детектирования границ, использующий оригинальную векторную маску, обладающую сглаживающими свойствами, для получения оценок частных производных в составе градиента в каждом пикселе изображения, что позволяет отказаться от предварительного сглаживания при невысокой интенсивности шума. Использование предлагаемой маски и отказ от фильтрации помех позволяет сократить вычислительную сложность алгоритма, при сохранении качества детектирования.

Решение второй описанной проблемы рассматривается в *подразделе 3.2* – предлагается использовать кардинально противоположный подход для определения порогов фильтрации. Рассматривается адаптивный алгоритм, основанный на построении гистограммы модулей градиентов, позволяющий вычислить нижний и верхний пороги фильтрации в автоматическом режиме, призванный сократить число коротких неинформативных линий на изображении.

В *подразделе 3.3* проводится сравнительный анализ предлагаемого метода по качественным оценкам и вычислительной сложности с методом Кенни – признанным лучшим по качеству детектирования границ.

В *подразделе 3.4* рассматривается приложение предлагаемого метода детектирования границ в задаче фильтрации периодического шума для формирования маски сглаживания на основе применения предлагаемого алгоритма на амплитудном спектре для поиска окрестностей локальных максимумов.

3.1 Метод детектирования границ с низкой вычислительной сложностью

В методе Кенни, описанном в разделе 1.4.3, для вычисления оценок частных производных используются матричные маски Собеля (формула (1.20)):

$$S_1 = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, S_2 = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Рассмотрим возможность применения векторных масок для нахождения оценок частных производных. Пусть $I(x, y)$ $x = \overline{1, M}$, $y = \overline{1, N}$ – изображение размером $M \times N$. Рассмотрим достаточно реалистичное предположение, что срез изображения $I(x, y)$ по строке или столбцу в малой окрестности каждого пикселя адекватно аппроксимируется линейной функцией [84-88, 93, 94].

В условиях выполнения предположения можно считать, что в окрестностях пикселя (x_{i_0}, y_{j_0}) в фиксированной строке j_0 выполняется

$$I(x, y_{j_0}) = a + bx + \xi_x, \quad \xi_x \in N(0, \sigma^2), \quad x \in [x_{i_0} - k; x_{i_0} + k]. \quad (3.1)$$

Учитывая, что

$$\frac{\partial(I(x, y_{j_0}))}{\partial x} = \frac{\partial(a + bx)}{\partial x} = b,$$

то в этом случае можно использовать в качестве оценки частной производной $\partial_x I_{ij}$ оценку углового коэффициента b для прямой, аппроксимирующей срез изображения. Оценку коэффициента $\hat{b}_{i_0}$ фиксированной строки j_0 в точке i_0 можно найти используя метод наименьших квадратов:

$$\hat{b}_{i_0} = \arg \min_{a, b} \sum_{i=-k}^{i=k} \left(I(x_{i_0} + i, y_{j_0}) - (a + bi) \right)^2.$$

Исходя из необходимости условия минимума функции

$$F(a, b) = \sum_{i=-k}^{i=k} \left(I(x_{i_0} + i, y_{j_0}) - (a + bi) \right)^2$$

получаем оценку $\hat{b}_{i_0}$:

$$\hat{b}_{i_0} = \sum_{i=-k}^{i=k} i \cdot I(x_{i_0} + i, y_{j_0}) / \sum_{i=-k}^{i=k} i^2,$$

а из нее – маску размером $2k + 1$ для нахождения оценки частной производной в пикселе для среза по строке:

$$\frac{3}{k(k+1)(2k+1)} \cdot (-k, -k+1, \dots, -1, 0, 1, \dots, k-1, k). \quad (3.2)$$

Позже будет показано, что для анализа частных производных необходимы относительные значения, поэтому коэффициентом $3/(k(k+1)(2k+1))$, постоянным при использовании маски одного размера, в составе формулы (3.2) можно пренебречь. В этом случае рабочая маска принимает лаконичный вид [50]:

$$(-k, -k+1, \dots, -1, 0, 1, \dots, k-1, k). \quad (3.3)$$

Очевидно, что оценка коэффициента $\hat{b}_{j_0}$ в фиксированном столбце i_0 , а значит и оценка частной производной $\partial_y I_{ij}$ при скольжении по столбцам, может быть найдена аналогичным образом и рабочая маска будет иметь вид (3.3) [95,96].

Использование маски (3.3) для оценки частных производных имеет ряд особенностей. Прежде всего, маска обладает сглаживающими свойствами (за счет использования «сглаженных» оценок), поэтому отпадает необходимость предварительного сглаживания для изображений с невысокой интенсивностью шума. Маски Собеля, используемые в методе Кенни, не обладают подобным свойством, поэтому фильтрация шума является обязательным шагом. Данное свойство, прежде всего, обеспечивает более низкую вычислительную сложность предлагаемого алгоритма, и, одновременно, частично решает проблему «эффекта спагетти» – векторная маска «сглаживает» помехи, но при этом не создает размытые границы объектов.

Размер маски $l = 2k + 1$ влияет на точность оценивания частной производной, особенно в условиях шума: с увеличением интенсивности помех необходимо увеличивать размер маски. Однако стоит иметь в виду, что длинные маски $l > 9$ подвержены другому влиянию – границы одних и тех же объектов могут «задваиваться», а качество детектирования объектов, расположенных близко друг к другу, ухудшаться. Поэтому целесообразно длину маски выбирать равной 5-7 для изображений с низким уровнем шума ($\sigma_\xi < 8$) и 7-9 для изображений с СКО шума $\sigma_\xi = 8..10$.

Еще одна особенность рабочей маски (3.3) заключается в том, что при длине $l = 3$ маска принимает вид $(-1, 0, 1)$, что является векторным аналогом матричной маски Превитта (формула (1.21)). В данном контексте это значит, что оператор Превитта является частным случаем предлагаемого метода оценки частных производных.

Рассмотрим подробнее шаги предлагаемого метода с использованием маски (3.3) для оценки частных производных.

На *первом шаге* в каждом пикселе (i, j) изображения I_{ij} , $i = \overline{k+1, M-k}$, $j = \overline{k+1, N-k}$ размером $M \times N$ вычисляются оценки частных производных по строкам $\partial_x I_{ij}$ и по столбцам $\partial_y I_{ij}$, используя маску (3.3) размером $l = 2k + 1$. На основе оценок определяется модуль градиента $|\nabla I_{ij}| = \left((\partial_x I_{ij})^2 + (\partial_y I_{ij})^2 \right)^{1/2}$ и направление α по следующим правилам:

- если $\partial_x I > 0$, а $|\partial_y I| \leq 0,414 \cdot \partial_x I$, то $\alpha = 0^\circ$;
- если $\partial_x I > 0$, а $0,414 \cdot \partial_x I < |\partial_y I| \leq 2,414 \cdot \partial_x I$, то $\alpha = \text{sign}(\partial_y I) \cdot 45^\circ$;
- если $|\partial_y I| > 2,414 \cdot |\partial_x I|$, то $\alpha = \text{sign}(\partial_y I) \cdot 90^\circ$;
- если $\partial_x I < 0$ и $0,414 \cdot |\partial_x I| < |\partial_y I| \leq 2,414 \cdot |\partial_x I|$, то $\alpha = \text{sign}(\partial_y I) \cdot 135^\circ$.

Описанные условия сводят угол наклона, образованный вектором градиента с положительным направлением оси Ox , к 8 дискретным направлениям $0^\circ, \pm 45^\circ, \pm 90^\circ, \pm 135^\circ, 180^\circ$ (рисунок 3.1). Стоит отметить, что в правилах использовались факты, что $\text{tg}(22,5^\circ) \cong 0,414$, $\text{tg}(67,5^\circ) \cong 2,414$.

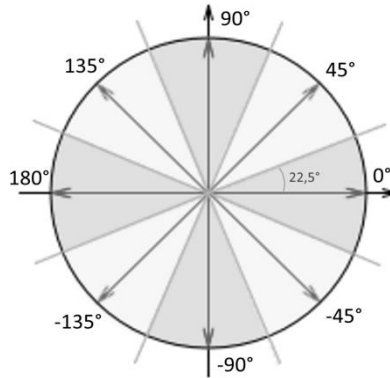


Рисунок 3.1 – 8 дискретных направлений градиента

В результате вычисления модулей и направлений градиентов получаем соответственно скалярное и векторное поля, визуальное отображение которых представлено на рисунке 3.2 – для области изображения приведен фрагмент поля, где стрелками обозначено соответствующее направление градиента, а яркость элемента отражает значение модуля градиента.

На *втором шаге* по аналогии с методом Кенни предлагается ввести два порога фильтрации – нижний (Δ_1) и верхний – (Δ_2), такие что $|\nabla I|_{\min} < \Delta_1 < \Delta_2 < |\nabla I|_{\max}$, где $|\nabla I|_{\min} = \min_{i,j} |\nabla I_{ij}|$, $|\nabla I|_{\max} = \max_{i,j} |\nabla I_{ij}|$.

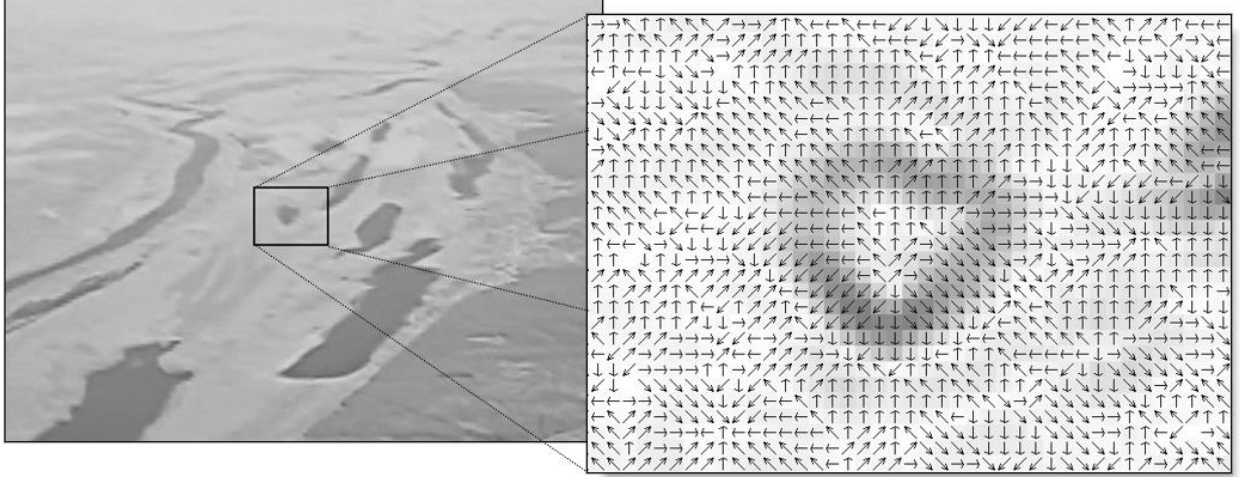


Рисунок 3.2 – Область поля модулей и направлений градиентов

Значения модуля градиента, которые не выше нижнего порога $|\nabla I_{ij}| \leq \Delta_1$ исключаются из дальнейшего рассмотрения. Подобная оптимизация позволяет сократить вычисления, необходимые для определения локального максимума, так как исключает из рассмотрения около 80% всех пикселей. В таблице 3.1 представлено среднее соотношение количества пикселей, модуль градиента в которых не выше нижнего порога фильтрации Δ_1 , к общему количеству, в зависимости от размера изображения при подборе порогов Δ_1 и Δ_2 для оптимального количества граничных линий.

Таблица 3.1 – Соотношение количества пикселей, в которых модуль градиента не больше нижнего порога к общему количеству

Размер изображения	Количество пикселей $ \nabla I_{ij} \leq \Delta_1$	Общее количество пикселей	Процент пикселей, исключенных из обработки, %
500×500	188131	250000	75,25
640×480	245827	307200	80,02
800×600	384869	480000	80,18
960×620	486190	595200	81,69
1280×720	756837	921600	82,12

В рабочем поле градиентов ищутся локальные максимумы $\text{locmax}|\nabla I_{ij}|$ в направлении градиента для пикселей, значение модуля градиента ∇I_{ij} которых выше нижнего порога Δ_1 ($\nabla I_{ij} > \Delta_1$). Значение является локальным максимумом, если выполняется условие $I_{t-1} < I_t > I_{t+1}$ по направлению градиента (рисунок 3.3). При этом, если модуль градиента локального максимума ∇I_{ij} выше верхнего порога Δ_2 ($\nabla I_{ij} > \Delta_2$), то максимум помечается «сильной» граничной линией, иначе – «слабой».

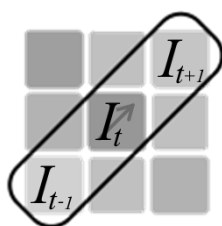


Рисунок 3.3 – Локальный максимум в направлении градиента

На рисунке 3.4 визуальны отображены локальные максимумы (для небольшого Δ_1) и темным цветом выделены «сильные» линии.

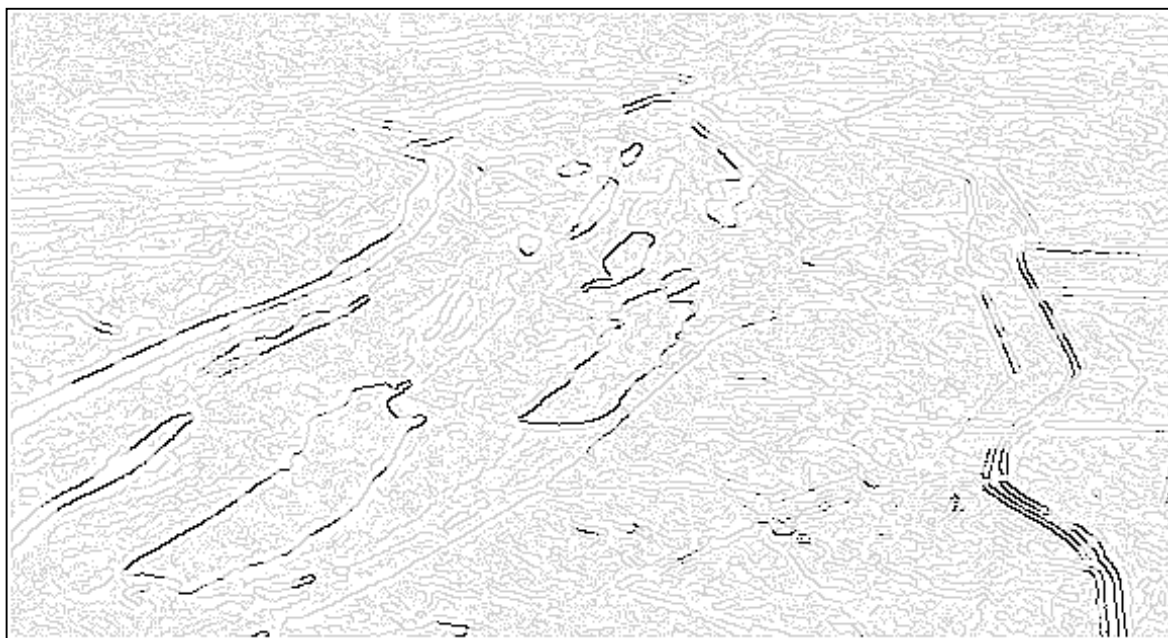


Рисунок 3.4 – Локальные максимумы и «сильные» линии

На *третьем шаге* метода происходит присоединение «слабых» линий к «сильным», если они связаны по схеме 8-связной области с любой «сильной» линией, иначе они исключаются из рассмотрения. На рисунке 3.5 изображен

результат выполнения шага, где светлым цветом выделены «слабые» линии, которые были присоединены.

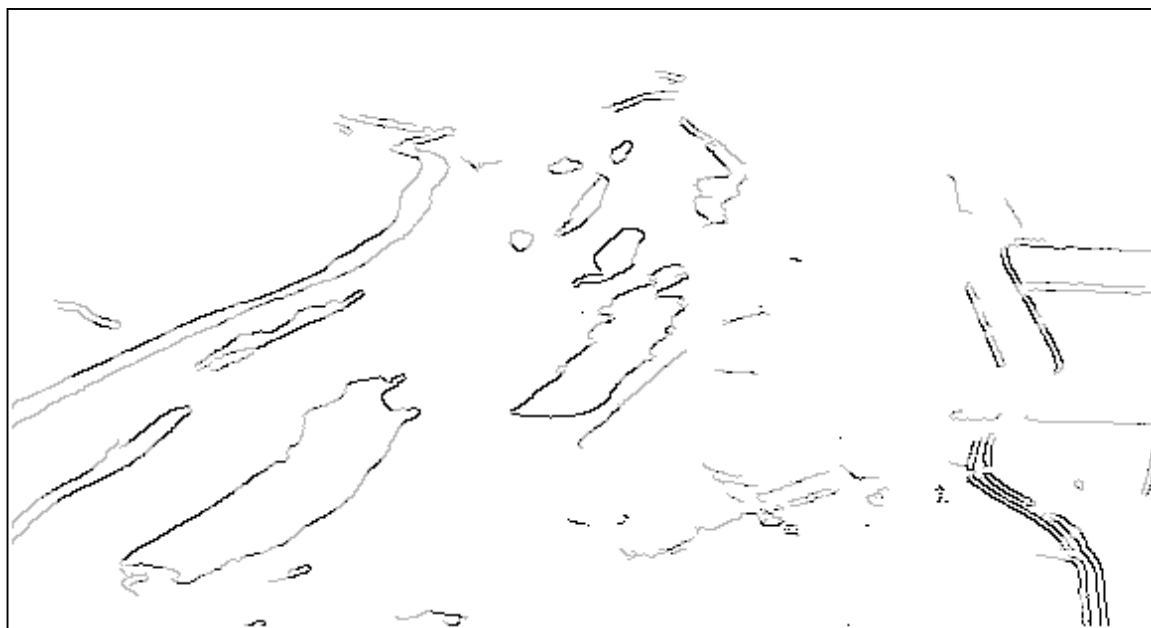


Рисунок 3.5 – Результат детектирования

с подсвеченными «сильными» и «слабыми» линиями

В результаты выполнения алгоритма получаются *тонкие границы*, использование оригинальной векторной маски позволяет *сглаживать артефакты гауссова шума*, а предлагаемые *оптимизации сокращают время обработки изображения*. Пример обработки кадра, снятого с борта летательного аппарата представлен на рисунке 3.6.

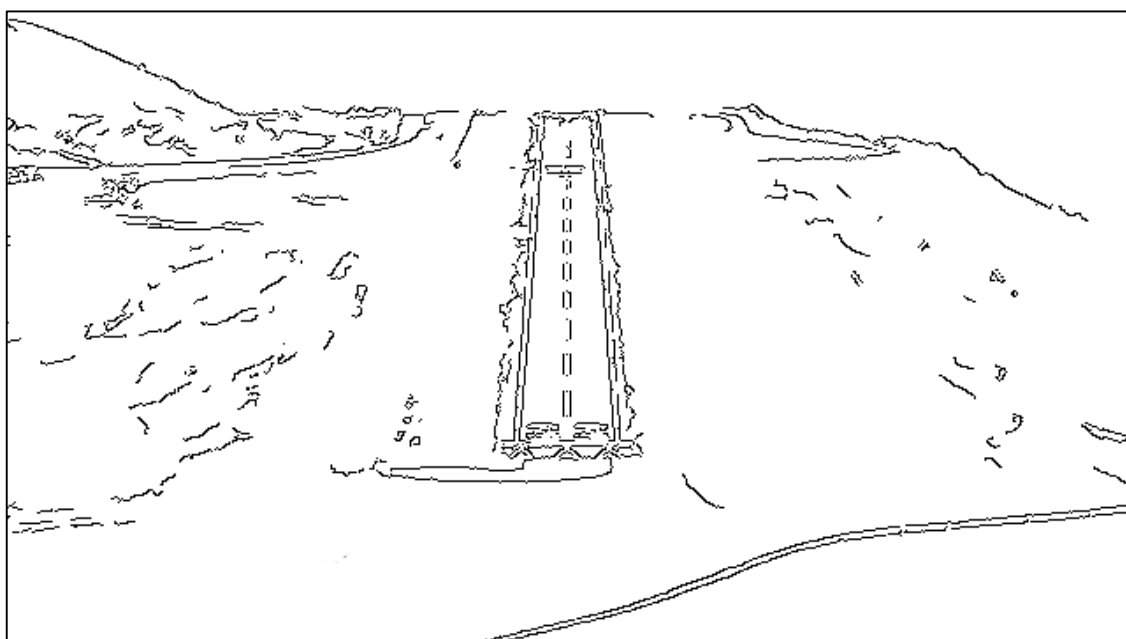


Рисунок 3.6 – Пример результата выполнения алгоритма детектирования границ

Алгоритм поддерживает *распараллеливание*, поэтому время обработки одного кадра может значительно уменьшиться при запуске в нескольких потоках или же кратно, при использовании вычислений на GPU.

Для анализа характеристик предлагаемого метода разработана исследовательская версия программы «Детектор границ» [85], позволяющая динамически менять входные параметры алгоритма и в реальном времени видеть результаты обработки, включая численные показатели – время выполнения, количество контурных пикселей и т.д. Окно программы представлено на рисунке 3.7.

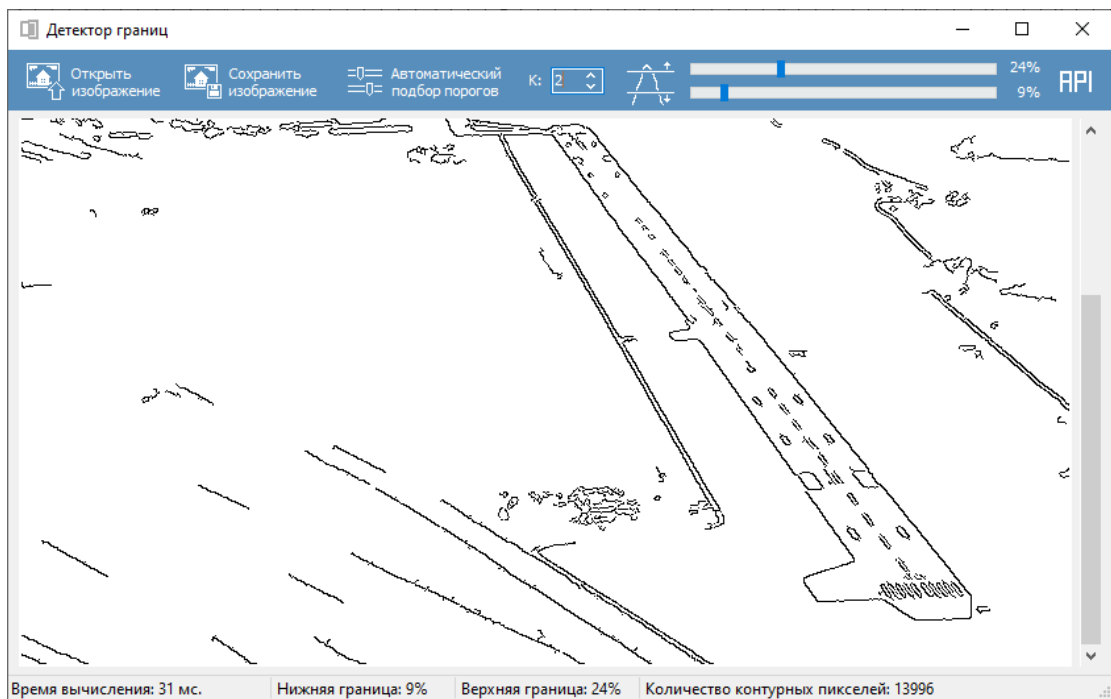


Рисунок 3.7 – Окно исследовательной версии программы

Стоит отметить, что алгоритм и разработанная программа позволяют задавать пороги фильтрации Δ_1 и Δ_2 в ручном режиме в процентном соотношении относительно максимального значения модуля градиента $|\nabla I|_{\max}$. Данная особенность алгоритма позволяет фиксировать пороги фильтрации как в реальных СТЗ, когда поток изображений имеет стабильные спектральные характеристики, уровень освещенности, интенсивность шума и текстуру, так и для исследовательских целей, чтобы подобрать вручную параметры, соответствующие наилучшему качеству детектирования границ. Для изменения

порогов фильтрации в реальном времени необходимо перемещать соответствующие ползунки в интерфейсе программы или задавать их в аргументах запуска программы, при использовании независимого модуля.

На изображении 3.8 представлены варианты исследовательского модуля с динамическим изменением контурного изображения с подобранными вручную порогами фильтрации.

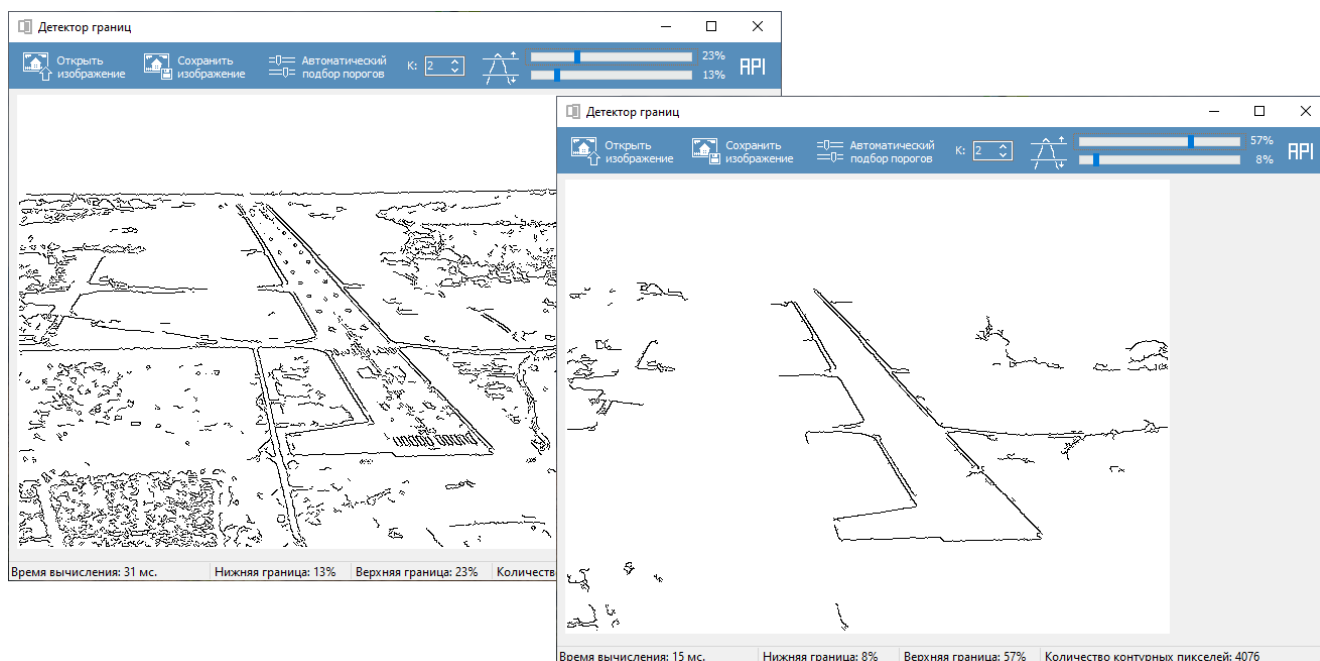


Рисунок 3.8 – Примеры регулирования порогов фильтрации в ручном режиме

3.2 Алгоритм автоматического подбора порогов фильтрации

В предыдущем разделе описан метод, использующий векторную маску для нахождения оценок частных производных, обладающую сглаживающими свойствами, что дает возможность отказаться от предварительного сглаживания [50, 85-87]. Однако в классическом сценарии, как и в методе Кенни, необходимо предварительно задать пороги фильтрации Δ_1 и Δ_2 или их относительные аналоги λ_1 и λ_2 , такие что, $\Delta_1 = \lambda_1 |\nabla I|_{\max}$, $\Delta_2 = \lambda_2 |\nabla I|_{\max}$, $\lambda_1, \lambda_2 = \overline{0..1}$.

Чтобы решить задачу автономной работы детектора границ, необходимо разработать алгоритм автоматического подбора оптимальных, с точки зрения

количества граничных линий, порогов фильтрации в зависимости от текстуры изображения.

Для нахождения минимального нижнего порога фильтрации Δ_1 , при котором контурное изображение будет содержать достаточное количество граничных линий, целесообразно использовать построение гистограммы. Анализируется множество модулей градиентов, и горизонтальная ось разбивается на 100 интервалов. На вертикальной оси откладывается количество n_i пикселей со значениями модулей градиентов из соответствующего интервала.

Идея определения нижнего порога заключается в нахождении первого интервала, двигаясь в направлении положительного направления горизонтальной оси, в котором выполняется условие $\delta_i = S_i / S_{i-1} < \delta_{грн}$, где S_i – нарастающая сумма $S_i = S_{i-1} + n_i$, $S_0 = 0$. Другими словами, вычисляются нарастающие суммы интервалов гистограммы и относительная величина δ_i для каждого номера i . При достижении некоторого номера i_0 , для которого выполняется условие $\delta_{i_0} < \delta_{грн}$, правый конец интервала определяет нижнюю границу $\Delta_1 = \delta_{i_0}$.

Граничное значение $\delta_{грн} = 1,04$ определено на основе анализа большой серии изображений подстилающей поверхности Земли, фотографий с камер наблюдений и рентгеновских снимков. Оно определяет границу, при котором увеличение порога на 1% добавляет менее 4% граничных пикселей.

Верхний порог фильтрации λ_2 вычисляется на основе соотношения $\lambda_2 = 3,2 \cdot \lambda_1 \cdot (1 - 2 \cdot \lambda_1)$, полученного на основе статистики при исследовании детектированных границ большой серии разнородных изображений, учитывая, что $\lambda_1 = \Delta_1 / |\nabla I|_{\max}$.

На рисунке 3.9 изображен пример гистограммы модулей градиентов с нарастающими суммами с подсвеченными интервалами, которые соответствуют порогам фильтрации Δ_1 и Δ_2 .

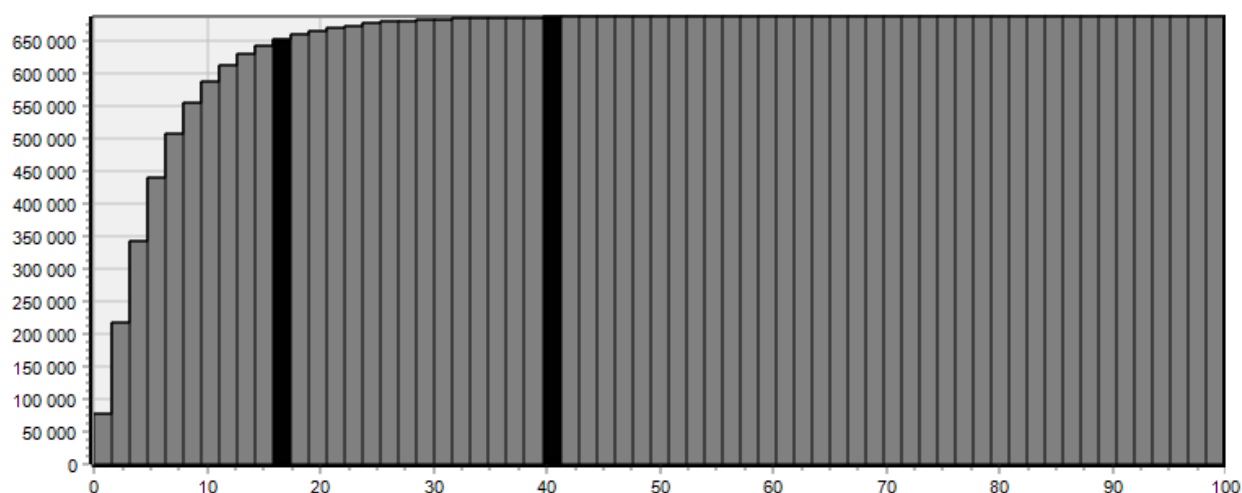


Рисунок 3.9 – Гистограмма нарастающих сумм модулей градиентов

В таблице 3.2 представлен пример значений гистограммы для первых 12 интервалов, содержащих показания нарастающей суммы и вычисляемую величину δ_i . Первый интервал, для которого выполняется неравенство $\delta_{i_0} < \delta_{грн}$, имеет индекс $i_0 = 11$ и подсвечен в таблице. Учитывая, что правая граница текущего интервала соответствует модулю градиента 61,53, это значение используется в качестве Δ_1 .

Таблица 3.2 – Пример значений гистограммы для определения Δ_1

Номер интервала i	1	2	3	4	5	6
Значение гистограммы n_i	32 062	78 244	90 027	88 959	73524	61563
Нарастающая сумма S_i	32 062	110 306	200 333	289 292	362 816	424 379
Значение δ_i	-	3,440	1,816	1,444	1,254	1,170
Правая граница интервала	5,59	11,19	16,78	22,38	27,97	33,56

Интервал i	7	8	9	10	11	12
Значение гистограммы n_i	48 513	38 454	31 009	24 272	20 072	15 824
Нарастающая сумма S_i	472 892	511 346	542 355	566 627	586 699	602 523
Значение δ_i	1,114	1,081	1,061	1,045	1,035	1,027
Правая граница интервала	39,16	44,75	50,35	55,94	61,53	67,13

Исследования и оценка качественных и количественных результатов детектирования границ с автоматическим выбором порогов фильтрации проводились в разработанном программном комплексе. Пример

исследовательской версии программы с автоматическим выбором порогов и анализом гистограммы представлен на рисунке 3.10.

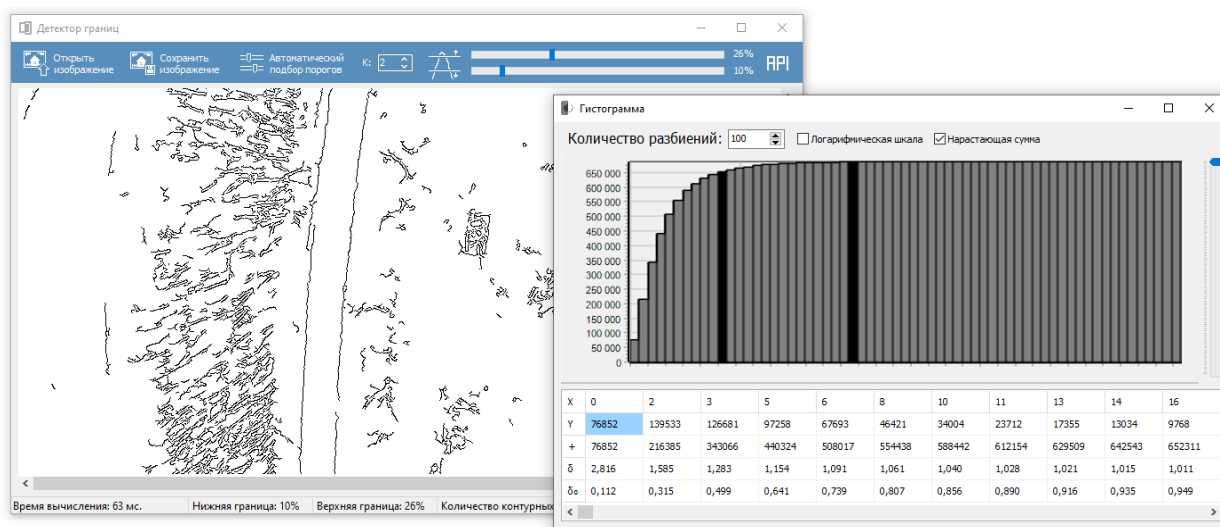


Рисунок 3.10 – Пример программы с анализом гистограммы

3.3 Сравнительный анализ градиентных методов детектирования границ

В разделе 1.4.3 отмечалось, что метод Кенни многими авторам признан лучшим детектором границ. По этой причине предлагаемый алгоритм сравнивается именно с ним как по качеству создания контурных изображений, так и по вычислительным затратам.

На рисунке 3.11 представлен кадр из последовательности изображений подстилающей поверхности Земли, захваченный с борта воздушного судна.



Рисунок 3.11 – Изображение подстилающей поверхности «Озера»

Контурные изображения, сформированное по предлагаемому методу и методу Кенни в режиме ручного подбора порогов фильтрации представлены на рисунках 3.12, *а* и 3.12, *б* соответственно. Важно отметить, что параметры подбирались с целью получения оптимального с точки зрения количества граничных линий контурного изображения.

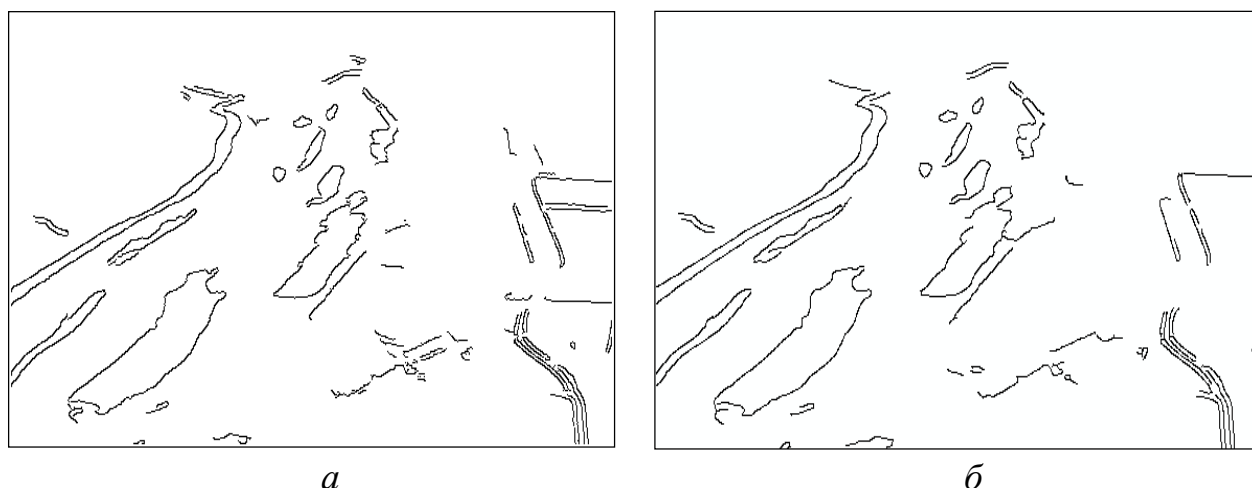


Рисунок 3.12 – Контурное изображение, полученное:

а – предлагаемым методом, *б* – методом Кенни

Из результатов детектирования видно, что при ручном подборе параметров можно добиться генерирования оптимального контурного изображения как предлагаемым методом, так и методом Кенни. Текущий подход хорошо подходит для исследовательских целей, однако, в реальных СТЗ параметры фильтрации должны определяться в автоматическом режиме, учитывая особенности отдельного кадра в видеопоследовательности.

В качестве сравнения, будем рассматривать реализацию метода Кенни с автоматическим определением порогов фильтрации функции *edge* из пакета Image Processing Toolbox в системе MATLAB [92]. На рисунках 3.13, *а* и 3.13, *б* представлены контурные изображения, полученные по предлагаемому методу и методу Кенни в условиях автоматического подбора порогов фильтрации для исходного кадра, представленного на рисунке 3.11. На рисунке 3.14 представлены соответствующие гистограммы с нарастающими суммами и выбранными порогами фильтрации для предлагаемого метода и метода Кенни.

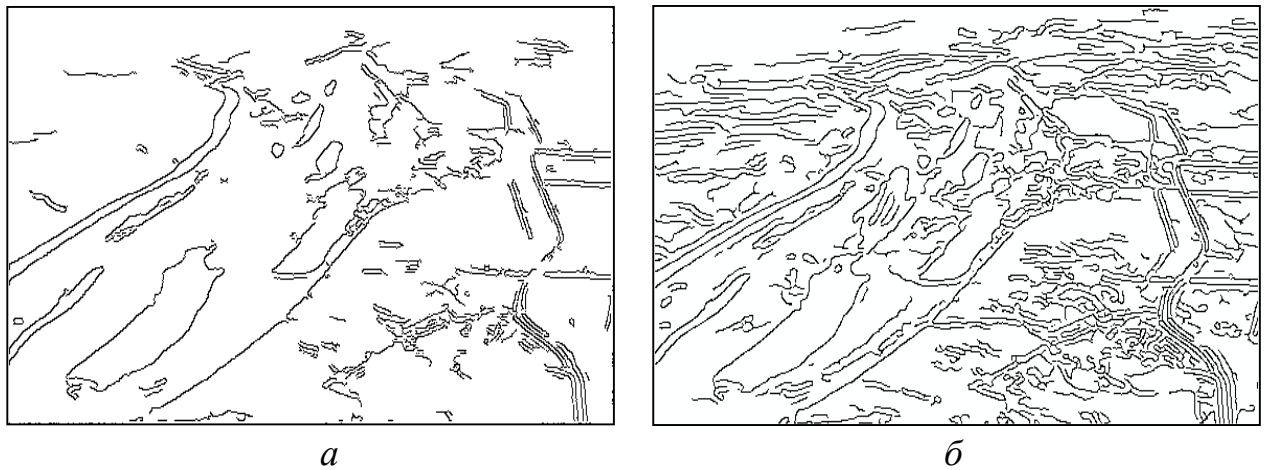


Рисунок 3.13 – Контурное изображение «Озера», полученное в автоматическом режиме: *а* – предлагаемым методом, *б* – методом Кенни

Стоит отметить, что в предлагаемом методе содержится значительно меньше контурных линий, при этом присутствуют границы всех объектов интереса. Результат обработки изображения методом Кенни помимо большого числа неинформативных линий, затрудняющих дальнейший анализ, содержит ложно замкнутые короткие линии, которые подтверждают проявление «эффекта спагетти» в методе Кенни.

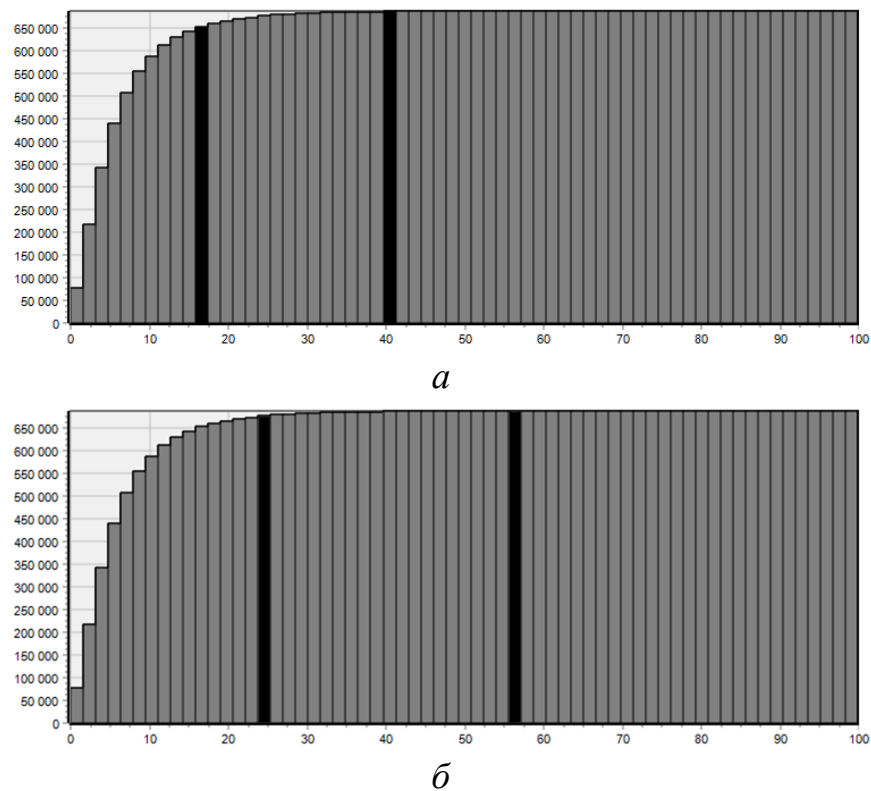


Рисунок 3.14 – Гистограмма с отмеченными порогами фильтрации, полученных в автоматическом режиме: *а* – предлагаемым методом, *б* – методом Кенни

Рассмотрим результаты обработки другого кадра – изображения ВПП, представленные на рисунках 3.15, *а* и 3.15, *б* для предлагаемого метода и метода Кенни соответственно с автоматическим выбором порогов фильтрации.

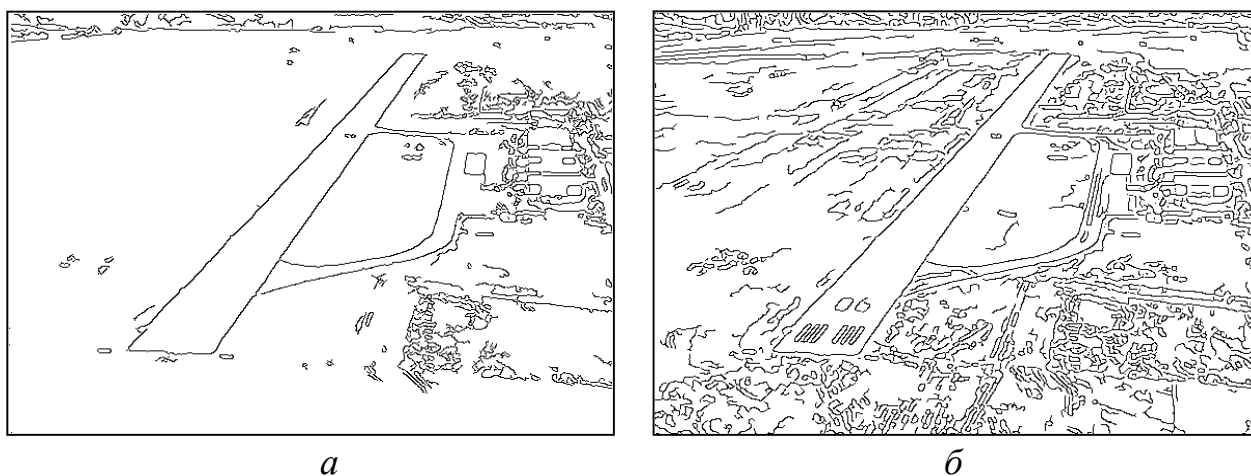


Рисунок 3.15 – Контурное изображение ВПП, полученное в автоматическом режиме: *а* – предлагаемым методом, *б* – методом Кенни

Оба контурных изображения содержат границы аэродромных сооружений, однако предлагаемый метод, помимо устойчивого детектирования целевых объектов, содержит значительно меньше коротких неинформативных граничных линий. В таблице 3.3 представлены количественные результаты обработки контурных изображений, представленных на рисунках 3.13 и 3.15, выраженные в количестве контурных точек, содержащихся в контурном изображении, в условиях предположения, что все необходимые границы объектов были найдены.

Таблица 3.3 – Количество контурных точек на контурном изображении

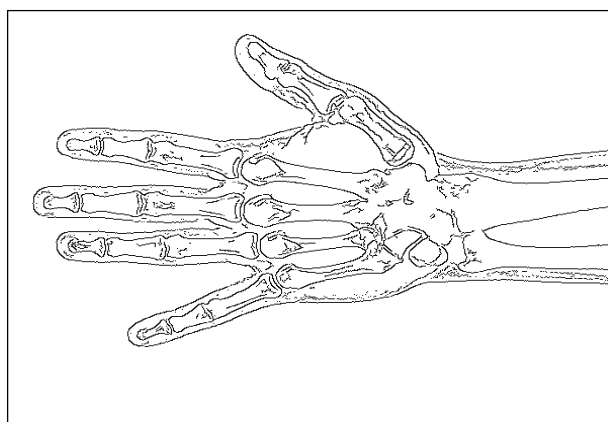
Изображение	Размер изображения	Количество контурных точек	
		Предлагаемый метод	Метод Кенни
Озёра	700x570	18 486	37 807
ВПП	600x450	18 812	32 533

Предлагаемый метод детектирования границ с алгоритмом автоматического выбора порогов фильтрации разрабатывался для СТЗ летательных аппаратов и обработки видеопоследовательности кадров подстилающей поверхности, однако его можно применять для обработки изображений других спектральных диапазонов.

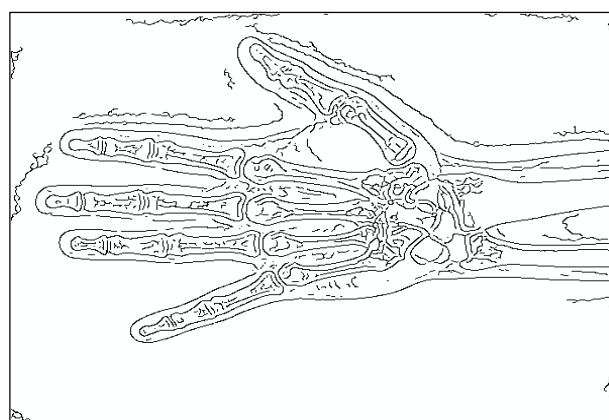
Одним из вариантов использования предлагаемого детектора границ может быть анализ рентгеновских снимков [87]. На рисунке 3.16 представлен рентгеновский снимок «Кисть руки», а на рисунках 3.17, а и 3.17, б контурные изображения, полученные предлагаемым методом и методом Кенни соответственно. Предлагаемый алгоритм не содержит артефактов фона, и, одновременно, позволяет анализировать целостность костной системы.



Рисунок 3.16 – Рентгеновский снимок «Кисть руки»



а



б

Рисунок 3.17 – Контурное изображение «Кисть руки», полученное в автоматическом режиме: *а* – предлагаемым методом, *б* – методом Кенни

Другим приложением алгоритма может являться применение в дефектоскопии РЕТ-преформ для формирования признака необходимости очистки рабочей поверхности инспекционного стола и нахождения дефектов. На рисунке 3.18, *а* представлено изображение РЕТ-преформы и результата детектирования границ предлагаемым методом с автоматическим выбором

порогов фильтрации. Как правило, такие изображения имеют высокое разрешение, что позволяет находить дефекты еще на этапе предварительной обработки.

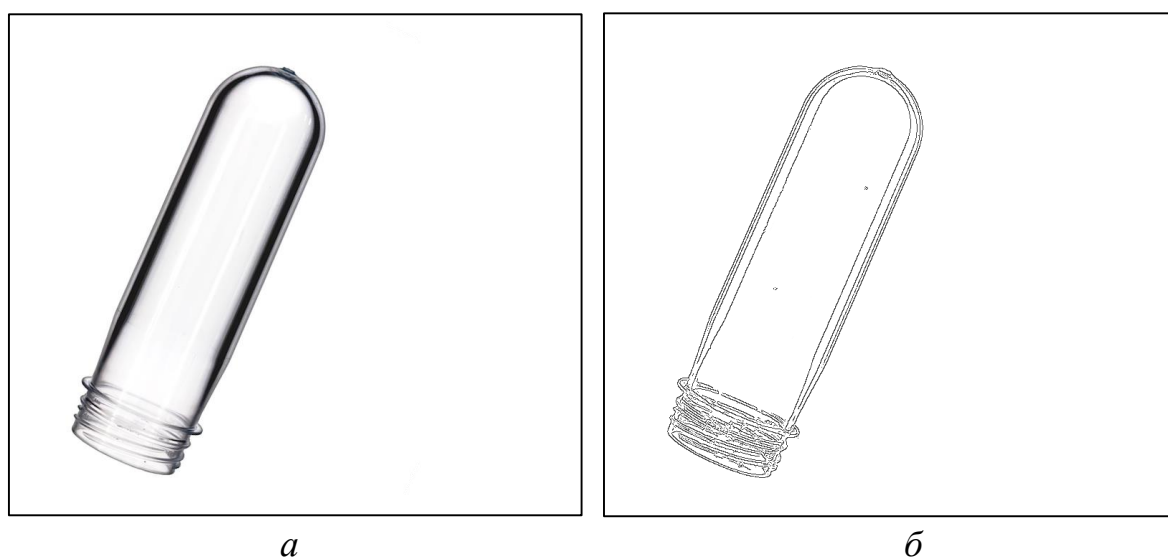


Рисунок 3.18 – Изображение PET-преформы (*a*) и ее контурное изображение (*б*)

В разделе 3.4 будет рассмотрено еще одно приложение разработанного детектора границ, основанное на создании контурного изображения амплитудного спектра для нахождения окрестностей локальных максимумов и формирования маски сглаживания периодических помех.

Как отмечалось в разделе 3.1, предлагаемый метод использует векторную маску, обладающую сглаживающими свойствами, что позволяет отказаться от предварительного сглаживания. Это свойство позволяет сократить количество операций с $15N \cdot M \div 30N \cdot M$ в методе Кенни для выполнения сглаживания и вычисления оценок частных производных до $5N \cdot M \div 7N \cdot M$ операций выполнения операции свертки, в зависимости от размеров она скольжения для изображения, размером $N \times M$.

Экспериментальные исследования временных затрат подтверждают улучшения в отношении затраченного процессорного времени на детектирование границ предлагаемым методом и методом Кенни. В таблице 3.4 представлены оценки временных показателей набора изображений для рассматриваемых методов, запущенных на процессоре Intel(R) Core(TM) i7-4770K 3.5 GHz.

Таблица 3.4 – Оценки временных показателей рассматриваемых методов

Изображение	Размер изображения	Среднее время обработки, мс	
		Предложенный метод	Метод Кенни
Река	800x600	50	105
ВПП 1	740x500	43	96
ВПП 2	600x450	34	100
Озёра	700x570	46	101
Фотография человека	500x500	28	69
Рентгеновский снимок	400x400	21	70

Предлагаемый алгоритм детектирования границ, как и метод Кенни, поддерживает распараллеливание, поэтому время вычислений может быть дополнительно уменьшено. При распараллеливании на центральном процессоре на 4 потока удалось уменьшить время вычислений в 2.5 раза, а при обработке на графическом процессоре с использованием технологии AMP – до 7 раз при размере изображений до 1200x1100. Оценки временных показателей параллельной версии алгоритма представлены в таблице 3.5.

Таблица 3.5 – Оценки временных показателей параллельной версии алгоритма

№	Размер изображения	Среднее время обработки, мс		
		1 CPU	4 CPU	GPU
1	120x100	2	1	1
2	300x250	11	4	4
3	600x400	30	13	7
4	720x540	52	20	11
5	800x640	66	24	13
6	900x800	98	32	17
7	1200x1100	172	58	24

3.4 Фильтрация периодического шума с автоматической локализацией областей локальных максимумов амплитудного спектра

В разделе 1.2 рассмотрены подходы к фильтрации периодического шума цифровых изображений, в частности, в разделе 1.2.1 рассмотрен общий алгоритм методов фильтрации помех, основанных на спектральных преобразованиях. После выполнения прямого преобразования – как правило, преобразования Фурье

(формула (1.12)) – и вычисления коэффициентов амплитудного спектра (формула (1.13)), формируется маска сглаживания, покрывающая окрестности локальных максимумов амплитудного спектра [47, 50]. Как было отмечено, существует ряд алгоритмов к локализации областей локальных максимумов, основанных на разных подходах (фиксированные секториальные маски, кластеризация, полный перебор с масками звездообразной формы и т.д.), которые могут являться самостоятельными задачами.

Предлагается алгоритм формирования маски сглаживания на основе разработанного детектора границ с автоматическим выбором порогов фильтрации для поиска окрестностей локальных максимумов [97, 98].

Рассмотрим изображение ВПП, представленное на рисунке 3.19, *а* с наложенным периодически шумом под некоторым углом. Для фильтрации периодического шума необходимо выполнить прямое двумерное ДПФ (на практике используют более оптимальные варианты, такие как БПФ [56]), после чего вычислить коэффициенты амплитудного спектра (формула (1.13)). На рисунке 3.19, *б* представлен фрагмент амплитудного спектра с выраженными локальными максимумами, соответствующих частотам шумовой составляющей.

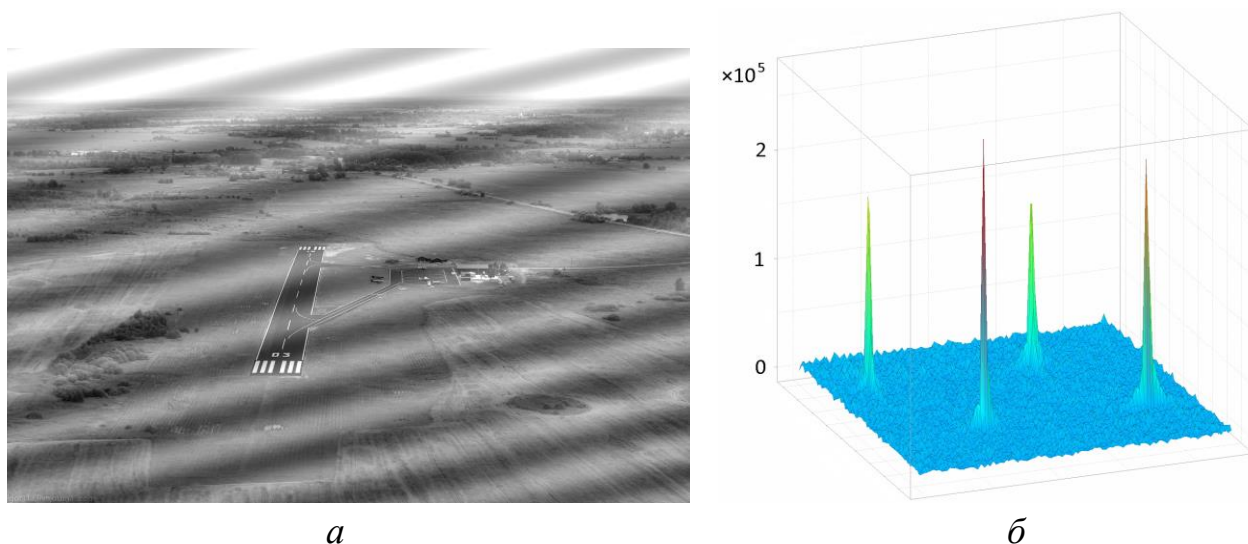


Рисунок 3.19 – Изображение ВПП (*а*), фрагмент амплитудного спектра (*б*)

Для локализации максимумов и их окрестностей предлагается использовать детектор границ, описанный в разделе 3.1, с алгоритмом автоматического подбора порогов фильтрации, описанным в разделе 3.2. Формы окрестностей локальных

максимумов, как правило, не являются замкнутыми фигурами и могут иметь острые углы и разрывы. Для формирования замкнутой заполненной области возможно последовательное применение некоторого количества морфологических операций – дилатации (морфологического расширения) и эрозии (морфологического сужения) [99].

Рассмотрим этот процесс более детально на примере фрагмента амплитудного спектра на рисунке 3.19, б. Результат применения детектора границ представлен на рисунке 3.20, а. Можно заметить, что детектор границ успешно обнаружил резкие перепады амплитуд и определил окрестности локальных максимумов. После двукратного применения операции дилатации контурное изображение представляет собой замкнутые области увеличенного размера (рисунок 3.20, б). Рабочая маска обнуления частот вычисляется двукратным применением операции эрозии для восстановления первоначальных размеров окрестностей (рисунок 3.20, в).

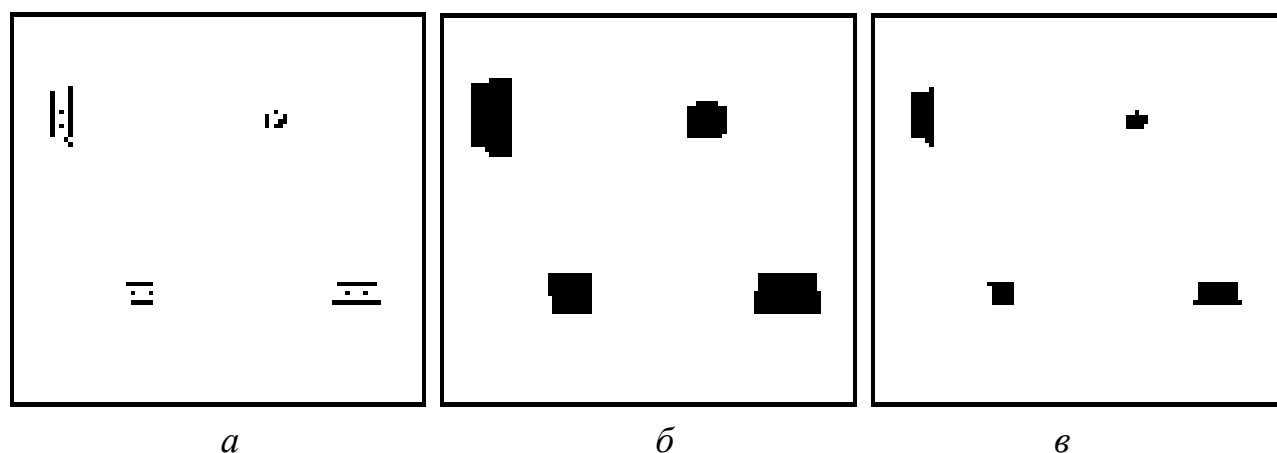


Рисунок 3.20 – Результат детектирования границ (а), применения операций дилатации (б), применения операций эрозии (в)

Следующим шагом необходимо обнулить коэффициенты частот, соответствующих маске на амплитудном спектре. На рисунке 3.21, а представлен фрагмент амплитудного спектра с выраженным локальным максимумом, а на рисунке 3.21, б этот же фрагмент после фильтрации.

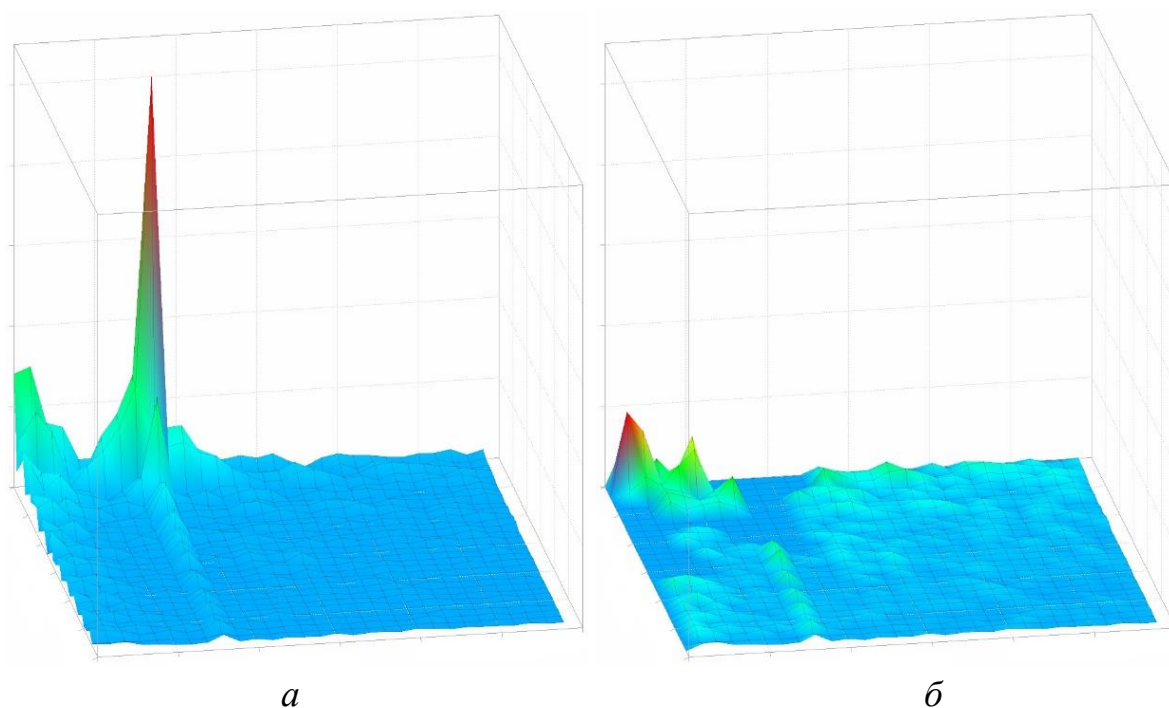


Рисунок 3.21 – Фрагмент амплитудного спектра:

a – до фильтрации, *б* – после фильтрации

Последний шаг алгоритма заключается в обратном преобразовании Фурье (формула (1.14)). Результат фильтрации изображения на рисунке 3.19, *a* с восстановленной контрастностью представлен на рисунке 3.22.



Рисунок 3.22 – Результат фильтрации периодических помех

Предлагаемый алгоритм применялся для серии изображений с наложенным периодическим шумом под разными углами, в том числе в смеси с горизонтальными, вертикальными и диагональными линиями. Примеры таких изображений предоставлены на рисунках 3.23, *a* и 3.23, *в*, а результаты

фильтрации периодического шума предлагаемым алгоритмом представлены на рисунках 3.23, б и 3.23, г соответственно.

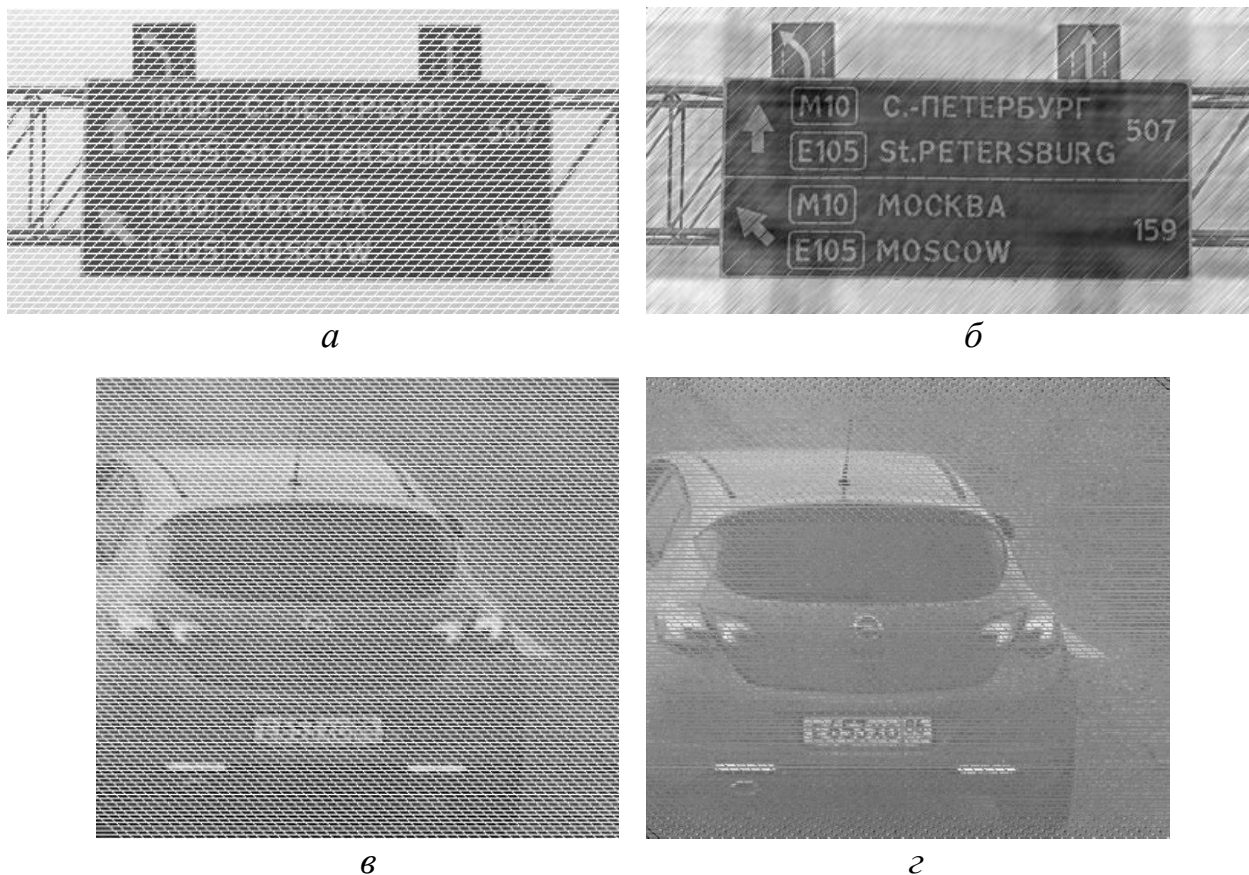


Рисунок 3.23 – Изображений с наложенным периодическим шумом (а, в) и результаты их фильтрации предлагаемым алгоритмом (б, г)

Можно заметить, что результаты фильтрации (рисунки 3.23, б и 3.23, г) содержат артефакты, однако такие изображения намного проще подаются дальнейшему анализу. Так, номера трасс и текст на знаках на рисунке 3.23, б легко читается, а регистрационный номер на рисунке 3.23, г может быть прочитан автоматическими системами, в то время как изображения с наложенным периодическим шумом практически не подаются анализу без дополнительной обработки.

Количественные показатели результатов фильтрации периодических помех можно оценить с помощью среднеквадратической ошибки восстановления δ , представляющей собой среднеквадратическое отклонение результата фильтрации $I_{ij}^{восст}$ от оригинального незашумленного изображения I_{ij} :

$$\delta = \left(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{ij} - I_{ij}^{восст})^2}{M \cdot N} \right)^{1/2}. \quad (3.3)$$

Также, вводится $\delta_{шум}$, определяемое как среднеквадратическое отклонение изображения с наложенным периодическим шумом I_{ij} от оригинального незашумленного изображения I_{ij}^{orig} :

$$\delta_{шум} = \left(\frac{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^N (I_{ij}^{orig} - I_{ij})^2}{M \cdot N} \right)^{1/2}. \quad (3.4)$$

В таблице 3.6 представлены результаты фильтрации периодического шума предлагаемым методом с различными амплитудами наложенного шума (от 15 до 75 с шагом 10) и вычисленные ошибки δ и $\delta_{шум}$. Зависимость $\delta_{шум}$ и ошибки восстановления δ от амплитуды наложенного представлена на рисунке 3.24.

Важно отметить, что $\delta_{шум}$ достаточно быстро растет при увеличении амплитуды отклонений, при этом ошибка восстановления δ изменяется незначительно, что показывает достаточно точно восстановление изображение даже при периодических помехах высокой интенсивности.

Таблица 3.6 – Результаты фильтрации периодического шума

Амплитуда наложенного шума	$\delta_{шум}$	δ
15	10,61	12,59
25	17,61	12,98
35	24,44	13,67
45	31,25	14,49
55	38,06	14,94
65	44,88	15,99
75	51,68	16,65

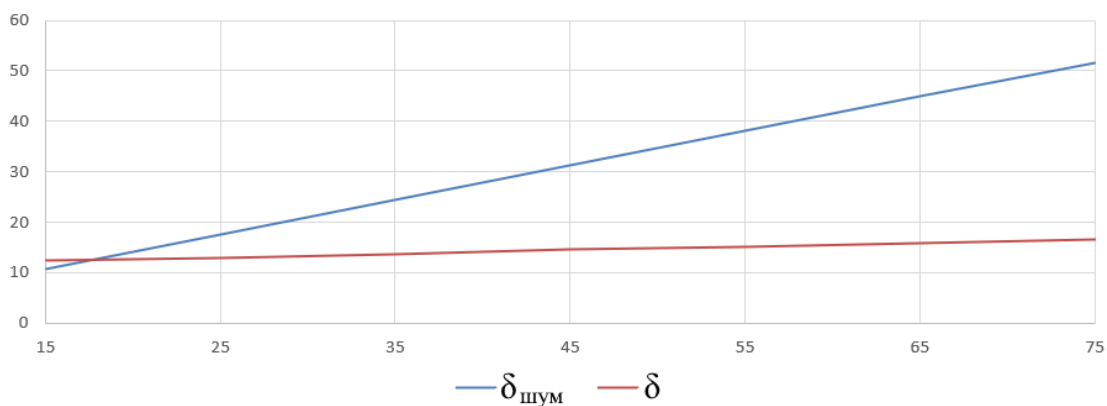


Рисунок 3.24 – Зависимость СКО шума и ошибки восстановления от амплитуды наложенного шума

3.5 Выводы по разделу

1. Приедено описание градиентного метода детектирование границ, основанного на применении векторной маски для получения сглаженных оценок частных производных, и алгоритма вычисления порогов фильтрации в автоматическом режиме, что позволило сократить 2,5-3 раза время обработки одного кадра и в 10-50 раз уменьшить число коротких неинформативных линий, по сравнению с одним из лучших методов – методом Кенни.
2. Рассмотрено приложение предлагаемого метода детектирования границ для поиска областей локальных максимумов амплитудного спектра. Изложен алгоритм фильтрации периодического шума без участия оператора в автоматическом режиме за счет формирования маски сглаживания на основе локализованных с помощью контурного изображения областей.

С учетом сказанного можно считать, что положения 3 и 4, вынесенные на защиту, доказаны.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Выполнен обзор существующих методов и алгоритмов подавления дискретного белого шума, периодических помех, оценивания мощности шума и детектирования границ перепада яркостей на изображении.
2. Разработан новый метод оценивания уровня шума, отличающийся от известных методов большей точностью – точнее на 8-10%, и низкой вычислительной сложностью – быстрее аналогов в 5-12 раз. Предложен метод, имеющий еще меньшую вычислительную сложность при несущественной потере точности.
3. Предложена модификация линейных и нелинейных сглаживающих фильтров, основанная на оценке СКО шума, полученной с помощью предлагаемого метода, позволяющая в автоматическом режиме выбирать размер маски сглаживания и параметр фильтрации в сигма-фильтре, зависящий от СКО шума на изображении.
4. Разработан градиентный метод детектирования границ, основанный на применении векторных масок для получения сглаженных оценок частных производных, и использующий оригинальный способ вычисления верхнего и нижнего порогов; предложенные решения обеспечивают сокращение в 2,5-3 раза время обработки одного кадра и в 10-50 раз уменьшение числа коротких, неинформативных линий по сравнению с одним из лучших градиентных методов – методом Кенни.
5. Предложен алгоритм локализации областей в окрестности локальных максимумов амплитудного спектра с использованием разработанного детектора границ, позволяющий выполнять фильтрацию периодического шума без участия оператора в автоматическом режиме.
6. Выполнены экспериментальные исследования предлагаемых методов и алгоритмов и проведен сравнительный анализ.
7. Предложенные в диссертации методы и алгоритмы внедрены в производство, где практически подтвердили надежность функционирования и заявленные характеристики. В приложении А приведены документы, подтверждающие

внедрение результатов диссертации. Как отмечается в акте внедрения ООО «Квантрон»: использование результатов диссертации обеспечивает повышение качества детектирования границ РЕТ-преформ; обнаружение дефектов РЕТ-преформ уже на этапе предобработки; автоматическое формирование признака необходимости выполнения очистки рабочей поверхности инспекционного стола.

8. Разработаны самостоятельные программные модули, реализующие предлагаемые алгоритмы. В приложении Б приведены свидетельства о регистрации программ для ЭВМ.

В диссертационном исследовании при решении задачи оценивания дисперсии дискретного белого шума и задачи детектирования границ перепада яркостей на изображении, вопреки сложившейся практике использования матричных масок, были применены векторные маски с заданными законами изменения коэффициентов в их составе. Экспериментальные исследования реализованных на их основе решений подтвердили практическую целесообразность такого решения.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Гонзалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. - М.: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Фурман Я.Я., Кревецкий А.В., Передреев А.К., Роженцов А.А., Хафазов Р.Г., Егошина И.Л., Леухин А.Н. Введение в контурный анализ; приложения к обработке изображений и сигналов. - М.: Физматлит, 2003. - 592 с.
3. Визильтер Ю. В., Желтов С.Ю., Бондаренко А.В. и др. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения. –М.: Физматкнига, 2010. – 672 с.
4. Anatoly I. Novikov, Victoria A. Sablina, Michael B. Nikiforov, and Alexander A. Loginov. The Contour Analysis and Image-Superimposition Problem in Computer Vision Systems // Pattern Recognition and Image Analysis, Pleiades Publishing, 2015, Vol. 25, No. 1. - Pp. 73-80.
5. Souradeep Dutta, Arijit Mallick, Sourya Roy, Utkarsh Kumar. Periodic Noise Recognition and Elimination Using RFPCM Clustering // 2014 International Conference on Electronics and Communication Systems/ DOI: 10.1109/ECS.2014.689263.
6. Seniha Ketenci, Ali Gangal. Automatic reduction of Periodic Noise in Images using adaptive Gaussian Star Fielter // Turkish Journal of Electrical & Computer Sciences. 2017 25: 2336-2348. Doi: 10.3906/elk-1506-78/.
7. Frederic Sur, Michel Grtdiac. Automated removal of quasiperiodic noise using frequency domain statistics // Journal of Electronic Imaging, Society of Photo-optical Instrumentation Engineers, 2015, 24 (1), pp.013003/1-19.
8. John Canny. A Computational Approach to Edge Detection. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. PAMI-8 NO. 6, November, 1986. – Pp. 679 – 698.
9. Heitger F., Rosenthaler L., von der Heidt R., Peterhans E., Kubler o. Simulation of neural contour mechanisms: From Simple to end-stopped cells, Vision Research, No 32, 1992. - Pp. 963-981.
10. Rotwell C.A., Mundy J.L., Hoffman W., Nguen V.-D. Driving Vision by Topology, Int. Symp. Computer Vision, 1995. - Pp. 395-400.

11. Black M., Sapiro G., Marimont D., Heeger D., Robust Anisotropic Diffusion, IEEE Trans. Image Processing, vol. 7, No 3, 1998. - Pp. 421-432.
12. Iverson L.A., Zucker S.W. Logical/Linear Operators for Image Curves, IEEE Trans. PAMI, vol. 17, No 10, 1995. - Pp. 982-996.
13. Smith S.M. Flexible Filter Neighborhood Designation, Proc. 13th Int. Conf. on Pattern Recognition, 1996, vol. 1. - Pp. 206-212.
14. Шовенгердт Р.А. Дистанционное зондирование. Модели и методы обработки изображений. - М.: Техносфера, 2010. - 560 с.
15. Форсайт Д.А., Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. - М.: Вильямс, 2004. - 928 с.
16. Дворкович А.В., Дворкович В.П. Цифровые видеоинформационные системы (теория и практика). – М.: Техносфера, 2012. – 1009 с.
17. Журавлев Ю.И., Гуревич И. Б. Распознавание образов и анализ изображений // Искусственный интеллект: в 3-х книгах. Книга 2. Модели и методы: Справочник. – М.: Радио и связь, 1990. – 304 с.
18. Марр Д. Зрение. Информационный подход к изучению представлений и обработки зрительных образов. – М.: Радио и связь, 1987. – 400 с.
19. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. Сойфера В.А. – М.: Физматлит, 2003. – 784 с.
20. Sobel J., Feldman G. A 3x3 Isotrohic Gradient Operator for Image Processing. 1968 .
21. Duda R., Hart P. Pattern Classification and Scene Analysis. John Wiley and Sons. 1973.
22. Donoho, D.L. De-noising by soft-thresholding / D.L. Donoho // IEEE Transactions on Information Theory. – 1995. – V. 41, N 3. – P. 613-627.
23. Калинкина Д.А. Определение уровня шума на изображении на основе усреднения дисперсии в блоках // МГУ им. М.В.Ломоносова, факультет Вычислительной математики и кибернетики, Международная конференция студентов и аспирантов по фундаментальным наукам «Ломоносов 2005». [URL: <http://graphics.cs.msu.ru/ru/publications/text/ l2005kal.pdf>].

24. Kovalevsky V. Effective filtering and boundary detection. [Electronic resource/irtc.org.ua/image/app/webroot/Files/presentations from 9.10.2013].

25. Ghasal M., Amer A., Ghayeb A. Structure-Oriented Spatio-Temporal Video Noise Estimation // Cin Proc. IEEE Int. Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), Toulouse, France. – 2006. – Pp. 845-848.

26. Лапшенков Е.М. Неэталонная оценка уровня шума цифрового изображения на основе гармонического анализа // Компьютерная оптика. – 2012. – том 36, №3. – С. 439-447.

27. Воскобойников Ю.Е., Крысов Д.А. Оценивание характеристик шума в модели «сигнал+шум» // Автоматика и программная инженерия. – 2018. – № 3(25). – С. 54-61.

28. Прэтт У. Цифровая обработка изображений. Пер. с англ. - М.: Мир, 1982. Кн.2. - 480 с.

29. Ustukov, D.I. Method for Suppressing Discrete White Noise in Images / Dmitry I. Ustukov, Anton V. Pronkin, Evgeny R. Muratov, Anatoly I. Novikov // 2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2020. – Pp. 534-538.

30. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Балашов О.Е., Степашкин А.И. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.

31. Михайличенко А. А., Демяненко Я. М. Метод точного выделения контуров медицинских объектов на рентгенограммах // 26-я Международная конференция (GraphiCon2016), Россия, Нижний Новгород, 19-23 сентября 2016 г. – с. 193-197.

32. Сергеев В. В. Анализ и обработка изображений, получаемых при наблюдениях Земли из космоса стенограмма научного сообщения на совместном семинаре ИСОИ РАН и института компьютерных исследований СГАУ 18 апреля 2006 года // КО. 2006. №29.

33. Новиков А. И., Устюков Д. И. Исследование операторов подавления помех в виде дискретного белого шума // Динамика сложных систем-XXI век, т. 9, № 1, 2017. С. 26-32.

34. Костенко Л.С. Методы и алгоритмы сглаживания фона изображений в системах распознавания образов // Открытые информационные и компьютерные технологии, 2014, №64. – с. 177-181.
35. Сорокин С. В., Щербаков М. А. Сравнительный анализ методов нелинейной фильтрации сигналов и изображений // НиКа. 2006.
36. Lee JS. Digital image smoothing and the sigma filter. Comput Viz Gr Image Process 1983; 24(2): 255-269.
37. Бирюков Е. Д. Использование медианного фильтра в системе обработки изображений реалистичной компьютерной графики // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. 2014. №17.
38. Степурко К.В., Абдугалимова Е.Г. Сравнительный анализ методов фильтрации зашумленных изображений // Решетневские чтения. 2014. №18.
39. Филиппов М.В., Ермилова О.С. Быстрый метод билатеральной фильтрации // Новые информационные технологии в автоматизированных системах. 2017, № 20. – С. 29-36.
40. Tomasi C. Manduchi R. Bilateral filtering for grey and color images. Proc 1998 IEEE Int Conf on Computer Vision 1998: 839-846.
41. Новиков А.И., Пронькин А.В. Сравнительный анализ методов фильтрации дискретного гауссовского шума при обработке изображений // Вестник РГРТУ. №4 (выпуск 66). – Рязань. 2018. – DOI: 10.21667/1995-4565-2018-66-4-1-70-77.
42. Беляева О.В., Пащенко О.Б., Филиппов М.В. Быстрая билатеральная фильтрация аэрофотоснимков на основе параллельной декомпозиции на пространственные фильтры // Труды МАИ. Выпуск № 94. – С. 1-16.
43. Забелин С. А. Обзор основных видов шумов на спутниковых снимках и методов фильтрации / С.А. Забелин, А.Д. Тулегулов // Вестник КазНТУ. Алматы, 2011.
44. Кендалл М. Дж., Стьюарт А. Многомерный статистический анализ и временные ряды. – М.: Изд-во «Наука», 1976. – 736 с. 126

45. Андерсон Т. Статистический анализ временных рядов. – М.: Мир, 1976. – 756 с.
46. Пронькин А.В. Разработка и исследование методов подавления шума и детектирования границ на изображениях // Материалы VII научно-технической конференции магистрантов Рязанского государственного радиотехнического университета. 2021.
47. Пронькин А. В. Методы фильтрации дискретного белого шума и периодических помех на изображении / А. В. Пронькин // Новые информационные технологии в научных исследованиях НИТ-2021 : материалы XXVI Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов, Рязань, 15–17 декабря 2021 года. – Рязань: ИП Коняхин А.В. (BookJet), 2021. – С. 301.
48. Новиков А. И. Алгоритмы фильтрации дискретного гауссовского шума в бортовых системах технического зрения / А. И. Новиков, А. В. Пронькин // Оптико-электронные приборы и устройства в системах распознавания образов, обработки изображений и символьной информации. Распознавание - 2018 : Сборник материалов XIV международной научно-технической конференции, Курск, 25–28 сентября 2018 года. – Курск: Юго-Западный государственный университет, 2018. – С. 189-191.
49. Methods for Suppressing Discrete White Noise in Images / D. I. Ustyukov, A. V. Pronkin, E. R. Muratov, A. I. Novikov // 2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2020 : 9, Budva, 08–11 июня 2020 года. – Budva, 2020. – P. 9134131. – DOI 10.1109/MECO49872.2020.9134131
50. Методы цифровой обработки изображений подстилающей поверхности. – М.: Горячая линия – Телеком, 2023. – 224 с. ISBN 978-5-9912-1045-4
51. Новиков, А. И. Быстрые алгоритмы первичной обработки изображений в бортовых системах технического зрения / А. И. Новиков, А. В. Пронькин, Д. И. Устюков // Современные информационные технологии и ИТ-образование. – 2020. – Т. 16. – № 3. – С. 673-685. – DOI 10.25559/SITITO.16.202003.673-685

52. Labunets V., Osthaimer E. Systematic approach to nonlinear filtering associated with aggregation operators. Part 1. SISO-filters. Sb. trudov III mezhd. Konf. i molodezhnoj shkoly ITNT-2017 «Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii – 2017» ITNT2017, Samara 25-27 aprelya. Samara: Novaya tekhnika. 2017, pp. 372-384. (in Russian).

53. Labunets V., Osthaimer E. Systematic approach to nonlinear filtering associated with aggregation operators. Part 2. SISO-filters. Sb. trudov III mezhd. Konf. i molodezhnoj shkoly ITNT-2017 «Informatsionnye tekhnologii i nanotekhnologii – 2017» ITNT2017, Samara 25-27

54. Гусев В.Ю., Крапивенко А.В. Методика фильтрации периодических помех цифровых изображений // Электронный журнал «Труды МАИ», выпуск № 50. – С. 1-12.

55. Жиликов Е.Г., Черноморец Ф.Ф. Оптимальная фильтрация изображений на основе частотных представлений // Вопросы радиоэлектроники. Сер. ЭВТ, 2008, вып. 1. – С. 118-122.

56. Сойфер В.А., Сергеев В.В., Попов С.Б., Мясников В.В. Теоретические основы цифровой обработки изображений. - Издательство: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева. 2000. – 258 с.

57. Воропаева Н.В., Новиков С.Я., Федина М.Е. Дискретное преобразование Фурье в обработке сигналов. – Самара: Изд-во «Самарский университет», 2015. – 48 с.

58. Новиков А.И., Пронькин А.В., Шамин Н.О. Частотный метод фильтрации периодических помех цифровых изображений // Вестник РГРТУ. 2021, № 78. – С. 130-141. DOI: 10.21667/1995-4565-2021-78-130-141.

59. Aizenberg I., Butakoff C. A windowed Gaussian notch filter for quasi-periodic noise removal // Image Vis. Computer. 2008, 26(10). – Pp 1347–1353.

60. Новиков, А. И. Итерационный алгоритм фильтрации периодического шума цифровых изображений / А. И. Новиков, В. А. Овчинников // Вестник

Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2023. – № 84. – С. 166-175. – DOI 10.21667/1995-4565-2023-84-166-175. – EDN IRINDJ.

61. Tikhonov AN, Arsenin VYa. Methods for solving incorrect problems [In Russian]. Moscow: “Nauka” Publisher; 1986.

62. Sizikov VS, Belov IA. Reconstruction of blurred and defocused images by regularization method. Opticheskii Zhurnal 2000; 76(4): 60-63.

63. Voskoboinikov UE, Litasov VA. Analysis and synthesis of signals and images a stable image reconstruction algorithm for inexact point-spread function. Autometriya 2006; 42(6): 3-15.

64. Новиков, А. И. Исследование регуляризационного метода восстановления размытых изображений / А. И. Новиков, Н. О. Шамин // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2020. – № 72. – С. 106-115. – DOI 10.21667/1995-4565-2020-72-106-115

65. Сычев, А.С. Безэталонный интегрально-мультипликативный показатель качества цифровых полутоновых изображений / А.С. Сычев, И.С. Холопов // Цифровая обработка сигналов. – 2018. – № 3. – С. 49-55.

66. Монич, Ю.И. Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю.И. Монич, В.В. Старовойтов // Искусственный интеллект. – 2008. – № 4. – С. 376-386.

67. D. L. Donoho and I. M. Johnstone, “Ideal spatial adaptation by wavelet shrinkage,” Biometrika, vol. 81, pp. 425–455, Apr 1994.

68. Пронькин, А. В. Оценивание уровня шума в составе изображения с использованием вейвлетов Хаара // Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению "Графикон". – 2022. – № 32. – С. 442-448. – DOI 10.20948/graphicon-2022-442-448. – EDN SJCGXC.

69. Новиков А. И., Пронькин А. В. Метод оценки уровня шума цифрового изображения // Компьютерная оптика. – 2021. – Т. 45. – № 5. – С. 713-720. – DOI 10.18287/2412-6179-CO-894

70. Zakharov A.V., Kotovich N.V., Kutsaev A.S., Koltsov P.P., Kravchenko A.A. On some issues of the quantitative performance evaluation of detectors // International Journal Programmnye Produkty I sistemy. № 4, 2011. Pp. 13–19.
71. Гребенщиков, К.Д. Ранговый обнаружитель локальных контурных признаков изображения с фиксированным уровнем ложных срабатываний / К.Д. Гребенщиков, А.А. Спектор // Автометрия. – 2001. – № 4. – С. 119-127
72. Huang, C.P. An Integrated Edge Detection Method Using Mathematical Morphology / C.P. Huang, R.Z. Wang // Pattern Recognition and Image Analysis. – 2006. – V. 16, Issue 3. – P. 406-412.
73. Антощук, С.Г. Выделение контуров объектов методом двукратного гиперболического вейвлет-преобразования / С.Г. Антощук, О.Ю. Бабилунга, А.А. Николенко // Электромашинобудовання та електрообладнання. – 2005. – Вып. 65. – С. 65-69
74. Минченков М.В. Алгоритм автоматической сегментации растровых изображений, основанный на росте кластеров от максимумов R-величины // International Conference Graphicon 2004.
75. Белим С.В., Кутлунин П.Е. Выделение контуров на изображениях с помощью алгоритма кластеризации // Компьютерная оптика, Т. 39-1, 2015. – С. 119-125.
76. Gurov I., Volkov M. Distorted image enhancement by the nonlinear local histogram modification method, in Image and Signal Processing for Remote Sensing VII / S.B. Serpico, ed. // Proc. SPIE 2002. V. 4541. P. 393-400.
77. Сакович И. О., Белов Ю. С. Обзор основных методов контурного анализа для выделения контуров движущихся объектов // Инженерный журнал: наука и инновации, 2014, выпуск 12.
78. Назаров, М. А. Особенности поиска и нейросетевого распознавания эталонного контура объекта на изображении / М. А. Назаров, Л. Ю. Емалетдинова // Вестник технологического университета. – 2022. – Т.25, No3. – С. 62-66

79. Назаров М. А. Нейронечеткая модель построения контуров на изображении / М.А. Назаров, Л. Ю. Емалетдинова, А. С. Катасев, // Инженерный вестник Дона. – 2023. – No 7(103). – С. 71-80

80. Nazarov, M. Construction of a Fuzzy Model for Contour Selection / L. Emaletdinova, M. Nazarov // Studies in Systems, Decision and Control. – 2022. – 417. – P 245-254

81. Науменко А.В., Лукин В.В. Детектирование границ на изображениях с помощью искусственной нейронной сети // Информационные технологии. Авиационно-космическая техника и технология. – 2012. – № 2 (89) – 2012. – С. 101-110.

82. Акинин М. В., Лапина Т. И., Никифоров М. Б. Нейросетевой алгоритм выделения контуров на изображениях, основанный на вейвлете Габора // Известия ТулГУ. Технические науки. 2013. №9-1.

83. Машанов, Д. В. Реализация быстрого способа идентификации человека на основе детектора Кэнни с использованием нейронной сети / Д. В. Машанов // Электронные средства и системы управления. Материалы докладов Международной научно-практической конференции. – 2018. – № 1-2. – С. 83-86

84. Новиков, А. И. Детектор границ градиентного типа для изображений подстилающей поверхности / А. И. Новиков, А. В. Пронькин // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2019. – № 68. – С. 68-76. – DOI 10.21667/1995-4565-2019-68-2-68-76. – EDN BMCBRW.

85. Новиков, А. И. Метод и программа детектирования границ перепада яркости / А. И. Новиков, А. В. Пронькин // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2020) : Сборник трудов по материалам VI Международной конференции и молодежной школы. В 4-х томах, Самара, 26–29 мая 2020 года / Под редакцией В.В. Мясникова. Том 2. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2020. – С. 111-119. – EDN PTPGUC.

86. Пронькин, А. В. Градиентные алгоритмы выделения контуров изображения / А. В. Пронькин // Новые информационные технологии в научных

исследованиях : Материалы XXIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых ученых и специалистов: в 2 томах, Рязань, 12–14 декабря 2018 года. Том 2. – Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет, 2018. – С. 62-64. – EDN YTNJSX.

87. Пронькин, А. В. Детекторы выделения границ на изображениях с автоматическим выбором порогов / А. В. Пронькин, А. И. Новиков // Материалы II Всероссийской конференции студентов и молодых ученых с международным участием "Естественнонаучные основы медико-биологических знаний", Рязань, 29–30 апреля 2019 года. Том Часть 1. – Рязань: Рязанский государственный медицинский университет имени академика И.П. Павлова, 2019. – С. 123-125.

88. Novikov, A. I. New Method to Detect Edges in Underlying Surface Images / A. I. Novikov, A. V. Pronkin // 2019 8th Mediterranean Conference on Embedded Computing, MECO 2019 - Proceedings : 8, Budva, 10–14 июня 2019 года. – Budva, 2019. – P. 8760000. – DOI 10.1109/MECO.2019.8760000. – EDN ZAURZP.

89. Anatoly I. Novikov. Formation of Operators with Given Properties to solve Original Image Processing Tasks, The 11th International Conference «Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies» (PRIA-11-2013), Samara, Russian Federation, 2013, vol. II. - Pp. 445 448.

90. TAMPERE17 noise-free image database [Электронный ресурс] URL: <https://webpages.tuni.fi/imaging/tampere17/> (дата обращения: 02.02.2025).

91. Сычев А.С., Холопов И.С. Сравнительный анализ методик оценки мощности шума на цифровых изображениях // В сборнике: Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2021). Сборник трудов по материалам VII-й международной конференции и молодежной школы «Информационные технологии и нанотехнологии» Под ред. В.В. Мясникова. Самара, 2021. – с. 20392.

92. MATLAB Image Processing Toolbox, edge. [Электронный ресурс] URL: <https://www.mathworks.com/help/images/ref/edge.html> (дата обращения: 02.02.2025).

93. Новиков А.И. Алгоритмы выделения границ полезных сигналов // Вестник РГРТУ. №2 (выпуск 24). – Рязань. 2008. – С. 11 15.

94 Anatoly I. Novikov, Victoria A. Sablina, Michael B. Nikiforov, Alexander A. Loginov, Contour Analysis and Image Superimposition Task in Computer Vision System, The 11th International Conference on Pattern Recognition and Image Analysis: New Information Technologies (PRIA-11-2013), Samara, 2013, vol. I, - Pp. 282 285.

95. Новиков, А. И. Линейные операторы с векторными масками в задачах цифровой обработки изображений / А. И. Новиков, А. В. Пронькин // Компьютерная оптика. – 2023. – Т. 47, № 4. – С. 596-604. – DOI 10.18287/2412-6179-CO-1241. – EDN RKXXRQ.

96. Новиков, А. И. Применение векторных масок в задачах цифровой обработки изображений / А. И. Новиков, А. В. Пронькин // Информационные технологии и нанотехнологии (ИТНТ-2023) : сборник трудов по материалам IX Международной конференции и молодежной школы : в 6 т., Самара, 17–23 апреля 2023 года. Том 3. – Самара: Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева, 2023. – С. 30143. – EDN DOQGUQ.

97. Пронькин, А. В. Фильтрация периодического шума с использованием детектора границ / А. В. Пронькин // Современные технологии в науке и образовании - СТНО-2024 : Сборник трудов VII Международного научно-технического форума. В 10-ти томах, Рязань, 04–06 марта 2024 года. – Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина, 2024. – С. 11-16. – EDN IDUARJ.

98. Novikov, A. Edge Detector Application in the Problem of Periodic Interference Filtering / A. Novikov, A. Pronkin, S. Vityazev // 2022 24th International Conference on Digital Signal Processing and its Applications, DSPA 2022 : 24, Moscow, 30 марта – 01 2022 года. – Moscow, 2022. – DOI 10.1109/DSPA53304.2022.9790763. – EDN XVYBEF.

99. Морфологическая обработка изображений [Электронный ресурс] URL <https://nweb42.com/books/matlab/morfologicheskaya-obrabotka-izobrazheniy/> (дата обращения: 06.02.2025).

ПРИЛОЖЕНИЕ А.

АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

В приложении А представлены копии актов внедрения результатов диссертационной работы:

1. Акт внедрения результатов кандидатской диссертационной работы Пронькина Антона Викторовича «Методы и алгоритмы с низкой вычислительной сложностью фильтрации шума и детектирования границ цифровых изображений» в работах АО «РИФ».
2. Акт внедрения результатов кандидатской диссертационной работы на соискание учёной степени кандидата технических наук Пронькина Антона Викторовича в работах ООО «Квантрон Групп».
3. Акт внедрения результатов диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук Пронькина Антона Викторовича на тему «Методы и алгоритмы с низкой вычислительной сложностью фильтрации шума и детектирования границ цифровых изображений» в учебный процесс ФГБОУ ВО «Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ».
4. Акт внедрения результатов диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук Пронькина Антона Викторовича на тему «Методы и алгоритмы с низкой вычислительной сложностью фильтрации шума и детектирования границ цифровых изображений» в учебный процесс ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина».

«УТВЕРЖДАЮ»

Генеральный директор АО «РИФ»,
доктор технических наук

А.С. Иванов

2025

М.П.

АКТ

внедрения результатов кандидатской диссертационной работы
Пронькина Антона Викторовича
«Методы и алгоритмы с низкой вычислительной сложностью фильтрации шума
и детектирования границ цифровых изображений»

Комиссия в составе: заместителя генерального директора по НИОКР и техническому сопровождению изделий-директора научно-конструкторского центра видеоинформационных и лазерных технологий (НКЦ ВЛТ) Гравшина Е.Б., заместителя директора НКЦ ВЛТ Черпалкина А.В., начальника сектора НКЦ ВЛТ Морозова А.В., старшего научного сотрудника НКЦ ВЛТ Холопова И.С., рассмотрев представленные материалы, составила настоящий акт о том, что практические и теоретические результаты научных исследований Пронькина А.В., аспиранта ФГБОУ ВО «РГРТУ», нашли применение в работах АО «РИФ» по разработке прицела оптико-электронного для гранатомета РПГ-29 и оптико-электронной системы наблюдения за окружающей обстановкой.

При этом использованы следующие результаты диссертационной работы Пронькина А.В.:

1. Градиентный метод детектирования границ, основанный на применении векторных масок для получения сглаженных оценок частных производных, и использующий оригинальный способ вычисления верхнего и нижнего порогов для формирования «сильных» и «слабых» линий. Предложенный метод обеспечивает сокращение в 2,5-3 раза время обработки одного кадра оцифрованного изображения по сравнению с градиентным методом - методом Кенни.

2. Метод оценивания дисперсии дискретного белого шума цифрового изображения на основе разностных операторов с векторными масками,

отличающийся от известных методов большей точностью и низкой вычислительной сложностью (быстрее аналогов в 5-12 раз).

Результаты диссертационной работы Пронькина А.В. использовались при реализации реконфигурируемой вычислительной среды обработки телевизионных, тепловизионных и комплексированных (fusion) видеоизображений в оптико-электронных системах с целью ускорения вычислительных процедур обработки потоков изображений реального времени для повышения информативности визуализируемых изображений, что обеспечивает эффективность процедур визуального обнаружения и распознавания оператором малоразмерных целеподобных объектов на сложных подстилающих фонах.

Председатель комиссии: заместитель генерального директора по НИОКР
и техническому сопровождению изделий-
директор НКЦ ВЛТ


Е.Б. Гравшин
«09» 07 2025 г.

Члены комиссии: заместитель директора НКЦ ВЛТ


А.В. Черпалкин
«09» 07 2025 г.

начальник сектора НКЦ ВЛТ


А.В. Морозов
«09» 07 2025 г.

старший научный сотрудник НКЦ ВЛТ,

кандидат технических наук


И.С. Холопов
«09» 07 2025 г.

kvan tron

ООО «Квантрон Групп»

390000, г. Рязань, ул. Каширина, д. 1Б, офис 507,
ИНН 6234189553, КПП 622901001, ОГРН 1206200003437,
Р/С 40702810502020001647, К/С 30101810200000000593,
БИК 044525593, АО «АЛЬФА-БАНК», г. Москва,
тел. +7 (4912) 722-270
info@kvantron.com
www.kvantron.com

23.06.2025 г. № 01

АКТ

внедрения результатов диссертационной работы
на соискание учёной степени кандидата технических наук
Пронькина Антона Викторовича

Настоящим актом удостоверяется, что полученные Пронькиным А.В. в ходе работы над кандидатской диссертацией теоретические результаты и разработанные алгоритмы:

- оценивания дисперсии дискретного гауссова шума в составе цифрового изображения и модифицированный алгоритм сигма-фильтра для фильтрации шума;
 - детектирования границ перепада яркостей в составе цифрового изображения,
- а также прикладное программное обеспечение реализации указанных алгоритмов внедрены в ООО "Квантрон Групп" в составе программно-аппаратного комплекса дефектоскопии PET-преформ.

Использование результатов диссертации обеспечивает:

- 1) повышение качества детектирования границ PET-преформ на цифровом изображении: ошибка показателя качества IoU (Intersection over Union) снизилась с 5,7 % до 3,6 %; среднее время обработки кадра в сравнении с ранее использованным алгоритмом детектирования сократилось на 37 %;
- 2) обнаружение дефектов PET-преформ типа «Включения» уже на этапе предобработки изображения;
- 3) автоматическое формирование признака необходимости выполнения очистки рабочей поверхности инспекционного стола.

Генеральный директор



М.В. Шадрин

УТВЕРЖДАЮ
 Проректор по образовательной
 деятельности КНИТУ-КАИ
 Р.Е. Моисеев
 «17» 07 2025 г.

АКТ ВНЕДРЕНИЯ

результатов диссертации на соискание ученой степени кандидата
 технических наук Пронькина Антона Викторовича
 на тему «Методы и алгоритмы с низкой вычислительной сложностью
 фильтрации шума и детектирования границ цифровых изображений»
 в учебный процесс
 ФГБОУ ВО «Казанский национальный исследовательский технический
 университет им. А.Н. Туполева-КАИ»

Настоящим актом удостоверяется, что результаты диссертации на соискание ученой степени кандидата технических наук Пронькина Антона Викторовича внедрены в учебный процесс ФГБОУ ВО «Казанский национальный исследовательский технический университет им. А.Н. Туполева-КАИ».

Теоретические результаты, результаты экспериментальных исследований и разработанное программное обеспечение для оценивания дисперсии и фильтрации дискретного белого шума, полученные Пронькиным А.В. в ходе работ над кандидатской диссертацией, внедрены в учебный процесс кафедры автоматизированных систем обработки информации и управления и используются для подготовки бакалавров и магистров по направлениям 09.03.02 и 09.04.02 «Информационные системы и технологии» при проведении лекционных занятий и выполнения лабораторных работ по дисциплинам «Цифровая обработка изображений» и «Модели информационных процессов и систем».

Директор института компьютерных технологий
 и защиты информации, канд. техн. наук, доцент



В.М. Трегубов

Заведующий кафедрой автоматизированных
 систем обработки информации и управления,
 канд. техн. наук, доцент



М.П. Шлеймович



АКТ ВНЕДРЕНИЯ

результатов диссертации на соискание ученой степени кандидата
технических наук Пронькина Антона Викторовича
на тему «Методы и алгоритмы с низкой вычислительной сложностью
фильтрации шума и детектирования границ цифровых изображений»
в учебный процесс
ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет
имени В.Ф. Уткина»

Настоящим актом удостоверяется, что теоретические результаты, результаты экспериментальных исследований и разработанное программное обеспечение для оценивания дисперсии и фильтрации дискретного белого шума, полученные Пронькиным А.В. в ходе работ над кандидатской диссертацией, внедрены в учебный процесс кафедры «Электронные вычислительные машины» Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина по направлениям подготовки магистратуры 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» и 02.04.03 «Математическое обеспечение и администрирование информационных систем» в рамках дисциплины «Теория информации и цифровая обработка сигналов».

Результаты опубликованы в методических указаниях к практическим занятиям «Основы теории информации и цифровой обработки сигналов» (Основы теории информации и цифровой обработки сигналов: методические указания к практическим занятиям. Часть 1/ Рязан. гос. радиотехн. ун-т; сост.: А.И. Новиков, А.В. Пронькин. – Рязань, 2021. – 28 с.), а также используются в виде программ для ПЭВМ при проведении практических занятий.

Декан ФВТ,
д.т.н., проф.

 /Д.А. Перепелкин/

Зав. кафедрой ЭВМ,
д.т.н., проф.

 /Б.В. Костров/

**ПРИЛОЖЕНИЕ Б.
СВИДЕТЕЛЬСТВА О РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММ ДЛЯ ЭВМ**

В приложении Б представлены копии свидетельств о регистрации программ для ЭВМ:

1. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2019664622 Программа детектирования границ перепада яркости на изображениях разных спектральных диапазонов.
2. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022615608. Программа оценивания уровня дискретного белого шума в составе изображения.

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019664622

**Программа детектирования границ перепада яркости на
изображениях разных спектральных диапазонов**

Правообладатель: **Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования «Рязанский
государственный радиотехнический университет имени В.Ф.
Уткина» (RU)**

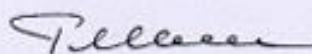
Авторы: **Пронькин Антон Викторович (RU),
Новиков Анатолий Иванович (RU)**

Заявка № 2019663686

Дата поступления 29 октября 2019 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 11 ноября 2019 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Излиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022615608

**Программа оценивания уровня дискретного белого
шума в составе изображения**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Рязанский государственный радиотехнический
университет имени В.Ф. Уткина» (RU)*

Авторы: *Пронькин Антон Викторович (RU), Новиков
Анатолий Иванович (RU)*

Заявка № 2022614006

Дата поступления 21 марта 2022 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 31 марта 2022 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов