

Федеральное государственное автономное образовательное учреждение высшего образования «Южно-Уральский государственный университет (национальный исследовательский университет)»

На правах рукописи

Сурин Владимир Анатольевич



МАТЕМАТИЧЕСКОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ ФИЛЬТРАЦИИ КОНТРАСТНЫХ  
ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ОБОБЩЕННОГО МЕТОДА НАИМЕНЬШИХ  
МОДУЛЕЙ

1.2.2. Математическое моделирование, численные методы  
и комплексы программ

Диссертация на соискание ученой степени  
кандидата технических наук

Научный руководитель:  
доктор технических наук, профессор  
Тырсин Александр Николаевич

Челябинск – 2022

## ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	5
Глава 1. Вопросы обработки и анализа контрастных изображений.....	15
1.1 Представление изображений в цифровом виде.....	15
1.2 Задачи обработки и анализа цифровых изображений.....	21
1.3 Обзор существующих методов подавления шума в цифровых изображениях.....	25
1.3.1 Линейные фильтры.....	26
1.3.2 Медианная фильтрация.....	27
1.3.3 Фильтр Гаусса.....	29
1.3.4 Фильтры на основе математической морфологии.....	30
1.3.5 Метод главных компонент.....	30
1.3.6 Фильтры на основе анизотропной диффузии.....	31
1.3.7 Гомоморфная фильтрация.....	32
1.3.8 Фильтры на основе ранговой статистики.....	33
1.3.9 Псевдоградиентные фильтры.....	33
1.3.10 Фильтры на основе нейронных сетей.....	36
1.3.11 Фильтр на основе обобщённого метода наименьших модулей.....	39
1.4 Выводы.....	40
Глава 2. Модели и методы нелинейной фильтрации зашумлённых контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей.....	42
2.1 Негауссовость шума в цифровых контрастных изображениях.....	42
2.1.1 Описание натурального эксперимента.....	44
2.1.2 Исследование свойств цифрового шума на основе полученных данных.....	45
2.2 Нелинейная фильтрация на основе обобщенного метода наименьших модулей.....	48

2.2.1	Обоснование выбора модели и функции потерь сглаживающего преобразования .....	49
2.2.2	Оптимизационный численный алгоритм подбора параметров функции потерь .....	59
2.2.3	Алгоритм нахождения параметров функции потерь на основе характеристик контрастного изображения .....	68
2.3	Сравнительный анализ различных видов апертур при фильтрации контрастных изображений .....	71
2.4	Выводы по главе.....	73
Глава 3.	Алгоритмы и описание программ цифровой фильтрации контрастных изображений .....	74
3.1	Структура и описание комплекса проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительных экспериментов.....	74
3.2	Аппаратно-программное обеспечение для анализа свойств шума в цифровых изображениях .....	78
3.3	Вычислительные эксперименты и алгоритмическое обеспечение системы компьютерного и имитационного моделирования фильтрации зашумленных изображений .....	86
3.3.1	Реализация компьютерного и имитационного моделирования зашумлённых перепадов .....	87
3.3.2	Исследование эффективности подавления шума ОМНМ- фильтром.....	92
3.4	Алгоритмы для обработки цифровых контрастных изображений .....	99
3.5	Выводы по главе.....	111
Глава 4.	Результаты решения прикладных задач.....	112
4.1	Сравнение эффективности сглаживания разработанного алгоритма с известными алгоритмами на модельных данных .....	112
4.2	Результаты работы нелинейного фильтра на основе ОМНМ на реальных изображениях и сравнение с распространенными фильтрами .....	115

4.3 Применение нелинейной фильтрации на основе ОМНМ в области медицины и компьютерного зрения.....	118
4.4 Выводы.....	128
Заключение .....	130
Список литературы .....	133
Приложение А .....	146
Приложение Б.....	149

## ВВЕДЕНИЕ

### Актуальность темы исследования

В настоящее время цифровая фото- и видеотехника практически вытеснила аналоговую аппаратуру [40]. Цифровые устройства формирования и обработки изображений компактнее, технологичнее, обладают многими преимуществами в сравнении с аналоговыми, но они также являются измерительным оборудованием и имеют погрешности при измерении [45]. В результате полученное цифровое изображение является суммой полезного сигнала и шума. Математически [35] цифровое изображение представляет собой двумерную дискретную последовательность  $y_{ij}$ , которая состоит из суммы исходного не зашумлённого изображения  $f_{ij}$  и шумовой составляющей  $\eta_{ij}$ :  $y_{ij} = f_{ij} + \eta_{ij}$ .

«Повышение качества цифрового изображения – одна из важнейших задач цифровой обработки изображений» [19]. Ее решают как для улучшения визуального восприятия цифрового изображения [84], так и для последующего анализа отфильтрованных изображений [5, 52, 53, 83, 89]. Причем сохранение границ контрастных объектов является важным фактом при использовании многих алгоритмов обработки изображений [3, 16]. Задача анализа изображения возникает во многих областях науки, таких как компьютерное зрение, медицина, аэрофотосъемка и многих других [6, 12, 14, 50, 63, 121]. И часто такие задачи не могут быть корректно решены при обработке зашумлённых изображений, например, при сжатии и кодировании изображений или повышении контраста и резкости [87, 91, 100].

В последнее время наблюдается повышение интереса к подавлению шумов в контрастных изображениях. В основном это связано с повышением плотности размещения светочувствительных сенсоров. Повышение разрешения при тех же или меньших физических размерах приводит к повышению уровня шума.

Однако при разработке методов подавления шума [8, 13, 24, 64, 66, 71, 75, 88, 105, 114] применительно к цифровым контрастным изображениям имеется ряд нерешенных проблем.

1. Недостаточное исследование шума в цифровых контрастных изображениях. Часто используются модели зашумления в виде белого гауссовского шума с постоянной шумовой составляющей на всем изображении, импульсного шума либо их комбинации без проведения исследования распределения шума в реальном цифровом изображении.

2. Шум и последующее сглаживание сильно влияют на контрастную границу объектов в изображении, размывая ее. Не всегда уделяется внимание восстановлению контрастных границ в изображении.

3. Разрабатываемые методы часто настраиваются для работы с конкретными изображениями либо настройка происходит в «ручном» режиме.

4. Не учитываются характеристики изображений, такие как уровень шума в изображении или величина контрастного перепада.

В работах [4, 7, 13, 26, 31, 64, 65, 71, 75, 96, 114] и др. либо указанные проблемы учитываются частично, либо принимаются как несущественные в виду специфики решаемой задачи. Однако их комплексное решение может привести к улучшению результатов при подавлении шума на границах контрастных объектов. При разработке алгоритма подавления шума, представленного в работе, эти проблемы учитывались и были решены.

Существенное количество алгоритмов обработки изображений [6, 14, 50, 84, 89, 92] зависит от сохранения контрастных границ в изображении, но вопрос фильтрации зашумлённых контрастных изображений в данный момент недостаточно проработан. Следовательно, задача фильтрации зашумлённых контрастных изображений является актуальной.

### **Степень разработанности темы**

Значительный вклад в разработку теории и алгоритмов цифровой обработки изображений внесли такие авторы, как Б.В. Анисимов [3], Р. Вудс, Р. Гонсалес [19], Г. Дэ Ханн [78, 79, 100], А.А. Ланнэ [30], А.В. Оппенгейм [96], У. Прэтт [42, 43], Г. Старк [52], Д.У. Тьюки [108], Я.А. Фурман [59], Т.С. Хуанг [62, 63, 85], М.И. Шлезингер [65], Б. Яне [67], В.В. Яншин [68, 69], Л.П. Ярославский [70] и др.

Ранее в основном использовались линейные методы фильтрации цифровых изображений. Это связано с простотой интерпретации и реализации таких методов. Такие алгоритмы получили развитие в работах Т.С. Хуанга, Т. Acharya, S.L. Jae, J.C. Russ [63, 72, 86, 104]. Они стали своеобразной классикой и широко используются в системах обработки изображений и в настоящее время.

Однако у линейных фильтров есть ряд существенных недостатков. Л.П. Ярославский [70] указывает, что «задача оптимальной фильтрации допускает решение в классе линейных фильтров только в том случае, когда сигнал и аддитивная помеха независимы и имеют нормальное распределение». Строго говоря, в реальных изображениях распределение шума не отвечает этому свойству, как отмечает Р. Гонсалес [19]. Наиболее выражено это проявляется в случае фильтрации контрастных изображений. Применение линейных фильтров для подавления шума в изображениях с высоким контрастом и четкими границами приводит к ухудшению качества этих изображений. Контурные контрастных объектов становятся размытыми, и снижается резкость изображений, что приводит к ухудшению как их визуального восприятия, так и затруднению последующего анализа.

С увеличением вычислительных мощностей ЭВМ стала чаще применяться нелинейная фильтрация изображений. Но методы, используемые в работах В.К. Ключко и В. П. Кузнецова, А.А. Ланнэ, И.А. Шеремета, М.А. Щербакова, Marsaglia G. и Bray T.A., I. Pitas, A. Venetsanopoulos [26, 31, 64, 65, 93, 96], часто имеют ограниченную область применения. Это частично обусловлено и спецификой решаемых задач. Использование нелинейных алгоритмов на основе медианной фильтрации для обработки контрастных изображений также малоэффективно, так как медианные фильтры достаточно чувствительны к резким перепадам яркости в изображении. Медианная фильтрация была предложена Джоном Тьюки [108] в 1961 г. как инструмент сглаживания временных рядов, и ввиду простоты ее реализации стала широко использоваться в различных задачах, в том числе и для подавления шумов в изображениях. Однако специфика изображений в этом случае совсем не учитывалась. Дальнейшее развитие

медианной фильтрации привело к появлению различных модификаций, предложенных С.С. Бухтояровым, Е. Abreu, R. Chan, S. Schulte [8, 71, 75, 105], которые в ряде случаев оказываются эффективными, но они недостаточно формализованы и обычно требуют наличия дополнительной априорной информации.

Кроме того, в области обработки изображений стали чаще применяться и такие методы нелинейной фильтрации, как гомоморфные фильтры А. Oppenheim, R. Schafer, Т. Stockham [96], морфологические и полиномиальные фильтры Н.И. Глумова, Д. Даджион, Р. Мерсеро [18, 21], фильтры на основе ранговой статистики И.В. Апалькова и С.С. Бухтоярова [4, 7]. По мнению А.С. Лукина, в случае контрастных изображений гомоморфная фильтрация не даст результата, так как она применяется, в основном, для нормализации яркости и увеличения контрастности цифрового изображения, а также для подавления мультипликативных помех [32]. Морфологические фильтры чаще всего применимы для упрощения изображения и последующего анализа. Полиномиальная фильтрация используется для анализа изображений, а в работе Н.И. Глумова, В.В. Мясникова и В.В. Сергеева также успешно применяется для подавления импульсных помех [18]. И.В. Апальков, В.В. Хрящев в своей работе показывают, что различные фильтры на основе ранговой статистики хорошо работают при подавлении импульсного шума, но недостаточно хороши при подавлении гауссовского шума [4]. Билатеральный фильтр, основанный на ранговой статистике, рассмотренный Y. Lou, P. Favaro, S. Soatto, A. Bertozzi, достаточно хорошо справляется с гауссовским шумом, но требует определенных условий, таких как наличие периодических структур и однородных областей [90].

Особняком стоят фильтры, основанные на применении нейронных сетей. В этой области можно выделить работы следующих авторов: Н.А. Сизов, J. Lehtinen, J. Munkberg, K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen [47, 88, 114]. Подобные фильтры стали появляться с развитием нейронных сетей и увеличением мощностей современных ЭВМ. В своем учебнике С. Хайкин [60] выделяет ряд проблем при обучении нейронных сетей, в частности, ограниченность обучающей выборки. Нейронные



сети обучаются на конечном наборе изображений, поэтому результат на изображениях, отличных от тех, что использовались в обучающей выборке, может быть непредсказуем.

Несмотря на большое количество работ, связанных с подавлением шума в цифровых изображениях, остается ряд нерешенных проблем при фильтрации контрастных изображений, обозначенных в актуальности темы исследования.

### **Цели и задачи исследования**

Целью данной работы является разработка метода моделирования цифровой обработки контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей и реализация разработанных алгоритмов в виде комплекса программ для практического применения.

Достижение поставленной цели потребовало решение следующих задач:

1. Обзор существующих моделей и методов обработки цифровых изображений.

2. Исследование свойств шума в цифровых контрастных изображениях и разработка системы компьютерного и имитационного моделирования цифровых изображений, учитывающие эти свойства.

3. Разработка метода цифровой фильтрации контрастных изображений.

4. Разработка алгоритмов, реализующих фильтрацию контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей для подавления шума и повышения четкости контрастных границ в цифровых изображениях.

5. Создание комплекса программ, реализующих разработанные алгоритмы.

6. Апробация программного комплекса на реальных данных и задачах фильтрации изображений в области медицины и компьютерного зрения.

### **Научная новизна**

В области математического моделирования: впервые разработана система компьютерного моделирования нелинейной фильтрации контрастных изображений на основе модификации обобщенного метода наименьших модулей, позволяющая учитывать негауссовость распределения шума и характеристики изображения в каждой его отдельной точке, такие как степень контрастности

яркостного перепада и уровень шума. Проведенная сравнительная оценка среднего линейного отклонения яркости отфильтрованных зашумлённых изображений с идеальными показала преимущества разработанного метода при фильтрации цифровых контрастных изображений относительно линейных и медианных методов фильтрации.

В области численных методов: разработан оптимизационный алгоритм нахождения параметров модели нелинейной фильтрации, позволивший учитывать закономерности изменения текущих характеристик цифрового изображения. На основе имитационного моделирования он позволяет находить параметры для функции потерь, которая может быть использована в предложенном методе нелинейной фильтрации.

В области комплексов программ: разработан программный комплекс, реализующий предложенные алгоритмы и позволяющий исследовать их эффективность при подавлении шума в цифровых контрастных изображениях. Программный комплекс также позволяет использовать различные функции потерь, виды и размеры апертур при фильтрации изображений.

### **Теоретическая и практическая значимость работы**

Результаты диссертационного исследования носят теоретический и практический характер. В рамках **теоретической значимости** разработан новый метод моделирования цифровой обработки контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей, который вносит вклад в развитие численных методов. Использование функции потерь с варьированием параметров позволяет адаптироваться под изменение характеристик обрабатываемого изображения. Также в работе представлены уточнения модели шумообразования, касающиеся закона распределения шума в изображении и его поведения при разных уровнях яркости изображения.

**Практическая значимость** диссертационной работы заключается в повышении качества фильтрации шумов в цифровых контрастных изображениях за счет использования функции сглаживающего преобразования с варьированием параметров с учетом характеристик обрабатываемого изображения.

Предложенный алгоритм нелинейной фильтрации зашумлённых изображений ориентирован на практическое использование в составе систем повышения качества изображений. Такие системы могут быть применены как на этапе получения, так и на этапе постобработки изображений. Разработанный программный комплекс является кроссплатформенным и может быть использован в составе систем обработки и анализа изображений в различных предметных областях. С помощью разработанного программного комплекса были решены задачи шумоподавления, повышения контраста, предобработки в области медицины и компьютерного зрения.

Получены свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ № 2017662978 от 02.02.2018 г., № 2018619014 от 03.09.2018 г., № 2019662748 от 25.10.2019 г. (Приложение А).

#### **Реализация и внедрение**

Результаты диссертационной работы и разработанный программный комплекс использованы при проведении госбюджетных научно-исследовательских работ в Научно-инженерном центре «Надежность и ресурс больших систем и машин» Уральского отделения РАН (г. Екатеринбург), а также при проведении исследовательских работ в АНО «Центр развития промышленных инноваций» (г. Челябинск) (Приложение Б).

#### **Методология и методы диссертационного исследования**

Объектом исследования являются цифровые контрастные изображения, полученные путем оцифровки аналогового сигнала.

Предметом исследования является нелинейная фильтрация цифровых контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей.

При решении поставленных задач в работе использовались методы математического и имитационного моделирования, математической статистики, методы статистических испытаний Монте-Карло. Проводились натурные и вычислительные эксперименты. Программная реализация предложенных методов и алгоритмов выполнялась с использованием языков программирования VBA и Python. Применялись современные подходы программирования.

### **Положения, выносимые на защиту.**

В части «Разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий»:

1. Численный метод фильтрации зашумлённых контрастных изображений на основе модифицированного обобщенного метода наименьших модулей [117, 119, 129].

2. Оптимизационный алгоритм нахождения параметров модели нелинейной фильтрации, позволивший установить закономерности их изменения в зависимости от локальных характеристик цифрового изображения [117, 122].

3. Алгоритм построения области эффективной применимости разработанного метода в зависимости от характеристик контрастного изображения [117, 119].

В части «Реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента»:

4. Комплекс проблемно-ориентированных программ, позволяющий исследовать и осуществлять фильтрацию цифровых контрастных изображений на основе предложенного метода, с помощью которого решены несколько практических задач в области медицины и компьютерного зрения [120, 124, 126].

В части «Разработка систем компьютерного и имитационного моделирования, алгоритмов и методов имитационного моделирования на основе анализа математических моделей»:

5. Система имитационного моделирования зашумлённых контрастных изображений с учетом выявленных свойств шума при проведении натурального эксперимента [126, 128].

6. Система компьютерного моделирования фильтрации контрастных изображений для проведения вычислительных экспериментов и исследования эффективности предложенных алгоритмов [117, 124, 126, 127].

### **Степень достоверности результатов**

Достоверность и обоснованность полученных результатов и выводов обеспечены корректным использованием математического аппарата и методов математического моделирования; результатами натурального эксперимента; согласованностью результатов вычислительных экспериментов на модельных примерах и реальных данных; объемом апробации и представления этапов работы на научных конференциях и семинарах. Результаты, выносимые на защиту, опубликованы.

### **Апробация результатов**

Теоретические и практические результаты исследований докладывались на следующих конференциях: The 3th international conference on Analysis of Images, Social Networks, and Texts (Екатеринбург, 2014), 8-я Научная конференция аспирантов и докторантов ЮУрГУ (Челябинск, 2016), XI Международная конференция «Новые информационные технологии в исследовании сложных структур – ICAM'2016» (Екатеринбург, 2016), The 5th international conference on Analysis of Images, Social Networks, and Texts (Екатеринбург, 2016), XII Российская конференция с международным участием «Новые информационные технологии в исследовании сложных структур – ICAM'2018» (пос. Катунь, Алтайский край, 2018), Международная научная конференция «Кибер-физические системы: проектирование и моделирование» (Санкт-Петербург, 2019). Результаты работы обсуждались на научных семинарах кафедры прикладной математики и программирования ЮУрГУ (Челябинск, 2016-2021), расширенном семинаре кафедры прикладной математики и программирования ЮУрГУ (Челябинск, 2022).

Работа выполнялась при поддержке грантов РФФИ № 17-01-00315а и № 20-41-660008.

Комплекс из трех программ, предназначенный для реализации моделирования и зашумления контрастных перепадов, шумоподавления в цифровых контрастных изображениях, решения прикладных задач в области

анализа медицинских изображений и компьютерного зрения, зарегистрирован в Федеральной службе по интеллектуальной собственности (РОСПАТЕНТ).

### **Публикации**

Основное содержание работы изложено в 15 работах [115-129], в том числе в 4 публикациях в рецензируемых научных изданиях и журналах, рекомендованных ВАК Минобрнауки РФ [122], по международному списку [117, 119, 127]. Из представленных работ 3 статьи включены в наукометрические базы Web of Science и Scopus [117, 128, 129], 2 статьи включены в наукометрическую базу Zentralblatt MATH [117, 127], а также 3 программы [120, 124, 126] зарегистрированы в Реестре программ для ЭВМ Федеральной службы по интеллектуальной собственности Российской Федерации.

### **Личное участие автора**

Содержание диссертации и основные положения, выносимые на защиту, отражают персональный вклад автора в опубликованные работы. Из работ, выполненных в соавторстве, в диссертацию вошли только результаты, полученные ее автором.

Результаты диссертационной работы, а именно: разработка метода моделирования цифровой обработки контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей и методов его исследования; разработка алгоритмов обработки и анализа цифровых контрастных изображений, их реализация и исследование эффективности; идея, структура и проведение натурального эксперимента; уточнение модели шумообразования в цифровых контрастных изображениях; проведение вычислительных экспериментов, численных расчетов и моделирования; решение практических задач получены лично автором диссертации. Научным руководителем предложены постановки задач.

### **Структура и объем работы**

Диссертация состоит из введения, 4 глав, заключения, списка литературы и приложений. Полный ее объем составляет 150 страниц, включая 88 рисунков, 17 таблиц, список литературы из 129 наименований, 2 приложения.

# ГЛАВА 1. ВОПРОСЫ ОБРАБОТКИ И АНАЛИЗА КОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В данной главе проведен обзор предметной области. Описаны основные методы обработки цифровых изображений при подавлении шума. Рассмотрена проблематика особенностей применения этих методов.

## 1.1 Представление изображений в цифровом виде

Основным элементом, из которых строятся все компьютерные изображения, является пиксель. Пиксель – «наименьший пространственный элемент дисплея, к которому возможна адресация, способный воспроизводить полный цветовой диапазон» [20]. Любое растровое цифровое изображение является совокупностью пикселей. Пиксели располагаются в виде строк и столбцов, составляя прямоугольную матрицу.

Цифровые изображения формируются из аналогового сигнала, путем оцифровки его аналого-цифровым преобразователем (АЦП) [45]. АЦП могут преобразовывать различные аналоговые сигналы, такие как электромагнитные волны, звуковые волны, свет и т.д. В случае изображений происходит оцифровка визуальной информации. АЦП, которые преобразовывают свет в цифровое изображение, называются светочувствительными матрицами. Они состоят из большого количества маленьких светочувствительных сенсоров, которые расположены на подложке. Светочувствительные сенсоры захватывают и накапливают фотоны света, попадающие на них и преобразующиеся в электрический ток. Этот ток и является носителем информации. Получая информацию с каждого сенсора светочувствительной матрицы, аппаратура формирует изображение [43]. Ввиду различных физических ограничений устройства формирования цифровых изображений не могут быть идеальны. Как и многие другие измерительные устройства, при оцифровке аналогового изображения возникают погрешности измерений. В результате сформированное изображение содержит полезный сигнал и цифровой шум, который представляет

собой маску из пикселей случайного цвета и яркости [115]. Для работы с изображением нужно представить его как некоторую модель, которая будет реализуема на ЭВМ. «Модель есть абстрактное представление реальности в какой-либо форме (например, в математической, физической, символической, графической или дескриптивной), предназначенное для представления определенных аспектов этой реальности и позволяющее получить ответы на изучаемые вопросы» [56, 61]. Математическая модель цифрового изображения в таком случае будет представлять собой двумерную дискретную последовательность  $y_{ij}$  вида:

$$y_{ij} = f_{ij} + \eta_{ij}, \quad i = [1:n], \quad j = [1:m],$$

где  $f_{ij}$  – исходное незашумлённое изображение;  $\eta_{ij}$  – шумовая составляющая;  $n$  и  $m$  – соответственно, ширина и высота изображения [35].

Первый источник шума – это сам свет. Свет – это поток фотонов. Отражаясь от объектов и пройдя через объектив фотокамеры, фотоны попадают на поверхность светочувствительной матрицы, которая, по существу, является счетчиком фотонов. В силу дискретной природы света различные светочувствительные элементы могут регистрировать разное количество фотонов. В идеальном случае, когда телекамера не вносит каких-либо искажений в формируемый сигнал, её чувствительность зависит только от фотонного шума. Фотонный шум – случайное отклонение числа фотонов относительно среднего значения. Вследствие независимости фотонов в потоке света количество фотонов на отдельном выбранном участке (пикселе) в конкретном кадре подчинено статистике Пуассона [39].

У светочувствительных матриц, или фотоматриц, есть некоторый уровень сигнала, который формирует итоговое изображение. И чем меньше фотонов попадает на фотоматрицу, тем больше приходится усиливать сигнал для того, чтобы получить изображение. Коэффициент усиления сигнала называется светочувствительностью. «Светочувствительность цифровых фотоаппаратов принято выражать в единицах, эквивалентных светочувствительности ISO



желатиносеребряных фотоэмульсий» [57]. Чем выше ISO, тем больше коэффициент усиления, тем больше шума будет на изображении.

Кроме того, шум в цифровых фотоматрицах образуется от нагрева светочувствительных элементов, помех на пути передачи сигнала, технологии производства матриц и т.п.

На данный момент наибольшее распространение имеет полупроводниковая технология производства цифровых матриц, которая называется CMOS (анг. complementary metal-oxide-semiconductor). На втором месте по распространенности стоит технология CCD (анг. «charge-coupled device») [79]. Другие технологии используются либо в закрытых проектах, либо имеют крайне незначительную долю рынка полупроводниковых фотосенсоров. Таким образом, технологии производства цифровых матриц чаще всего основаны на CMOS или CCD технологиях.

Следовательно, величина шума зависит от: фотонного шума, технологии производства цифровой матрицы и плотности размещения на ней отдельных фотоувствительных элементов (рис. 1.1).

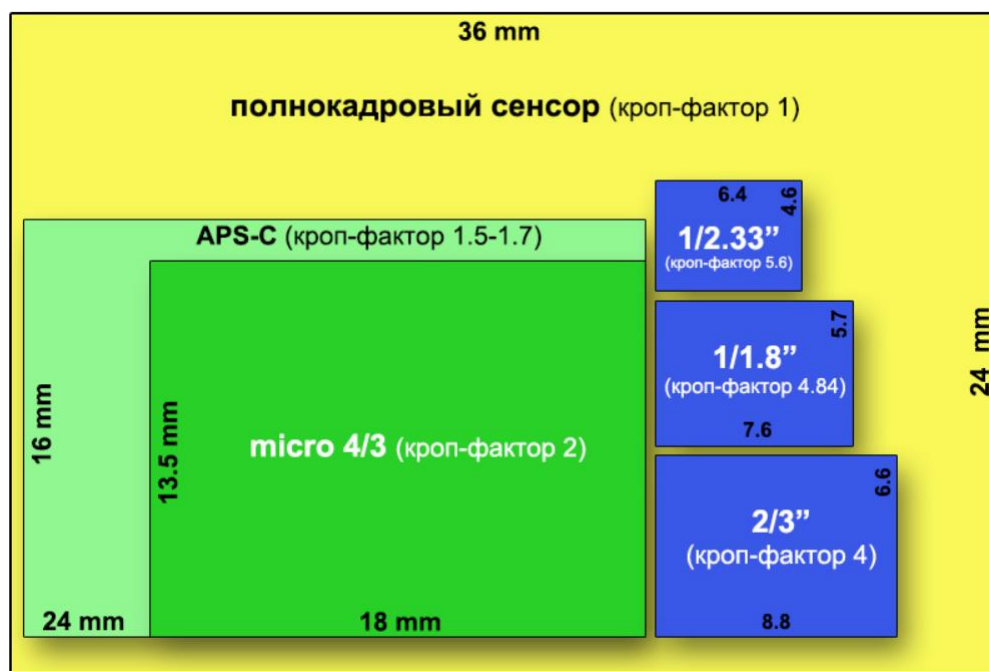


Рис. 1.1 Физические размеры матриц

В итоге шум в изображении будет присутствовать на цифровом изображении, в том или ином объеме всегда. Хотя цифровые изображения появились

сравнительно недавно, уже накоплен большой объем знаний в этой области. Однако в некоторых источниках утверждается, что шум в цифровом изображении имеет гауссово распределение [8, 34]. На основе этого разрабатываются методы подавления шума, требующие гауссовское распределение шума в изображении. Но достоверных исследований, которые бы подтверждали данный факт, обнаружено не было. Дело в том, что в светочувствительных матрицах используются сенсоры, которые регистрируют яркость, но не цвет. Информацию о цвете получают путем постановки перед сенсорами цветных фильтров синего, красного или зеленого цвета. Расположение таких фильтров на матрице может быть разным, но наиболее популярное называется фильтр Байера или шаблон Байера (рис. 1.2) [76].

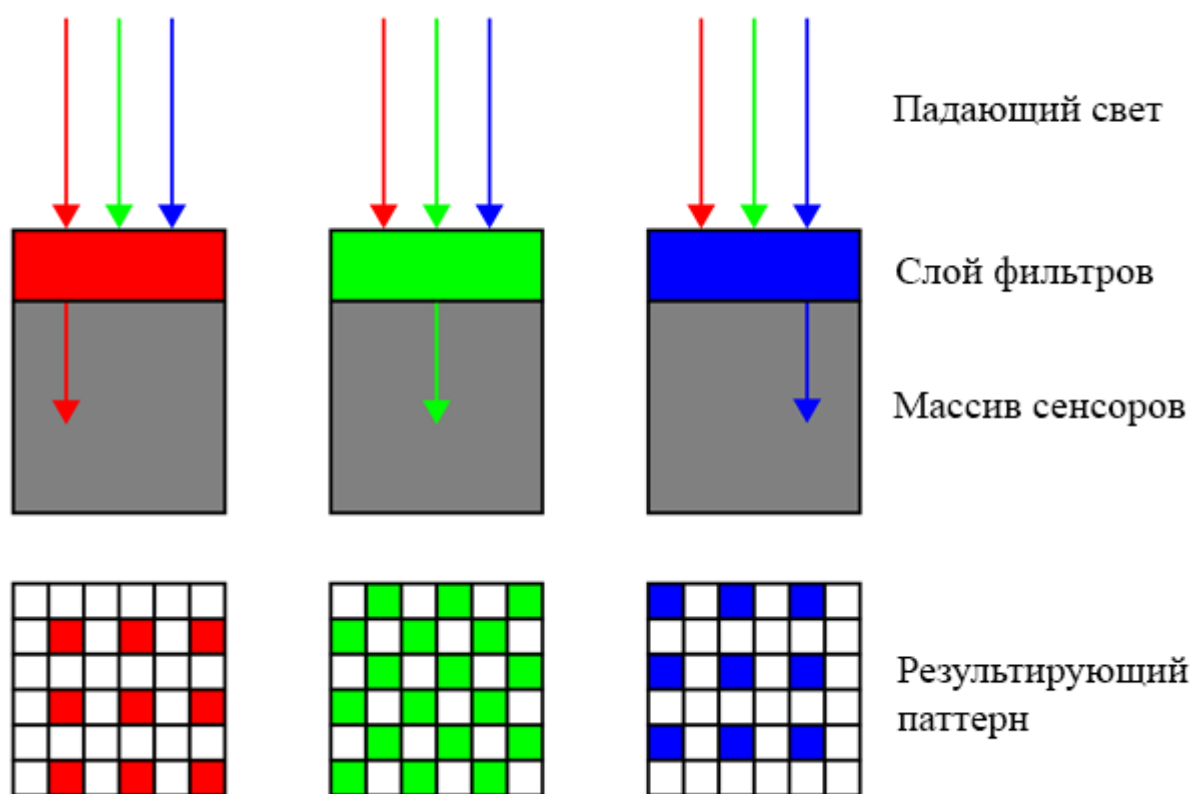


Рис. 1.2. Принцип работы фильтра Байера

Это самый первый и наиболее используемый в настоящее время массив цветных фильтров. Фильтр был назван в честь его создателя, доктора Брайса Э. Байера. Фильтр состоит из квадратов  $2 \times 2$  элемента, где один элемент красный, один синий и два зеленых, как показано на рис. 1.3.

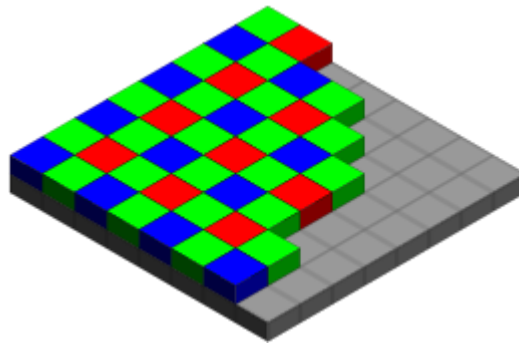


Рис. 1.3. Массив цветных фильтров Байера

В классическом фильтре Байера используются светофильтры трёх цветов, которые распознает человеческий глаз. Расположены они таким образом, что красный и синий соседствуют с зелеными по вертикали и диагонали в следующем порядке (рис. 1.4):

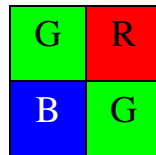


Рис. 1.4. Порядок расположения цветных фильтров

В каждой ячейке зеленых элементов в два раза больше, чем элементов красного и синего цвета, в результате разрешающая способность максимальна в зелёной области спектра, что соответствует биологическому строению сетчатки глаза человека [103].

При оцифровке светового потока цифровой матрицей изображение проецируется на светочувствительные диоды, покрытые цветовыми фильтрами (рис. 1.5).

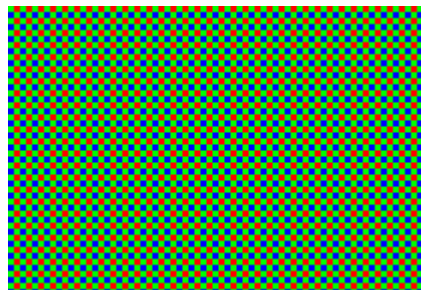


Рис. 1.5. Часть матрицы, на которую проецируется изображение

В итоге получается мозаика из трех цветовых составляющих (рис 1.6).

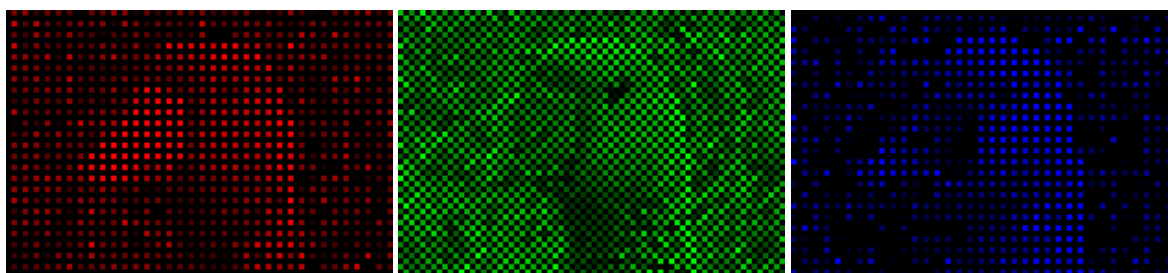


Рис. 1.6. Полученное изображение в красном, зеленом и синем канале

Финальное изображение, полученное с матрицы, не является привычным для нас цифровым изображением, которое мы видим на компьютере (рис 1.7).

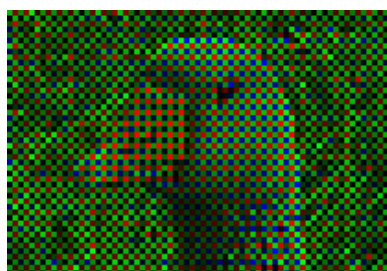


Рис. 1.7. Итоговое изображение, полученное с матрицы, без цифровой обработки

В итоговом изображении каждый пиксель содержит только одну цветовую составляющую проекции объективом реального изображения на фотоматрицу. Получается, что реальное значение цвета можно составить только из четырех рядом расположенных красного, синего и двух зеленых пикселей. Таким образом, блок пикселей GRBG, приближенно формирует только один усредненный пиксел, что уменьшает выходное разрешение в 4 раза. Для того чтобы сохранить истинное разрешение фотоматрицы, недостающие цветовые составляющие каждого пикселя рассчитываются на основе информации о цвете соседних пикселей. Результат математической интерполяции представляется в виде 24-битного изображения (рис. 1.8), где на кодирование пикселя используется 8 бит для каждого из трех цветов, или как их по-другому называют, каналов в цветовой модели RGB [48].



Рис. 1.8. Итоговое изображение после цифровой обработки

Такой процесс называется демозаикой [80]. Существует несколько вариантов демозаики «сырого» изображения: AMaZE – универсальный алгоритм для многих ситуаций, RCD – для астрофотографий, DCB – используется для камер без фильтров сглаживания, LMMSE и IGV – для изображений с высоким параметром ISO, а также некоторые другие: AHD, EAHD, HPHD, VNG4, сдвиг пикселей и т.д. [80]. Это неполный список демозаик, используемых в бесплатных редакторах изображений. Также существуют лицензированные закрытые форматы. Таким образом, существует достаточное количество методов демозаики RAW изображений и неизвестно, какое будет распределение шума после применения какого-либо из алгоритмов. Также на распределение шума может влиять наличие всевозможных границ (контрастные, цветные) на изображении [19]. Учитывая тот факт, что яркость пикселей в цифровом изображении дискретна и ограничена 256 значениями, то непонятно, как будет вести себя шум на границах допустимых значений.

## **1.2 Задачи обработки и анализа цифровых изображений**

Цифровой шум очень часто является помехой для зрительного восприятия и цифровой обработки изображений. Например, усиление контраста на зашумлённом изображении непременно приведет к усилению шума. Рассмотрим некоторые основные примеры негативного влияния шума.

Влияние шума на зрительное восприятие изображения изучалось достаточно интенсивно в середине прошлого века [85]. Визуальное проявление шума связано со многими атрибутами изображения и может проявляться в большей или меньшей степени при разных характеристиках изображений, разрешающей способности, характере изображения, контрасте. Например, чем выше контраст изображения, тем проще воспринять содержащуюся на изображении информацию, несмотря на наличие шума. Однако при недостаточном контрасте с тем же уровнем шума сделать это становится сложнее. В этом случае шум серьезно ограничивает возможности цифровой обработки изображений.

В [63] приведен пример, который демонстрирует подобные проблемы. При съемке участков земной поверхности со спутника могут возникнуть сложные условия освещения. Переданные изображения будут иметь крайне низкую контрастность. В таком случае для того, чтобы различить детали на полученных изображениях, нужно увеличить контрастность на этапе постобработки в несколько раз. Однако повышение контраста усиливает как полезный сигнал, так и шумовую составляющую. При подобном увеличении контраста, даже те участки, где изначально не наблюдалось шума, становятся крайне зашумлёнными, что препятствует визуальному восприятию.

В работе Т.С. Хуанга отмечено, что «увеличение высших пространственных составляющих с целью повышения визуальной резкости изображения ограничено небольшим коэффициентом, например, 5 (другими словами, амплитуда высших пространственных частот увеличивается в 5 раз относительно амплитуды низких частот); при большем увеличении уровня шум становится недопустимо заметным» [63]. Это ограничивает возможность повышения резкости, которую можно реализовать для цифрового изображения, оставаясь в рамках приемлемого количества шума.

На обработку данных шум влияет в большей степени, нежели на визуальное восприятие. В работе [12] указано на проблему зашумления изображений при разработке перспективных систем технического зрения. Специалисты из ГосНИИАС часто сталкиваются с необходимостью подавления шумовой составляющей изображения, прежде чем применять различные методы обработки и анализа изображений. Поэтому одной из важнейших характеристик разрабатываемых методов является их устойчивость к шумам [11, 110]. Однако добиться ее получается далеко не всегда. Следовательно, необходимо использовать методы оценки и подавления шума на основе компьютерной обработки изображений [16, 49].

В особенности это важно при сжатии изображений с потерей качества. В принципе сжатия изображения лежит сильная корреляция соседних пикселей изображения – пространственная избыточность [53]. Для каждого отдельного

пикселя в изображении цвет соседних пикселей с большой вероятностью совпадет или будет отличаться незначительно. Однако с увеличением интенсивности шума в изображении корреляция соседних пикселей снижается. В таком случае эффективность алгоритмов сжатия будет значительно ниже. В статье [52] было продемонстрировано, что наличие шума в изображении негативно влияет на сжатие. И чем более зашумлено изображение, тем хуже оно сжимается.

Однако сжатие изображения далеко не единственный вид обработки цифровых изображений, где шум негативно влияет на результат. Задачи сегментации изображений также основываются на корреляции пикселей по некоторым признакам. В результате сегментации изображение делится на некоторое количество сегментов. Пиксели, составляющие сегмент, схожи по некоторой характеристике или вычисленному свойству. Это может быть цвет, яркость, текстура и т.д. Эта характеристика или свойство для соседних сегментов может быть различна для соседних сегментов [89]. Задача сегментации часто решается в системах технического зрения, например, при обнаружении препятствий перед объектом [14], и приходится учитывать присутствующую в изображении шумовую составляющую. На практике сегментация применяется в таких задачах, как выделение объектов на снимках, анализ медицинских изображений, анализ аэрофотоснимков, распознавание лиц или отпечатков пальцев, машинное зрение и др.

Наличие шума уменьшает корреляцию пикселей по яркости и цвету, что приводит к ухудшению результата работы методов сегментации, основанных на кластеризации, и методов с использованием гистограмм [22]. Также некоторые алгоритмы сегментации, которые выделяют в сегмент области со схожей текстурой, могут по ошибке принять шум в изображении за некую текстуру, что опять же приведет к неверному результату.

Еще одной областью наряду с сегментацией, где шум является нежелательной помехой, является выделение границ. Для реализации методов выделения границ, в частности метода, появившегося на заре компьютерного зрения [74], применяют фильтр Гаусса [113]. Использование этого фильтра

обуславливается необходимостью убрать шум из изображения перед непосредственным применением метода выделения границ. Однако при сильной зашумлённости изображения применение фильтра Гаусса может недостаточно подавить шум или чрезмерно размыть контрастную границу. Оба таких случая неприемлемы, так как при недостаточном подавлении шума применение метода выделения границ даст ложные границы, при сильном размытии – алгоритм может не выделить границу там, где она должна быть.

Методы повышения резкости изображения имеют большое значение в обработке изображений, но также не являются исключением и подвержены негативному влиянию шума. Алгоритмов повышения резкости цифрового изображения достаточно много, и разрабатываются они с момента появления цифровых изображений. Как довольно распространённые методы, основанные на методе нерезкого маскирования [87, 91, 100], так и относительно новые [5], требуют предварительного подавления шума в изображении. Поскольку повышение резкости изображения предполагает уменьшения нерезкости на границы контраста, то все контрастные объекты будут выделены относительно фона. Шум в таком случае будет выступать в роли контрастного объекта, и тоже будет усилен. В случае повышения резкости с использованием метода нерезкого маскирования, помимо усиления шума также появятся посторонние артефакты.

Во всех случаях для корректной работы описанных выше алгоритмов необходимо подавить шум в изображении. Но при подавлении шума полезный сигнал также претерпевает изменения. Чаще всего это можно наблюдать в контрастных изображениях, где подавление шума с применением, например линейных фильтров, существенно искажает (замыливает) контрастную границу [117]. Вследствие этого ухудшается зрительное восприятие изображения, а также затрудняется его обработка и анализ. Следовательно, при подавлении шума желательно использовать методы, позволяющие сохранять контраст.



### 1.3 Обзор существующих методов подавления шума в цифровых изображениях

В общем случае под методом подавления шума понимается некоторое преобразование (фильтрация) изображения. Модель фильтрации – функциональное преобразование цифрового изображения в некоторой точке этого изображения, учитывающее ее окрестности.

В общем случае математическая модель сглаживания имеет вид:

$$\hat{y}_{ij} = F_{(i,j) \in y} \{y_{lk} : U_{lk} \subset y\}, \quad i = [1:n], j = [1:m],$$

где  $\hat{y}_{ik}$  – сглаженные значения яркостей пикселей изображения размером  $n \times m$  пикселей;  $F$  – некоторая функция сглаживающего преобразования;  $U_{lk}$  – некоторая окрестность сглаживаемой точки  $y_{ij}$ ;  $i$  и  $j$  – координаты пикселя в области  $y$ ;  $y_{ij}$  – фактические значения яркости пикселя.

Фильтрацию изображений обычно рассматривают как задачу минимизации:

$$\hat{y}_{ij} = \arg \min_a \sum_{(l,k) \in U_{lk}} \rho(y_{lk} - a), \quad i = [1:m], j = [1:n],$$

где  $\rho$  – некоторая функция сглаживающего преобразования,  $a$  – полезный сигнал.

Рассмотрим наиболее распространенные, а также набирающие популярность в последнее время методы подавления шума:

- линейная фильтрация;
- медианная фильтрация;
- фильтрация по Гауссу;
- математическая морфология;
- метод главных компонент;
- анизотропная диффузия;
- гомоморфные фильтры;
- полиномиальные фильтры;
- псевдоградиентные методы;

- фильтры на основе ранговой статистики;
- нейронные фильтры и сети.

Многие из перечисленных методов имеют ряд модификаций, однако вместе с тем существуют фильтры, являющиеся относительно новыми в данной предметной области, например фильтры на основе анализа функций. Наибольшее распространение в настоящее время получили фильтры на основе линейного усреднения, медианы и функции Гаусса. Они чаще других используются в программном обеспечении для работы с растровой графикой.

### 1.3.1 Линейные фильтры

Линейные сглаживающие фильтры относятся к классу пространственных фильтров. Как правило, такие фильтры называют усредняющими фильтрами [19]. Основная идея линейного усреднения шума – это вычисление искомого пикселя на основе анализа соседних пикселей вокруг него в некоторой ограниченной области. Уменьшение «резких» скачков уровней яркости достигается за счет замены значений яркости пикселей изображения средним значением яркости в некоторой области от обрабатываемого пикселя. С учетом того, что резкие скачки яркости конкретных пикселей относительно среднего значения характерны для случайного шума, применение линейных фильтров при шумоподавлении является логичным шагом. Но наряду с шумом, резким перепадом яркости характеризуются и контрастные переходы исходного сигнала.

В общем случае линейный усредняющий фильтр работает по следующей формуле [19]:

$$R = \sum_{i=1}^n v_i k_i,$$

где  $R$  – результирующее значение пикселя,  $n$  – общая сумма пикселей в маске,  $k_i$  – значение яркости пикселя,  $\sum_{i=1}^n v_i = 1$ ,  $v_i \geq 0$  – весовые коэффициенты. В частности,

если все весовые коэффициенты одинаковы, то  $R = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n k_i$ .

	1	1	1
1/9*	1	1	1
	1	1	1

		1	
1/5*	1	1	1
		1	

Рис. 1.9. Две маски сглаживающих фильтров в окрестности 3×3

Одной из модификаций метода линейного усреднения пикселей является метод де Хаана [78, 79]. Алгоритм метода предполагает, что значение центрального пикселя будет складываться не из всех рядом стоящих соседей, а соседей, которые расположены в некотором отдалении от центрального.

Также применима модель, в которой у соседей могут быть весовые коэффициенты. Это позволяет уменьшить влияние на результат пикселей, отдаленных от центра, или, наоборот, более близких к центру. В первом случае фильтр становится похож на фильтр Гаусса, второй же случай может быть применим в каких-либо особых вариантах зашумления изображений.

	1	2	1
1/16*	2	4	2
	1	2	1

	3	1	3
1/18*	1	2	1
	3	1	3

Рис. 1.10. Две маски сглаживающих фильтров в окрестности 3×3 с весовыми коэффициентами

Линейные фильтры хорошо работают на неконтрастных участках изображения. Применение линейных фильтров для подавления шума в контрастных изображениях приводит к размытию контрастных границ.

### 1.3.2 Медианная фильтрация

Медианная фильтрация – метод нелинейной обработки сигналов, разработанный Джоном Тьюки [108]. Изначально метод использовался в задачах анализа экономических процессов, но в дальнейшем получил широкое распространение при обработке изображений. Было обнаружено, что медианные

фильтры эффективны при подавлении некоторых видов шумов без одновременного искажения полезного сигнала [59, 101].

В последовательности  $x_1, \dots, x_n$ , где  $n$  – количество измерений, медианой является центральное значение вариационного ряда, полученное в результате упорядочивания последовательности по возрастанию или убыванию. Для случая четного количества измерений используется среднее между двумя центральными значениями упорядоченной последовательности.

На практике медианный фильтр является наиболее распространенным методом подавления импульсного шума, при котором центральному пикселю присваивается медианное значение пикселей из апертуры – некоторой выбранной области изображения. Медиану определяют по формуле [108]:

$$med = \arg \min_{a \in W_i} \sum_{f_j \in W_i} |f_j - a|,$$

где  $W$  – множество пикселей, среди которых ищется медиана, а  $f$  – значения яркостей этих пикселей.

Апертура при фильтрации может быть линейной или пространственной. В изображениях чаще применяются апертуры вида: линия, крест, квадрат. От размера апертуры зависит уровень подавления шума, а также сохранение мелких деталей изображения.

Применительно к фильтрации реальных изображений в случае, когда имеется равная вероятность получения выбросов больших и меньших по значению относительно исходной величины, использование медианной фильтрации дает положительный эффект при фильтрации шумов. Но в контрастных изображениях на перепадах и различных границах это условие может не выполняться, что требует более детального изучения распределения шума в реальных цифровых контрастных изображениях.

В общем случае в медианном фильтре все значения, попадающие в апертуру, вносят равный вклад в результат фильтрации. Но, как и линейные фильтры, они могут иметь весовые коэффициенты. При построении массива упорядоченных значений каждое значение берется некоторое количество раз, в соответствии с

коэффициентом. Такие фильтры называются взвешенной медианной фильтрацией [27, 112].

Применение подобных фильтров для подавления шума в контрастных изображениях обоснованно, если известна некоторая априорная информация о помехе или полезном сигнале. В общем случае применение весовых коэффициентов не ведет к какому-либо положительному эффекту в сравнении с простой медианной фильтрацией.

Другие разновидности медианной фильтрации имеют свою нишу и оптимизированы под конкретные задачи [27, 32, 64, 94]. Например, адаптивная медианная фильтрация эффективнее стандартной медианной фильтрации при подавлении импульсного шума [94]. Подобные модификации имеет смысл рассматривать только в разрезе подавления импульсного шума.

### 1.3.3 Фильтр Гаусса

Фильтр Гаусса строится по принципу усреднения пикселей в некоторой области, где каждый пиксель смешивается с соседними по закону, заданному функцией Гаусса [113]:

$$g(x, y) = A e^{-\frac{x^2+y^2}{\sigma^2}},$$

где  $\sigma$  – степень размытия,  $A$  – параметр нормировки,  $(x, y)$  – координаты точки на обрабатываемом изображении.

При больших размерах фильтра возможно ускорение работы метода за счет свертки по строкам и по столбцам. Однако на границах изображений данный фильтр применять нежелательно, так как смазываются детали. Соответственно, фильтр Гаусса будет оставлять зашумлённый контур вдоль границ.

В основном такой фильтр применяют, чтобы размыть изображение для дальнейшей обработки. Применение его при шумоподавлении в контрастных изображениях непременно приведет к размытию контрастных границ на изображении.

### 1.3.4 Фильтры на основе математической морфологии

Основная предпосылка использования данных фильтров для подавления шума заключается в идее применения основных морфологических операций: сужение и расширение, и их комбинаций – закрытие и раскрытие.

Примером может служить алгоритм, описанный в работе [102]. Пусть исходное изображение  $Y$  – это изображение с шумом. Далее рассчитывается новое изображение  $Y'$ , которое равно полусумме открытия-закрытия и закрытия-открытия исходного изображения.  $Y'$  – это сглаженное изображение без шума, которое помимо шума лишилось и части полезной информации. После этого требуется получить обратно эту часть полезной информации. Разностью исходного изображения и сглаженного будет служить третье изображение  $D = Y - Y'$ , содержащее шум, как нежелательную составляющую, и некоторые детали исходного изображения (размер которых меньше размера структурного элемента). Чтобы отделить полезную информацию от шума, нужно ввести какой-либо критерий, на основе которого будет принято решение о том, что считать деталями изображения, а что – шумом. Таким критерием служит порог амплитуды, все значения выше которого будут считаться деталями исходного изображения  $Y$ , а значения меньше порога в  $D$  будут считаться шумовой составляющей и будут обнулены. Результат складывается с  $Y'$ .

Однако применять такой метод для реальных изображений нежелательно, так как после фильтрации они будут выглядеть искусственно.

В основном математическая морфология применяется в обработке цифровых изображений для задач, где требуется выделение границ и объектов, повышение контраста. Данный метод обработки изображений получил широкое распространение в области компьютерного зрения [58].

### 1.3.5 Метод главных компонент

Еще один метод подавления шума основан на методе главных компонент, предложенном в 1901 году Карлом Пирсоном [97]. Этот метод применяется во

многих областях, в том числе в области обработки изображений, для уменьшения размерности данных.

В основном его применяют при распознавании или сжатии изображений. Так как в области шумоподавления этот метод мало изучен, в основном его применяют для изображений с белым гауссовским шумом. Предполагается, что расположение некоторых исходных данных в многомерном пространстве наилучшим образом отражают базисные вектора. Суть метода – это поиск базисных векторов исследуемого многомерного пространства. Собственные вектора с малыми собственными значениями будут соответствовать шуму, так как шум распределен по изображению хаотично. При подавлении таких векторов происходит подавление шума. Но в случае, если шум распределен не хаотично и имеет некоторую структуру, как, например на снимках флюорографии, фильтр на основе метода главных компонент шум не обработает, поскольку примет его за часть изображения. Подробное описание работы метода, а также используемые математические понятия можно найти в [107].

### 1.3.6 Фильтры на основе анизотропной диффузии

Фильтр, основанный на анизотропной диффузии, впервые был описан в статье Перона и Малика в 1990 году [98]. Он интерпретирует значение яркости каждого пикселя как температуру в соответствующей локальной точке изображения. Изображение будет представлено как плоская двумерная карта температур. С помощью моделирования процесса теплопереноса осуществляется выравнивание температур (яркости пикселей) и соответственно происходит шумоподавление.

На контрастных границах в изображении яркость изменяется существенно и значение коэффициента теплопроводности, вычисляемое по формуле

$c(\nabla I) = \exp\left(-\left(\frac{\nabla I}{k}\right)^2\right)$ , будет довольно малым. Следовательно, размытия границ не

произойдет. В малоконтрастных зашумлённых областях изменение яркости мало, и шум будет подавляться в значительной мере.

Несмотря на то, что такой фильтр позволяет сохранять границы контраста, настройка фильтра представляется нетривиальной задачей. Он полностью сглаживает какую-либо текстуру на изображении, поэтому в большинстве случаев данный фильтр применяют для выделения границ и объектов на изображении.

### 1.3.7 Гомоморфная фильтрация

Понятие гомоморфной фильтрации было разработано в 1960-х годах Томасом Стокхамом, Аланом В. Оппенхеймом и Рональдом Схафером в МТИ [96]. Гомоморфная фильтрация применительно к цифровой обработке сигналов и изображений – это обобщенная техника нелинейного отображения в другое пространство, в которых применима теория линейных фильтров, а после – обратного отображения в исходное пространство.

Гомоморфная фильтрация используется для редактирования изображений. С ее помощью нормализуют яркость изображения и увеличивают контрастность. Низкочастотной составляющей можно считать яркость изображения, потому что освещенность в пространстве меняется довольно медленно, а полезный сигнал, то есть само изображение, будет более высокочастотным сигналом. Разделив эти составляющие высокочастотной фильтрацией, можно избавиться от перепадов освещенности. Это может быть применимо к цифровым изображениям в случае, если результирующий сигнал представляет собой сумму таких сигналов, но в реальности эти сигналы перемножаются, а не складываются.

Для применения гомоморфной фильтрации к цифровым изображениям необходимо проделать некоторые манипуляции. Для разделения высокочастотных и низкочастотных сигналов нужно взять логарифм от произведения изображений, который равен сумме логарифмов множителей. Далее можно применить линейный фильтр высоких частот. Для возвращения к исходному масштабу необходима обратная операция, то есть берется экспонента от полученного в результате фильтрации сигнала [32].



Гомоморфная фильтрация также используется для удаления мультипликативных шумов/помех на цифровом изображении.

### 1.3.8 Фильтры на основе ранговой статистики

Фильтры на основе ранговой статистики относятся к классу нелинейных фильтров. Чаще всего они используются при удалении импульсного шума. Общей идеей таких фильтров является идентификация импульсов в изображении. После того как импульсы будут найдены, они заменяются оценочным значением. Пиксели, которые не были идентифицированы как импульс, остаются неизменными.

В последнее время фильтры на основе ранговой статистики активно развиваются и часто используются для восстановления изображений, поврежденных различными видами шумов. Основное преимущество данных фильтров состоит в том, что после удаления шума они позволяют избежать дополнительного искажения изображения. Наиболее эффективны такие фильтры при подавлении импульсных шумов и при обработке изображений с высокой интенсивностью шума. В [4] указано, что фильтр на основе ранговой статистики оставил почти без изменений изображение, зашумлённое гауссовым шумом, но при этом показал хороший результат при фильтрации импульсного шума.

### 1.3.9 Псевдоградиентные фильтры

Методы псевдоградиентных адаптаций могут быть применены в задачах фильтрации изображений. В [10] была рассмотрена фильтрация плоского изображения на основе реализации такого метода.

Рассматривалось изображение  $z_{ij}$ , которое состоит из суммы исходного сигнала  $x_{ij}$  и белого гауссовского шума  $\theta_{ij}$ :

$$z_{ij} = x_{ij} + \theta_{ij}.$$

Допускается, что параметры исходного сигнала  $x_{ij}$  и дисперсия шума неизвестны и могут варьироваться в разных частях изображения. При этом изменение дисперсии шума предполагаются достаточно плавными.

Для подавления шумовой составляющей был применен «адаптивный псевдоградиентный аппроксимированный фильтр Калмана, являющийся адаптивным вариантом аппроксимированного фильтра Калмана» [29].

Принцип сглаживания аппроксимированного фильтра Калмана построен следующим образом: с помощью уравнения фильтра Калмана в установившемся режиме оцениваются первые строки обрабатываемого изображения. Далее производится сглаживание обратным ходом. Такой вариант позволяет сначала оценить часть сглаживаемого изображения и только потом произвести непосредственно сглаживание. Это дает хороший результат, когда параметры модели изображения известны и постоянны. Однако, при использовании такого варианта для реальных изображений приводит к ухудшению оценок в начале строк и к ухудшению оценок первых строк изображений.

Адаптация, описанная в [10], позволяет минимизировать эти недостатки, с помощью подстройки коэффициентов. Но остается проблема неоднородности изображения. Как правило, изображения являются неоднородными и характеристики пикселей по одному краю сильно отличаются от таковых по другому краю. При старте обработки следующей строки яркость пикселей и характеристики шумовой составляющей могут быть сильно отличны от предыдущей строки, так как расстояние между обрабатываемыми пикселями оказывается велико. Данную проблему решают при помощи поворота изображения или инвертирования. При переходе к последующей строке меняется направление обработки изображения и резких скачков характеристик происходить не должно.

Для более точного подбора параметров авторы предлагают совершать повторные прохождение пикселей. Процедура делает  $m$  шагов вперед и  $n$  шагов назад, при  $m > n$ .

В данном случае стоит отметить, что при обработке контрастных изображений резких скачков характеристик изображения избежать не удастся. Поэтому смена направления и шаги назад не дадут нужного результата.

В подтверждение этого авторы отмечают, что: «отфильтрованное изображение несколько хуже оригинала – оно как бы расфокусированное».



Рис. 1.11. Адаптивная псевдоградиентная фильтрация изображения: *a* – исходное изображение; *б* – результат фильтрации; *в* – зашумленное изображение.

Для устранения этого недостатка может применяться процедура повышения резкости или процедура восстановления расфокусированного изображения, описанная, например, в [46].

Следовательно, применение подобного алгоритма к контрастному изображению нежелательно, потому как будут размываться контрастные границы объектов на изображении, а процедура повышения контраста или восстановления расфокусированных изображений приведут к появлению дополнительных искажений.

### 1.3.10 Фильтры на основе нейронных сетей

Данные фильтры в последние годы набирают все большую популярность. Это связано с увеличением производительности компьютерной техники и появлением удобных и свободно распространяемых библиотек для машинного обучения. Появляются все новые работы, посвященные подавлению шума в цифровых изображениях на основе нейронных сетей [47, 88, 114].

Подавление шума заключается в обучении нейронной сети на большом объеме данных обучающей выборки. Выборка состоит из зашумлённых изображений и результата, который мы ожидаем получить после выполнения обработки. В ходе обучения нейронная сеть настраивает весовые коэффициенты и использует получившийся алгоритм для обработки изображений, поступающих на вход. Проверка эффективности работы нейронной сети, как правило, проходит на части выборки данных, не участвовавшей в обучении.

Нейронные сети для работы с изображениями разрабатывают как универсальное средство восстановления изображений [88, 114]. Поэтому такие сети не только подавляют шум, но и восстанавливают поврежденные изображения, даже в том случае, если в исходном изображении отсутствуют некоторые куски этого изображения (рис. 1.11).



Рис. 1.11. Изображение: испорченное (слева), восстановленное (справа)

Такие сети, кроме того, что они достаточно тяжеловесные и занимают большое количество памяти на ЭВМ, по факту выполняют работу не по подавлению шума, а по восстановлению изображения. Подавление шума оказывается сопутствующей задачей. Поврежденные или зашумлённые участки

изображения будет заменены нейронной сетью на основе информации из изображений, которые входили в обучающую выборку. В [60] рассматривается ряд проблем, возникающих при обучении нейронных сетей из-за недостаточности обучающей выборки. Так как крайне сложно охватить обучающей выборкой все разнообразие сюжетов, которые могут быть представлены на изображении, то результат восстановления «неизвестного» фрагмента изображения нейросетью может быть непредсказуем. Следствием такого непредсказуемого результата могут стать различные артефакты. Для примера на рисунках ниже показана работа нейросети при подавлении шума в слабо зашумлённом (рис. 1.12) и сильно зашумлённом изображении (рис. 1.13).



Рис. 1.12. Изображение: слабо зашумлённое (слева), обработанное нейросетью (справа)



Рис. 1.13. Изображение: сильно зашумлённое (слева), обработанное нейросетью (справа)

На представленных примерах в результате фильтрации некоторые участки изображения изменили цвет, что нарушает достоверность информации, содержащейся в изображении.

Еще одной проблемой при формировании обучающей выборки для нейронной сети может стать использование аддитивного белого шума, который имеет единое значение дисперсии шума для конкретного изображения и нормальное распределение [88, 114]. А в реальном изображении, как было показано в пункте 1.1, шум может вести себя иначе и иметь распределение отличное от нормального.

При разработке нейронных сетей, нацеленных конкретно на подавление шума в изображении, используются реальные зашумленные изображения [47], поэтому проблема распределения шума там не стоит. Однако, в таком случае возникает проблема формирования обучающей выборки. Требуется получить как зашумленное изображение, так и изображение с минимальным уровнем шума, которое будет выступать в качестве эталона. Одним кадром такие изображения получить нет возможности, а при съемке двух отдельных кадров разница может возникнуть не только в уровне шума. Подвижные объекты в кадре будут менять свои позиции, поэтому получить аналогичные изображения можно только путем съемки неподвижных объектов, в противном случае при обучении нейронной сети будут возникать ошибки. Недостаточно большая выборка при тренировке сети может послужить причиной возникновения артефактов при обработке изображений, непохожих на изображения из обучающей выборки.

Анализ ряда публикаций и апробация фильтрации на основе нейронных сетей показал следующее. Несмотря на популярность нейронных сетей, их применение затруднено по нескольким причинам. Нейросеть по факту «придумывает» изображение заново вместо подавления шума, вследствие чего результат на изображениях, отличных от тех, что использовались в обучающей выборке, может быть непредсказуем. Также применение нейронных сетей для подавления шума в изображениях предполагает большие вычислительные затраты и определенные требования к аппаратному обеспечению, что ограничивает их применение на некоторых типах ЭВМ.

### 1.3.11 Фильтр на основе обобщённого метода наименьших модулей

Еще одним нелинейным методом, который может быть применен для обработки изображений, является метод наименьших модулей (МНМ) [38] и его различные модификации.

МНМ был эффективно применен П.А. Акимовым и А.И. Матасовым в задачах идентификации скачков в измерителях угловой скорости [2], оценивания векторов состояния динамических систем [1]. Однако МНМ при фильтрации изображений представляет собой рассмотренный выше медианный фильтр. А использование взвешенного варианта затруднено выбором формальной процедуры взвешивания. Поэтому применение МНМ для фильтрации шумов в контрастных изображениях может оказаться неэффективным [54].

Для фильтрации шумов в изображениях более функциональным представляется обобщенный метод наименьших модулей (ОМНМ), предложенный А.Н. Тырсиным [55, 109]. В [54] рассматривалась задача фильтрации выбросов и было установлено, что ОМНМ значительно выигрывает по сравнению с МНМ. В работе А.В. Панюкова и А.Н. Тырсина [41] использован ОМНМ в задаче оценивания параметров авторегрессионных моделей. Указывается, что ОМНМ устойчив к негауссовости распределения ошибок измерений и отсутствию корреляции объясняющих переменных с ошибками измерений.

Учитывая некоторую схожесть решаемых в [41, 54, 55] задач с задачей фильтрации цифровых контрастных изображений, представляет интерес использование ОМНМ при разработке метода нелинейной фильтрации зашумлённых контрастных изображений.

В [129] был применен метод скользящего ОМНМ-сглаживания для подавления аддитивного импульсного шума. Скользящая ОМНМ-оценка среднего имеет вид:

$$y_k = \arg \min_a \sum_{-m}^m \rho_{\text{ОМНМ}}(|x_{k+i} - a|) = \arg \min_a \sum_{i=-2}^2 \rho(|x_{k+i} - a|),$$

где  $\rho$  – некоторая монотонно возрастающая на положительной полуоси функция потерь, причем  $\rho(0) = 0$  и  $\rho''(x) < 0$  для любого  $x > 0$ .

Было установлено, что ОМНМ-сглаживание эффективнее медианного сглаживания при подавлении шумовых помех на модельных контрастных изображениях. При несимметричном засорении ОМНМ-оценки являются устойчивыми, причем смещение оценки параметра стремится к нулю. К преимуществам также относится то, что реализация алгоритма не на много сложнее медианного сглаживания.

Было отмечено, что за счет использования выпукло-вогнутых функций потерь можно повысить степень подавления гауссова шума при неизменной эффективности для импульсных помех.

Но применение указанного выше метода для фильтрации именно цифровых изображений не проводилось. Учитывая специфику цифровых изображений, таких как дискретность и наличие границ допустимых значений, применение ОМНМ-сглаживания в чистом виде не даст нужного результата, требуется развитие этого метода.

## 1.4 Выводы

Большинство методов обработки и анализа изображений предполагает использование полезного сигнала в изображении, и наличие шума негативно сказывается на результате. Вследствие чего методы борьбы с шумом приобрели большую популярность.

Достаточно часто указывается [9, 35], что распределение цифрового шума в цифровых изображениях, полученных с цифровых камер, подчинено гауссовскому закону распределения. При этом исследования распределения шума не проводятся и не принимаются в расчет особенности цифровых изображений. Как следствие, чаще всего предлагаются линейные алгоритмы подавления шума. Однако Р. Гонсалес, Р. Вудс [19] отмечают, что «из-за математической простоты, которая характерна для работы с моделями гауссовского шума, линейные алгоритмы используются даже в тех ситуациях, когда их применение оправдано, в лучшем



случае лишь частично». Такая неоднозначность высказываний относительно статистических свойств аддитивного шума говорит о недостаточной изученности данного вопроса.

Рассмотренный выше процесс получения цифрового изображения включает процесс демозаики «сырого» изображения, что, в свою очередь, может нарушать нормальный закон распределения шума в изображении, даже если изначально природа света предполагает нормальное распределение фотонов. Также неясно, как ведет себя шум на разнообразных границах контраста в цифровом изображении. К таким границам также относятся и границы допустимых значений яркости пикселей, так как параметр яркости в цифровом изображении величина дискретная и ограничена 256 уровнями для каждого из трех цветов. Для учета всего вышеперечисленного, прежде чем приступать к подавлению шума, необходимо провести дополнительное исследование свойств шума в цифровом изображении.

Обзор существующих методов подавления шума позволил выделить преимущества и недостатки различных методов сглаживания. Было установлено, что самые распространенные, а именно линейные методы подавления шума, не годятся для работы с контрастными изображениями. Для работы с контрастными изображениями необходимо применять нелинейные методы подавления шума. Наиболее популярные среди нелинейных фильтров – медианные фильтры – также имеют проблемы при подавлении шума в контрастных изображениях.

Был рассмотрен нелинейный метод фильтрации изображений [54, 109, 129], который при работе с контрастными изображениями, имеющими резкие перепады яркостей, теоретически дает результат лучше, чем существующие линейные и нелинейные фильтры. К основным преимуществам ОМНМ относятся отсутствие требования нормальности распределения ошибок измерения и нечувствительность к резким выбросам. Учитывая описанные преимущества и перспективы использования выпукло-вогнутой функции потерь, имеет смысл применить данный метод для фильтрации цифровых контрастных изображений. Для этого необходимо провести дальнейшее исследование обобщенного метода наименьших модулей применительно к обработке цифровых контрастных изображений.

## **ГЛАВА 2. МОДЕЛИ И МЕТОДЫ НЕЛИНЕЙНОЙ ФИЛЬТРАЦИИ ЗАШУМЛЁННЫХ КОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА ОСНОВЕ ОБОБЩЕННОГО МЕТОДА НАИМЕНЬШИХ МОДУЛЕЙ**

### **2.1 Негауссовость шума в цифровых контрастных изображениях**

Первым вопросом, требующим рассмотрения, является исследование поведения шума в цифровых изображениях. Как отмечалось в первой главе, фотонный шум – наиболее важная его составляющая в цифровом изображении. Шум – следствие дискретной природы света. Если допустить, что имеется не «шумящая» камера с идеальной оптической системой, то есть идеальный измерительный прибор, то в изображении, полученном с такой камеры, шум будет зависеть только от фотонного шума, где распределение фотонов в конкретном элементе кадра подчинено статистике Пуассона [39].

Но идеальных измерительных приборов не существует, поэтому телекамеры в силу физических ограничений также имеют погрешности, которые характеризуются искажениями от объектива, погрешностями при измерении числа фотонов, ошибками при передаче данных по каналам связи. Наибольшее влияние на шум в аналого-цифровых преобразователях оказывают следующие факторы: вид цифровой матрицы, технология ее производства, плотность размещения на матрице фоточувствительных элементов. Из двух наиболее распространенных технологий производства цифровых матриц (CCD и CMOS) наиболее популярна CMOS, она занимает примерно 90% рынка всех выпускаемых фотосенсоров. Поэтому имеет смысл использовать сенсоры, произведенные по этой технологии.

Еще одним фактором, влияющим на уровень шума в получаемых с фотосенсоров изображений, служит параметр светочувствительности. «Светочувствительность цифровых фотоаппаратов принято выражать в единицах, эквивалентных светочувствительности ISO галогенсеребряных фотоэмульсий» [57]. Чтобы не придумывать отдельных методов измерения экспозиции для

цифровой фотографии, будем адаптировать методы, применяемые к классической пленочной фотографии.

Повышение параметра ISO влечет за собой усиление шума на цифровом изображении (рис. 2.1). Однако ISO главным образом характеризует количество шума, присутствующего в изображении в пределах конкретной камеры, а не закон его распределения.

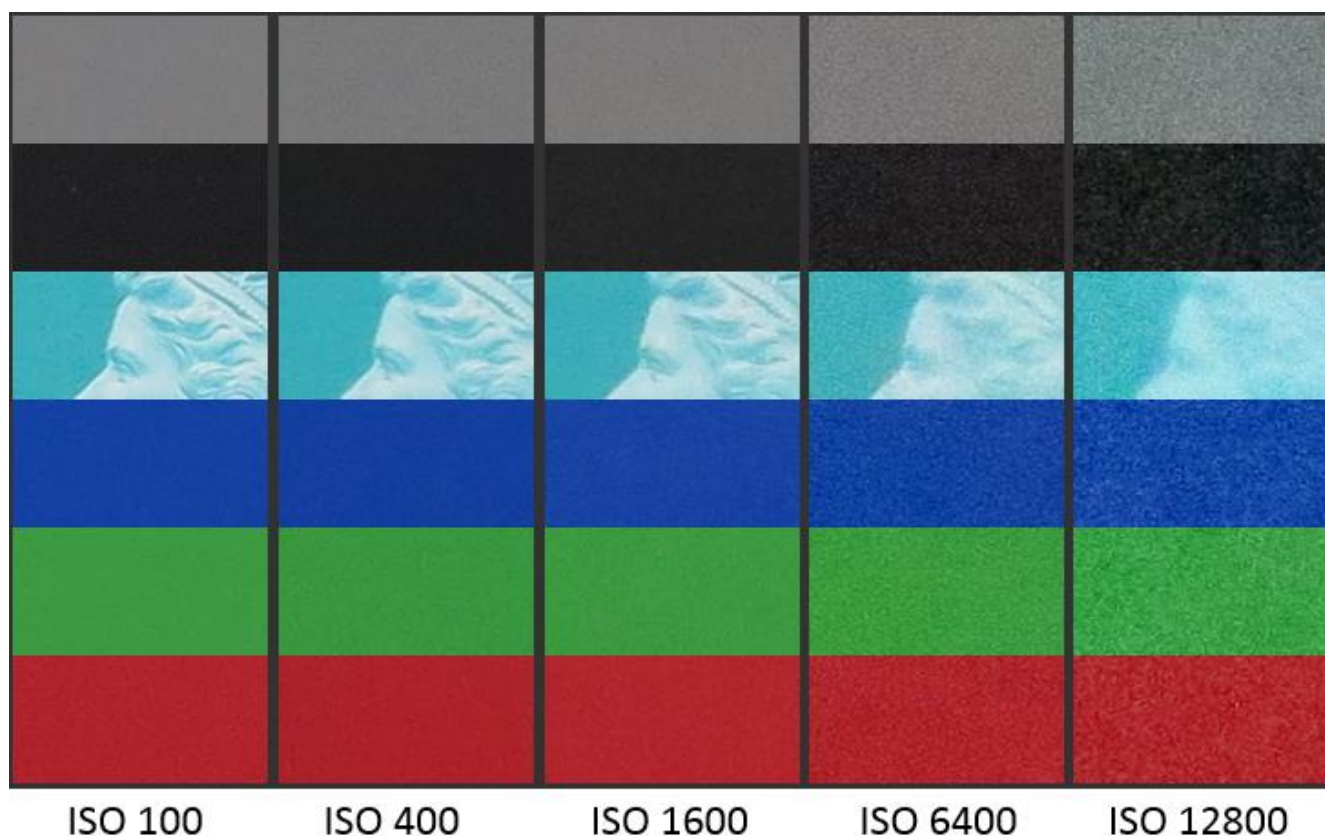


Рис. 2.1. Примеры шумов при различных параметрах ISO

Дополнительным фактором, влияющим на распределение шума, будет используемый алгоритм демозаики исходного «сырого» изображения. Демозаика может производиться различными методами, но на сегодняшний день наиболее распространен алгоритм AMaZE.

Исходя из вышеперечисленных фактов был сделан вывод, что наибольшее влияние на закон распределения шума в цифровых изображениях оказывают фотонный шум, вид цифровой матрицы и алгоритм демозаики. Другие факторы влияют в меньшей степени и ими можно пренебречь [128, 129].

## 2.1.1 Описание натурального эксперимента

Будем оценивать распределение шума в изображении, опираясь не только на теоретическое описание процесса получения цифрового изображения, но и на практический эксперимент с использованием фотооборудования. В эксперименте для получения необходимых для анализа входных данных используем фотокамеру, оборудованную фотоматрицей, изготовленной по технологии CMOS. Объектом съемки будет служить изображение монотонных областей различной яркости. В связи с тем, что изображение строится на основе RGB модели, имеет смысл производить съемку цели с различными участками черного, белого и серого цвета, тогда будут задействованы все 3 канала одновременно.

Произведя фотосъемку, получим цветное цифровое изображение с шумом. Наиболее важной составляющей в этом случае будет яркость изображения. На цели, которая использовалась для съемки, присутствовали только черный, белый и серые цвета, следовательно, можно получить яркость изображения путем взятия среднего значения для трех каналов или при использовании цветовой модели HSV (англ. Hue, Saturation, Value) [77], где V – канал яркости. В результате получим диапазон, который даст нам 256 возможных значений яркости пикселей, где минимальное значение «0» – это черный цвет, а максимальное «255» – белый.

Далее необходимо провести анализ распределения шума на участках различной яркости. Будем считать монотонный участок изображения, содержащий 10000 отдельных пикселей, достаточным для достоверного определения на нем характеристик распределения шума. Более подробное описание проведения эксперимента представлено в параграфе 3.2.

Из полученного изображения для анализа были выбраны 9 участков с разной величиной средней яркости (рис. 2.2) [128]. Параметр ISO, выдержка, освещенность, тип матрицы фотоаппарата, оптическая система, все параметры, оказывающие влияние на шум в изображении для выбранных участков, оказались идентичными.

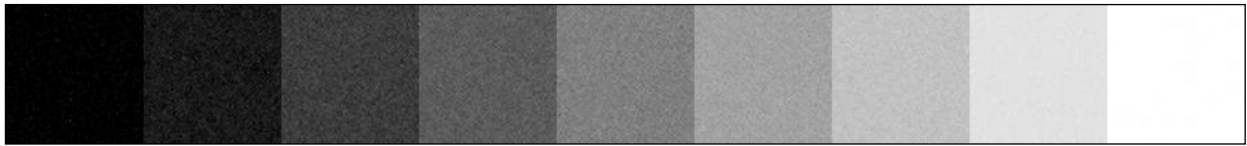


Рис. 2.2. Участки изображения, полученного в ходе эксперимента

Яркость выбранных участков неоднородна. Визуально цифровой шум идентифицируется как вкрапления темных и светлых пикселей. Эти вкрапления представляют собой смещение яркости пикселя в большую или меньшую сторону относительно истинного, реального значения. Для определения зависимости распределения шума от яркости в цифровом изображении необходимо проанализировать каждый отдельный участок изображения.

### 2.1.2 Исследование свойств цифрового шума на основе полученных данных

Каждая из выделенных областей характеризуется различной яркостью, и для них требуется рассчитать статистические характеристики. С целью выявления характера распределения шума в изображении для каждой области были рассчитаны математическое ожидание (м.о.), дисперсия, значение коэффициента асимметрии  $\gamma_a$  и коэффициента эксцесса  $\gamma_e$  (табл. 2.1). Теоретическое м.о. можно представить, как идеальное значение, которое было бы получено в тех же условиях при использовании идеальной цифровой камеры.

Гипотеза о нормальности распределения будет проверяться по следующим формулам [26]:

$$|\gamma_a| \geq 2\delta_a, \quad \left| \gamma_e + \frac{6}{N+1} \right| \geq 2\delta_e$$

где  $\gamma_a$  и  $\gamma_e$  – коэффициенты асимметрии и эксцесса,  $N$  – количество измерений, а  $\delta_a$  и  $\delta_e$  для полученных выборок рассчитываются как

$$\delta_e = \sqrt{\frac{6(N-2)}{(N+1)(N+3)}} = 0,024,$$

$$\delta_e = \sqrt{\frac{24N(N-2)(N-3)}{(N+1)^2(N+3)(N+5)}} = 0,049.$$

Характеристики участков с различными уровнями яркости

Теоретическое мат. ожидание	0	32	64	96	128	160	192	224	255
Выб. мат. ожидание	2,58	25,40	60,69	91,52	127,76	161,91	193,55	225,72	254,64
Выб. дисперсия	13,08	64,47	63,80	46,66	43,77	26,96	15,34	3,56	0,23
Выб. коэф. асимметрии $\gamma_a$	2,35	0,03	-0,14	-0,03	-0,12	-0,14	-0,21	-0,19	-0,60
Выб. коэф. эксцесса $\gamma_e$	8,79	0,55	0,54	0,43	0,45	0,37	0,43	0,37	-1,62

Как видно из табл. 2.1, величина дисперсии (разброс значений яркости) зависит от математического ожидания (средней яркости) исследуемого участка. Чем выше математическое ожидание, тем меньше дисперсия яркостей. Следовательно, чем светлее участок изображения, тем меньше величина шума, присутствующего в нем. Причем на наиболее светлом участке изображения величина дисперсии в десятки раз меньше, чем на темных. Таким образом, величина шума сильно зависит от яркости изображения в локальном участке и увеличивается по мере уменьшения яркости, что вполне укладывается в аддитивную модель шума. Но поведение шума на границе темной и светлой области требует дальнейшего рассмотрения.

На рис. 2.3 показано распределение пикселей относительно полезного сигнала наиболее темного участка (слева), светлого (справа) и серого участка (посередине) [128].

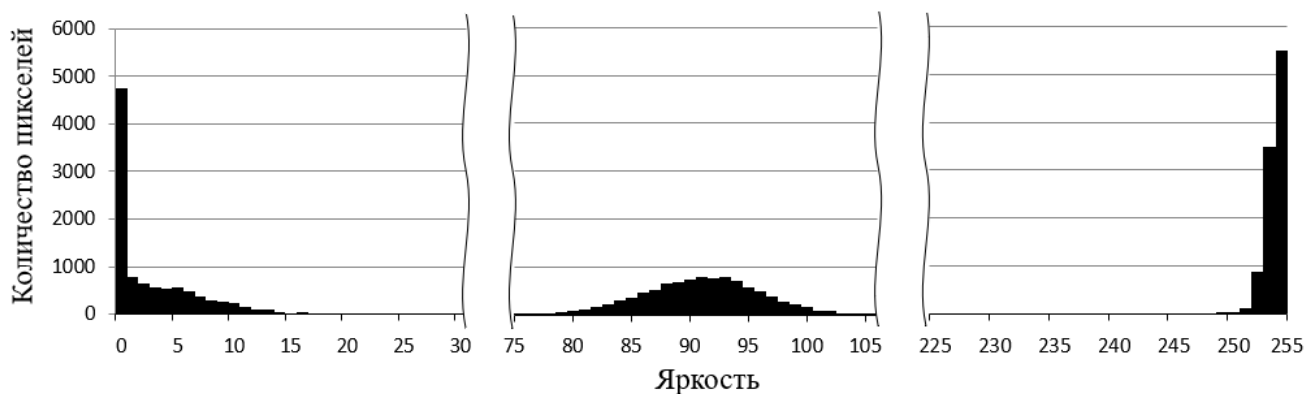


Рис. 2.3 Распределение пикселей относительно полезного сигнала самого темного участка (слева), серого (в центре) и самого светлого (справа)

Параметры распределения шума для области с теоретическим м.о. «0» и «255» кардинально отличаются от других областей. Происходит такой эффект из-за дискретности значений яркости. Поток фотонов, характеризующий яркость, можно считать аналоговым сигналом, но после его оцифровки он становится дискретным и имеет как минимальное, так и максимальное значение. В случае если яркость изображения близка к минимальной, то шум распространяется как в большую, так и в меньшую сторону, однако меньше 0 она быть не может, следовательно превалируют нулевые значения яркости. Аналогично с максимальной яркостью изображения – больше максимального значения яркости ни один пиксель изображения достичь не может, поэтому превалируют значения 255. Такое поведение яркости иллюстрирует рис. 2.3. Гауссовость распределения яркостей в этих случаях явно нарушается.

Коэффициенты асимметрии и эксцесса для случаев, которые соответствуют матожиданию «2,58» и «254,64» (табл. 2.1), значительно отличаются от 0. Следовательно, полученные распределения на границах допустимых значений яркости не являются нормальными. По мере отдаления от границ минимальной и максимальной яркости распределение шума постепенно становится гауссовым. Но для большинства случаев (выделены в табл. 2.1) гипотеза о нормальности отвергается.

Мультипликативный шум – это помеха, выражающаяся в умножении захваченного сигнала на некоторое значение. В фото- и видеотехнике мультипликативный шум можно заметить при повышении значений ISO и/или при длительных выдержках. Это происходит в следствии того, что некоторые светочувствительные элементы могут иметь различия в коэффициенте усиления. Причиной этого может быть как производственный брак самой светочувствительной матрицы или линии передачи сигнала, так и другие причины, иногда не физического характера. Такие элементы являются проблемными, их общее количество не велико. При этом шум в большей степени должен проявляться на светлых участках изображения, так как уровень сигнала там выше. Однако на реальных данных подобное не прослеживается. Дисперсия шума уменьшается по мере приближения к светлым участкам, а не наоборот, как предполагает мультипликативность.

Наличие импульсного шума при анализе распределения яркостей обнаружено не было. Некоторое количество резких выбросов яркости характеризуются дефектом камеры, так называемыми «битыми» пикселями. К «битым» пикселям относятся пиксели на цифровой матрице аппарата, данные с которых матрица считать не может, поэтому значение всегда 0. Также к «битым» пикселям относятся пиксели, передающие сигнал, который в несколько раз превышает номинальное значение, что приводит к яркой точке на изображении того или иного цвета. Однако общее количество «битых» пикселей составило 2 на 90000. Строго говоря, неисправные пиксели на матрице говорят о дефекте устройства и не могут считаться постоянной шумовой составляющей.

Исходя из полученных данных, относительно возникновения шума в цифровых изображениях можно утверждать следующее [128]:

- распределение шума на границах яркостей отличается от нормального.
- дисперсия шума на темных участках изображения значительно выше, чем на светлых;
- при приближении к максимально возможной яркости дисперсия становится на порядок ниже, чем при минимальной;

## **2.2 Нелинейная фильтрация на основе обобщенного метода наименьших модулей**

В общем виде нелинейная фильтрация на основе ОМНМ применительно к цифровым изображениям описывается математической моделью:

$$\hat{y}_{ij} = \arg \min_a \sum_{(l,k) \in U_{ij}} \rho_{\text{омнм}}(|y_{lk} - a|), \quad i = [1:n], j = [1:m]$$

где  $\hat{y}_{ij}$  – сглаженные с помощью ОМНМ-фильтра значения яркостей пикселей изображения размером  $n$  на  $m$  пикселей;  $U_{ij}$  – некоторая окрестность сглаживаемой точки  $y_{ij}$ ;  $l$  и  $k$  – координаты пикселя в области  $U_{ij}$ ;  $y_{lk}$  – фактические значения яркости пикселя;  $a$  – искомый сигнал.

Окрестность обрабатываемой точки при фильтрации изображений называется апертурой фильтра. Форма апертуры может быть любой. Линия, крест,



квадрат и т.д. Все попадающие в апертуру точки влияют на результат для искомого пикселя.

### 2.2.1 Обоснование выбора модели и функции потерь сглаживающего преобразования

Учитывая специфику задачи, контрастные изображения, требуется использовать нелинейный фильтр для подавления шума, так как линейные методы приводят к «растеканию» контрастной границы. Среди нелинейных методов выделяется класс методов, основанных на медиане, однако такой подход не учитывает негауссовость распределения шума и не позволяет подстраиваться под характеристики конкретного изображения.

В работе [54] было проведено исследование ОМНМ при неоднородном засорении исходного сигнала различными типами шумов, в том числе и гауссовым шумом. Было показано, что «ОМНМ-оценки являются устойчивыми относительно несимметричности засорения, причем смещение оценки параметра стремится к нулю при возрастании величины асимметрии» [54]. Это позволило предположить, что сглаживание на основе ОМНМ может хорошо работать при негауссовости распределения шума и вблизи границ допустимых значений, когда шум «срезается» на значениях яркости 0 и 255.

Еще один немаловажный факт – сложность вычислений. Для расчета ОМНМ-оценок требуется найти все узловые точки и рассчитать по ним значение функции. Точка, в которой значение функции будет минимальным, будет являться решением. «Нахождение узловых точек требует решения  $C_n^m$  систем линейных уравнений порядка  $m$ » [54]. В случаях, когда  $m$  и  $n$  небольшие, вычислительные затраты при ОМНМ сглаживания невысоки.

Учитывая выше представленные свойства ОМНМ-оценок, было принято решение взять ОМНМ за основу при моделировании сглаживающего преобразования. Для проверки работоспособности моделирования решено

провести исследование нелинейной фильтрации на основе ОМНМ применительно к фильтрации сигналов [129].

Пусть задан нестационарный ряд наблюдений  $\{x_1, x_2, \dots\}$ . Возьмем резкое изменение сигнала (перепад) как случай нестационарного процесса  $x_k = a + \xi_k$ , где  $a$  – полезный сигнал,  $\xi_k$  – случайная составляющая (шум) [125]. Будем исследовать поведение скользящего фильтра. В качестве эталона использована медиана, так как подобные исследования для медианы были проведены во многих работах. В них приводится сравнительный анализ статистических характеристик медианы и ОМНМ-оценок. Используем типовую модель «перепад + шум» [62].

$$\dots, x_0, \dots, x_3, x_4 + h, \dots, x_7 + h, \dots,$$

где  $x_k \sim (1 - \gamma)N(0, \sigma^2) + \gamma N(\mu, \sigma_1^2)$ ,  $0 \leq \gamma < 1$ .

Примем величину перепада  $h = 5$ , а апертуру скользящего фильтра  $L = 2m + 1 = 5$ . Скользящая медиана будет равна:

$$y_k = \text{med}\{x_{k-m}, \dots, x_{k+m}\} = \text{med}\{x_{k-2}, \dots, x_{k+2}\}.$$

Скользящая ОМНМ-оценка среднего имеет вид:

$$y_k = \arg \min_a \sum_{-m}^m \rho_{\text{омнм}}(|x_{k+i} - a|) = \arg \min_a \sum_{i=-2}^2 \rho_{\text{омнм}}(|x_{k+i} - a|),$$

где  $\rho_{\text{омнм}}$  – некоторая монотонно возрастающая на положительной полуоси функция потерь, причем  $\rho(0) = 0$  и  $\rho''(x) < 0$  для любого  $x > 0$ .

Для большей информативности используем нормальное распределение случайных погрешностей. Соответственно  $\forall k E[x_k] = 0$ . Результатом будет последовательность:  $\dots, x_0, \dots, x_3, x_4 + h, \dots, x_7 + h, \dots, y_3 = 0, y_4 = 0, y_5 = 5, y_6 = 5, \dots$  Оценки м.о. ( $y_k$ ) и среднего квадратического отклонения ( $s_{y_k}$ ) средней, медианы и ОМНМ приведены в табл. 2.2 – 2.3 [129].

Таблица 2.2

Оценки м.о. и с.к.о. скользящих среднего, медианы и ОМНМ на последовательности «перепад + шум»,  $x_k \sim N(0,1)$

k	Оценки	Функции потерь						
		$x^2$	$ x $	$ x ^{0,5}$	$\ln( x +1)$	$1 - e^{- x }$	$ x /( x +1)$	$\arctan( x )$
2	$y_k$	1,007	0,340	0,251	0,238	0,044	0,082	0,083
	$s_{y_k}$	0,444	0,614	0,689	0,708	0,771	0,766	0,773
3	$y_k$	2,019	0,878	0,512	0,348	0,575	0,459	0,451
	$s_{y_k}$	0,451	0,748	0,988	1,038	1,650	1,459	1,457
4	$y_k$	3,018	4,157	4,527	4,683	4,457	4,544	4,535
	$s_{y_k}$	0,454	0,759	1,058	1,150	1,714	1,593	1,614
5	$y_k$	4,006	4,697	4,799	4,812	5,010	4,982	4,984
	$s_{y_k}$	0,450	0,601	0,689	0,706	0,767	0,764	0,765

Количество статистических испытаний для оценки методом Монте–Карло составляет  $M = 400000$ . На рис. 2.4 визуальны отображены значения оценок математического ожидания: среднего (линия 1), медианы (линия 2), ОМНМ-оценки при  $\rho_{\text{ОМНМ}}(x) = \arctan|x|$  (линия 3) и входного процесса на перепаде (линия 4) для  $x_k \sim N(0,1)$ .

Таблица 2.3

Оценки м.о. и с.к.о. скользящих среднего, медианы и ОМНМ на последовательности «перепад + шум»,  $x_k \sim 0,9N(0,1) + 0,1N(0,9)$

k	Оценки	Функции потерь						
		$x^2$	$ x $	$ x ^{0,5}$	$\ln( x +1)$	$1 - e^{- x }$	$ x /( x +1)$	$\arctan( x )$
2	$y_k$	0,998	0,371	0,273	0,255	0,083	0,114	0,113
	$s_{y_k}$	0,592	0,694	0,769	0,782	0,934	0,911	0,918
3	$y_k$	2,006	1,028	0,748	0,623	0,867	0,764	0,763
	$s_{y_k}$	0,591	1,030	1,300	1,440	1,942	1,810	1,819
4	$y_k$	3,008	3,991	4,316	4,475	4,272	4,348	4,345
	$s_{y_k}$	0,605	1,063	1,388	1,509	1,942	1,844	1,857
5	$y_k$	4,002	4,664	4,778	4,794	4,973	4,953	4,958
	$s_{y_k}$	0,599	0,697	0,780	0,811	0,922	0,897	0,895

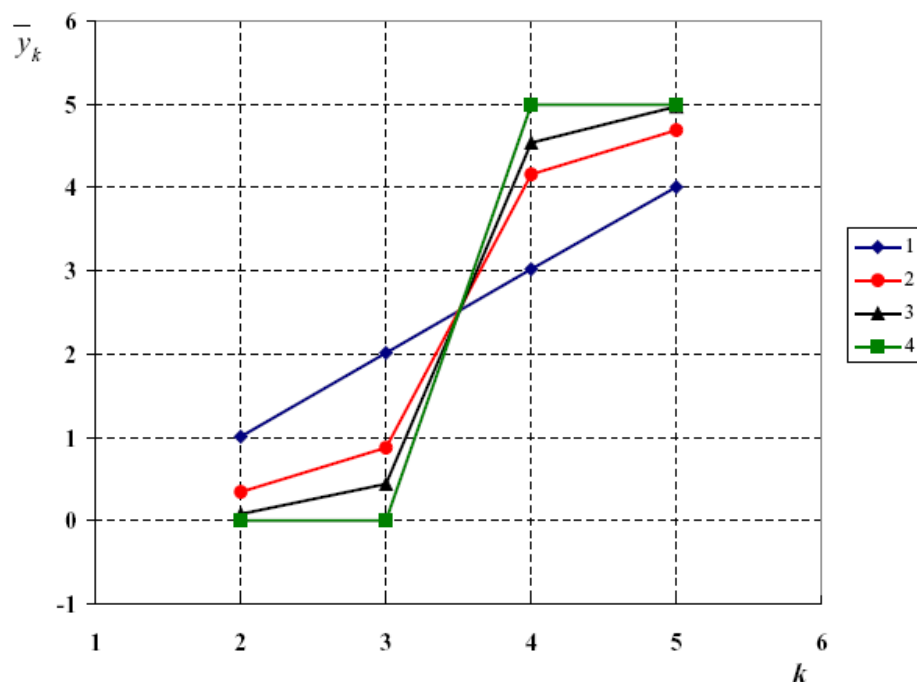


Рис. 2.4. Оценки м.о. среднего (1), медианы (2), ОМНМ (3) и входного процесса на перепаде (4) для  $x_k \sim N(0,1)$ .

Анализ проведен вблизи границы ( $2 \leq k \leq 5$ ), поскольку при  $k < 2$  и  $k > 5$  математические ожидания всех скользящих оценок совпадут и будут несмещенными. Результаты исследования свидетельствуют о том, что сглаживание на основе ОМНМ лучше сохраняет полезный сигнал на перепаде в сравнении с медианным сглаживанием. Заметим, что для несимметричного засорения были получены аналогичные результаты.

В качестве функции потерь сглаживающего преобразования в дальнейшем будем использовать:

$$\rho_{\text{ОМНМ } 0}(x) = \text{arctg}(|x|) \quad (2.1)$$

Значения оценок математического ожидания для данной функции потерь оказались одними из самых низких, а сложность вычисления арктангенса ниже, чем степенной функции.

Выбрав метод и функцию потерь сглаживающего преобразования, проверим их эффективность в сравнении с другими известными методами подавления шума в цифровых изображениях. Получить достоверные данные на реальных контрастных изображениях достаточно сложно вследствие требования проведения большого количества экспериментов, что влечет за собой большие временные

затраты. Можно прибегнуть к математическому моделированию. «Математическое моделирование – это средство изучения реального объекта, процесса или системы путем их замены математической моделью, более удобной для экспериментального исследования с помощью ЭВМ. И исходя из того, что математическая модель является приближенным представлением реальных объектов, процессов или систем, выраженным в математических терминах и сохраняющим существенные черты оригинала» [45], мы можем использовать не реальное оцифрованное изображение, а смоделированное изображение с нужными нам характеристиками. Будем придерживаться математической модели цифрового изображения, описанной в первой главе, а также используем характеристики цифрового шума, полученные в п. 2.1.1.

С учетом вышеизложенного была создана система имитационного моделирования зашумлённых контрастных изображений, которая позволяет генерировать нужные изображения с различным уровнем шума. С ее помощью будем моделировать контрастное изображение в виде резкого перепада от черного цвета к белому цвету и сглаживать его различными фильтрами, а далее исследуем методом статистических испытаний Монте–Карло их эффективность.

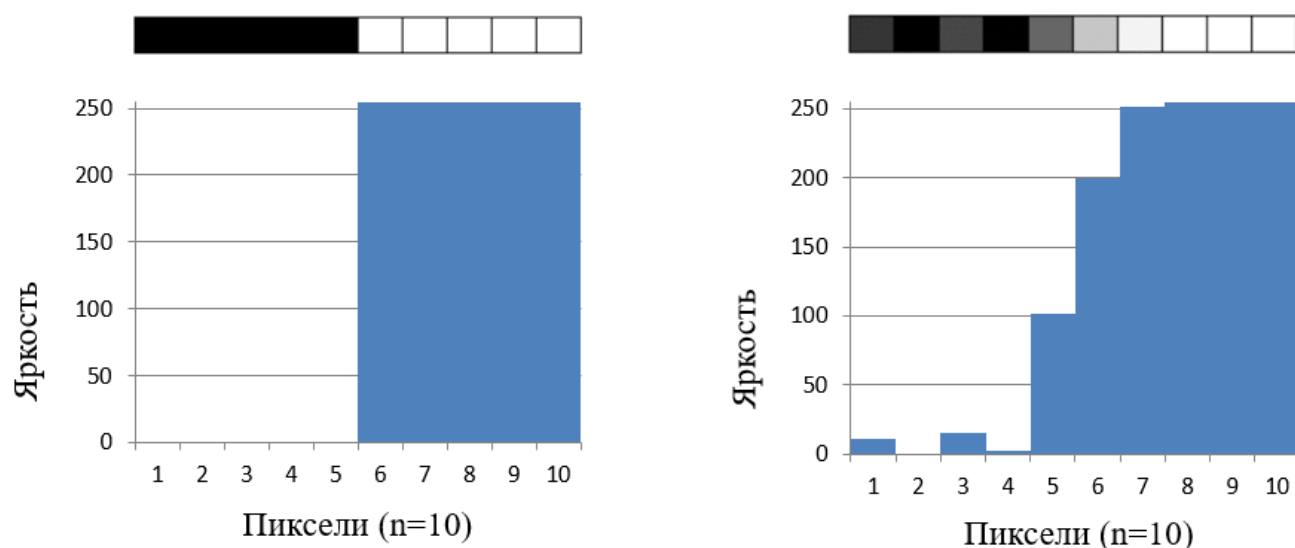


Рис. 2.5. Диаграмма яркостей перепадов: идеальный перепад – слева; зашумлённый перепад – справа

Важным отличием изображений от сигналов, которые моделировались ранее, является то, что значение яркости может быть только целым числом, лежащим в

диапазоне допустимых значений [0; 255]. При зашумлении сигнала с уровнем «0» при нормальном распределении смещение бы распространялось в сторону как положительных, так и отрицательных значений. Однако, в цифровых изображениях смещение в «минус» будет принимать минимальное значение на границе диапазона допустимых значений.

Моделировались выборки по  $n = 50$  значений (пикселей), которые имитировали зашумлённую границу, как показано на рис. 2.5. Количество смоделированных выборок составило  $M = 1000$ . При внесении шума учитывались законы распределения шума [126], ранее полученные в параграфе 2.1. Для фильтрации были выбраны следующие цифровые фильтры: линейное усреднение, медианный фильтр, фильтры на основе ОМНМ. Для наглядности построим диаграмму значений яркостей (рис. 2.6).

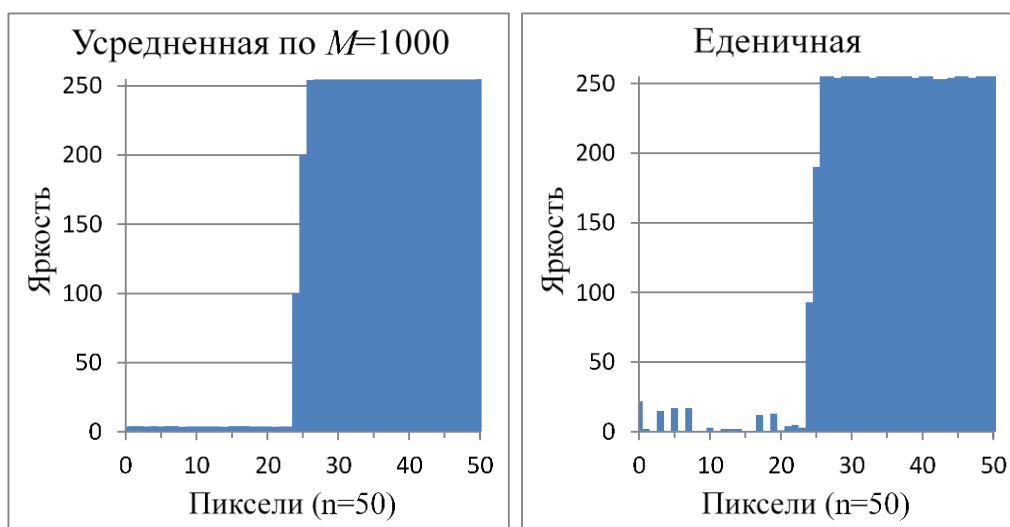


Рис 2.6. Диаграмма яркостей для смоделированных выборок

Далее полученные выборки сглаживались выбранными фильтрами. Апертура для фильтров была взята равной  $L = 5$ . Для фильтра на основе ОМНМ используем функцию вида  $\rho_{\text{омнм}}(x) = \arctg(|x|)$ .

На основе полученных после фильтрации данных строим диаграммы распределения яркостей. На рис. 2.7–2.9 слева указано усредненное распределение по  $M$  экспериментам, а справа – выборочное распределение для одной выборки

после фильтрации одним из трех методов (рис. 2.7 – линейное усреднение, рис. 2.8 – медианная фильтрация, рис. 2.9 – сглаживание на основе ОМНМ) [128].

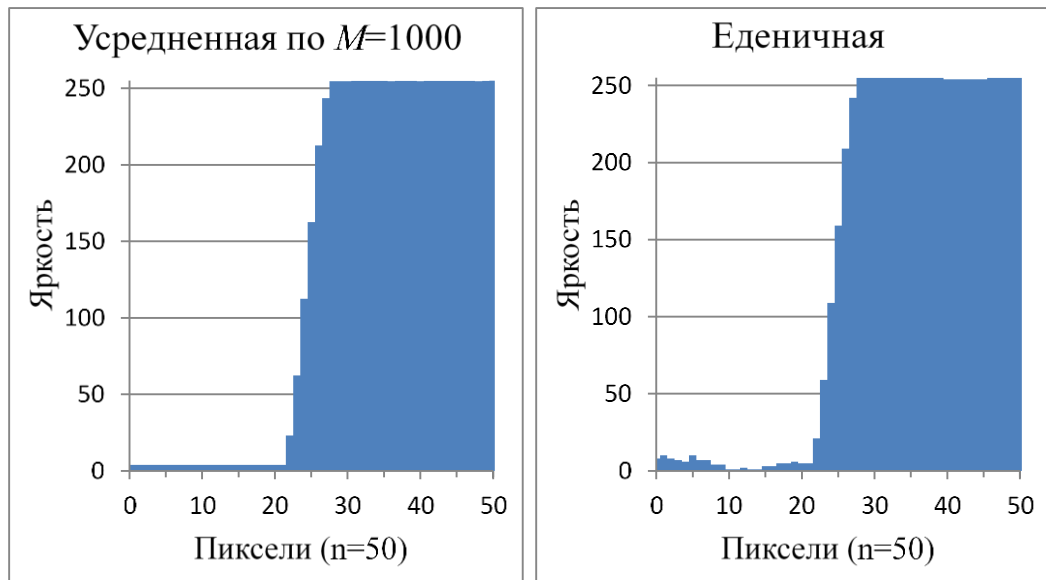


Рис. 2.7. Диаграмма яркостей после фильтрации с помощью усреднения

Сравнивая диаграммы яркостей, полученные при использовании усредняющего фильтра с изначальными данными, можно заметить ухудшение контраста на границе, что характеризуется большим размытием на перепаде.

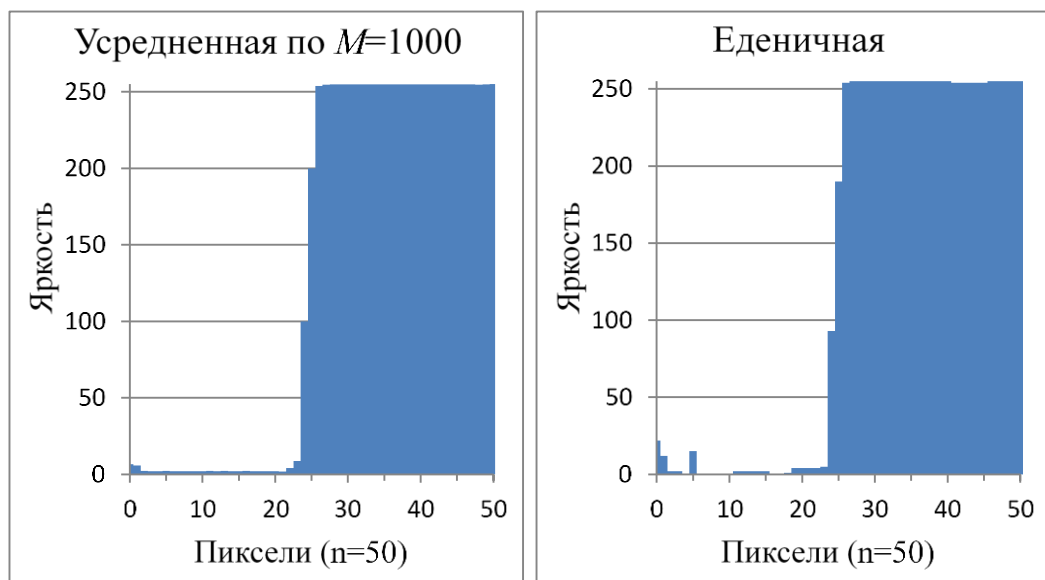


Рис. 2.8. Диаграмма яркостей после медианной фильтрации

Медианный фильтр не привел к столь сильному ухудшению границы контраста в сравнении с линейным фильтром, однако, контрастный переход от

черного к белому остается размытым в той же степени, что и при исходном моделировании.

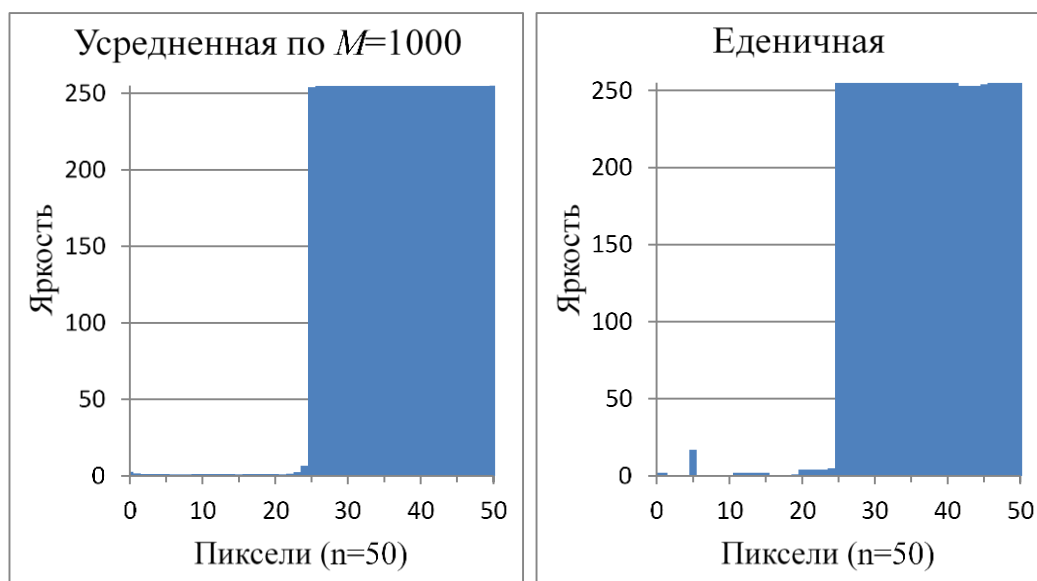


Рис. 2.9. Диаграмма яркостей после сглаживания на основе ОМНМ

Диаграмма яркостей выборок, отфильтрованных ОМНМ-фильтром, свидетельствует о высокой контрастности полученного перепада, которая оказалась выше, чем до преобразования.

Оценка эффективности сглаживания проводилась путем сравнения полученных значения с идеальным случаем по методу Монте-Карло. Были построены 95%-е доверительные интервалы для каждого из фильтров, а также для исходного моделирования (рис. 2.10) [115]. Доверительный интервал строился следующим образом:

$$S_{m,i}^2 = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (y(k) - \hat{y}_m^{(i)}(k))^2,$$

где  $m = 1, 2, \dots, M$  ( $M = 1000$ ),  $n = 50$ ,  $i$  – вид сглаживания ( $i = 0$  – исходное зашумлённое изображение,  $i = 1$  – изображение после линейного усреднения,  $i = 2$  – изображение после медианной фильтрации,  $i = 3$  – изображение после сглаживания на основе ОМНМ),  $y(k)$  – пиксель не зашумлённого изображения,  $\hat{y}_m^{(i)}(k)$  – пиксель после обработки фильтром.



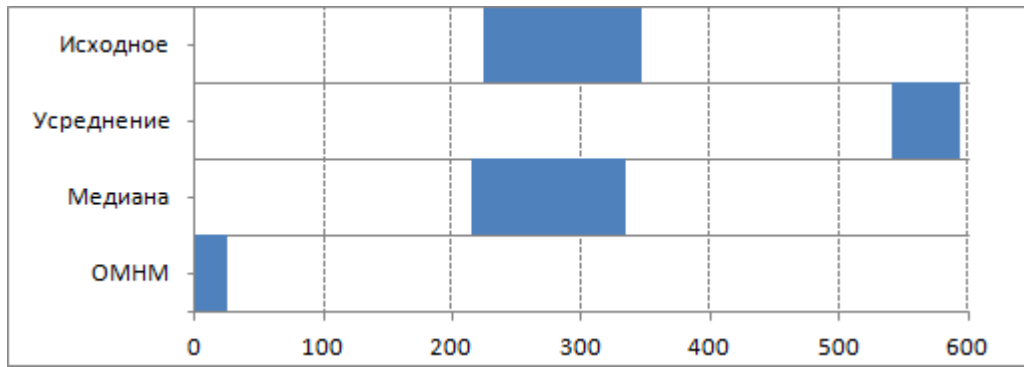


Рис. 2.10. Доверительный интервал для полученных значений

Полученные результаты свидетельствуют о том, что ОМНМ-фильтрация превосходит медианный фильтр и усредняющий фильтр при обработке смоделированных и зашумлённых перепадов. Усредняющий фильтр, несмотря на уменьшение случайной ошибки, размывает границу перепада, что приводит к потере контраста на границе темной и светлой области. Медианный фильтр имеет преимущество перед усредняющим фильтром, так как подобного растекания границы не происходит. Но только ОМНМ-фильтрация, наряду с уменьшением случайной ошибки, позволяет восстановить контрастную границу.

Данный пример подтверждает эффективность выбранной модели и функции потерь сглаживающего преобразования при подавлении шума в контрастных изображениях. Однако непосредственное использование (2.1) не учитывает особенностей изображения и перепада, таких как дисперсия шума и степень контрастности перепада. Поэтому вместо (2.1) будем использовать функцию потерь вида:

$$\rho_{\text{ОМНМ}}(x) = \arctg\left(\frac{|x|^\alpha}{\beta}\right), \quad (2.2)$$

где  $\alpha > 0$  и  $\beta > 0$  – параметры, подбираемые на основе характеристик изображения и перепада, таких как:  $\sigma$  – среднеквадратическое отклонение (уровень) шума в выбранной области изображения;  $A$  – нижняя граница уровня яркости перепада;  $B$  – верхняя граница уровня яркости перепада;  $h = B - A$  – разница между верхней и нижней границами яркости перепада, то есть степень контрастности перепада (рис. 2.11).

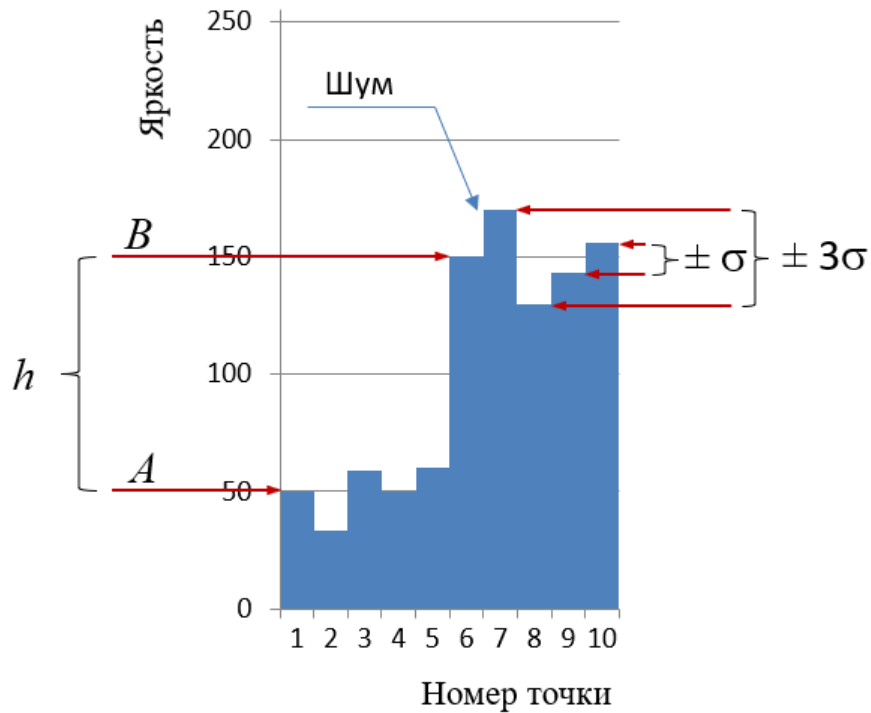


Рис. 2.11. Контрастный перепад с указанием параметров, используемых в функции потерь (2.2)

Использование функции потерь вида (2.2) позволит управлять результирующим значением с помощью параметров  $\alpha$  и  $\beta$ . Варьируя их, можно получить вогнутую и выпукло-вогнутую функцию с изменяющейся точкой перегиба, что позволит более точно настраивать фильтр [121]. Изменение этих параметров также приводит к изменению характера фильтрации (рис. 2.12).

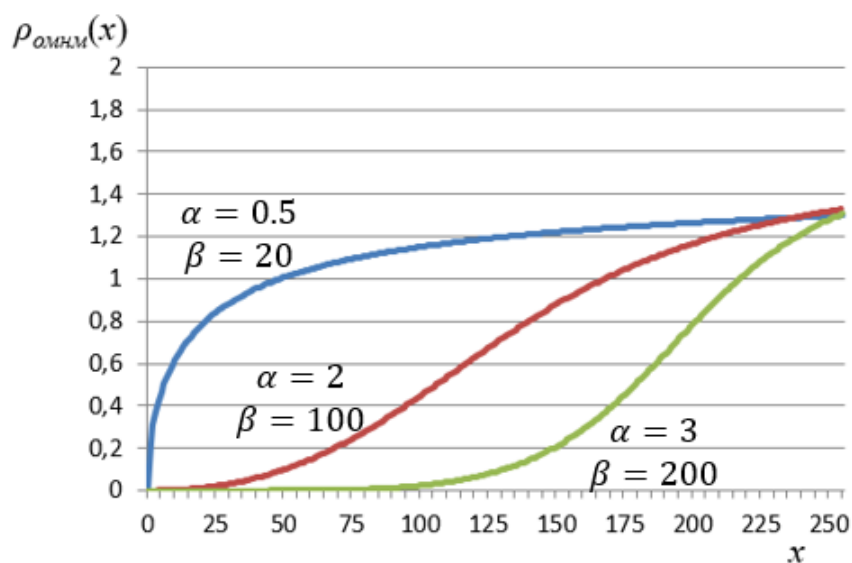


Рис. 2.12. График функции (2.2) с различными значениями параметров  $\alpha$  и  $\beta$

Управление параметрами функции потерь позволит получить более точный результат на различных наборах начальных данных. Вогнутость участка функции, например, позволит убрать негативное влияние негауссовости распределения шума в области перепада яркости.

### **2.2.2 Оптимизационный численный алгоритм подбора параметров функции потерь**

Повысить эффективность работы ОМНМ-фильтра можно путем нахождения зависимости параметров функции потерь от вида перепада и характеристик изображения, таким образом, чтобы результат фильтрации был близок к наилучшему для выбранной функции потерь. Требуется найти такие зависимости, которые бы позволили вычислять параметры на каждом шаге на основе характеристик сглаживаемого участка изображения.

Необходимо подобрать такие функции  $\alpha = \alpha(\sigma, h, A)$ ,  $\beta = \beta(\sigma, h, A)$ , которые обеспечат результат сглаживания ОМНМ-фильтром с функцией потерь (2.2), наиболее близкий к изображению без шума.

Для построения модели нелинейной фильтрации была создана система компьютерного моделирования фильтрации контрастных изображений на основе математической модели нелинейной фильтрации изображений, представленной ранее в этом параграфе. С помощью системы имитационного моделирования генерируется большое количество зашумленных изображений, которые затем сглаживаются ОМНМ-фильтром с различными параметрами функции потерь. Смоделированные изображения имитируют идеальный перепад от одного уровня яркости к другому и наложенный на него аддитивный шум с различной интенсивностью. Такое допущение позволяет существенно упростить задачу и рассматривать фильтрацию не плоского изображения, а его линейного сечения в виде перепада.

Использование изображений с тремя каналами цвета, кодирующими полноцветное изображение, усложнит вычисления и сильно затруднит анализ полученных результатов. Многие авторы часто прибегают к использованию изображений в градациях серого [7, 36, 62, 98, 99]. Учитывая специфику современных ЭВМ, такой подход даст 256 возможных значений яркости пикселя,

от 0 до 255, от черного до белого цвета соответственно. Использовать подобный подход удобно, так как такая градация соответствует значениям яркостного канала  $V$  в модели HSV при кодировании полноцветного изображения. Тогда процедура фильтрации будет описываться следующим образом:

$$\hat{y}_i = \arg \min_{a_i} \sum_{j=i-l}^{i+l} \rho_{\text{ОМНМ}}(|y_j - a_i|), \quad (2.3)$$

где  $\hat{y}_i$  – сглаженное с помощью ОМНМ-фильтра значение яркости пикселей изображения,  $y_i$  – исходное значение яркости,  $i$  – номер пикселя в апертуре,  $L = 2l + 1$  – апертюра фильтра.

Оценкой эффективности фильтрации будет служить модуль разности яркостей пикселей между идеальным изображением и сглаженным – среднее линейное отклонение. Она рассчитывается следующим образом [117]:

$$d = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |\hat{y}_i - f_i|, \quad (2.4)$$

где  $f_i$ , – идеальные (без шума) значения яркостей пикселей изображений,  $\hat{y}_i$  – значение яркости пикселей после фильтрации,  $n$  – число пикселей в изображении. Меньшее значение среднего линейного отклонения  $d$  будет указывать на более высокую эффективность сглаживания шумовой составляющей.

Для определенности положим апертюру фильтра  $L = 5$ . Будем в каждом опыте моделировать по  $M = 1000$  выборок из  $n = 10$  зашумлённых значений с различным уровнем шума ( $\sigma = \{10; 20; 30; 40\}$ ), первые 5 из которых соответствуют нижней (левой) границе перепада, последние 5 соответствуют верхней (правой) границе. При сглаживании с апертюрой 5 получаем 6 интересующих нас значений точек с 3-й по 8-ю (рис. 2.13).

Линия 1 на рис. 2.13 представляет собой идеальный перепад контрастного изображения без шума, линия 2 – это линия условного математического ожидания после сглаживания фильтром (2.3). Фильтрация изображения на перепаде одновременно с подавлением цифрового шума приводит к размытию границ.

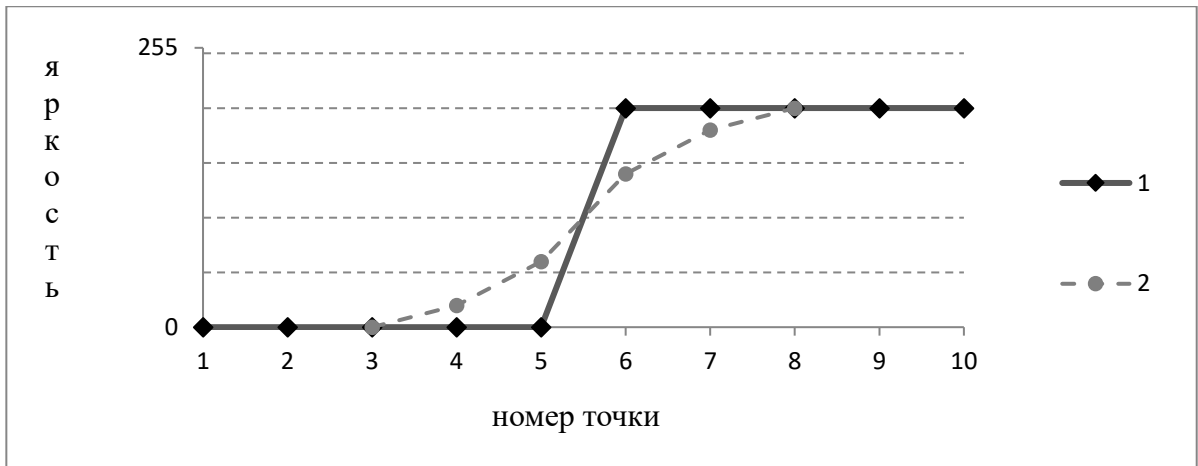


Рис. 2.13 Схема сглаживания тестового изображения: 1 – идеальный перепад контрастного изображения, 2 – условное математическое ожидание после сглаживания фильтром

При сглаживании на нижней границе, близкой к 0, происходит смещение значений. Так как шум не может принимать отрицательные значения, то все значения, которые должны были получить отрицательное значение, принимают значение 0 (как было показано в параграфе 2.1). При значении нижней границы  $3\sigma$  смещения уже нет (для определенности считаем, что аддитивный шум здесь описывается нормальным распределением). Вследствие этого имеет смысл рассматривать два случая перепадов: первый – нижняя граница яркости  $A = 0$  и половина шума срезается на значении яркости 0, второй – распределение шума полностью укладывается в диапазон допустимых значений (рис. 2.14).

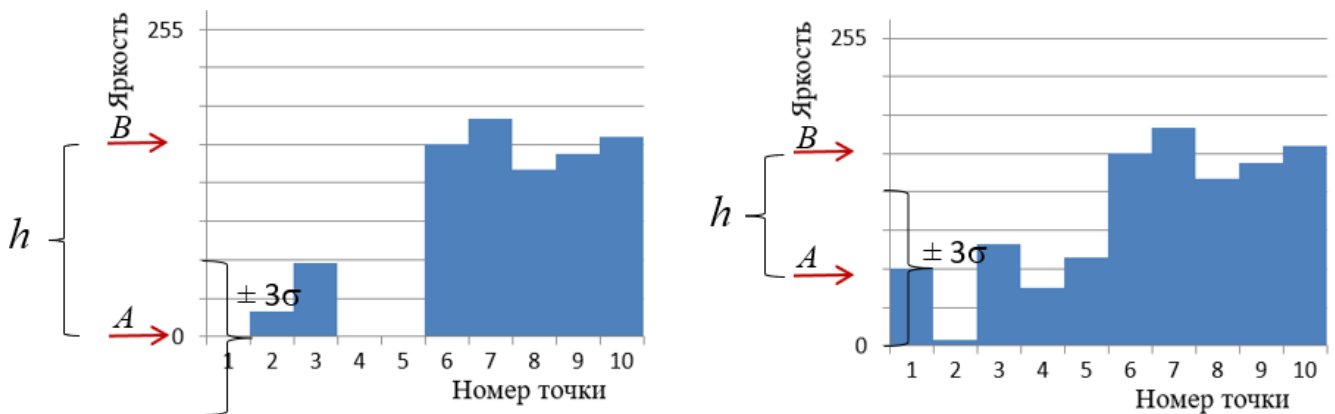


Рис. 2.14. Варианты смоделированных перепадов: первый (слева) – шум срезается на нижней границе яркости; второй (справа) – шум не срезается на нижней границе яркости

Генерируем выборки для перепадов яркости с помощью системы компьютерного моделирования. В выборках будет меняться параметр  $h$  с некоторым шагом. В данном эксперименте шаг был выбран равным 10. Это делаем следующим образом. Для первого случая, как на рис. 2.14, моделируем перепад с минимальным уровнем яркости  $A = 0$  и максимальным  $B = 10$ , соответственно разность яркостей, то есть шаг  $h = 10$ . Следующий смоделированный перепад будет иметь разность яркостей  $h = 20$ , с соответственно, минимальную яркость  $A = 0$  и максимальную для этого перепада  $B = 20$ . Будем генерировать выборки с увеличением разности яркостей до тех пор, пока верхняя граница яркости перепада  $B$  не достигнет значения 250. Следующее значение яркости  $B = 260$  не существует, так как максимальная яркость имеет значение 255.

Для второго случая нижняя граница будет не нулевым значением, а значением в три раза больше уровня шума. Таким образом при уровне шума  $\sigma=10$  нижняя граница яркости перепада будет начинаться с  $A = 30$ , а при  $\sigma=20$  –  $A = 60$ . Остальные действия аналогичны первому случаю.

Все 1000 выборок смоделированного перепада будем сглаживать выбранным фильтром (2.2) с различными параметрами  $\alpha$  и  $\beta$ . Сначала фиксируем параметр  $\alpha$ , потом для него перебираем все параметры  $\beta$ , далее изменяем  $\alpha$  и повторяем. Таким образом, мы получим сетку  $R \times C$ , где для  $\alpha$  будет задан диапазон из  $R$  значений с шагом 0.1, а для  $\beta$  диапазон из  $C$  значений с шагом 2. В итоге получим  $R \times C$  результатов для каждого диапазона. Каждый полученный результат сравнивается с исходными не зашумлёнными значениями и оценивается отклонение от идеальных значений в пикселях по формуле (2.4) (насколько в среднем по перепаду полученный при фильтрации результат отличается от идеального значения). Все оценки для конкретного перепада записываются в таблицу размером  $R$  на  $C$  клеток. После чего повторяем алгоритм для следующего перепада. Алгоритм будет выглядеть следующим образом (рис. 2.15):

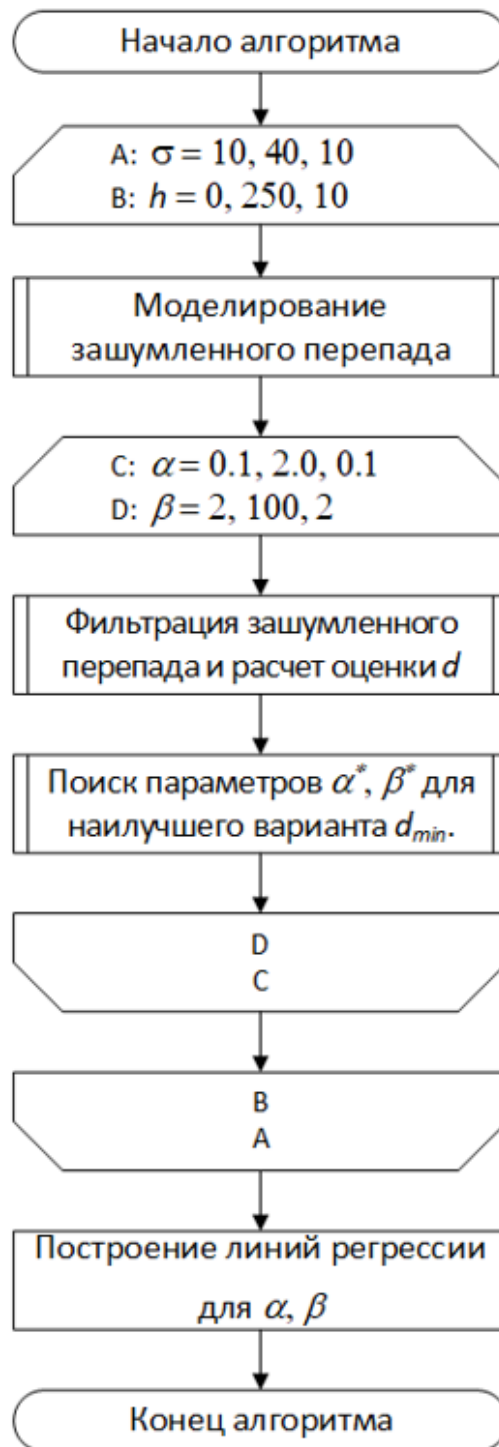


Рис. 2.15. Алгоритм нахождения параметров ОМНМ-фильтра

Для каждого перепада решается задача поиска параметров  $\alpha^*$  и  $\beta^*$ , при которых фильтр дает наилучший результат.

В табл. 2.4 приведен фрагмент из общей таблицы результатов. Фрагмент содержит оценки среднего линейного отклонения (2.4) ошибок восстановления изображения для перепада от 60 до 150, где нижняя граница яркости  $A = 60$ , а верхняя –  $B = 150$ , при уровне шума  $\sigma = 20$  [117].

Таблица 2.4

Среднее линейное отклонение для различных значений параметров  $\alpha$  и  $\beta$  одного из вычисляемых диапазонов

$\beta$	$\alpha$										
	1	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8	1,9	2
2	6,34	6,53	6,71	6,86	6,97	7,11	7,12	7,27	7,30	7,34	7,35
4	5,69	6,09	6,24	6,48	6,64	6,78	6,87	6,96	7,07	7,11	7,16
6	4,99	5,26	5,49	5,66	5,83	5,97	6,06	6,16	6,23	6,32	6,44
8	4,28	4,52	4,87	4,93	5,11	5,23	5,31	5,39	5,53	5,60	5,64
10	3,54	3,70	3,95	4,15	4,20	4,36	4,44	4,47	4,55	4,57	4,59
12	3,07	3,18	3,20	3,41	3,53	3,63	3,66	3,72	3,74	3,75	3,79
14	2,69	2,79	2,91	2,96	3,04	3,11	3,21	3,20	3,22	3,19	3,15
16	2,35	2,36	2,36	2,45	2,50	2,54	2,56	2,65	2,65	2,68	2,67
18	2,18	2,18	2,17	2,11	2,10	2,12	2,08	2,09	2,10	2,08	2,10
20	2,03	2,02	1,89	1,90	1,90	1,87	1,84	1,80	1,80	1,80	1,75
22	1,97	1,98	1,90	1,74	1,68	1,64	1,58	1,56	1,54	1,51	1,46
24	1,82	1,80	1,71	1,57	1,48	1,44	1,40	1,39	1,38	1,36	1,32
26	1,65	1,65	1,49	1,42	1,39	1,36	1,38	1,35	1,30	1,26	1,23
28	1,63	1,61	1,45	1,37	1,37	1,39	1,35	1,29	1,27	1,24	1,22
30	1,60	1,60	1,44	1,38	1,31	1,30	1,27	1,26	1,21	1,18	1,19
32	1,62	1,60	1,41	1,27	1,26	1,26	1,26	1,29	1,29	1,29	1,26
34	1,60	1,60	1,36	1,26	1,24	1,29	1,33	1,33	1,34	1,34	1,32
36	1,65	1,60	1,33	1,31	1,34	1,39	1,42	1,45	1,45	1,46	1,49
38	1,67	1,54	1,34	1,37	1,42	1,50	1,52	1,55	1,60	1,66	1,69
40	1,63	1,56	1,43	1,45	1,54	1,56	1,64	1,73	1,80	1,86	1,92
42	1,63	1,60	1,50	1,57	1,62	1,71	1,82	1,88	2,00	2,09	2,20
44	1,66	1,67	1,59	1,64	1,77	1,91	1,98	2,11	2,24	2,38	2,54
46	1,68	1,73	1,70	1,80	1,94	2,04	2,21	2,34	2,52	2,72	2,93
48	1,74	1,79	1,80	1,96	2,10	2,25	2,42	2,62	2,84	3,10	3,37
50	1,80	1,83	1,96	2,13	2,30	2,47	2,66	2,90	3,19	3,51	3,86
52	1,85	1,95	2,12	2,30	2,49	2,70	2,93	3,22	3,56	3,97	4,41
54	1,91	2,04	2,33	2,50	2,71	2,93	3,21	3,55	3,97	4,46	5,00
56	1,95	2,20	2,50	2,75	2,94	3,18	3,49	3,90	4,40	4,99	5,64
58	2,04	2,31	2,70	2,96	3,16	3,42	3,79	4,26	4,86	5,55	6,30
60	2,10	2,48	2,91	3,19	3,38	3,67	4,08	4,64	5,34	6,13	6,98

Белым цветом выделена ячейка, в которой находится минимальное значение линейного отклонения для данного диапазона. Ей соответствуют значения параметров  $\alpha$  и  $\beta$ , которые равны 1,9 и 30 соответственно. Пунктиром выделены минимальные значения при фиксированном параметре  $\alpha$ , то есть минимальное



значение в каждом столбце. Темно-серым цветом выделен диапазон значений оценок  $d$ , которые превосходят минимальное значение оценки по всему диапазону не более, чем на 1. Другие диапазоны характеризуют оценки, превосходящие минимальную по диапазону более, чем на 1. Диапазон оценок, который не окрашен, содержит оценки, существенно превышающие минимальную по всему диапазону.

Критерием эффективности будет являться величина значения оценок  $d$ , рассчитанных по формуле (2.4), не превышающих более чем на 1 значение самой эффективной оценки для этого диапазона. Учитывая ограниченный интервал допустимых значений яркости  $[0; 255]$ , значение 1 будет равно 0.4% от максимальной возможной величины линейного отклонения.

Таким образом, если результат попадает в самый тёмный диапазон, как представлено в табл. 2.4, то значение соответствует критерию эффективности и является приемлемым.

Для дальнейшего анализа на основе полученных данных составим таблицу значений параметров  $\beta$  соответствующих оценкам в ячейках, выделенных пунктиром. Так сделаем для каждого диапазона и, соответственно, для каждого уровня шума.

Таблица 2.5

Таблица параметров  $\beta$  при разных величинах  $\alpha$  при уровне шума  $\sigma = 40$

перепад $A - B$	$h$	$\alpha$										
		1,0	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8	1,9	2,0
120-130	10	8	8	8	4	8	8	10	10	10	12	12
120-140	20	14	14	12	12	12	12	12	30	30	28	28
120-150	30	16	16	14	12	14	14	14	14	12	14	18
120-160	40	16	18	18	20	18	18	16	18	16	16	16
120-170	50	20	20	20	22	22	22	22	20	20	20	20
120-180	60	24	18	28	26	26	26	26	24	24	24	24
120-190	70	30	30	28	34	32	28	28	26	26	26	26
120-200	80	48	42	40	38	36	34	36	32	32	30	30
120-210	90	58	50	48	44	42	40	38	38	36	36	34
120-220	100	66	58	54	52	50	48	46	44	42	40	40
120-230	110	58	54	50	50	48	46	44	42	42	38	38
120-240	120	70	62	58	54	52	52	48	46	46	44	44
120-250	130	74	70	68	62	58	56	54	50	48	48	44

Для примера возьмем случай (табл. 2.5), при котором шум не будет срезаться на значении 0 (сохраняется нормальный закон распределения шума). То есть нижняя граница яркости изображения будет численно больше либо равна  $3\sigma$ . В таком случае для уровня шума  $\sigma = 40$  нижняя граница  $A$  будет равна 120. Это даст нам 13 перепадов  $h$  от 10 до 130.

Для других уровней шума таблицы будут отличаться, и нижняя граница будет соответствовать также  $3\sigma$  для конкретного уровня шума. Количество перепадов также будет отличаться с изменением уровня шума.

Для случая, когда нижняя граница перепада  $A$  будет равна 0, количество перепадов в подобных таблицах для разных уровней шума всегда будет равным 25.

Зафиксировав параметр  $\alpha$ , можно сравнить поведение параметра  $\beta$  при различных значениях  $h$  и  $\sigma$ , и найти линейную функцию  $\beta = \beta(\sigma, h, A)$ .

Строим линии регрессии по значениям параметра  $\beta$  для каждого  $\alpha$ . Общий вид линии регрессии:  $\beta = b + k \cdot h$ . Пример построения линии регрессии для  $\alpha = 1,6$  приведен на рис. 2.16.

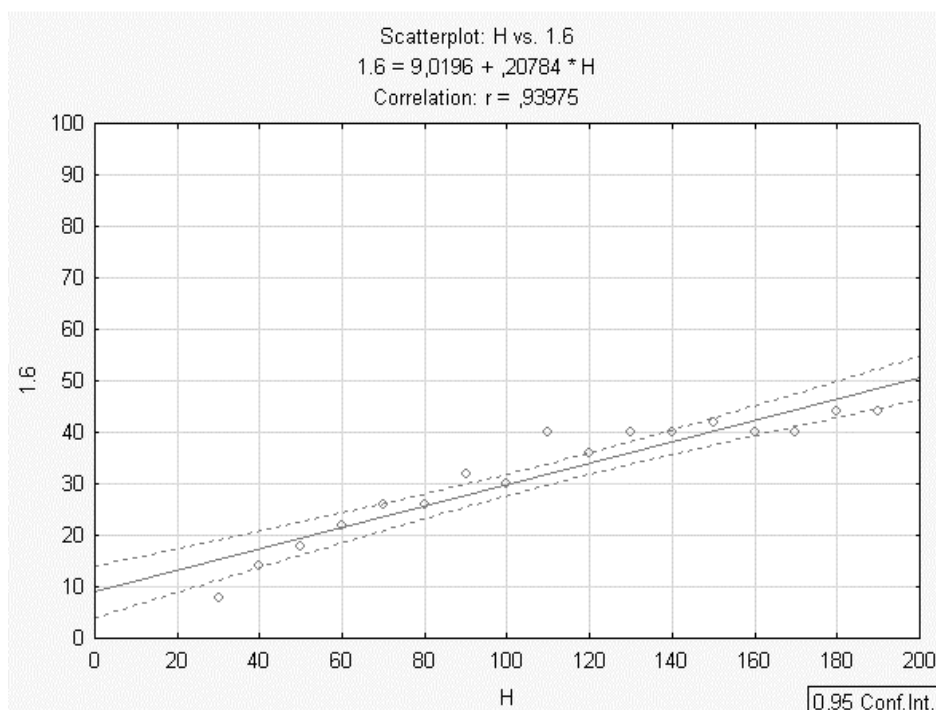


Рис. 2.16 Линия регрессии для случая 1, при  $\alpha = 1,6$  и  $\sigma = 10$

Подобные линии регрессии строим для каждого уровня шума. Далее ищем такие значения параметра  $\alpha$ , при котором оценки  $d$  будут минимальны, а

коэффициент при  $h$  будет линейно зависеть от уровня шума  $\sigma$ . Такое поведение демонстрирует линия регрессии при  $\alpha = 1,6$  для случая 1, когда шум не будет срезаться на значении 0, как приведено в табл. 2.5, и при  $\alpha = 0,7$  для случая 2, когда шум будет срезаться на значении 0, то есть нижняя граница яркости перепада  $A$  равна нулю. Результаты приведены в табл. 2.6.

Таблица 2.6

Регрессии для различных случаев распределения шума

Случай	$\alpha$	Уровень шума	Коэффициент корреляции	Уравнение регрессии
1	1,6	$\sigma = 10$	0,832	$\beta = 9,77 + 0,096h$
		$\sigma = 20$	0,940	$\beta = 9,02 + 0,208h$
		$\sigma = 30$	0,963	$\beta = 8,29 + 0,313h$
		$\sigma = 40$	0,983	$\beta = 5,6 + 0,393h$
2	0,7	$\sigma = 10$	0,872	$\beta = 10,97 + 0,097h$
		$\sigma = 20$	0,952	$\beta = 10,23 + 0,196h$
		$\sigma = 30$	0,944	$\beta = 8,46 + 0,304h$
		$\sigma = 40$	0,954	$\beta = 9,06 + 0,373h$

Поэтому получаем следующую зависимость:  $\alpha = 1,6$  для случая 1 и  $\alpha = 0,7$  для случая 2. И в том, и в другом случае параметр  $\beta$  изменяется одним и тем же образом:  $\beta = 10 + \frac{\sigma \cdot h}{100}$ .

Для случая, когда половина шума срезается на значении 0, и случая, когда шум полностью укладывается в диапазон допустимых значений  $[0; 255]$ , параметр  $\alpha$  фиксирован и равен 0,7 и 1,6 соответственно. В остальных случаях параметр  $\alpha$  будет принадлежать промежутку (0,7; 1,6). Соответственно, получаем следующие зависимости для параметров  $\alpha$  и  $\beta$  [117]:

$$\alpha = \begin{cases} 0,7, & A = 0, \\ 0,7 \cdot \left(\frac{3\sigma - A}{3\sigma}\right) + 1,6 \cdot \left(1 - \frac{3\sigma - A}{3\sigma}\right), & 0 < A \leq 3\sigma, \\ 1,6, & A > 3\sigma, \end{cases} \quad \beta = 10 + \frac{\sigma \cdot h}{100} \quad (2.5)$$

Модель (2.5) предполагает варьирование двумя параметрами функции потерь (2.2) в зависимости от степени контрастности и уровня шума. Чтобы учесть негауссовость распределения шума вблизи нижней границы яркости, следует

использовать свойство вогнутости функции потерь, поэтому задаем параметр  $\alpha \in (0; 1]$ , в случае гауссовости распределения шума используем выпукловогнутую функцию при  $\alpha = (1; 2)$ . Если требуется обработка изображения без шумовой составляющей, то параметр  $\alpha$  будет фиксирован. При изменении уровня шума следует менять параметр  $\beta$ , увеличивая его при возрастании уровня шума.

Используя полученные функции для параметров  $\alpha$  и  $\beta$ , результат, получаемый функцией потерь (2.2), будет соответствовать критерию эффективности при любых характеристиках перепада. Следовательно, фильтр автоматически адаптируется к локальному участку сглаживаемого изображения.

Как уже было сказано ранее, сглаживание производилось для значения апертуры равной 5. Параметр  $\beta$  для любых значений апертуры вычисляется одинаково. Если имеется необходимость использовать другие значения апертуры, то значение параметра  $\alpha$  для апертуры 5 умножается на некоторый коэффициент. Этот коэффициент будет равен 1,3 для значения апертуры 7 и 1,6 – для апертуры 9. Дальнейшее увеличение апертуры для контрастных изображений неэффективно, так как будут скрадываться мелкие детали изображения.

Этот алгоритм применим при поиске параметров  $\alpha$  и  $\beta$  функции потерь (2.2) при использовании других законов распределения шума в изображении.

### **2.2.3 Алгоритм нахождения параметров функции потерь на основе характеристик контрастного изображения**

Для получения необходимой для работы фильтра информации выполняется анализ изображения. Предполагается выполнение трех шагов.

На первом шаге производится поиск примерного расположения границ контраста в изображении (карта границ). Информацию о границах можно получить, используя оператор Собеля или более комплексное решение такое как детектор границ Кенни [74]. Результатом работы детектора границ будет некоторое бинарное изображение того же размера что и исходное, где границы будут

отображены не нулевым значением. При использовании детектор границ Кенни границей является линия шириной в один пиксель.

Карта границ служит ориентиром для последующей работы фильтра и способствует правильному расположению апертуры при сглаживании.

На втором шаге строится карта градиентов. При ее построении используется уже полученная карта границ. Карта градиентов необходима для корректного выбора параметров  $h$  и  $A$ , необходимые для формулы (2.5). Она представляет собой сильно сглаженное изображение, где сохранены границы контраста. Для сглаживания можно применить фильтр на основе анизотропной диффузии, который полностью сгладит шум и текстуры, но оставит границы нетронутыми. Или использовать линейный, медианный, гауссовский фильтр с большой апертурой. Фильтрация производится с учетом границ из карты границ. В случае если в апертуру фильтрации попадает граница, то берутся только те пиксели, которые не пересекли границу. Такое сглаживание размывает детали на изображении, но позволит почти полностью убрать шум. В этом случае параметры  $A$  и  $B$  будут выбираться правильно.

3. Уровень шума – параметр, необходимый для формулы (2.5). Поиск уровня шума можно проводить разными способами. Первый способ состоит в том, чтобы найти монотонный участок нужного размера и вычислить дисперсию шума в нем [84]. Для правильного вычисления дисперсии участок должен быть относительно большой. Однако найти на изображении подобный участок может оказаться сложной задачей. Появляется задача поиска такого участка. К тому же при анализе зашумлённый участок с равномерным градиентом исходного изображения может дать большую дисперсию шума, чем есть на самом деле. Способ, предложенный в [33], также имеет существенные недостатки.

Используемый в данной работе способ поиска шума в изображении основывается на сравнении исходного зашумлённого изображения и отфильтрованного изображения медианным или гауссовским фильтром. Оценка получается путем попиксельного сравнения двух изображений [123]. Модули разности яркости двух изображений складываются и делятся на общее количество

пикселей в изображении. Далее находится средняя яркость зашумлённого изображения. На основе данных о распределении шума [113, 128] можем определить коэффициент усиления шума (2.6). Для этого потребуется вычислить среднюю яркость изображения. Чем больше яркость, тем меньше становится шума. Однако модель нелинейного фильтра рассчитывалась исходя из величины шума при минимальной яркости. Вследствие чего был введен коэффициент усиления шума [127]:

$$coef = \frac{255}{255 - \bar{y}} = 1 + \frac{\bar{y}}{255 - \bar{y}}, \quad (2.6)$$

где 255 – максимальный уровень яркости,  $\bar{y} = \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m y_{ij}$  – средняя яркость изображения,  $n$  и  $m$  – высота и ширина изображения в пикселях.

Определив коэффициент усиления шума, можем вычислить уровень шума в изображении как

$$\sigma = coef \cdot \frac{1}{n \cdot m} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^m |\hat{y}_{ij} - y_{ij}|, \quad (2.7)$$

Также можно брать не все изображение целиком, а только неконтрастную часть изображения, выбранную из карты градиентов. В таком случае времени на определения параметра  $\sigma$  уходит меньше и контрастные элементы не дают дополнительного искажения результатов.

Такой метод дает приемлемый для использования в (2.5) результат определения шума в изображении, хотя и он далек от идеала. Наиболее эффективно находить уровень шума в изображении посредством характеристик, записываемых в изображение фотоаппаратурой. Зная характеристики светочувствительной матрицы, можно довольно точно рассчитать уровень шума в полученном изображении исходя из параметра светочувствительности ISO. Для любой ранее неизвестной фотоматрицы можно успешно определять уровень шума, после изучения тестовых снимков с различными параметрами ISO.

Когда все необходимые параметры для (2.2) будут получены, запускается непосредственно алгоритм фильтрации.

## 2.3 Сравнительный анализ различных видов апертур при фильтрации контрастных изображений

Апертурой, применительно к фильтрации изображений, является область вокруг текущего пикселя, участвующая в преобразовании. Существуют разные виды и размеры апертур. Наиболее известные и часто применяемые виды: линия, крест и квадрат (рис.2.17.), а также их диагональные формы.

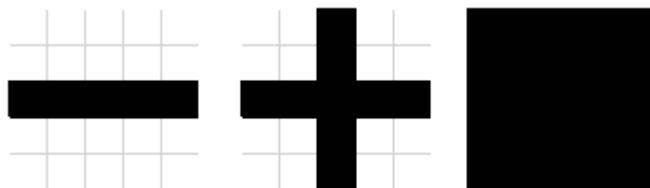


Рис. 2.17. Наиболее распространенные виды апертур.

Другие виды апертур не рассматриваются в работе, ввиду их применения в специфичных задачах. В данном случае апертура характеризуется размером апертуры (сколько пикселей попадает в апертуру). Если для линии шириной в 5 пикселей размер апертуры будет равен 5, то для креста такой же ширины размер будет равен 9, а для квадрата – 25. Чем больше пикселей попадает в апертуру, тем дольше будет работать фильтр.

Для выбора оптимального вида апертуры для нашего фильтра было проведено исследование эффективности сглаживания аппертурами типа «линия», «крест» и «квадрат» при фильтрации контрастного изображения. Изображение черного круга на сером фоне было смоделировано, зашумлено и отфильтровано ОМНМ-фильтром.

Оценка качества подавления шума на границе приведена в табл. 2.7 в виде среднего линейного отклонения от идеального значения, которое вычисляется по формуле (2.4). Также приведена скорость работы алгоритма на различных размерах и видах апертур. Скорость работы приведена относительно самого быстрого способа: апертура типа «линия» размера 3.

Зависимость среднего линейного отклонения и времени выполнения для разных размеров и типов апертур

Размер апертуры	Среднее линейное отклонение			Время работы алгоритмов		
	Линия	Крест	Квадрат	Линия	Крест	Квадрат
3	9,548	5,601	5,696	1	2,75	3,237
5	5,226	6,401	7,934	3,069	5,691	16,621
7	5,648	6,3	10,65	6,217	10,374	46,534
9	6,025	6,357	10,97	10,275	17,635	100,098

Таким образом, наиболее эффективное сглаживание достигается при размере апертуры равной 5 на апертурах типа «линия» и «крест». В случаях, когда требуется задать ширину апертуры больше 3, то «линия» оказывается эффективнее, чем «крест», так как количество пикселей, участвующих в сглаживании, растет медленнее, следовательно, сложность вычислений также растет медленнее.

На рис. 2.18 представлена зависимость эффективности  $d$  от времени  $t$  выполнения ОМНМ-сглаживания для разных размеров апертур,  $t$  – логарифмическая шкала времени выполнения алгоритмов относительно скорости выполнения самого быстрого варианта: апертура типа «линия» размера 3.

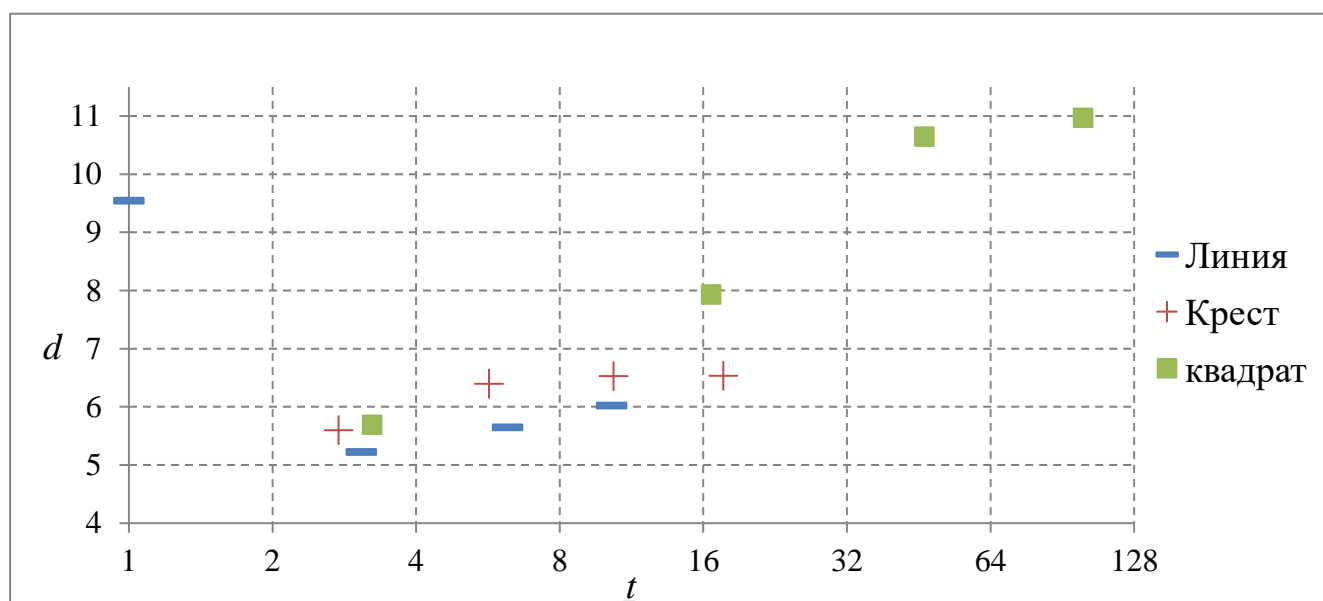


Рис. 2.18. Зависимость эффективности от времени выполнения алгоритма фильтрации



Применение апертуры типа «квадрат» может быть эффективным в тех случаях, когда требуется провести обработку изображения для дальнейшего его анализа.

## 2.4 Выводы по главе

1. Проведен натурный эксперимент, позволивший выявить механизм возникновения шума в цифровых изображениях.

2. Подтверждена негауссовость распределения шума вблизи нижней и верхней границы яркости.

3. Предложено использовать обобщенный метод наименьших модулей при подавлении шума в цифровых контрастных изображениях. Показана эффективность различных функций потерь при обработке цифрового изображения обобщенным методом наименьших модулей.

4. Предложено использовать выпукло-вогнутую функцию арктангенса с параметрами в виде функции потерь при моделировании сглаживающего преобразования.

5. Проведен вычислительный эксперимент, по результатам которого найдены зависимости, позволяющие подбирать параметры для функции сглаживающего преобразования на основе характеристик сглаживаемого изображения.

6. Разработан алгоритм поиска характеристик сглаживаемого изображения, требующихся для нахождения параметров.

## **ГЛАВА 3. АЛГОРИТМЫ И ОПИСАНИЕ ПРОГРАММ ЦИФРОВОЙ ФИЛЬТРАЦИИ КОНТРАСТНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Основная цель данной главы – описать и исследовать алгоритмы подавления шума, основанные на обобщенном метода наименьших модулей, для обработки цифровых контрастных изображений.

В третьей главе описан комплекс проблемно-ориентированных программ, реализующий разработанные алгоритмы подавления шума. С помощью реализованного комплекса проведены вычислительные эксперименты с целью исследования эффективности разработанных алгоритмов. Приведено описание разработанного алгоритмического обеспечения.

Выполнен сравнительный анализ различных алгоритмов реализации шумоподавления при обработке контрастных изображений.

### **3.1 Структура и описание комплекса проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительных экспериментов**

Для исследования эффективности предложенных алгоритмов шумоподавления на основе обобщенного метода наименьших модулей был разработан комплекс проблемно-ориентированных программ для реализации фильтрации контрастных изображений и проведения вычислительных экспериментов на языках VBA и Python, состоящий из трех программ [120, 124, 126].

VBA (Visual Basic for Applications) – это диалект языка Visual Basic, ориентированный для работы с приложениями Microsoft Office и другими приложениями. В настоящее время VBA встроен в Word, Excel, Access, PowerPoint, Outlook, Visio, Project, а также более чем в 100 приложений других фирм, например, CorelDRAW, AutoCAD.

Python – язык программирования и свободная программная среда разработки. Для языка python существует большое количество подключаемых библиотек, в частности, OpenCV (англ. Open Source Computer Vision Library, библиотека

компьютерного зрения с открытым исходным кодом). Преимущество языка Python заключается в широком распространении на большинстве известных платформ. Он портирован и работает почти на всех известных платформах – от КПК до мэйнфреймов (Microsoft Windows, практически все варианты UNIX (включая FreeBSD и Linux), Mac OS и Mac OS X, iOS 2.0 и выше, Windows Mobile, Symbian, Android).

Использование двух различных языков обуславливается удобством использования их для различных типов задач.

На начальных этапах работы решались задачи анализа и моделирования данных, которые требовали хранить большое количество данных и визуализировать их. Поэтому был использован язык VBA в составе табличного процессора Excel в среде MS Windows.

Для реализации обработки полноцветных изображений было решено перейти на язык программирования Python. Он позволяет использовать библиотеку компьютерного зрения OpenCV, которая облегчает работу с изображениями и содержит некоторое количество уже реализованных фильтров обработки изображений, таких как линейные фильтры, медианные фильтры и т.д. Доступен широкий выбор сторонних библиотек. К основным недостаткам этого языка программирования можно отнести только низкую скорость работы с численными операциями и высокое потребление памяти реализованных на нём программ в сравнении с аналогичными программами, реализованных на языках Си или C++. Однако благодаря возможной интеграции библиотек, написанных на Си или C++, можно устранить этот недостаток.

В роли среды разработки для Python выступал Jupiter notebook. Все используемые сторонние библиотеки, использующиеся при написании приложения являются свободно распространяемыми.

На рис. 3.1 представлена архитектура реализованных модулей.

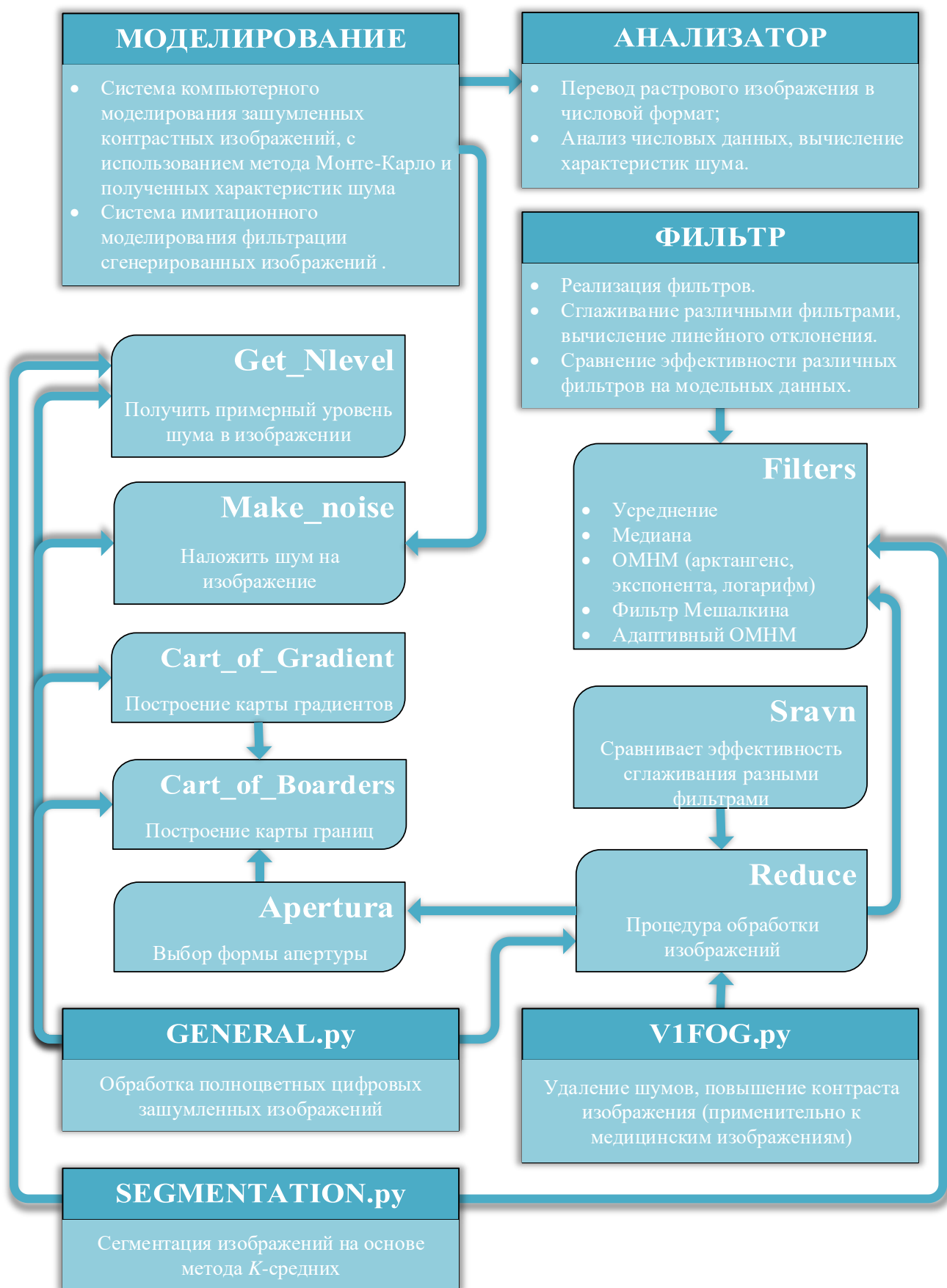


Рис. 3.1. Структура программного комплекса

На языке VBA были реализованы следующие программные модули:

➤ анализатор.xlsm – позволяет читать изображения в формате bmp и строить диаграмму распределения яркостей этого изображения. На основе данных о яркости пикселей изображения вычисляются такие характеристики, как математическое ожидание, дисперсия, коэффициенты асимметрии и эксцесса.

➤ моделирование.xlsm – включает в себя систему имитационного моделирования зашумлённых контрастных изображений и систему компьютерного моделирования фильтрации сгенерированных изображений. Модуль позволяет моделировать методом Монте-Карло перепады яркости с различными параметрами и различным уровнем шума, производить сглаживание смоделированных перепадов различными фильтрами, в том числе и ОМНМ на основе функции потерь (2.2), производить оценку сглаживания зашумлённых перепадов относительно не зашумлённого сигнала.

➤ фильтр.xlsm – реализует фильтрацию зашумлённых изображений в градациях серого ОМНМ-фильтром на основе функции потерь (2.2) с вычисляемыми по формуле (2.5) параметрами, позволяет сравнивать эффективность сглаживания различных фильтров при обработке зашумлённых изображений.

На языке Python были реализованы следующие программные модули:

➤ general.py – программа для сглаживания изображений. Включает в себя реализацию на языке Python системы компьютерного и имитационного моделирования из модуля моделирование.xlsm. Позволяет сглаживать изображения различными фильтрами. Также может вносить шум на исходные незашумлённые изображения и далее обрабатывать их. Использует внешнюю библиотеку OpenCV и, в частности процедуру, реализующую метод Canny для выделения границ. Для обеспечения функциональности использует следующие модули: Make\_noise, Get\_Nlevel, cart\_of\_borders, cart\_of\_gradient, Reduce, Filters, sravn.

➤ Make\_noise – позволяет вносить на изображение шум требуемой величины.

➤ Get\_Nlevel – позволяет определить примерный уровень шума в изображении.

➤ `cart_of_borders` – строит карту границ, используя внешнюю библиотеку OpenCV и, в частности, процедуру, реализующую метод Canny.

➤ `cart_of_gradient` – строит карту градиентов.

➤ `Reduce` – в данном модуле реализованы различные методы сглаживания изображения, входящие в модуль `Filters`, такие как линейное усреднение, медианный фильтр, ОМНМ-фильтр. На вход подается зашумлённое изображение, на выходе получаем отфильтрованное изображение.

➤ `Filters` – реализация различных фильтров. На входе – набор пикселей, входящих в апертуру, на выходе – число.

➤ `Apertura` – содержит функции для выбора пикселей для разных форм апертур.

➤ `Sravn` – модуль, который позволяет сравнивать качество сглаживания тем или иным фильтром. Сравнивает только те пиксели, которые были обработаны.

➤ `segmentation.py` – решает задачу сегментации изображения. Может выполнять предобработку изображения ОМНМ-фильтром. Для обеспечения функциональности использует модуль `Filters`.

➤ `v1fog.py` – решает задачу повышения качества изображения рентгеновских снимков и снимков ФОГ. Для обеспечения функциональности использует модули `cart_of_gradient`, `Reduce`, `Filters` и процедуру, реализующую метод Кенни для выделения границ.

### **3.2 Аппаратно-программное обеспечение для анализа свойств шума в цифровых изображениях**

Прежде чем приступить к подавлению шума в контрастных изображениях, необходимо изучить свойства этого шума. Для этого потребовалось провести исследование изображений, получаемых с АЦП. В роли АЦП был выбран цифровой зеркальный фотоаппарат с CMOS матрицей – Canon 550D. Аппарат был оснащен объективом с фокусным расстоянием 50 мм и возможностью ручной фокусировки. Также дополнительно использовался Canon 80D.

Данные аппараты имеют возможность сохранять отснятые изображения в формате RAW. RAW – формат цифровых файлов изображения, содержащий необработанные данные об электрических сигналах с фотоматрицы цифрового фотоаппарата. После получения нужного изображения оно переводится из формата RAW в формат BMP с 8 битами на канал с помощью программного обеспечения Digital Photo Professional, предоставляемого компанией Canon вместе с зеркальной камерой. Использование других форматов хранения визуальной информации, таких как JPEG – Joint Photographic Experts Group [ISO/IEC 10918-1], в данном случае нежелательно, так как JPEG преимущественно является форматом хранения данных со сжатием. В цифровых фотоаппаратах JPEG всегда применяется для сжатия данных с потерями, что приводит к искажению изображения. Данные искажения будут сильно влиять на распределение шума в изображении, и при анализе таких данных будет получен неверный результат.

Для анализа структуры шума используем полноцветное изображение. При фотосъемке фотонный шум, с учетом байеровской схемы расположения светочувствительных элементов на матрице, будет зафиксирован в каждом из трех каналов в соответствии с интенсивностью яркости на нужной длине волны. После использования алгоритма демозаики яркость и шум распределяются по трем цветовым каналам модели RGB. Для того, чтобы задействовать сразу все каналы цветовой модели, рассмотрим изображения резкого перехода с темно-серого монотонного участка цвета на светло-серый (рис. 3.2).

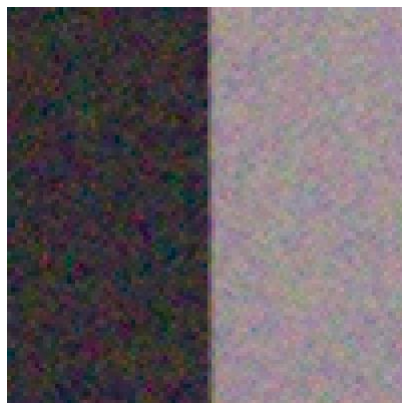


Рис. 3.2. Полноцветное зашумлённое изображение с резким переходом яркости от темного к серому

Соответственно, в этом случае для изображения, хранящегося в формате BMP с цветовой моделью RGB, гистограмма яркости (рис. 3.3) в каждом из каналов будет отличаться.

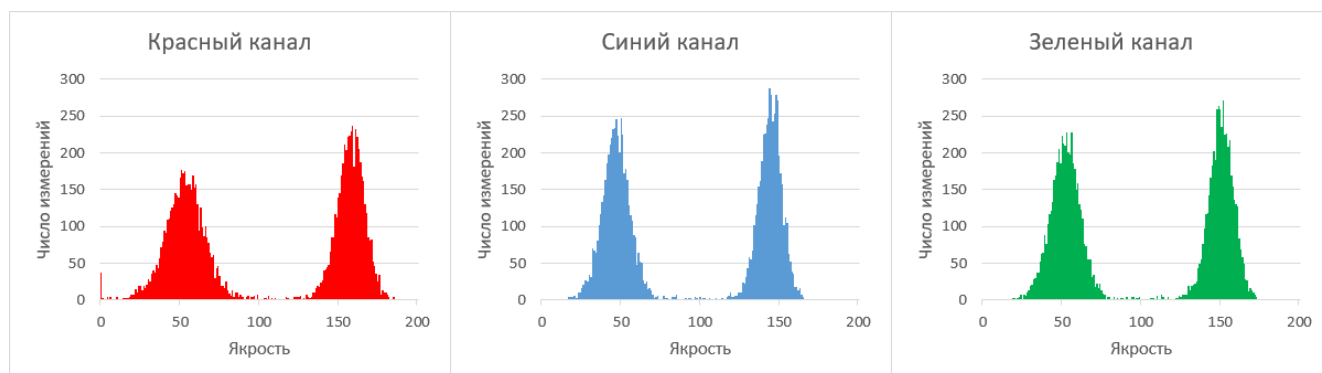


Рис. 3.3. Распределение значений яркости пикселей в трех каналах цвета

Шумоподавление можно проводить для каждого канала стандартной цветовой модели RGB по отдельности, но для контрастных изображений такой способ может привести к появлению ярких цветовых артефактов в виде искажения цвета на границах перепада яркостей. Для избежания подобной ситуации целесообразно использовать другие цветовые модели изображения такие, как LAB (CIE  $L^*a^*b^*$ ) и HSV (Hue, Saturation, Value – тон, насыщенность, значение) [77]. Их преимущество состоит в том, что информация о цвете и о яркости хранится в разных каналах, причем все детали изображения хранятся в яркостном канале. Тот факт, что цветовое пространство моделей LAB и HSV может содержать больше информации о цветности в сравнении со стандартной моделью, позволяет без потери информации конвертировать изображения из модели RGB в любую из приведённых выше моделей и обратно без потери информации.

Исходя из того, что вся информация о деталях изображения, а соответственно, и большая часть шума, хранится в яркостном канале, то использовать для анализа следует именно яркостный канал V модели HSV. Та часть шума, которая останется в цветовых каналах, подавляется гораздо проще, и далее будет рассмотрен один из методов, позволяющий подавить такой шум. Отдельно от остальных каналов яркостный канал может выглядеть как изображение в градациях серого, но в сумме с каналами H и S он хранит всю информацию



полноцветного изображения. Применение модели HSV обуславливается тем, что данную модель часто используют для обработки изображений в системах компьютерного зрения. Гистограмма яркостного канала V для приведенного выше изображения представлена на рис. 3.4.

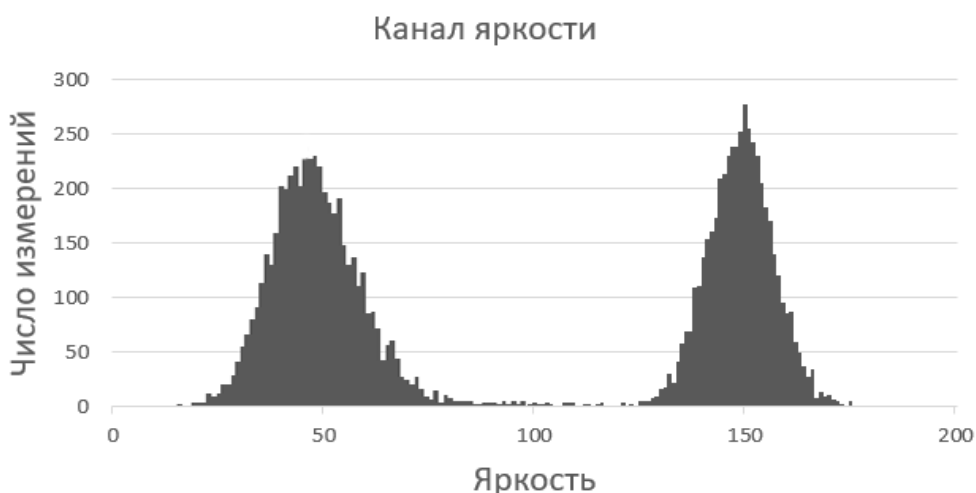


Рис. 3.4. Распределение значений яркости пикселей в яркостном канале модели HSV

Проведем эксперимент, в котором для получения необходимых для анализа входных данных будем использовать цифровую зеркальную камеру. Фотоматрица камеры изготовлена по технологии CMOS. Объектом съемки будет служить изображение монотонных областей различной яркости (рис. 3.5), распечатанное принтером на фотобумаге размера А4.

На распечатанном изображении могут присутствовать различные дефекты, влияющие на результат анализа шума в изображении. К таким дефектам относятся текстура бумаги и структура заливки листа принтером. Для минимизации влияния дефектов фотографируемого объекта фокус был намеренно сбит, чтобы получить нерезкое изображение. Тогда в некоторой области исходный сигнал будет иметь абсолютно одинаковый уровень яркости, и все отклонения от него будут характеризовать шум.

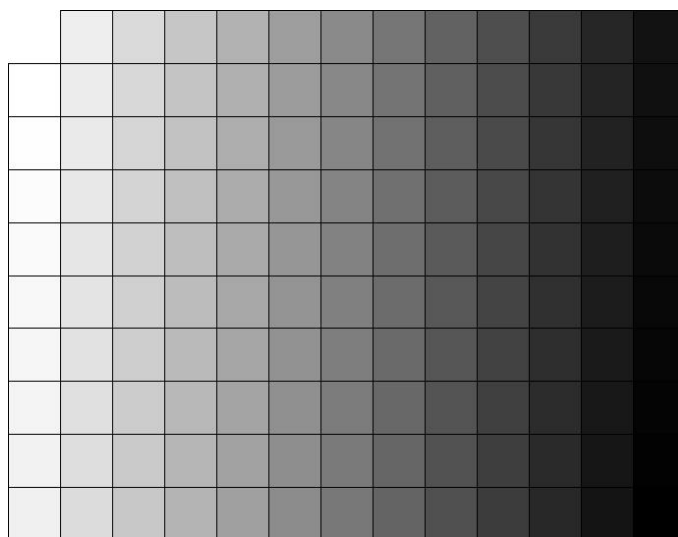


Рис. 3.5. Тестовое изображение

Общая схема проведения эксперимента будет выглядеть, как показано на рис. 3.6.

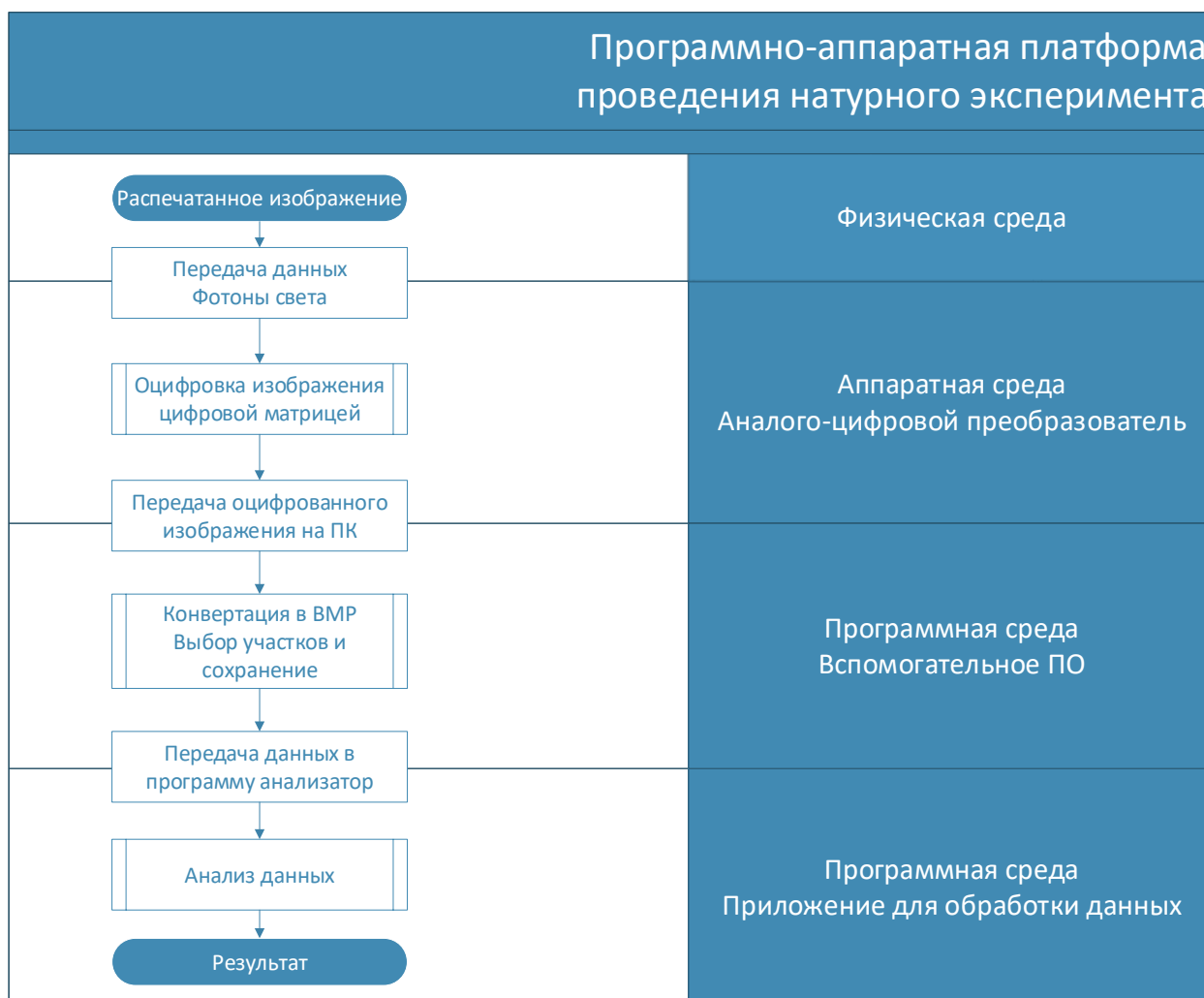


Рис. 3.6. Общая схема проведения эксперимента

Установка для проведения натурального эксперимента представлена на рис. 3.7.



Рис. 3.7. Установка для проведения натурального эксперимента

Использование полученного с фотоматрицы полноцветного изображения усложнит анализ, поэтому используем яркостный канал  $V$  цветовой модели HSV, что соответствует изображению в градациях серого. На кодирование яркостного канала отводится 8 бит. Это даст 256 возможных значений яркости пикселя, где минимальная яркость «0» – это черный цвет, а максимальная яркость «255» – белый.

Выберем интересующие нас участки нужного размера и яркости из полученного с цифрового аппарата изображения. Участки представляют собой квадратные области размером  $100 \times 100$  пикселей, что соответствует 10000 пикселям на каждом.

В результате сформировали 9 участков различной яркости (рис. 3.8). Отметим, что данные участки были вырезаны из одного изображения, поэтому параметры, влияющие на распределение и количество шума, идентичны для всех участков.



Рис. 3.8. Участки с различным уровнем яркости

Цифровой шум в изображении представляет собой смещение яркости пикселя в большую или меньшую сторону относительно истинного, реального значения [117]. Для наглядности рассмотрим при увеличении некоторые участки разной яркости (рис. 3.9).

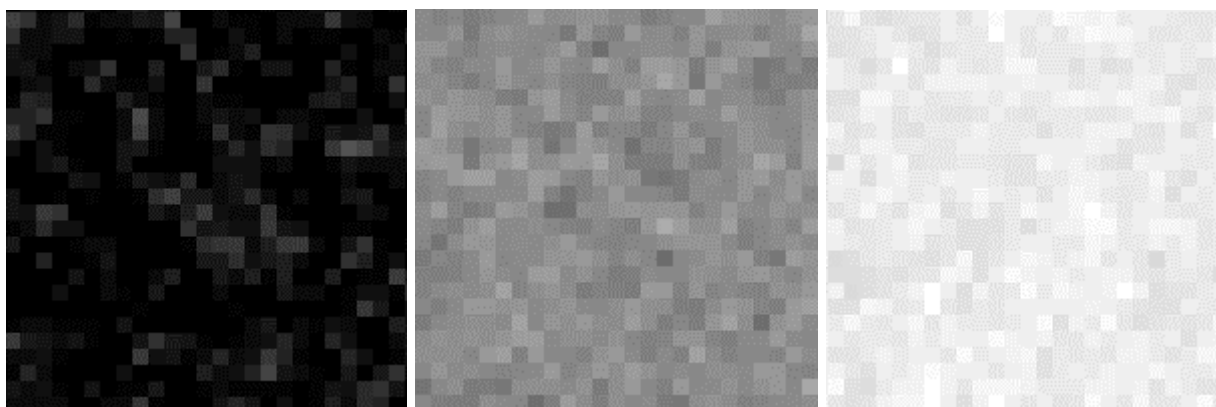


Рис. 3.9. Участки с различным уровнем яркости

Определив яркость пикселей, можно приступить к анализу каждого отдельного участка изображения. Далее такие области анализируются в программе анализатор.xlsm. Данные подгружаются и анализируются, рассчитываются следующие характеристики для каждого набора данных: математическое отклонение, дисперсия, коэффициент асимметрии, коэффициент эксцесса. Эти данные позволяют судить о характере распределения шума в каждом наборе данных. Пример анализа одного из участков приведен на рис. 3.10.

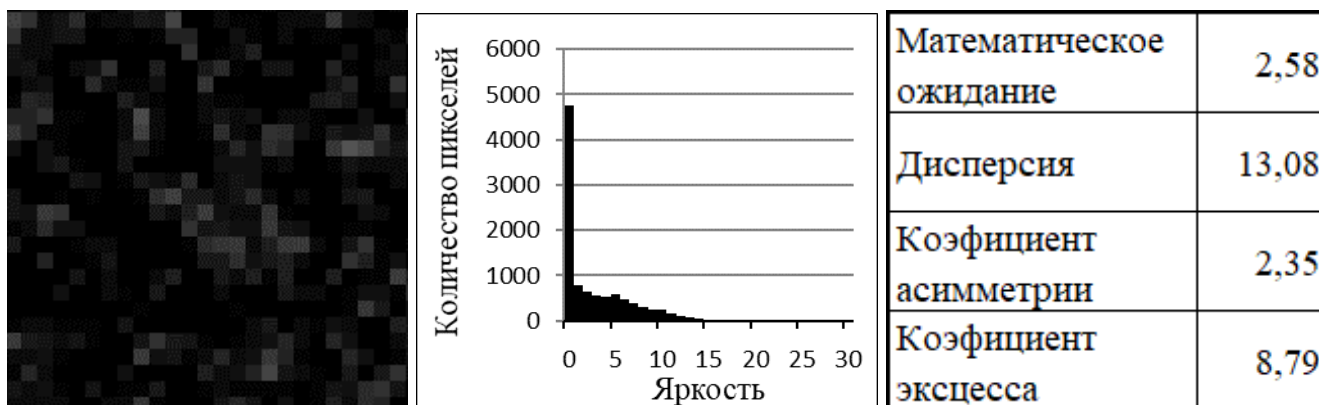


Рис. 3.10. Зашумлённая область и характеристики распределения яркостей

Проанализировав этот участок изображения с минимальной яркостью, заключаем, что распределение шума в нем не является нормальным.

Рассчитав с помощью программы дисперсии для участков изображения с различной яркостью, можно проследить как меняется дисперсия шума от темных участков к светлым. На рис. 3.11 приведена диаграмма, показывающая зависимость величины дисперсии от яркости участка изображения.

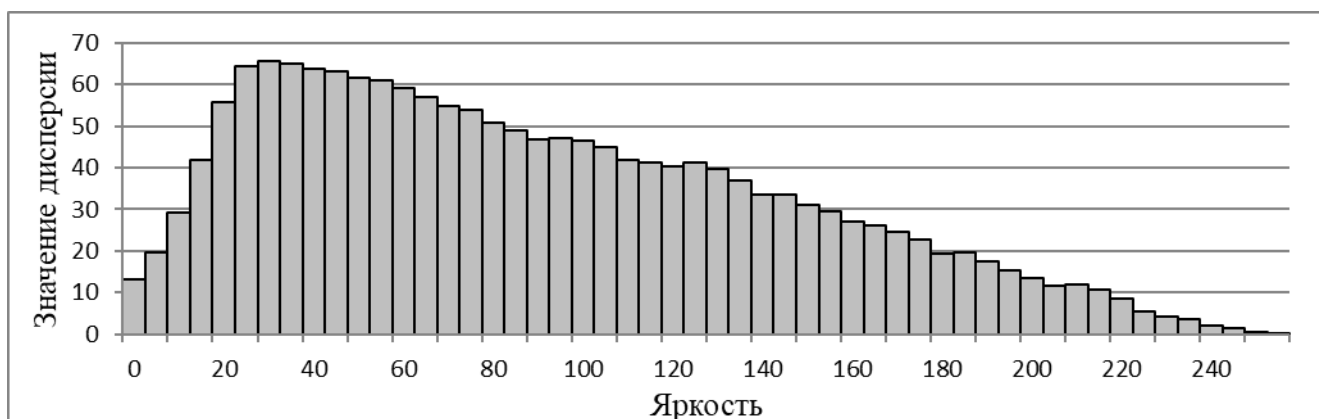


Рис. 3.11. Диаграмма зависимости значений дисперсий для различных уровней яркости с шагом 5

Дисперсия линейно убывает от темных участков к светлым. Уменьшение величины дисперсии на значениях яркостей 0 – 35 указывает на то, что часть шума, которая должна была иметь отрицательное значение, будет принимать значение 0. Если не учитывать срезание шума на значении 0 и восстановить недостающий уровень дисперсии для значений яркости 0 – 35, можно получить линейную зависимость дисперсии шума от уровня яркости изображения (рис 3.12).

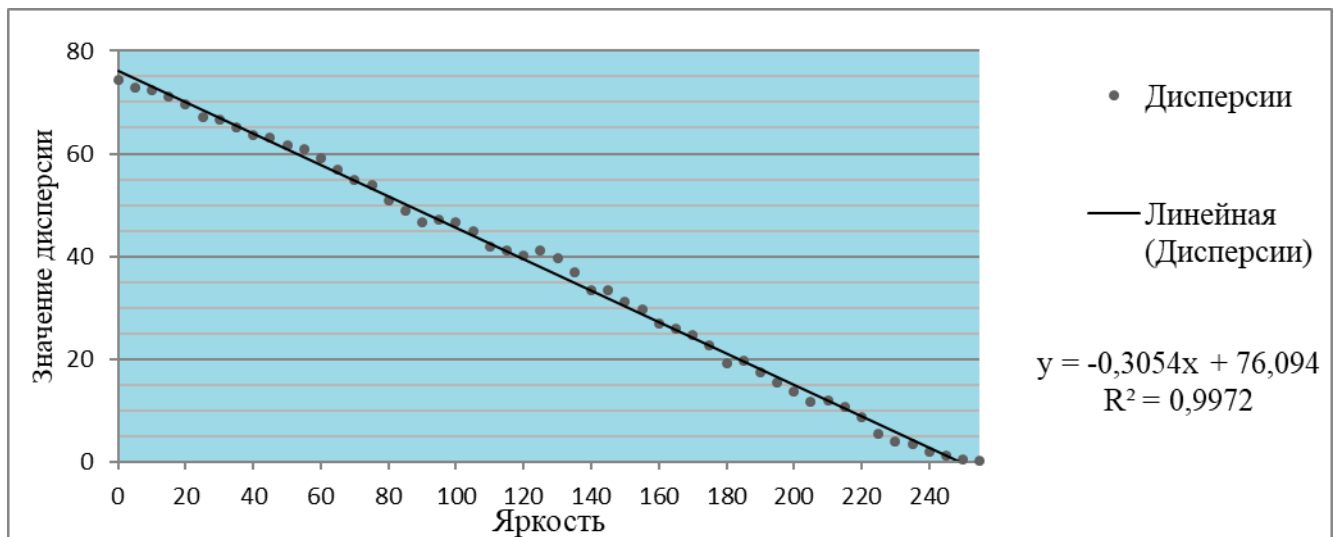


Рис. 3.12. Диаграмма зависимости значения дисперсий для различных уровней яркости с восстановленной дисперсией шума и построенной линией регрессии

Исходя из полученных результатов, видно, что уровень шума линейно убывает в зависимости от яркости на конкретном участке изображения, от максимального значения при минимальной яркости до почти нулевого при максимальной яркости. И если принять значение уровня шума при яркости 0 за  $\sigma$ , то уровень шума в других значениях яркости будет рассчитываться по формуле:

$$\hat{\sigma} = \sigma - \sigma \cdot y / 255, \quad (3.1)$$

где  $y$  – фактические значения яркости пикселя изображения,  $\sigma$  – исходный уровень шума,  $\hat{\sigma}$  – уровень шума рассчитанная для конкретной яркости.

Опираясь на полученные результаты, можно смоделировать шум в цифровом изображении таким образом, что его распределение будет соответствовать действительности.

### **3.3 Вычислительные эксперименты и алгоритмическое обеспечение системы компьютерного и имитационного моделирования фильтрации зашумленных изображений**

Поиск эффективного метода реализации ОМНМ-фильтрации на основе функции потерь вида (2.2) требует исследовать сглаживание самых разных вариантов контрастных перепадов с различным уровнем шума. Получение таких перепадов с помощью имеющегося оборудования в приемлемые временные рамки

не представляется возможным. Было принято решение прибегнуть к компьютерному моделированию контрастных перепадов и последующему их зашумлению на основе полученных данных о распределении шума в цифровых изображениях [117, 128].

### 3.3.1 Реализация компьютерного и имитационного моделирования зашумлённых перепадов

В программе моделирование.xlsm реализована система компьютерного и имитационного моделирования зашумлённых контрастных изображений. Этот модуль зашумляет исходный сигнал в соответствии с полученными при анализе шума данными [128]. В ней задается исходный  $\sigma$  уровень шума для минимальной яркости, а  $\hat{\sigma}$  уровень шума для большей яркости рассчитывается программой по формуле (3.1). Сам шум генерируется с помощью генератора случайных чисел. Так как в языках VBA, C++ и Python стандартными функциями генерируются равномерно распределенные случайные числа, то был использован метод преобразования равномерно распределенной случайной величины в нормально распределенную – метод полярных координат Бокса-Мюллера-Марсальи [93]. Его программная реализация описана в книге Дональда Э. Кнута [25]. Значения яркостей пикселей, выходящие за границы допустимых значений [0; 255] после наложения шума, будут принимать значение 0 у «левой» границы и значение 255 у «правой».

Программа моделирование.xlsm позволяет генерировать выборки, имитирующие контрастный перепад яркости, и вносить в них шум с заданным уровнем  $\sigma$ . Размер выборки должен составлять не менее двух размеров апертуры фильтра. Так, при апертуре  $L = 5$  размер выборки будет составлять 10 значений, первые 5 из которых будут равны нижней границе уровня яркости перепада  $A$ , а другие 5 – верхней границе уровня яркости перепада  $B$ . Далее можно внести шум в соответствии с формулой (3.1). Пример сгенерированной исходной и зашумлённой выборки с параметрами:  $A = 50, B = 150, \sigma = 40, L = 5$  приведен на рис. 3.13.

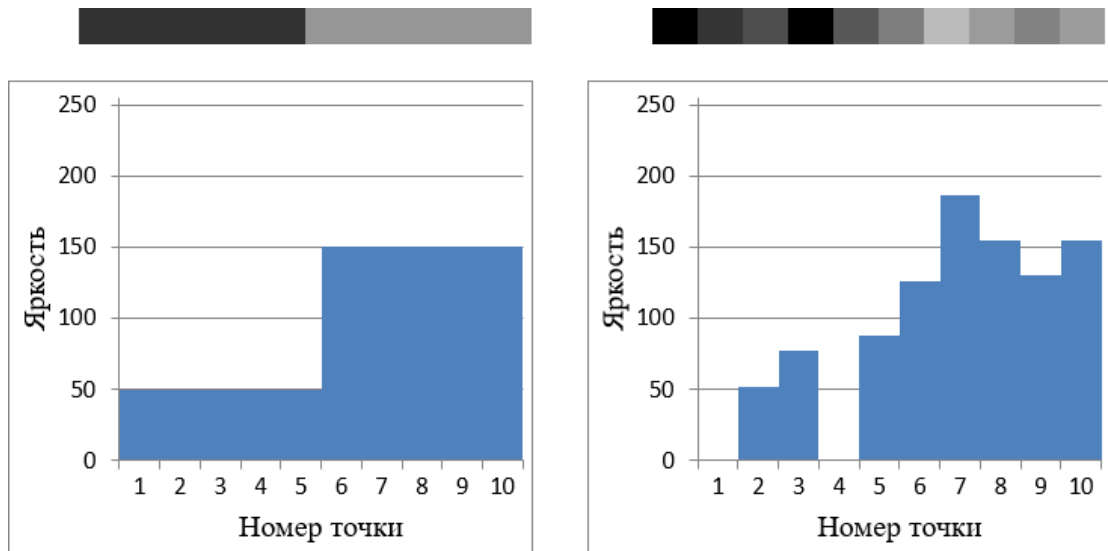


Рис. 3.13. Незашумлённая выборка и ее диаграмма яркостей – слева, зашумлённая выборка и ее диаграмма яркостей – справа

Каждую такую выборку можно сгладить тремя реализованными фильтрами: усредняющим фильтром, медианным фильтром, ОМНМ-фильтром.

При апертуре  $L = 5$  будут обрабатываться значения с номерами 3–8, что дает 6 вариантов распределения величин: в первом случае все значения, попадающие в апертуру, относятся к нижней границе  $A$ ; во втором – четыре значения относятся к нижней  $A$ , а один – к верхней границе  $B$  и т.д. После фильтрации можно оценить, насколько тот или иной фильтр улучшил контраст перепада. Для этого все получившиеся после фильтрации 6 значений с номерами 3–8 сравниваются с таковыми из исходной не зашумлённой выборки. Оценкой эффективности сглаживания служит относительное линейное отклонение, вычисляемое по формуле (2.4). Система компьютерного моделирования позволяет многократно моделировать, сглаживать и сравнивать выборки с одинаковыми параметрами, при этом получается усредненная оценка эффективности сглаживания (табл. 3.1).

Таблица 3.1.

Пример усредненной оценки эффективности сглаживания выборки с параметрами  $A = 50$ ,  $B = 150$ ,  $\sigma = 20$ ,  $L = 5$

Значение	Величина						Отклонение
	1	2	3	4	5	6	
Исходное	50	50	50	150	150	150	
Результирующее	50,60	51,14	57,78	149,68	148,79	149,80	1,876



Для подбора функций  $\alpha = \alpha(\sigma, h, A)$ ,  $\beta = \beta(\sigma, h, A)$  нужно определить зависимость параметров  $\alpha$  и  $\beta$  от характеристик изображения  $A$ ,  $B$  и  $\sigma$ . Программа позволяет моделировать все возможные варианты перепада яркости и сглаживать их ОМНМ-фильтром на основе функции потерь (2.2) при различных параметрах  $\alpha$  и  $\beta$ . Причем следует рассматривать два варианта: 1) нижняя граница  $A = 0$  и шум срезается на значении 0; 2) нижняя граница  $A = 3\sigma$  и шум не достигает значения 0. Все возможные перепады с шагом 10 приведены в табл. 3.2.

Таблица 3.2.

Все возможные варианты перепадов с шагом 10 для двух случаев распределения шума

	Вариант 1 любой $\sigma$ $A - B$	Вариант 2			
		$\sigma=10$	$\sigma=20$	$\sigma=30$	$\sigma=40$
		$A - B$	$A - B$	$A - B$	$A - B$
П е р е п а д	0 - 10				
	0 - 20				
	0 - 30				
	0 - 40	30 - 40			
	0 - 50	30 - 50			
	0 - 60	30 - 60			
	0 - 70	30 - 70	60 - 70		
	0 - 80	30 - 80	60 - 80		
	0 - 90	30 - 90	60 - 90		
	0 - 100	30 - 100	60 - 100	90 - 100	
	0 - 110	30 - 110	60 - 110	90 - 110	
	0 - 120	30 - 120	60 - 120	90 - 120	
	0 - 130	30 - 130	60 - 130	90 - 130	120 - 130
	0 - 140	30 - 140	60 - 140	90 - 140	120 - 140
	0 - 150	30 - 150	60 - 150	90 - 150	120 - 150
	0 - 160	30 - 160	60 - 160	90 - 160	120 - 160
	0 - 170	30 - 170	60 - 170	90 - 170	120 - 170
	0 - 180	30 - 180	60 - 180	90 - 180	120 - 180
	0 - 190	30 - 190	60 - 190	90 - 190	120 - 190
	0 - 200	30 - 200	60 - 200	90 - 200	120 - 200
	0 - 210	30 - 210	60 - 210	90 - 210	120 - 210
	0 - 220	30 - 220	60 - 220	90 - 220	120 - 220
	0 - 230	30 - 230	60 - 230	90 - 230	120 - 230
	0 - 240	30 - 240	60 - 240	90 - 240	120 - 240
	0 - 250	30 - 250	60 - 250	90 - 250	120 - 250

Каждый из смоделированных перепадов сглаживается ОМНМ-фильтром на основе функции потерь (2.2) при различных парах параметров  $\alpha$  и  $\beta$ . Общее число вариантов  $\alpha$  и  $\beta$  будет равно произведению  $R \times C$ , где  $R$  – количество возможных значений  $\alpha$  от  $\alpha_{\min}$  до  $\alpha_{\max}$  с шагом  $\Delta\alpha$  ( $\alpha = [\alpha_{\min} : \alpha_{\max}; \Delta\alpha]$ ),  $C$  – количество возможных значений  $\beta$  от  $\beta_{\min}$  до  $\beta_{\max}$  с шагом  $\Delta\beta$  ( $\beta = [\beta_{\min} : \beta_{\max}; \Delta\beta]$ ). Количество вариантов пар параметров при  $\alpha = [0.1 : 2; 0.1]$  и  $\beta = [2 : 100; 2]$ , которые были использованы в данной работе, составляет 1000. В результате получается таблица оценок среднего линейного отклонения (2.4) ошибок восстановления изображения для конкретного перепада. Программа автоматически строит таблицы оценок для каждого варианта перепада и уровня шума (табл. 3.3) [126].

Пример, приведенный в табл. 3.3, соответствует только одному варианту перепада. Далее, анализируя результаты в таблицах, полученные при помощи программы моделирование.xlsm, находим зависимости параметров  $\alpha$  и  $\beta$  от характеристик изображения  $A$ ,  $B$  и  $\sigma$  для формулы (2.5). Описание алгоритма нахождения параметров приведено в параграфе 2.2.

Для сравнения эффективности сглаживающей функции потерь (2.2) на основе арктангенса с другими функциями, такими как натуральный логарифм и экспонента, был проведено еще два численных эксперимента. Такие же таблицы были построены для функций потерь на основе логарифма  $\rho_{\text{омнм}}(x) = \ln(|x| + 1)$  и экспоненты  $\rho_{\text{омнм}}(x) = 1 - e^{-|x|}$ .

Наилучшие результаты, полученные для перепадов, были занесены в табл. 3.4. В таблице указаны оценки сглаживания выборки каждым из 5 выбранных фильтров перепада с уровнем шума  $\sigma = 20$ . Оценкой будет модуль разницы между идеальным изображением и сглаженным. Серым цветом выделены наилучшие из пяти фильтров оценки эффективности сглаживания, а светло-серым – оценки, которые очень близки к лучшему результату.

Таблица 3.3.

Оценки  $d$  для перепада с параметрами  $A=0$ ,  $B=120$  и  $\sigma=20$ .

$\beta$	$\alpha$																			
	0,1	0,2	0,3	0,4	0,5	0,6	0,7	0,8	0,9	1	1,1	1,2	1,3	1,4	1,5	1,6	1,7	1,8	1,9	2
2	7,97	8,04	8,13	8,41	8,64	8,91	9,15	9,47	9,76	9,87	9,99	10,2	10,3	10,5	10,6	10,7	10,7	10,8	10,9	11,0
4	7,94	8,02	8,04	8,03	8,18	8,31	8,29	8,43	8,67	8,87	9,13	9,26	9,44	9,58	9,76	9,82	9,93	9,98	10,0	10,1
6	7,94	8,00	7,94	7,79	7,55	7,30	7,27	7,34	7,43	7,63	7,77	7,98	8,11	8,32	8,59	8,72	8,82	8,95	8,97	9,10
8	7,94	7,96	7,90	7,54	6,92	6,68	6,55	6,46	6,51	6,46	6,52	6,71	6,83	6,99	7,19	7,27	7,48	7,57	7,66	7,66
10	7,94	7,92	7,80	7,28	6,55	6,08	5,77	5,71	5,48	5,44	5,56	5,64	5,78	5,86	5,88	6,03	6,08	6,16	6,26	6,41
12	7,93	7,92	7,78	6,94	6,24	5,65	5,17	4,97	4,81	4,79	4,72	4,75	4,73	4,81	4,92	5,03	5,10	5,19	5,24	5,35
14	7,93	7,92	7,78	6,64	5,87	5,16	4,71	4,33	4,19	4,15	4,25	4,33	4,38	4,42	4,40	4,46	4,50	4,59	4,61	4,69
16	7,93	7,90	7,68	6,47	5,59	4,81	4,22	4,05	3,87	3,75	3,82	3,83	3,83	3,90	3,90	3,99	4,01	4,15	4,22	4,28
18	7,93	7,90	7,59	6,35	5,32	4,43	3,90	3,76	3,56	3,43	3,42	3,46	3,50	3,56	3,67	3,75	3,78	3,85	3,91	3,97
20	7,93	7,89	7,55	6,27	4,99	4,04	3,72	3,43	3,23	3,24	3,29	3,33	3,34	3,41	3,46	3,55	3,62	3,68	3,74	3,80
22	7,93	7,89	7,52	6,02	4,76	3,85	3,51	3,21	3,10	3,14	3,15	3,12	3,14	3,22	3,29	3,38	3,45	3,55	3,64	3,69
24	7,93	7,88	7,42	5,80	4,49	3,75	3,31	3,07	3,02	3,03	3,04	3,04	3,04	3,11	3,21	3,33	3,45	3,55	3,62	3,68
26	7,93	7,89	7,35	5,68	4,31	3,55	3,14	2,98	2,89	2,91	2,98	2,93	3,00	3,08	3,20	3,31	3,41	3,51	3,62	3,72
28	7,93	7,89	7,21	5,59	4,16	3,39	2,98	2,90	2,80	2,87	2,91	2,97	3,08	3,21	3,35	3,48	3,60	3,71	3,80	3,80
30	7,93	7,90	7,18	5,43	4,00	3,34	2,91	2,82	2,74	2,83	2,94	2,92	3,00	3,14	3,30	3,43	3,57	3,72	3,82	3,94
32	7,93	7,90	7,16	5,40	3,88	3,15	2,86	2,71	2,69	2,88	2,98	3,00	3,07	3,21	3,38	3,53	3,70	3,80	3,91	4,02
34	7,93	7,90	7,12	5,24	3,78	3,08	2,84	2,67	2,72	2,93	3,05	3,08	3,13	3,29	3,49	3,62	3,79	3,91	4,04	4,15
36	7,93	7,90	7,10	5,17	3,71	2,94	2,75	2,65	2,71	3,00	3,15	3,13	3,19	3,35	3,55	3,73	3,89	4,04	4,17	4,29
38	7,93	7,90	6,98	5,05	3,56	2,90	2,65	2,63	2,76	3,07	3,24	3,17	3,23	3,43	3,66	3,85	4,02	4,17	4,31	4,43
40	7,93	7,89	6,94	5,03	3,43	2,89	2,62	2,62	2,80	3,14	3,30	3,23	3,30	3,52	3,77	3,97	4,15	4,32	4,46	4,57
42	7,93	7,87	6,83	4,94	3,40	2,86	2,61	2,65	2,87	3,22	3,37	3,25	3,38	3,62	3,87	4,10	4,29	4,47	4,61	4,74
44	7,92	7,85	6,81	4,85	3,32	2,83	2,60	2,67	2,89	3,30	3,41	3,30	3,47	3,73	4,00	4,23	4,45	4,63	4,77	4,93
46	7,90	7,85	6,73	4,81	3,26	2,80	2,58	2,68	2,95	3,38	3,44	3,35	3,56	3,85	4,13	4,38	4,61	4,79	4,96	5,14
48	7,90	7,85	6,67	4,73	3,22	2,74	2,57	2,71	3,00	3,45	3,47	3,41	3,66	3,97	4,27	4,55	4,78	4,98	5,18	5,37
50	7,90	7,84	6,68	4,68	3,21	2,71	2,61	2,72	3,06	3,47	3,51	3,49	3,77	4,11	4,42	4,71	4,96	5,19	5,41	5,63
52	7,90	7,84	6,56	4,57	3,21	2,70	2,62	2,75	3,10	3,52	3,54	3,57	3,90	4,26	4,59	4,89	5,16	5,41	5,67	5,91
54	7,90	7,82	6,51	4,48	3,12	2,65	2,64	2,78	3,15	3,57	3,60	3,68	4,04	4,42	4,76	5,09	5,38	5,66	5,94	6,24
56	7,90	7,82	6,46	4,36	3,08	2,62	2,60	2,81	3,22	3,62	3,66	3,79	4,20	4,60	4,96	5,29	5,61	5,94	6,26	6,59
58	7,90	7,82	6,41	4,30	3,02	2,61	2,63	2,85	3,28	3,65	3,70	3,92	4,36	4,78	5,16	5,52	5,86	6,23	6,60	7,00
60	7,90	7,82	6,42	4,24	2,99	2,59	2,64	2,88	3,30	3,69	3,75	4,04	4,52	4,97	5,37	5,75	6,14	6,54	6,98	7,45
62	7,90	7,83	6,38	4,23	2,97	2,59	2,63	2,90	3,33	3,73	3,83	4,18	4,70	5,16	5,58	5,99	6,42	6,89	7,39	7,94
64	7,90	7,83	6,36	4,18	2,93	2,59	2,63	2,93	3,38	3,75	3,90	4,32	4,88	5,37	5,79	6,24	6,72	7,24	7,84	8,48
66	7,90	7,83	6,34	4,15	2,88	2,57	2,65	2,97	3,41	3,79	3,99	4,50	5,08	5,57	6,02	6,51	7,05	7,65	8,31	9,06
68	7,90	7,83	6,31	4,09	2,88	2,59	2,67	3,01	3,44	3,83	4,06	4,67	5,29	5,78	6,25	6,78	7,38	8,06	8,83	9,70
70	7,90	7,81	6,31	3,99	2,89	2,60	2,69	3,05	3,48	3,90	4,15	4,90	5,51	6,00	6,49	7,05	7,72	8,49	9,40	10,3
72	7,90	7,81	6,29	3,94	2,86	2,58	2,71	3,08	3,53	3,93	4,28	5,14	5,73	6,22	6,72	7,34	8,08	8,97	9,98	11,1
74	7,90	7,81	6,26	3,93	2,87	2,58	2,72	3,12	3,58	3,96	4,44	5,35	5,93	6,43	6,96	7,64	8,46	9,46	10,6	11,8
76	7,90	7,81	6,26	3,93	2,86	2,59	2,72	3,15	3,62	4,03	4,64	5,56	6,13	6,63	7,20	7,93	8,86	9,98	11,2	12,6
78	7,90	7,81	6,26	3,91	2,86	2,60	2,74	3,15	3,68	4,06	4,82	5,77	6,34	6,83	7,43	8,23	9,27	10,5	11,9	13,4
80	7,90	7,81	6,22	3,87	2,87	2,61	2,75	3,17	3,71	4,11	5,02	6,00	6,52	7,02	7,66	8,53	9,68	11,0	12,6	14,2
82	7,90	7,81	6,18	3,80	2,87	2,62	2,76	3,21	3,77	4,17	5,25	6,21	6,70	7,20	7,88	8,84	10,1	11,6	13,3	15,0
84	7,90	7,81	6,18	3,75	2,84	2,60	2,78	3,25	3,81	4,28	5,48	6,41	6,86	7,36	8,10	9,16	10,5	12,2	14,0	15,8
86	7,90	7,79	6,18	3,73	2,84	2,60	2,79	3,28	3,86	4,37	5,76	6,59	7,01	7,52	8,31	9,48	11,0	12,8	14,6	16,5
88	7,90	7,77	6,16	3,73	2,82	2,61	2,80	3,33	3,91	4,49	6,00	6,75	7,15	7,67	8,52	9,82	11,4	13,3	15,3	17,2
90	7,90	7,77	6,17	3,69	2,82	2,62	2,82	3,34	3,97	4,60	6,26	6,90	7,27	7,81	8,74	10,1	11,9	13,9	16,0	17,9
92	7,90	7,77	6,15	3,66	2,79	2,61	2,83	3,38	4,01	4,71	6,47	7,02	7,37	7,94	8,97	10,5	12,4	14,5	16,6	18,5
94	7,90	7,77	6,12	3,64	2,78	2,61	2,86	3,41	4,06	4,82	6,68	7,12	7,47	8,07	9,18	10,8	12,9	15,1	17,2	19,1
96	7,90	7,77	6,12	3,63	2,77	2,62	2,88	3,43	4,12	5,02	6,85	7,21	7,55	8,19	9,41	11,2	13,4	15,6	17,7	19,7
98	7,90	7,76	6,07	3,61	2,77	2,62	2,90	3,44	4,17	5,25	6,99	7,29	7,62	8,32	9,64	11,5	13,8	16,1	18,2	20,1
100	7,90	7,77	6,07	3,60	2,77	2,63	2,92	3,48	4,23	5,48	7,11	7,36	7,69	8,44	9,88	11,9	14,3	16,6	18,7	20,6

Результаты сравнения фильтров: 1 – линейное усреднение; 2 – медианный фильтр; 3 – ОМНМ-фильтр на основе логарифма; 4 – ОМНМ-фильтр на основе экспоненты; 5 – ОМНМ-фильтр на основе функции потерь (2.2)

перепад, <i>A-B</i>	фильтр				
	1	2	3	4	5
0-30	8,72	7,17	5,86	6,05	6,07
0-60	14,10	8,70	6,47	6,25	5,69
0-90	20,37	8,15	4,45	5,62	4,41
0-120	26,80	7,60	2,64	3,55	2,57
0-150	32,46	6,95	2,29	2,05	2,04
0-180	38,64	6,57	2,28	2,20	2,20
0-210	44,25	5,72	2,04	2,15	2,03
0-240	50,39	4,68	1,85	2,26	2,05

Фильтры 3, 4 и 5 очень похожи по эффективности, но в большинстве случаев фильтр на основе функции потерь (2.2) опережает другие фильтры. Время, затраченное на обработку фильтрами 3 и 4 в процентном соотношении к фильтру 5, составляет 107% и 123% соответственно. Следовательно, фильтр на основе функции потерь (2.2) более предпочтителен.

### 3.3.2 Исследование эффективности подавления шума ОМНМ-фильтром

Программа `фильтр.xlsm` позволяет реализовать фильтрацию изображений в градации серого на основе ОМНМ-фильтра с функцией потерь (2.2) и подбором параметров  $\alpha$  и  $\beta$  (2.5). А также сравнить эффективность ОМНМ-фильтра на основе функции потерь (2.2) с известными фильтрами.

Для проверки эффективности ОМНМ-фильтра было использовано реальное изображение перепадов яркости. С цифровой камеры было получено изображение с различными вариантами контрастных перепадов яркости. Были выбраны три варианта перепадов яркости *A-B*: 50-210, 50-150, 80-120 (рис. 3.14). Уровень шума во всех трех случаях был одинаков, так как перепады получены с одного изображения.

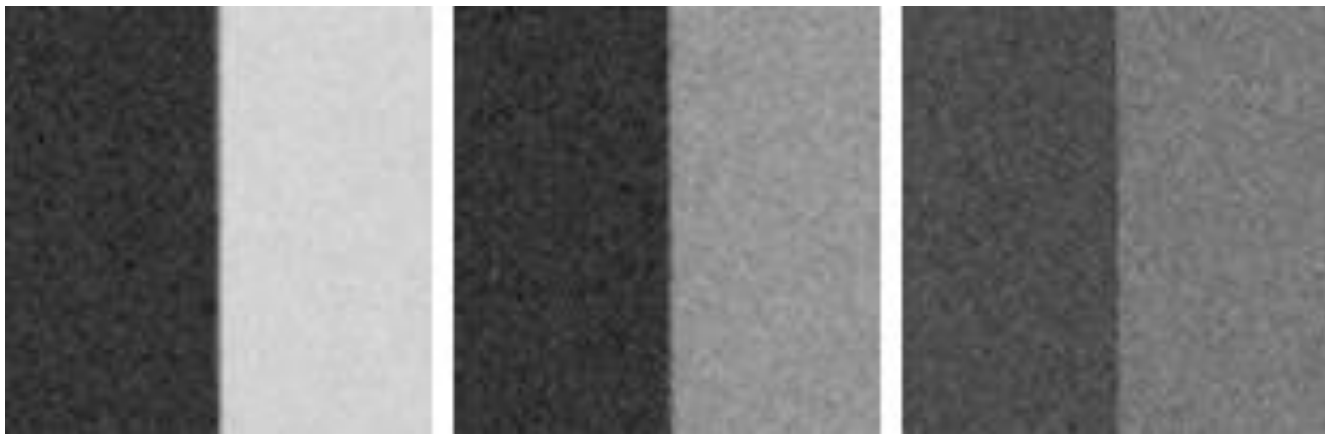


Рис. 3.14. Перепады яркости, слева направо: 50-210, 50-150, 80-120

Рассмотрим более подробно один из вариантов [119]. Модель перепада с шумом  $y_k = f_k + \eta_k$ , где  $y_k$  – яркость пикселей зашумлённого изображения;  $f_k$  – исходное незашумлённое изображение, равное 50 по одну сторону от перепада и 150 – по другую;  $\eta_k$  – шум с различной дисперсией, соответствующей яркости. Перепад яркости в таком случае будет равен  $h = 100$ . Рассматривать имеет смысл пиксели, лежащие в непосредственной близости от перепада и расстояние до которых не превышает размер апертуры. Случай, когда в апертуру не попадает контрастный перепад, не показателен, так как здесь хорошо работают фильтры, разработанные для неконтрастных областей, например, линейные фильтры.

Одним из методов сглаживания экспериментальных данных является скользящее сглаживание  $L$ -типа [59]. Положим апертуру фильтров  $L = 5$ . В качестве сглаживающего фильтра будем использовать медианный фильтр [108], так как он устойчив к резким выбросам, и фильтр на основе ОМНМ [117].

Пусть перепад происходит в пикселе с номером 6. На рис. 3.15 показана последовательность значений математического ожидания скользящей медианы вблизи перепада яркости, равного 100, и апертуре сглаживания равной 5.

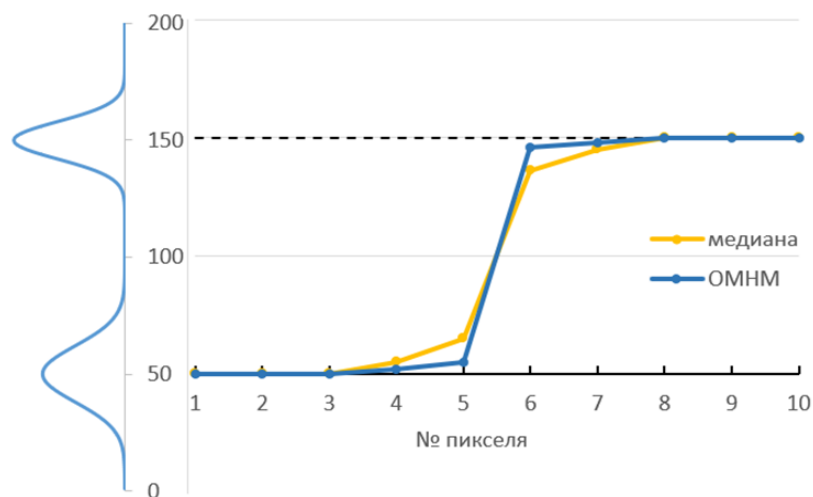


Рис. 3.15. Математическое ожидание скользящих медианы и ОМНМ для модели «перепад+шум»

В представленном на рисунке случае, при скользящем сглаживании  $L$ -типа с апертурой фильтров  $L = 5$ , когда искомый пиксель находится в позиции 3, в апертуру попадают значения пикселей с номерами 1–5 и для всех математическое ожидание яркости будет равно 50, поэтому оба фильтра сработают схожим образом. Но в случае, когда искомый пиксель находится в позиции 4, то в апертуру попадут пиксели с номерами 2–6. Соответственно 4 пикселя, попадающих в апертуру, будут иметь математическое ожидание равное 50, а последний пиксель – 150. Значение яркости этого пикселя будет являться засорением, имеющим отличное от остальных значений математическое ожидание и дисперсию, в итоге имеет место несимметричное засорение. В таком случае медиана выберет не среднее значение яркости из четырех, имеющие одинаковые характеристики, а смещенное в сторону резкого выброса (третье из четырех). ОМНМ-фильтр более устойчив к несимметричному засорению, что было продемонстрировано в [55] применительно к фильтрации сигналов, следовательно, смещение будет менее выражено. Еще более выраженное смещение имеет место в случае, когда искомый пиксель находится в позиции 5. Здесь в апертуру попадут пиксели с номерами 3–7, соответственно 3 пикселя будут иметь м. о., равное 50, а 2 пикселя – 150. Несимметричным засорением в этом случае будут являться уже два из пяти значений, попадающих в апертуру. Медиана выберет наибольшее из трех значений, которые не являются несимметричным засорением для конкретного случая.

Когда фильтр будет двигаться дальше, то несимметричным засорением будут считаться яркости пикселей м. о. которых равно 50, но ситуация повторится и смещение также будет иметь место. Медиана в данном случае заметно искажает полезный сигнал, что приводит к растеканию контрастной границы на контрастном перепаде. ОМНМ-фильтр меньше искажает полезный сигнал на перепаде, и растекание контрастной границы хоть и имеет место, но в значительно меньшей степени (рис. 3.16).



Рис. 3.16. Фильтрация зашумлённого перепада 50-150

Причем с увеличением величины перепада  $h$  выигрыш ОМНМ-фильтра будет увеличиваться (рис. 3.17).

В случае уменьшения  $h$  или увеличения с.к.о. шума эффективность применения будет снижаться (рис. 3.18), и когда распределение яркостей на нижней границе перепада в значительной мере будет накладываться на распределение яркостей на верхней границе перепада, выигрыш ОМНМ-фильтрации по сравнению с медианной фильтрацией может сойти на нет.



Рис. 3.17. Фильтрация зашумлённого перепада 50-210



Рис. 3.18. Фильтрация зашумлённого перепада 80-120

Эффективность сглаживания перепадов оценивалось как среднее линейное отклонение  $d$  по формуле (2.4). Характеристики среднего линейного отклонения для рассмотренных перепадов приведены в табл. 3.5.

Таблица 3.5

Величина среднего линейного отклонения  $d$  для рассмотренных случаев

Перепад, $A-B$	$h$	Медианный фильтр	ОМНМ- фильтр
50-210	160	3,2	0,4
50-150	100	4,1	2,1
80-120	40	3,7	2,8

Чем меньше величина перепада, тем выше значение среднего линейного отклонения для ОМНМ-фильтра. Данный фильтр эффективен в случае, если величина перепада  $h$  больше или равна с.к.о. шума.

Для оценки эффективности работы различных фильтров на большом количестве перепадов была использована система компьютерного моделирования фильтрации контрастных изображений. Программой моделирование.xlsm были сгенерированы выборки для различных вариантов перепада яркостей (табл. 3.6).

Каждый перепад был зашумлен шумом различной величины: 10, 20, 30, 40. Соответственно, на каждый перепад приходилось по 4 уровня зашумления. Это дало в итоге 228 различных вариантов, каждый из которых был смоделирован 10000 раз для уменьшения влияния случайной погрешности.



Различные варианты перепадов яркости

для A=0	для A=60	для A=120
A - B	A - B	A - B
0 - 10	60 - 70	120 - 130
0 - 20	60 - 80	120 - 140
0 - 30	60 - 90	120 - 150
0 - 40	60 - 100	120 - 160
0 - 50	60 - 110	120 - 170
0 - 60	60 - 120	120 - 180
0 - 70	60 - 130	120 - 190
0 - 80	60 - 140	120 - 200
0 - 90	60 - 150	120 - 210
0 - 100	60 - 160	120 - 220
0 - 110	60 - 170	120 - 230
0 - 120	60 - 180	120 - 240
0 - 130	60 - 190	120 - 250
0 - 140	60 - 200	
0 - 150	60 - 210	
0 - 160	60 - 220	
0 - 170	60 - 230	
0 - 180	60 - 240	
0 - 190	60 - 250	
0 - 200		
0 - 210		
0 - 220		
0 - 230		
0 - 240		
0 - 250		

Далее все выборки были отфильтрованы при помощи различных фильтров: 1 – усредняющий фильтр; 2 – медианный фильтр; 3 – ОМНМ-фильтр на основе функции потерь (2.1); 4 – сглаживание на основе функции потерь Мешалкина

$$\rho_M(x) = \frac{1}{\lambda} \left( 1 - \exp\left(-\frac{\lambda x^2}{2}\right) \right) \quad [37] \text{ с } \lambda=1; \text{ 5 – ОМНМ-фильтр на основе функции}$$

потерь (2.2) с автоматическим подбором параметров  $\alpha$  и  $\beta$  (2.5). Все фильтры были реализованы в виде функций, где на вход поступал массив значений равный по размеру апертуре, а на выходе было сглаженное значение.

Полученные результаты занесены в табл. 3.7. В таблицах указаны оценки сглаживания выборки каждым из 5 выбранных фильтров перепада с различными

уровнями шума. Оценкой, как и в табл. 3.3, будет модуль разницы между идеальным изображением и сглаженным.

Таблица 3.7

Результаты сравнения фильтров: 1 – линейное усреднение; 2 – медианный фильтр; 3 – ОМНМ-фильтр на основе функции потерь (1); 4 – сглаживание на основе функции потерь Мешалкина с  $\lambda=1$ ; 5 – ОМНМ-фильтр на основе функции потерь (2.2)

Уровень шума		$\sigma = 10$					$\sigma = 30$				
Фильтр		1	2	3	4	5	1	2	3	4	5
Перепад, А-В	0-10	3,31	2,71	2,63	2,53	2,26	9,36	3,82	4,08	3,84	3,96
	0-30	7,27	4,65	3,97	3,49	2,72	9,62	8,49	7,85	8,11	7,11
	0-60	13,21	4,24	5,36	6,48	2,00	15,64	11,12	9,64	13,25	9,47
	0-120	25,2	3,73	8,94	10,57	1,10	27,65	11,24	11,39	18,57	5,58
	0-180	37,21	3,02	12,29	12,91	1,05	39,57	9,03	15,56	17,41	3,39
	0-240	49,21	2,54	17,94	17,45	1,04	51,63	7,71	20,59	19,70	3,37
	60-70	2,17	2,43	1,77	1,82	2,11	2,11	2,52	3,09	3,41	2,46
	60-90	6,23	2,90	2,20	2,88	1,30	5,84	6,07	5,08	7,69	5,17
	60-120	12,01	2,90	3,49	4,60	0,36	12,02	8,07	6,77	10,36	6,16
	60-180	24,01	2,14	10,03	11,60	0,08	24,06	6,46	10,82	13,02	2,94
	60-240	36,00	1,68	27,13	27,08	0,02	36,03	5,03	28,70	31,37	1,13
	120-130	1,91	1,63	2,06	1,64	1,73	2,09	2,51	2,47	2,31	2,12
	120-150	6,11	1,97	2,16	2,36	0,7	6,3	5,76	5,56	4,58	4,52
	120-180	12,01	1,68	4,19	4,94	0,14	12,00	5,02	5,20	6,10	3,17
120-240	24,00	1,20	17,41	17,1	0,04	24,00	3,63	18,77	19,98	0,82	

В табл. 3.7 выделены серым наилучшие оценки эффективности для каждого перепада. По результатам проведенных вычислительных экспериментов была выявлена область эффективной применимости разработанного фильтра. Величина среднего линейного отклонения  $d$  при ОМНМ-фильтрации уменьшается с увеличением величины перепада  $h$  при неизменном уровне шума  $\sigma$ . С увеличением  $\sigma$  оценка  $d$  увеличивается при неизменном  $h$ . Таким образом, чем выше величина  $h$  обрабатываемого перепада (выше контраст), тем больше преимущество ОМНМ-фильтрации в сравнении с медианной фильтрацией. При уменьшении контраста или увеличении уровня шума  $\sigma$  выигрыш уменьшается. ОМНМ-фильтр оказывается эффективнее медианного фильтра, когда величина контрастного

перепада  $h > \sigma$ . Фильтр 5 адаптируется к характеристикам сглаживаемого участка, чего в свою очередь не может фильтр 3.

### **3.4 Алгоритмы для обработки цифровых контрастных изображений**

При фильтрации смоделированных выборок не возникало задачи выбора правильной ориентации апертуры и поиска других параметров изображения. Однако при работе с реальными изображениями такая задача появляется. Программа для сглаживания изображений `general.py` позволяет находить все необходимые параметры для ОМНМ-фильтрации на основе функции потерь (2.2) и производить сглаживание контрастного изображения различными фильтрами.

Общая схема работы программы выглядит следующим образом (рис. 3.19).

Программа позволяет работать с изображениями в распространенных форматах таких, как `bmp`, `png`, `jpg`, `tiff` и т.д. Наряду со сглаживанием изображений различными фильтрами программа позволяет сравнивать и качество сглаживания этими фильтрами. Кроме того, в программе реализована возможность сглаживания и другими фильтрами, такими как линейный фильтр и медианный фильтр (2.2) [124].

Загрузка изображения происходит в цветовой модели `BGR`, но для подавления шума удобнее использовать цветовую модель `HSV` (англ. Hue, Saturation, Value – тон, насыщенность, значение).

Устранение цветового шума не является сложной задачей. Для подавления цветового шума достаточно применить фильтр Гаусса для цветовых каналов изображения в моделях `HSV` или `LAB` [119]. Результат подавления цветового шума приведен на рис. 3.20.

Основная информация об изображении хранится в яркостном канале, поэтому далее работаем только с яркостным каналом изображения.

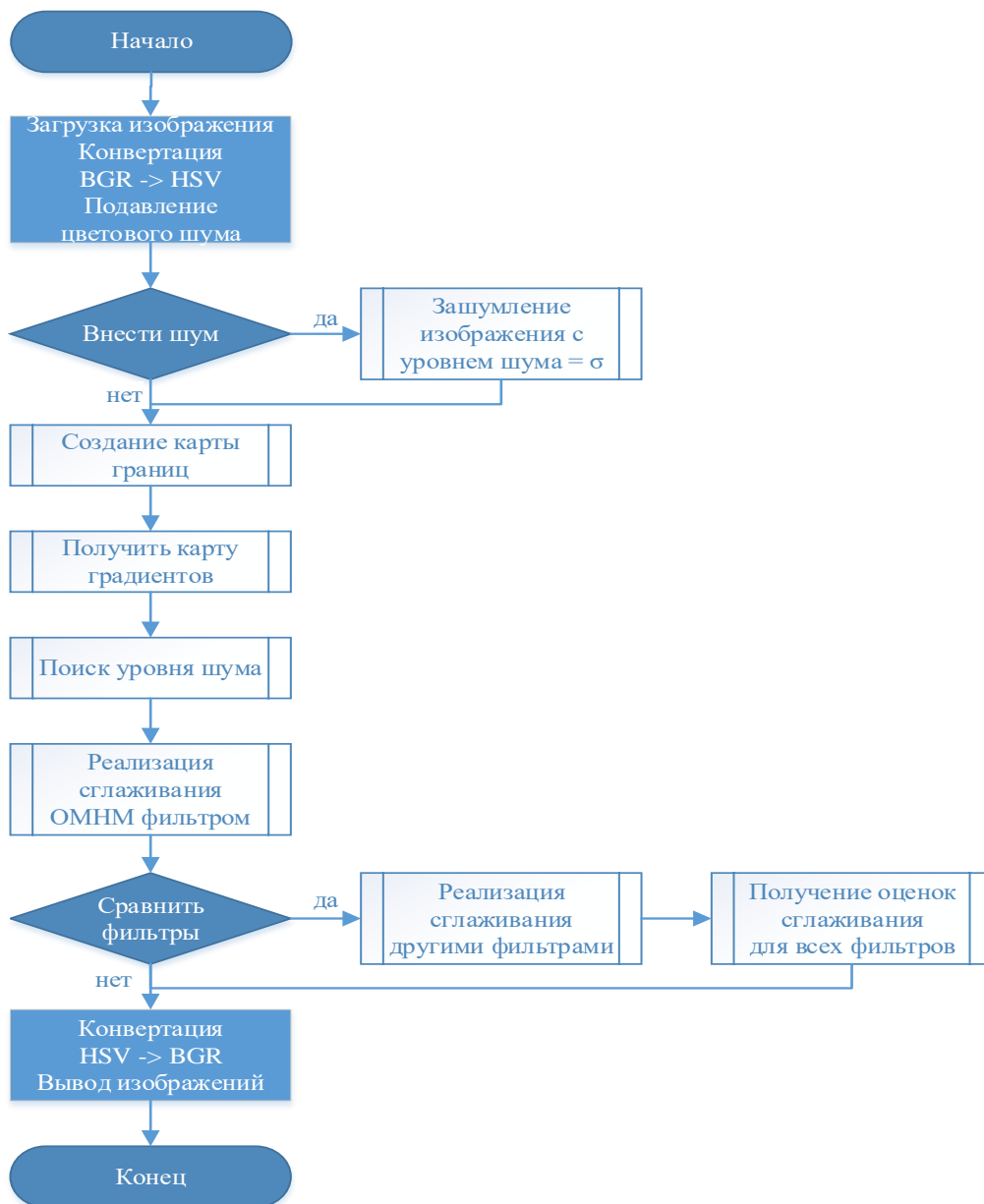


Рис 3.19 Схема работы программы general.py

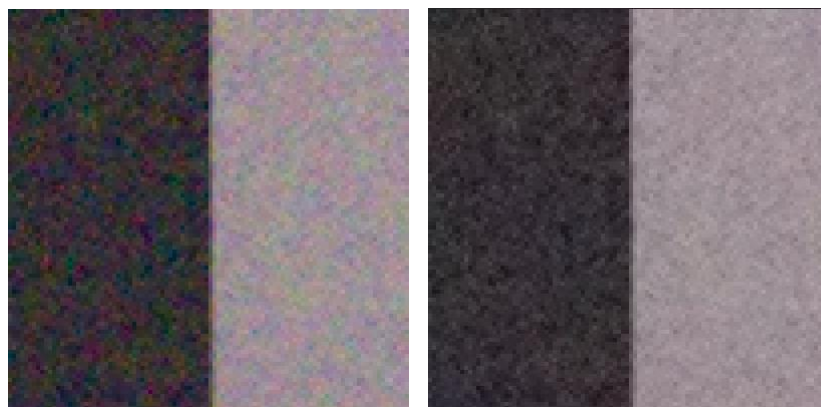


Рис. 3.20. Зашумлённое контрастное изображение: до подавления цветового шума – слева, после подавления цветового шума – справа

В том случае, если потребуется зашумление изображения для последующего сравнения эффективности фильтров, то выполняем соответствующую операцию. Зашумление изображения производит программный модуль Make\_noise, где  $\sigma$  – уровень шума рассчитывается по формуле (3.1). Схема алгоритма представлена на рис. 3.21.

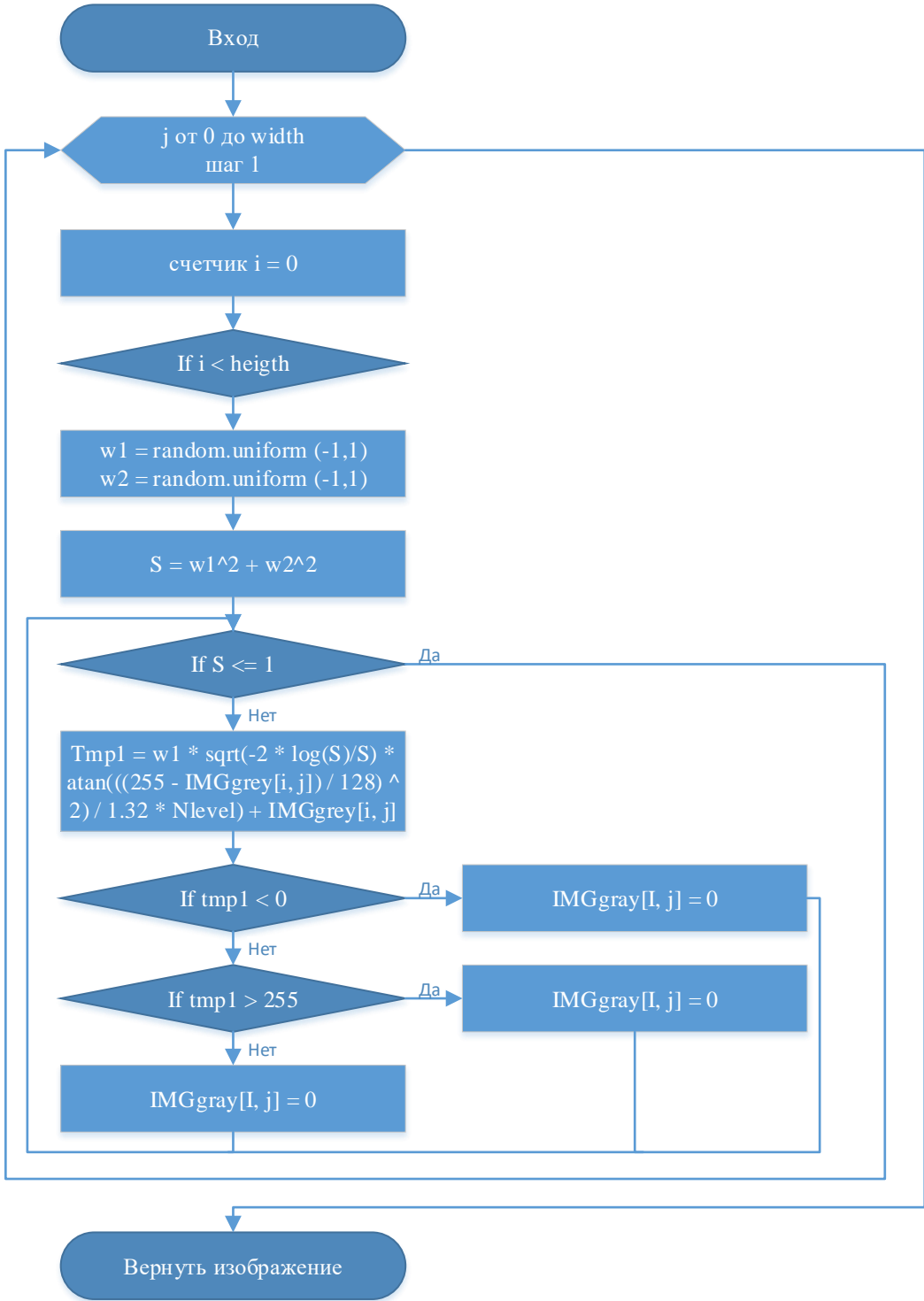


Рис 3.21. Схема работы алгоритма Make\_noise

Следующие шаги необходимы для поиска необходимой информации из изображения.

1. Поиск примерного расположения границ контраста в изображении (карта границ). Процедура, реализующая метод Кенни из библиотеки OpenCV.
2. Создание карты градиента. Программный модуль `cart_of_gradient`.
3. Поиск уровня шума в изображении. Программный модуль `Get_Nlevel`.

Для реализации поиска примерного расположения границ контраста были рассмотрены некоторые методы выделения границ [28, 31]. Наиболее приемлемым вариантом оказался метод, описанный в работе Кенни [74]. Он был предложен на заре компьютерного зрения (1986 год). Детектор границ Кенни широко используется по сей день, например, в области машинного зрения.

В [73] описан метод и приведена реализация алгоритма на языке C++. При работе детектора выполняются следующие операции:

- Убрать шум и лишние детали из изображения
- Рассчитать градиент изображения
- Сделать края тонкими (`edge thinning`)
- Связать края в контуры (`edge linking`)

Недостатком метода является высокая восприимчивость к шумам и лишним текстурам. Применение к зашумлённому изображению не даст положительного результата. Поэтому прежде необходимо удалить шумы и лишние детали на изображении. Сделать это можно, воспользовавшись фильтром Гаусса.

Детектор границ Кенни реализован в библиотеке компьютерного зрения OpenCV. Так как эта библиотека свободно распространяемая, можно воспользоваться уже готовой реализацией данного метода на языке C++.

В OpenCV детектор границ Кенни реализуется функцией, которая обрабатывает только одноканальные изображения. В нашем случае таким изображением будет канал значений `Value` в цветовой модели HSV. На вход фильтра подается 8-битное изображение, а на выходе мы получаем изображение такого же формата и разрешения, где границы отмечены белым цветом, а области, не содержащие границ, залиты черным цветом.

Пример карты границ, полученной после обработки исходного изображения, приведен на рис. 3.22.

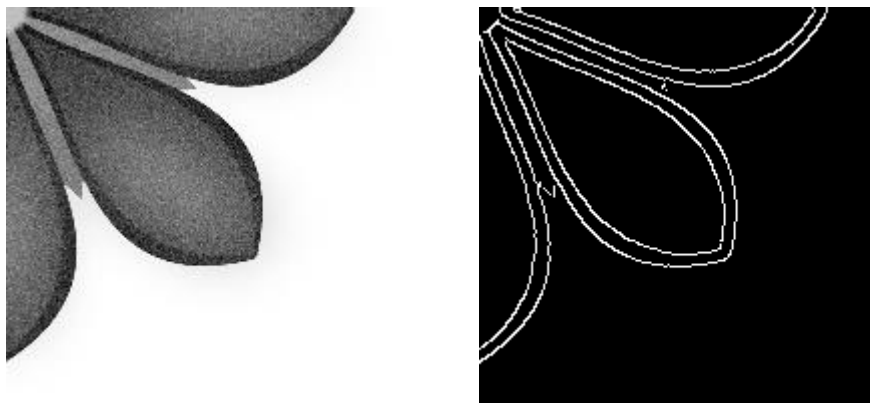


Рис. 3.22. Слева исходное зашумлённое изображение, справа карта границ исходного зашумлённого изображения

Карта границ служит ориентиром для последующей работы фильтра и способствует правильному расположению апертуры при сглаживании. Апертура ориентирована перпендикулярно направлению границы контраста. Далее будут рассмотрены варианты ориентации апертуры на основе анализа расположения контрастных границ.

Алгоритм построения карты градиента реализуется программным модулем `cart_of_gradient`. Он строит карту градиента используя уже полученную карту границ. Карта градиентов необходима для корректного выбора параметров  $h$  и  $A$ , необходимые для формулы (2.5). Она представляет собой сильно сглаженное изображение, где сохранены границы контраста. Описание метода построения карты градиентов приведено в параграфе 2.2.3.

Пример построенной карты градиентов приведен на рис. 3.23.



Рис. 3.23. Карта градиентов

Схема алгоритма `cart_of_gradient` приведена на рис. 3.24.

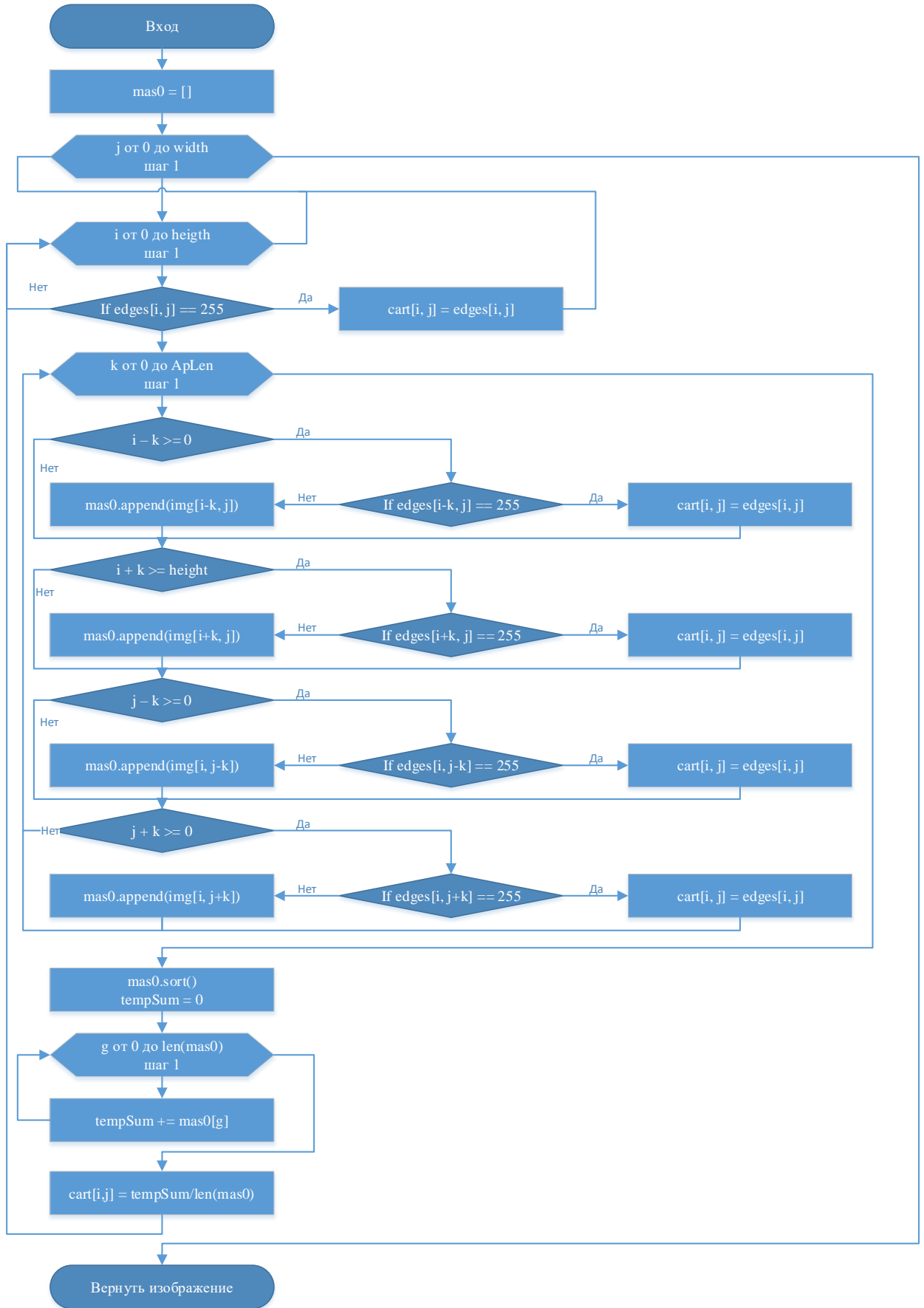


Рис. 3.24. Алгоритм построения карты градиентов



Для экономии времени построения карты градиентов можно обрабатывать только те пиксели, которые находятся не дальше размера апертуры от границ контраста. В таком случае не будут обрабатываться пиксели, не участвующие в выборе параметров  $A$  и  $B$  при последующей фильтрации.

Уровень шума  $\sigma$  необходимый для формулы (2.5) определяется при помощи программного модуля Get\_Nlevel (рис. 3.25). Оценка уровня шума получается путем попиксельного сравнения двух изображений: исходного зашумлённого и обработанного медианным или усредняющим фильтром.

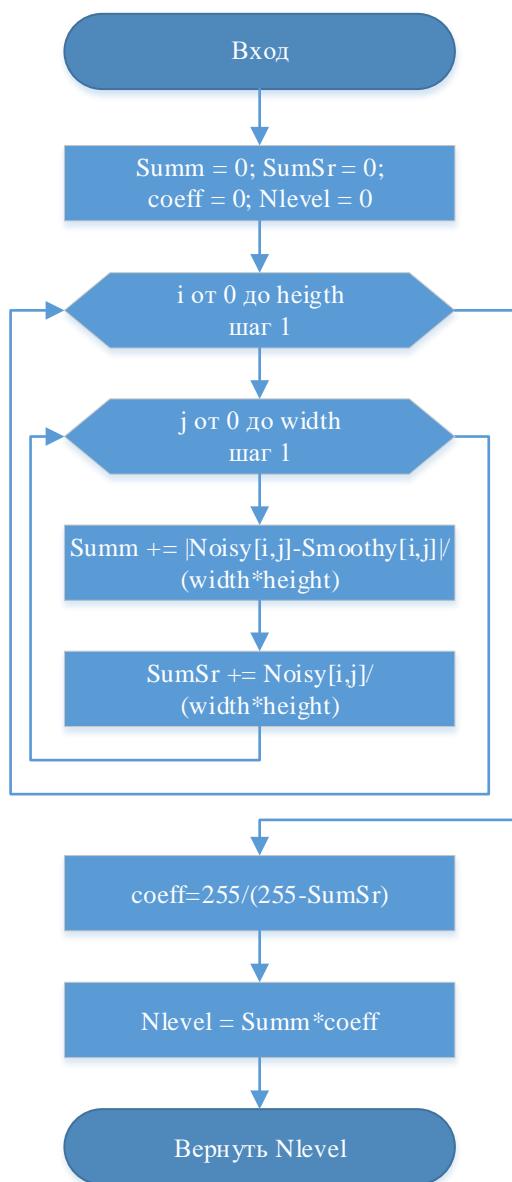


Рис. 3.25. Алгоритм получения уровня шума

Реализации медианного и усредняющего фильтров для этой операции представлены в модуле Reduce.

Модули разности яркости двух изображений складываются и делятся на общее количество пикселей в изображении. Далее находится средняя яркость зашумлённого изображения. Коэффициент усиления шума рассчитывается по формулам (2.6), (2.7).

Получив все данные для расчета параметров  $\alpha$  и  $\beta$  (2.5), необходимых для функции (2.2), запускается сам алгоритм фильтрации (рис. 3.26).



Рис. 3.26. Алгоритм фильтрации

Проходя по маске, полученной после применения детектора границ Кенни, выбираются для фильтрации пиксели в некоторой области от границы контраста. Пиксели, которые будут сглажены фильтром, располагаются на расстоянии, не превышающем половины апертуры плюс один пиксель от границ контраста. Выбор пикселей для величины апертуры, равной пяти, представлен на рис. 3.27.



Рис. 3.27. Область фильтрации

Оставшиеся области изображения не будут иметь контрастных границ, поэтому для них используется линейное сглаживание.

Апертура может располагаться в пространстве 4 способами (рис 3.28):

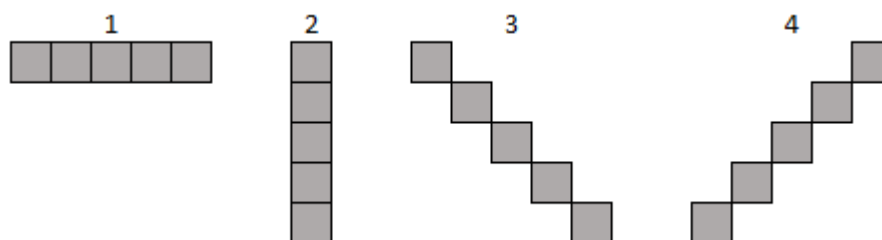


Рис. 3.28. Возможные виды апертуры

Выбор правильной ориентации апертуры производится по расположению соседних пикселей в карте границ. Всего получается 20 различных вариантов, которые будут распределены в группы (рис. 3.29–3.32), где для всех вариантов в одной группе будет соответствовать одно расположение апертуры:

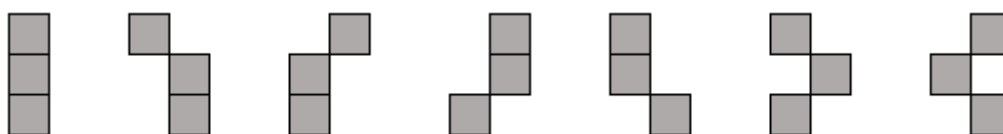


Рис. 3.29. Варианты расположения пикселей контрастной границы, для которых применяется апертура вида «1»

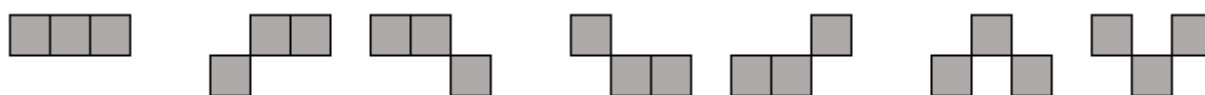


Рис. 3.30. Варианты расположения пикселей контрастной границы, для которых применяется апертура вида «2»

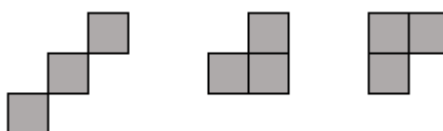


Рис. 3.31. Варианты расположения пикселей контрастной границы, для которых применяется апертура вида «3»

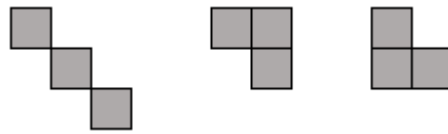


Рис. 3.32. Варианты расположения пикселей контрастной границы, для которых применяется апертура вида «4»

Выбрав нужную апертуру, производится сглаживание. Схема алгоритма изображена на рис. 3.33

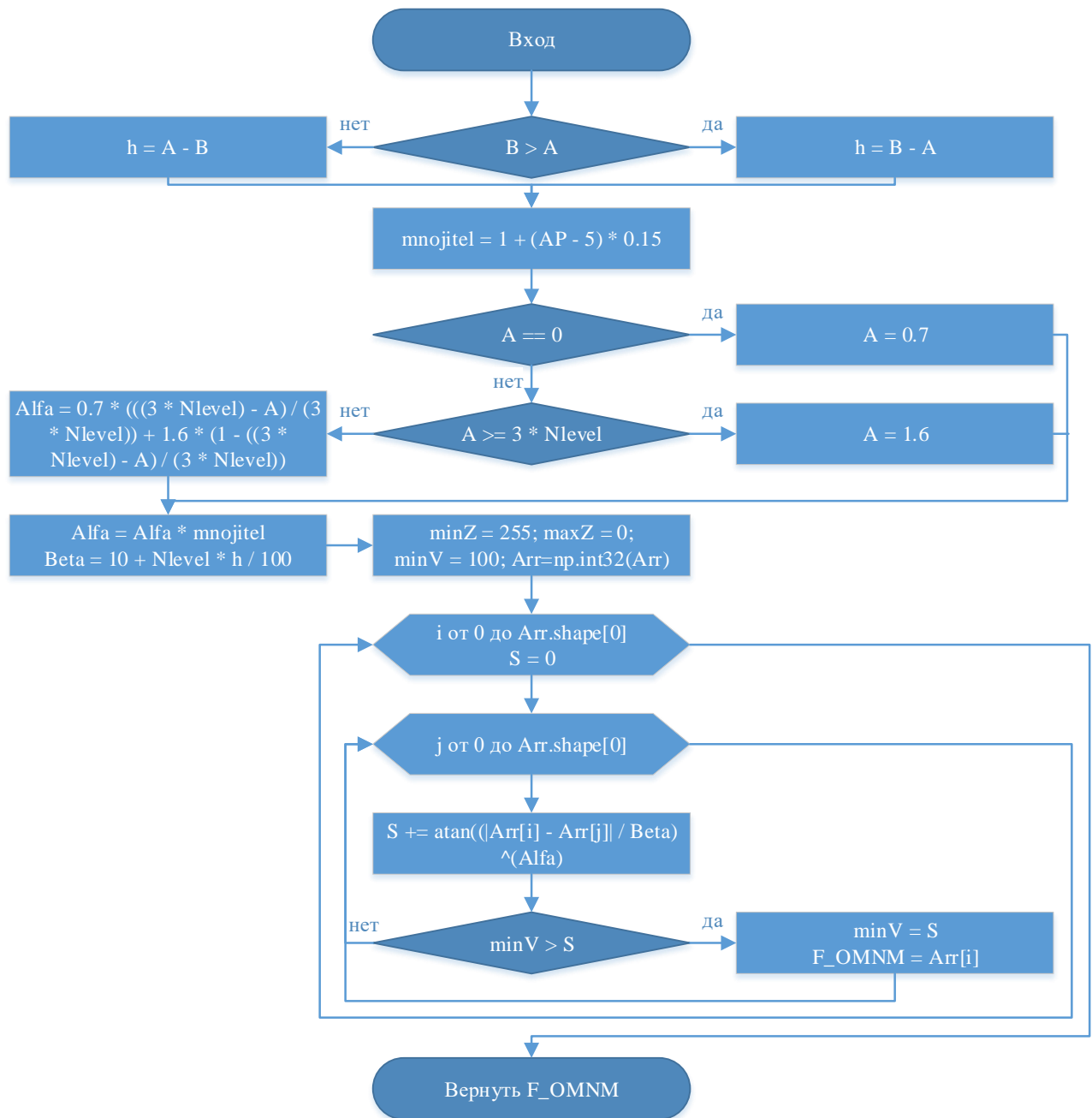


Рис. 3.33. Алгоритм OMNM-фильтра с подбором параметров

Результатом работы программы является отфильтрованное изображение. Ниже приведены следующие изображения: исходное, зашумлённое и отфильтрованное (рис. 3.34):

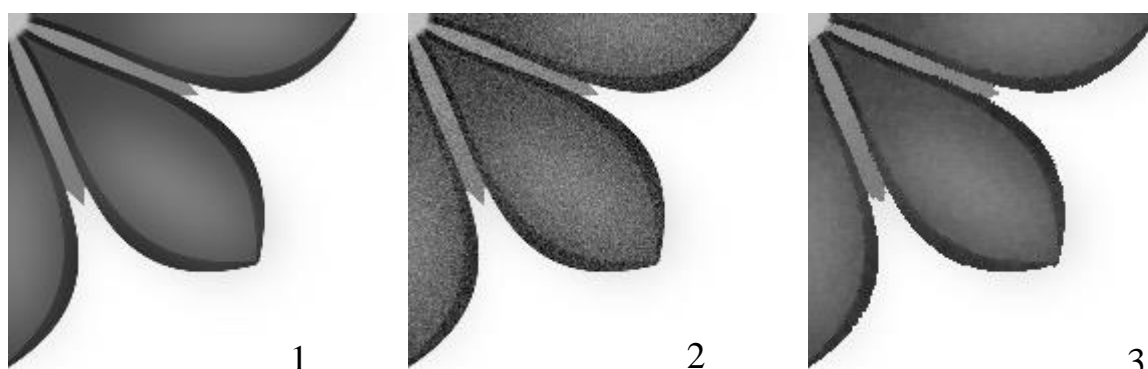


Рис. 3.34. 1 – исходное изображение; 2 – зашумлённое изображение; 3 – отфильтрованное с помощью функции потерь (2.2)

Для сравнения на рис. 3.35 приведены изображения после обработки различными методами сглаживания:

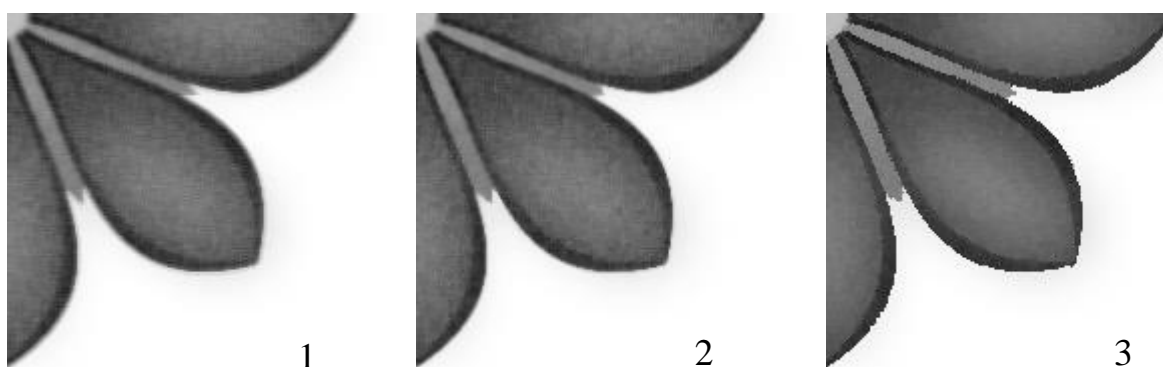


Рис. 3.35. Изображение отфильтрованные с помощью различных фильтров: 1 – линейное усреднение; 2– медиана; 3 –фильтр на основе функции потерь (2.2)

Если требуется сравнить эффективность сглаживания различных фильтров, используется программный модуль `sgavn`. Он запускает сглаживание зашумлённого изображения фильтрами из модуля `Filters`. Затем исходное незашумлённое изображение попиксельно сравнивается с каждым изображением, сглаженным различными фильтрами. Сравниваются только пиксели на самой границе и в непосредственной близости от границ контраста, так как сглаживание в неконтрастных областях производится усредняющим фильтром. Среднее линейное отклонение оценивается по формуле (2.4).

Модель изначально разрабатывалась для сохранения контрастных границ на изображении при подавлении шума. Но на этом его возможности не исчерпаны. Многие методы анализа изображений перед использованием предполагают некоторую предварительную обработку изображения [127]. Разработанный фильтр может применяться для как первый этап обработки изображения.

Так, наряду с подавлением шума, фильтр позволяет восстановить контраст в изображениях с размытыми по каким-то причинам контрастными границами. Принцип работы от основного алгоритма приведенного в `general.py`, отличается лишь в том, что размывать гауссовым фильтром изображение не требуется. Для примера используем изображение здания с размытием, имитирующим промах фокуса при съемке. Применяем к изображению медианный и ОМНМ-фильтр. Результаты, в виде увеличенной области изображения, представлены на рис. 3.36.

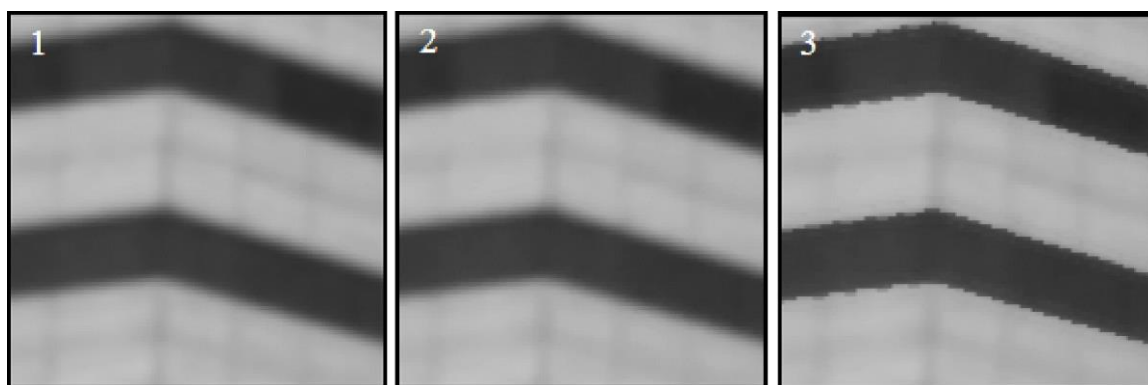


Рис. 3.36. Увеличенные области отфильтрованных изображений: 1 – исходное изображение, 2 – медианный фильтр, 3 – фильтр на основе функции потерь (2.2)

При обработке сложных изображений со множеством мелких деталей и низким контрастом следует применять ОМНМ-фильтр с квадратной апертурой малого размера ко всему изображению. В таком случае мелкие детали будут сохраняться в большей степени, а общий контраст изображения возрастет. Алгоритм не использует поиск границ контраста и не создает карту градиентов. Параметры  $A$  и  $B$  выбираются как минимальная и максимальная яркость пикселей, попадающих в апертуру на данный момент. Алгоритм реализован в программе `v1fog.py`.

### 3.5 Выводы по главе

1. Описана структура комплекса проблемно-ориентированных программ для анализа полученных в ходе натурного эксперимента данных и проведения вычислительных экспериментов.
2. Реализовано алгоритмическое обеспечение системы компьютерного и имитационного моделирования.
3. Проведено исследование эффективности применения ОМНМ-фильтрации с помощью системы компьютерного моделирования.
4. Описан программный комплекс для обработки цифровых контрастных изображений на основе ОМНМ.
5. Реализован алгоритм нахождения необходимых для работы ОМНМ-фильтра данных, в том числе поиск уровня шума и построение карты градиентов.
6. Сравнительный анализ методом статистических испытаний Монте–Карло показал, что фильтрация зашумлённых контрастных изображений на основе ОМНМ позволяет удалять шум на границах контраста эффективнее, чем линейный и медианный фильтры.

## ГЛАВА 4. РЕЗУЛЬТАТЫ РЕШЕНИЯ ПРИКЛАДНЫХ ЗАДАЧ

В главе проведено сравнение эффективности сглаживания фильтром на ОМНМ с некоторыми другими фильтрами на основе проведенных вычислительных экспериментов как на модельных данных, так и на реальных изображениях. Приведены примеры обработки контрастных изображений. Также описано применения данного фильтра для обработки изображений в области медицины и компьютерного зрения, показан положительный эффект использования фильтра на основе ОМНМ.

### 4.1 Сравнение эффективности сглаживания разработанного алгоритма с известными алгоритмами на модельных данных

Для оценки эффективности сглаживания были смоделированы различные наборы данных. Проверка эффективности проводилась на перепадах яркости в случае контрастной границы [117]. Для визуальной оценки приведены результаты сглаживания диапазона  $A = 0$ ,  $B = 120$  при уровне шума  $\sigma = 30$  (табл. 4.1, рис. 4.1). В табл. 4.1 приведены усредненные ошибки по всем столбцам в изображении, где номер точки соответствует номеру пикселя в строке.

Таблица 4.1.

Результаты сглаживания выборки  $A = 0$ ,  $B = 120$  и  $\sigma = 30$ , где 0 – идеальный перепад. Ошибка относительно идеального значения для: 1 – линейного усреднения, 2 – медианного фильтра, 3 – ОМНМ-фильтра на основе функции потерь (2.1), 4 – сглаживания на основе функции потерь Мешалкина с  $\lambda=1$ , 5 – ОМНМ-фильтра на основе функции потерь (2.2)

Фильтр	Номер точки									
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10
0	0	0	0	0	0	120	120	120	120	120
1	12,19	12,06	12,08	33,75	55,41	-43,04	-21,37	-0,03	0,07	-0,01
2	6,81	6,75	6,48	12,4	26,29	-16,36	-6,09	-0,73	-0,4	0,15
3	3,29	3,24	3,09	5,19	15,27	-43,1	-0,19	0,1	0,91	0,48
4	3,35	3,27	3,42	5,36	16,18	-65,49	-16,69	0,78	0,82	0,62
5	2,11	2,22	1,96	2,48	5,85	-2,45	-1,87	-0,17	-0,17	-0,43



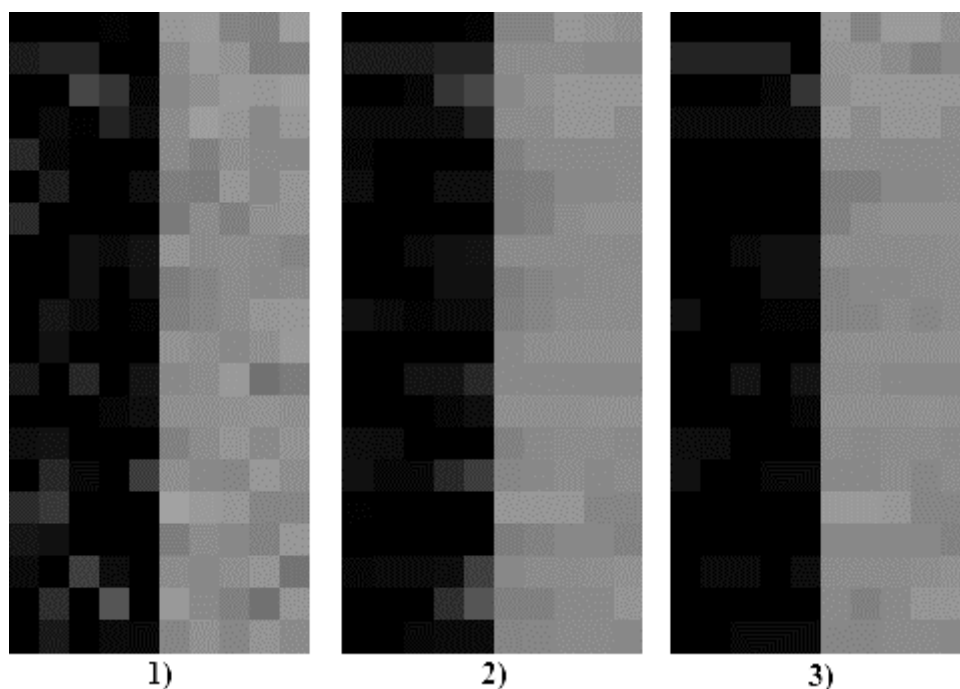


Рис 4.1. Результаты сглаживания изображения с параметрами  $A = 0$ ,  $B = 120$  и  $\sigma = 30$ : 1) исходное зашумлённое, 2) сглаженное медианным фильтром, 3) сглаженное ОМНМ-фильтром на основе функции потерь (2.2)

Усложним задачу. Будем моделировать перепады яркости не в виде линейных срезов, а как геометрические объекты черного цвета на фоне с различной яркостью. В роли геометрических объектов будут выступать треугольник и круг (рис. 4.2–4.3). Зашумим получившиеся изображения. Производим фильтрацию зашумлённых изображений следующими фильтрами: линейным, медианным и ОМНМ-фильтром на основе функции потерь (2.2). Результат моделирования и фильтрации различными фильтрами приведен на рис. 4.2–4.3.

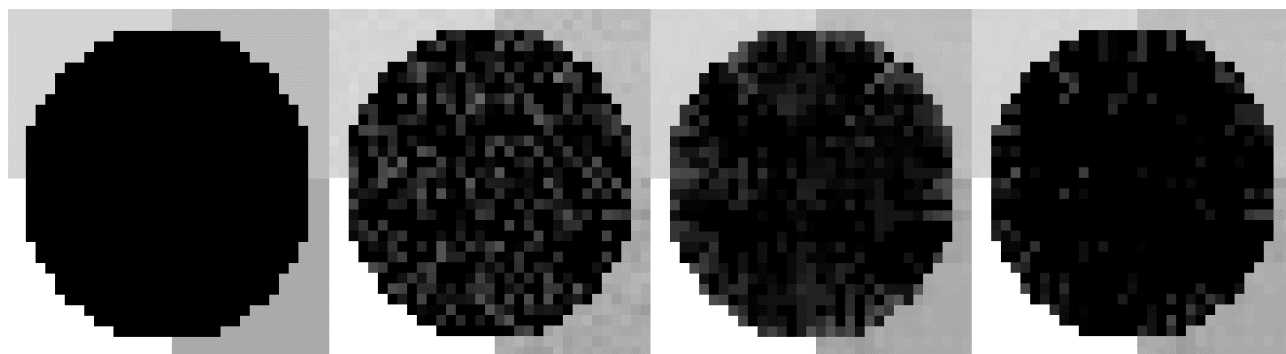


Рис 4.2. Слева направо: 1 – исходная незашумлённая фигура; 2 – исходная зашумлённая фигура; 3 – результат работы медианного фильтра; 4 – результат работы ОМНМ-фильтра

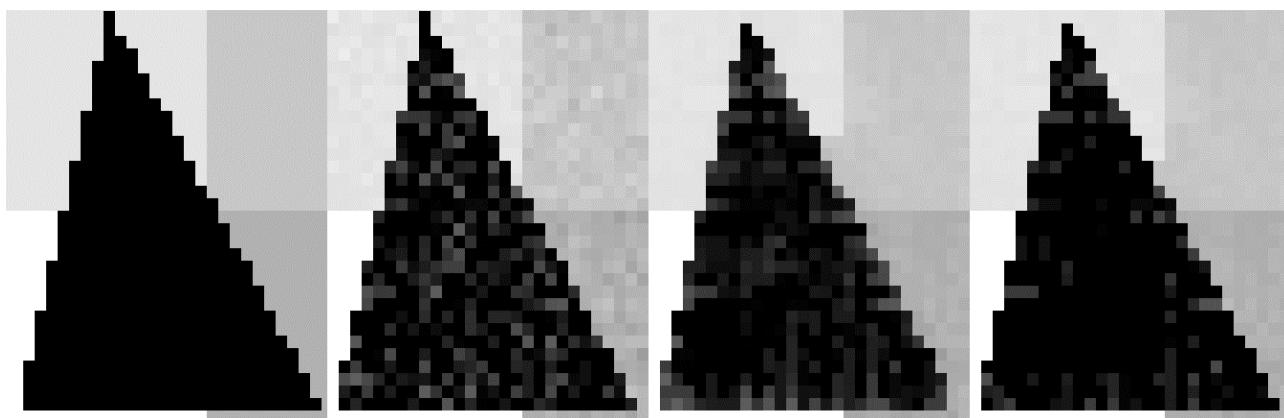


Рис 4.3. Слева направо: 1 – исходная незашумлённая фигура; 2 – исходная зашумлённая фигура; 3 – результат работы медианного фильтра; 4 – результат работы OMNM-фильтра

Полученные изображения сравнивались с исходным не зашумлённым, и рассчитывалась оценка качества фильтрации изображений по формуле (2.4). Оценки приведены в табл. 4.2.7

Таблица 4.2.

Результаты сравнения фильтров на типовых изображениях: 1 – линейное усреднение; 2 – медианный фильтр; 3 – OMNM-фильтр на основе функции потерь (2.2)

Фигура	Фильтр		
	1	2	3
Круг	19,378	4,604	2,073
Треугольник	17,493	4,300	2,395

Как видно из таблицы, оценка OMNM-фильтра в среднем в 2 раза лучше по сравнению с медианной фильтрацией.

В приведенных данных наглядно показана эффективность OMNM-фильтра на основе функции потерь (2.2) по сравнению с другими реализованными фильтрами.

## 4.2 Результаты работы нелинейного фильтра на основе ОМНМ на реальных изображениях и сравнение с распространенными фильтрами

Применение разработанного ОМНМ-фильтра с функцией потерь (2.2) к фильтрации реальных контрастных зашумлённых изображений (рис. 4.4) позволяет сохранять контрастные границы. Было проведено сглаживание зашумлённого изображения здания с помощью различных фильтров: усредняющего фильтра, медианного фильтра, ОМНМ-фильтра на основе функции потерь (2.2). На рис. 4.5 приведены увеличенные области отфильтрованных изображений.

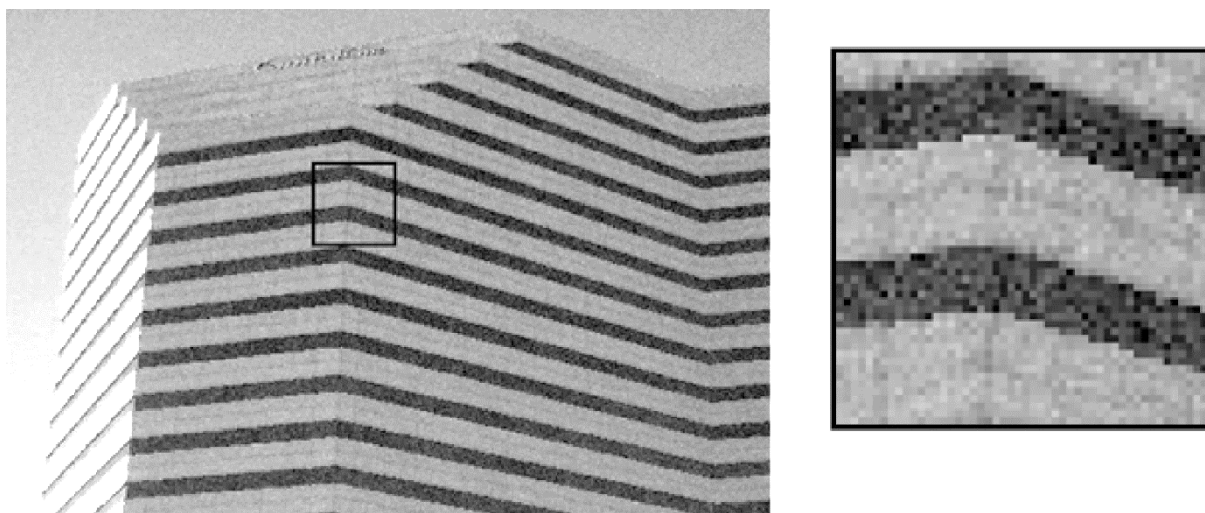


Рис. 4.4. Слева – реальное зашумлённое изображение здания слева; справа – увеличенная область, выделенная квадратной рамкой

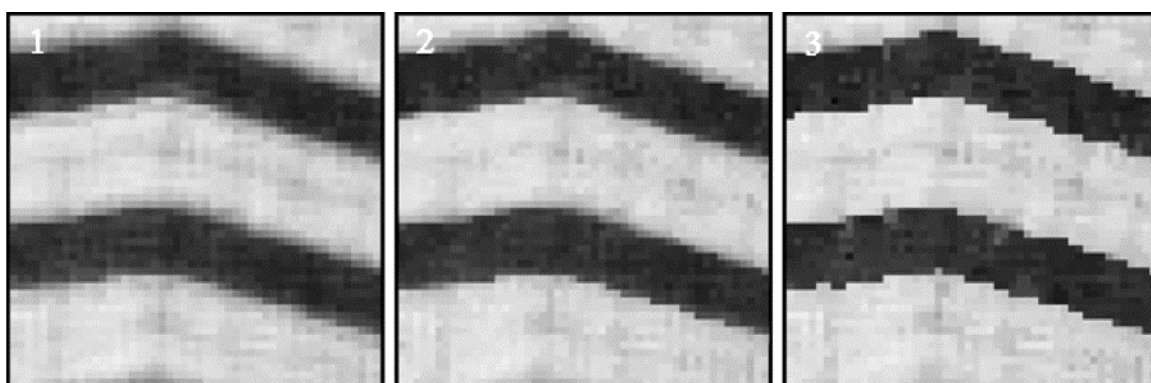


Рис. 4.5. Отфильтрованные изображения выделенной области с помощью: 1 – линейного усреднения, 2 – медианы, 3 – фильтра на основе функции потерь (2.2)

Для численной оценки эффекта сохранения контрастной границы можно построить график яркости (рис. 4.6) для одного из контрастных перепадов на

рис. 4.5. В этом случае можно также визуально оценить разницу в контрастности отфильтрованных изображений.

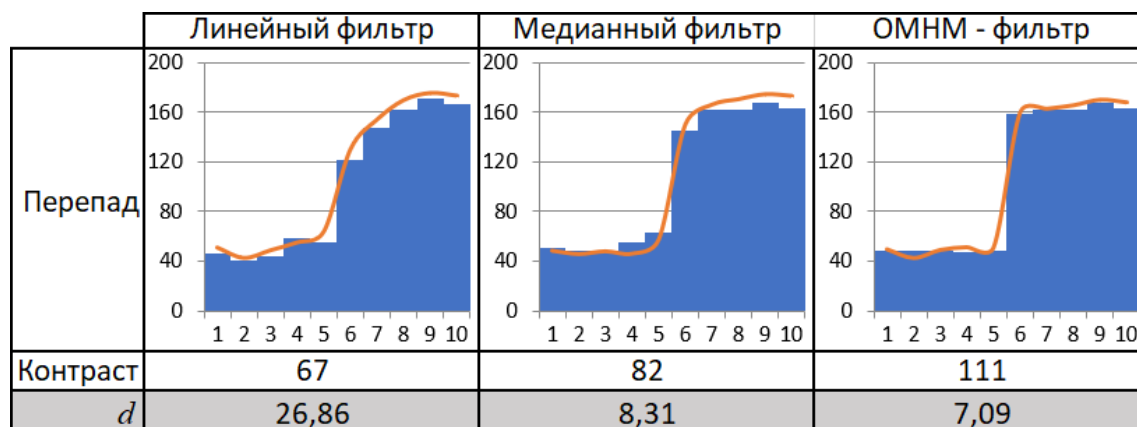


Рис. 4.6. График яркости пикселей на контрастном перепаде после сглаживания фильтрами

На графике ступенчатой гистограммой показана яркость пикселей на единичном срезе, а линией показана усредненная яркость по нескольким срезам. Граница перепада в данном случае находится на границе пятого и шестого пикселя, соответственно, контрастом будет считаться модуль разности яркостей для этих пикселей. Сравнение таких характеристик, как контраст на перепаде и среднее линейное отклонение для всего изображения, показывает, что эффективность сглаживания шумов выше у ОМНМ-фильтра и при этом перепад яркости от темной области к светлой обладает наивысшей контрастностью из трех представленных случаев.

Далее была проведена верификация фильтра на основе функции потерь (2.2) на ряде реальных изображений. Для сравнения различных методов сглаживания изображений будем сглаживать 3 изображения различными фильтрами при уровнях шума  $\sigma = 10, 20, 30$  и  $40$ . Будем сравнивать обработанное фильтрами изображение с исходным не зашумлённым по формуле (2.4) и записывать результаты в табл. 4.3. Сравниваться будет не всё изображение, а только те пиксели, которые находятся в непосредственной близости от контрастных границ.

По среднему линейному отклонению преимущество ОМНМ-фильтра над медианной фильтрацией составило 3-19%.

Таблица 4.3.

Результаты сравнения фильтров на реальных изображениях: 1 – линейное усреднение; 2 – медианный фильтр; 3 – ОМНМ-фильтр на основе функции потерь (2.2)

Изображение	Уровень шума, $\sigma$	Фильтр		
		1	2	3
1	10	20,09	3,83	3,41
	20	20,65	6,92	6,19
	30	21,44	9,79	9,50
	40	20,87	12,06	11,94
2	10	14,74	6,75	5,95
	20	15,02	8,84	8,22
	30	15,71	11,23	10,71
	40	16,15	13,13	12,78
3	10	24,66	3,81	3,19
	20	25,93	6,08	4,93
	30	26,86	8,31	7,09
	40	24,11	10,58	9,67

Исходя из представленных в табл. 4.3 результатов можно заключить, что линейное сглаживание не подходит для подавления шума в контрастных изображениях. Оно сильно размывает границы изображения при любом уровне шума.

Фильтр на основе ОМНМ дает выигрыш в качестве фильтрации в сравнении с медианой и позволяет сохранить контраст на границе.

### **4.3 Применение нелинейной фильтрации на основе ОМНМ в области медицины и компьютерного зрения**

Шумоподавление является основной функцией разработанного метода фильтрации. Однако дальнейшее его изучение показало, что также имеется возможность уточнять границы контрастных объектов на изображении при обработке данным фильтром. Поэтому применение ОМНМ-фильтра может дать положительный эффект при обработке недостаточно качественных или дефектных изображений. Это можно использовать в задачах обработки и анализа изображений в различных областях.

В медицине существует достаточное количество задач, связанных с анализом изображений, получаемых при проведении различных процедур. При этом часть изображений имеют дефекты, которые можно частично нивелировать, применяя разработанный фильтр.

Например, получаемые при рентгенографии изображения в некоторых случаях могут иметь дефекты, которые удастся частично исправить, применяя данный фильтр. Для получения качественного рентгеновского снимка должен быть соблюден ряд условий как технического, так и организационного характера. К техническим условиям относятся качество рентген аппарата и используемых пластин. Тогда результат будет характеризоваться оптической плотностью почернения. Также аппаратная часть отвечает за резкость и контрастность результирующего снимка. Помимо этого, для получения качественного снимка необходимо правильно провести рентгеноскопию. Рентгеновский снимок получить за доли секунды невозможно. Поэтому необходимо обеспечить неподвижность объекта съемки, а это организационная составляющая. «Правильно выполненным считается тот снимок, который при высоких технических качествах отображает подлинное состояние исследуемого объекта» [50].

В некоторых случаях, будь то недостатки технического характера или организационного, может получиться некачественный снимок. К проблемам технического характера относятся, например, отсутствие резкости на снимке из-за

некорректной фокусировки на объекте, также может быть получен недоэкспонированный снимок при недостаточной мощности излучения, что приведет к низкой контрастности изображения. Наиболее распространенной проблемой при рентгеноскопии является «смаз» на изображении, когда объект съемки двигается, а не находится в неподвижном состоянии. Например, при съемке костных тканей требуется высокая резкость результирующего изображения, так как необходимо четко видеть границу твердых и мягких тканей [50].

Часто дефектные снимки невозможно или крайне затруднительно выполнить повторно в короткие сроки. Применение к ним цифровой фильтрации в ряде случаев позволяет получить приемлемый результат. Так использование разработанного ОМНМ-фильтра для обработки расфокусированного снимка позволяет восстановить резкость границы костной ткани на изображении.

Рассмотрим оцифрованные снимки кисти животного. Один из снимков имеет приемлемую резкость и граница кости различима, второй снимок сделан с расфокусировкой и граница кости размыта. Применим ОМНМ-фильтр ко второму снимку. Как и в случае сглаживания, апертура фильтра будет иметь вид линии. На рис. 4.7 показан участок снимка кисти, а на рис. 4.8 график яркости пикселей на одной из границ контраста.

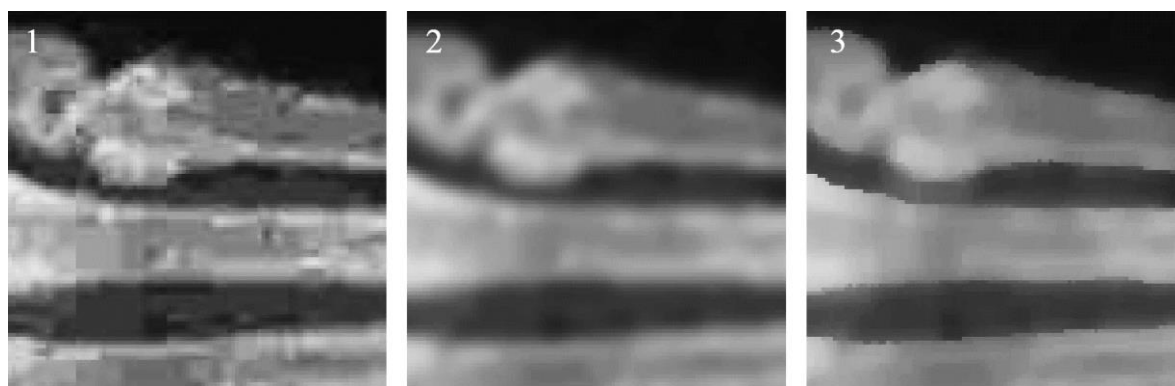


Рис. 4.7. 1 – изображение в фокусе, 2 – изображение не в фокусе, 3 – изображение не в фокусе после обработки фильтром

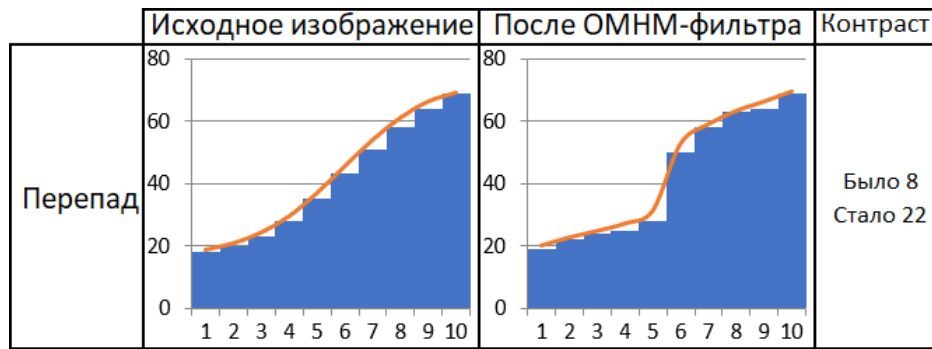


Рис. 4.8. График яркости пикселей на контрастном перепаде

При ОМНМ-фильтрации была частично восстановлена контрастная граница объекта именно на том месте, где она находилась изначально. Такая обработка позволит использовать для дальнейшего анализа ранее непригодные снимки. В данном случае появляется возможность более точно провести измерение геометрических характеристик объекта на изображении в сравнении с расфокусированным изображением [121].

Рассмотрим другой пример из области медицины. Довольно часто снимки ФОГ оцифровывают и хранят уже в цифровом виде. В некоторых случаях оцифрованные снимки имеют низкую контрастность, посторонние шумы и артефакты, что в итоге мешает анализировать полезную информацию, содержащуюся на снимке (рис.4.9). Такие недостатки могут появляться как на стадии создания снимка, так и при его последующей оцифровке.

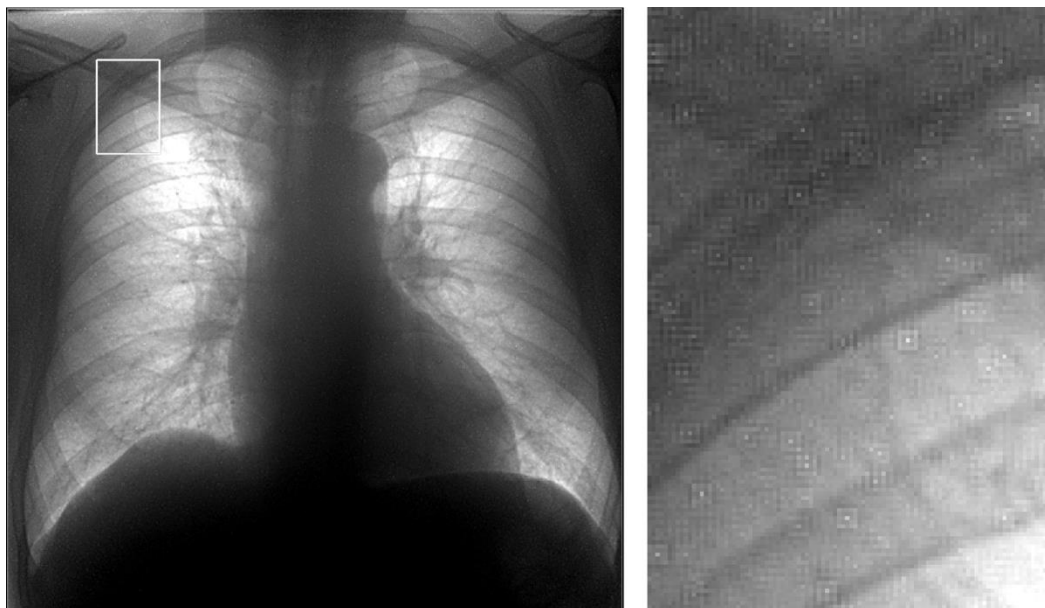


Рис. 4.9. Исходное изображение – слева, выделенная область в увеличении – справа



Часто требуется повысить контраст и резкость полученного снимка. Однако процедура повышения резкости усиливает присутствующий на снимке шум. Использование ОМНМ-фильтрации в таком случае может подавить шум, сохранив контрастные границы. Так как контраст на изображениях с ФОГ, как правило, невысок, то следует использовать апертуру типа крест или квадрат с минимальным размером. Это позволит удалить шум и сохранить мелкие детали на изображении. Хотя и в этом случае мелкие детали размером в половину апертуры могут быть утеряны, но то же самое происходит, например, и при медианной обработке. Пример обработки снимка ФОГ фильтром на основе ОМНМ показан на рис. 4.10.

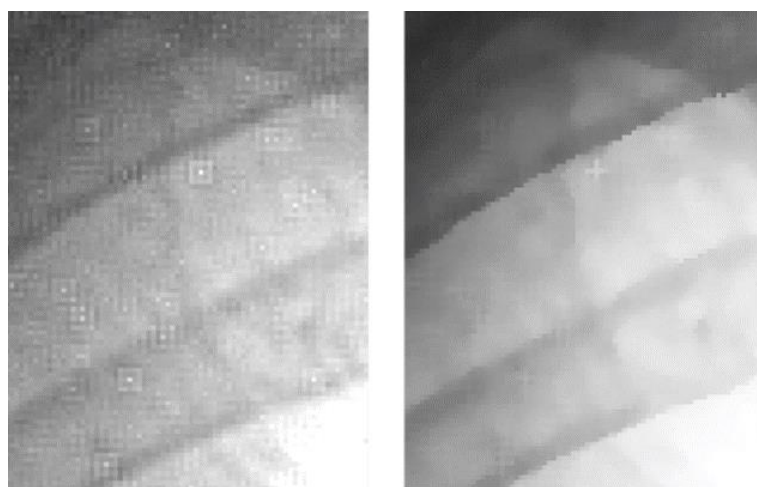


Рис. 4.10. Изображение после обработки медианным фильтром – слева, изображение после обработки ОМНМ-фильтром – справа

Пример повышения контраста на исходном снимке и на обработанном ОМНМ-фильтром продемонстрирован на рис. 4.11.

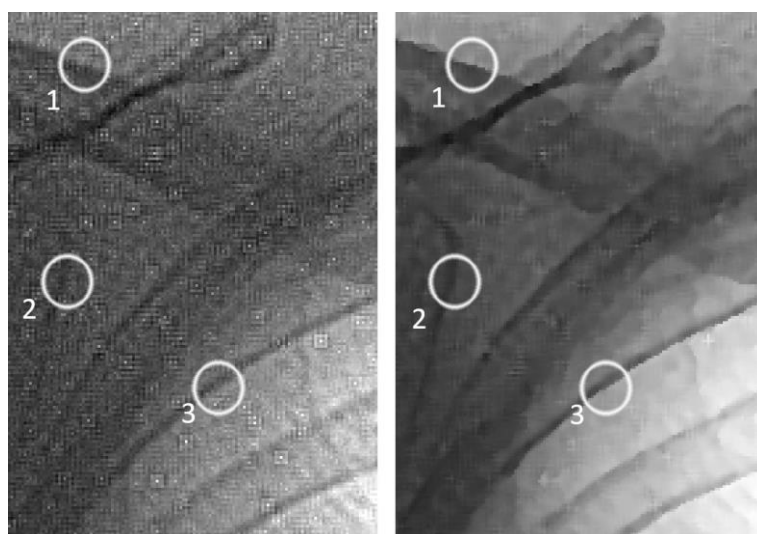


Рис. 4.11. Исходное изображение – слева, изображение после обработки ОМНМ-фильтром – справа

Для численной оценки повышения контраста построены графики яркости (рис. 4.12) пикселей на перепаде для выделенных областей.

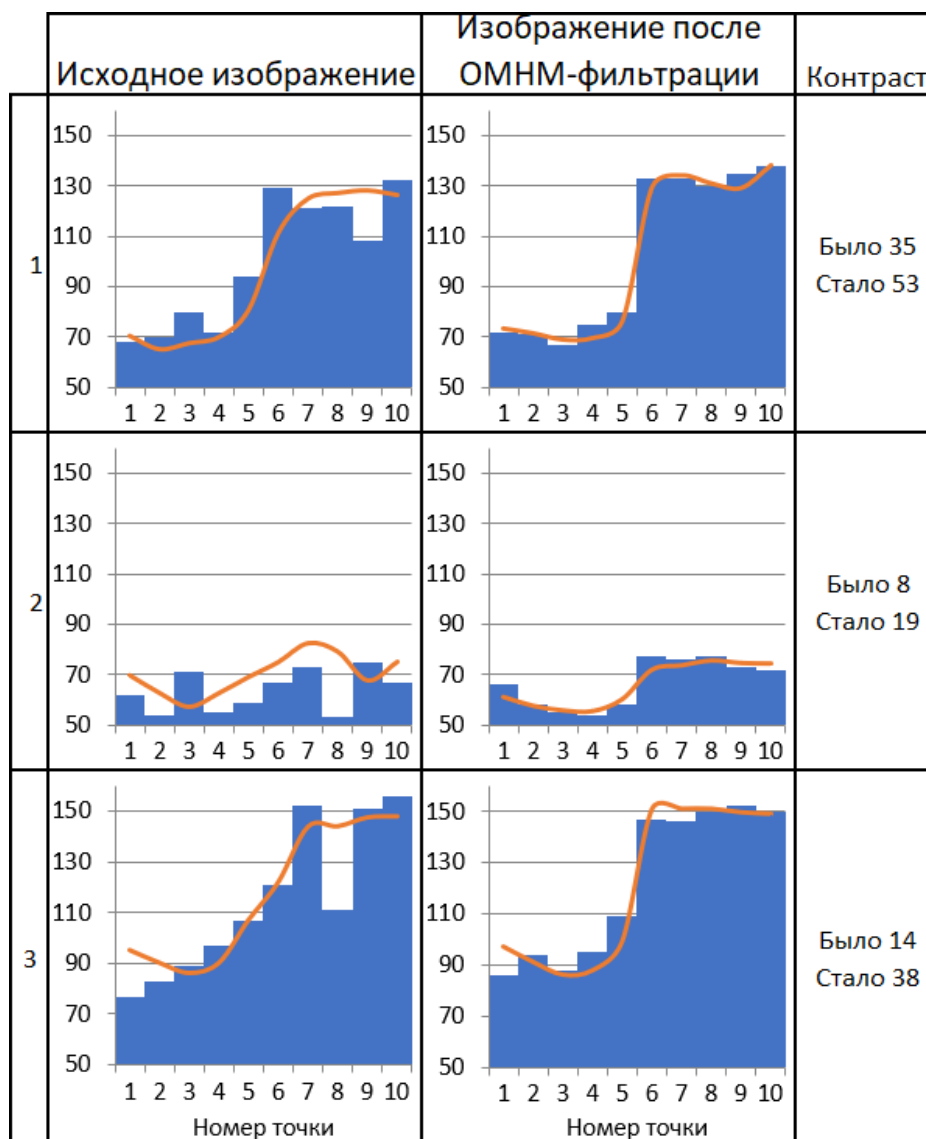


Рис. 4.12. График яркости пикселей на контрастных перепадах

Наличие шума даже при повышении контраста может мешать визуальному восприятию контрастного перепада, например, как в области 2 на рис. 4.11. После фильтрации ОМНМ-фильтром, наряду с уменьшением шума, увеличилась вдвое контрастность перепада. В других случаях контрастность также повышается, что делает контрастные границы более четкими.

Перейдем к примерам работы ОМНМ-фильтра в области компьютерного зрения. В технических системах для ориентации в пространстве используются маркеры. Например, маркеры ArUco [83], входящие в библиотеку компьютерного зрения OpenCV [94]. С их помощью можно определить положение маркера

относительно камеры, которая производит съемку. Компьютер анализирует кадр видеопотока и идентифицирует маркер на изображении (рис. 4.13).

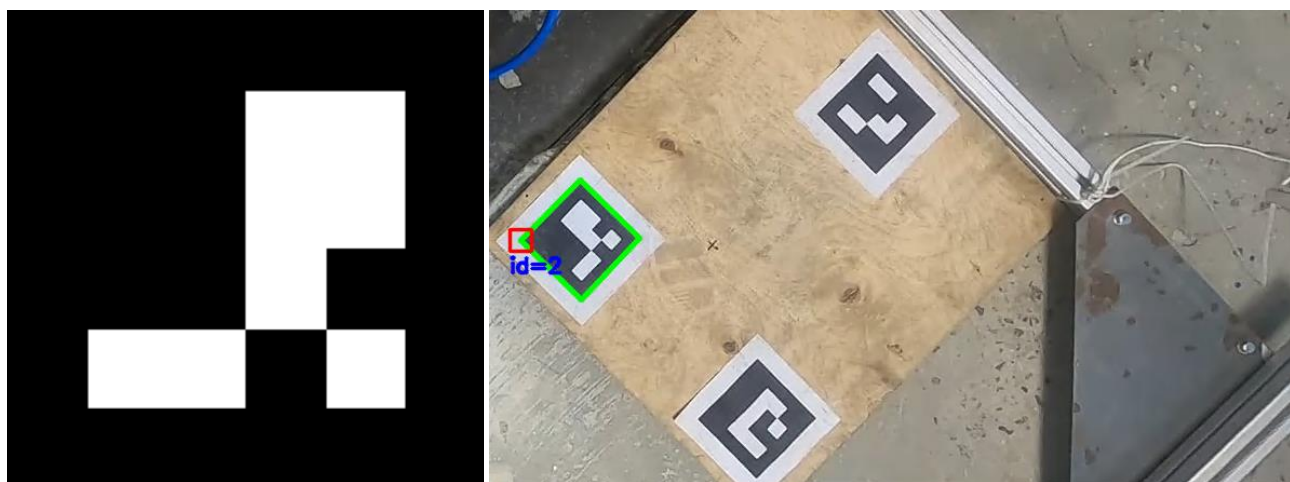


Рис. 4.13. Искомый маркер – слева, кадр с обнаруженным маркером – справа

Однако при плохом освещении на изображении появляется шум и может возникнуть смаз, вследствие высокой длительности экспонирования кадра (рис. 4.14).



Рис. 4.14. Кадр со смазом, на котором не удалось обнаружить маркер

Это приводит к тому, что контраст на границе объектов уменьшается, и границы растекаются. Потеря контраста оказывает негативное влияние на эффективность алгоритмов поиска маркера, используемых в библиотеке OpenCV. На подобных кадрах обнаружить алгоритм не удастся (рис. 4.15-1). Обработка ОМНМ-фильтром позволяет частично восстановить информацию о контрастных границах, после чего тот же алгоритм поиска маркера на изображении находит и идентифицирует маркер (рис. 4.15-2).

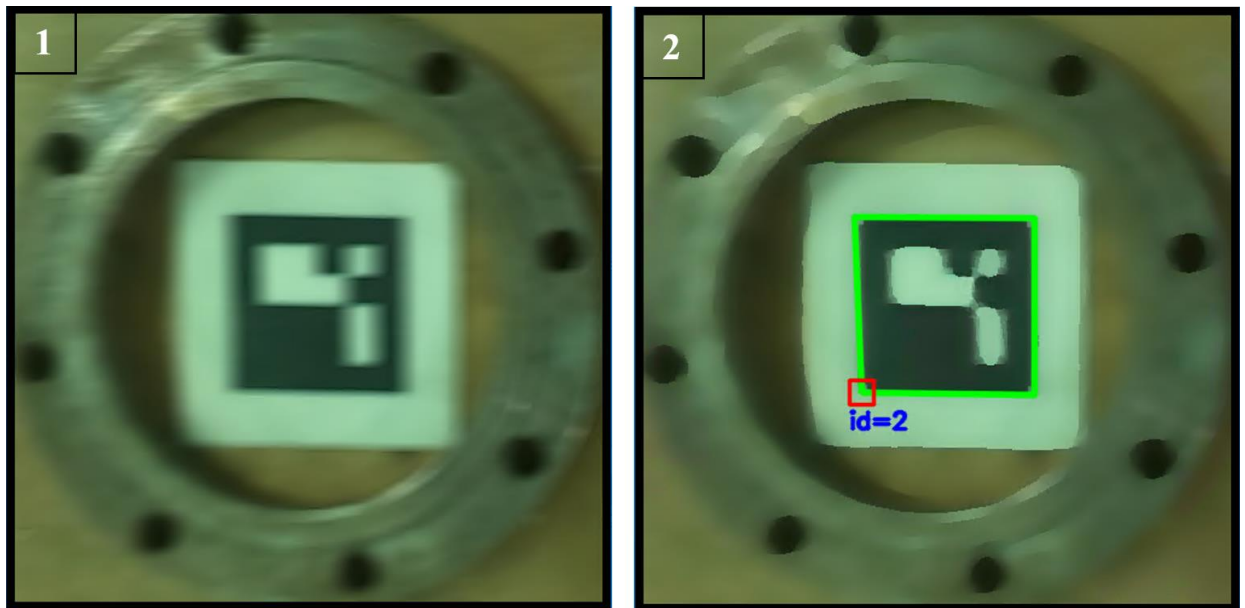


Рис. 4.15. 1 – кадр со смазом без обработки (маркер не обнаружен);  
2 – обработанный ОМНМ-фильтром кадр (маркер обнаружен и идентифицирован)

Таким образом, ОМНМ-фильтрация пригодна для использования в технических системах.

Еще одна задача компьютерного зрения – это сегментация. Сегментация изображений – одна из наиболее часто решаемых задач в данной области [84]. Смысл сегментации состоит в том, чтобы разделить изображение на отдельные сегменты по каким-либо признакам. Например, по цвету, интенсивности освещения или форме. С помощью сегментации можно отделить одни объекты на изображении от других. На основе такого деления может быть построена система навигации в пространстве для систем компьютерного зрения.

В системах компьютерного зрения эта задача часто решается при помощи методов кластеризации. Существуют разные методы, и один из самых популярных методов, это алгоритм кластеризации  $k$ -средних [92].

Эффективность кластеризации зависит от того, насколько четко один объект будет отличен от другого, например, используя цветовую маркировку. В таком случае алгоритм кластеризации использует метрику, основанную на сопоставлении множеств как цветов, так и яркостей отдельных пикселей.

Однако наличие шума и различных текстур снижает эффективность применения алгоритма кластеризации  $k$ -средних, так как образуется большое число

кластеров малого размера. Результат его применения к зашумлённому изображению визуально можно оценить на рис. 4.16.

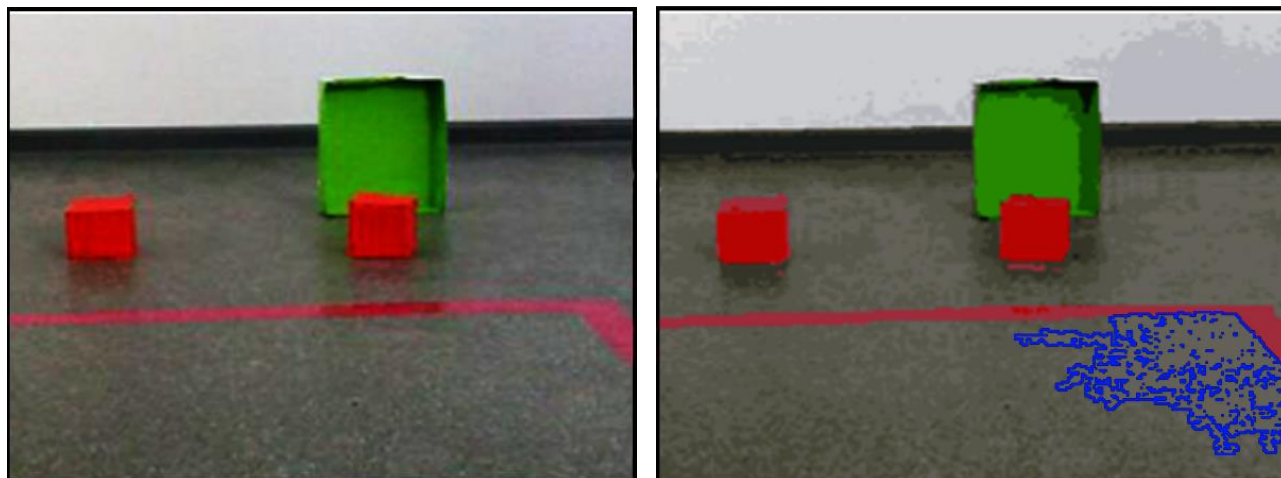


Рис. 4.16. Изображение: слева – исходное, справа – после обработки алгоритмом  $k$ -средних

В данном случае алгоритм кластеризации выделил большое количество кластеров на стене и на полу, так как интенсивность шума и текстур там была высока. Для примера синим выделен на бетонной плите наибольший по размеру кластер, состоящий из пикселей одного цвета. Подобный сегмент в системе технического зрения пользы не несет. Для большей эффективности требуется провести предварительную обработку изображения, прежде чем применять непосредственно алгоритм кластеризации.

При кластеризации не требуется сохранения мелких деталей на изображении, так как они усложняют работу алгоритма, поэтому ими можно пожертвовать. Применение фильтра на основе ОМНМ, при сохранении контрастных границ подавляет шум и текстуры на изображении в достаточной степени, чтобы алгоритм кластеризации дал приемлемый результат. При фильтрации использовалась квадратная апертура большого размера. Размер апертуры стоит выбирать в зависимости от интенсивности шума и текстур на изображении. При увеличении апертуры шум и текстуры подавляются сильнее, однако одновременно возрастает требование к вычислительным ресурсам.

Далее это изображение подается на вход алгоритма  $k$ -средних. Результат ОМНМ-фильтрации и работы алгоритма кластеризации изображены на рис. 4.17.



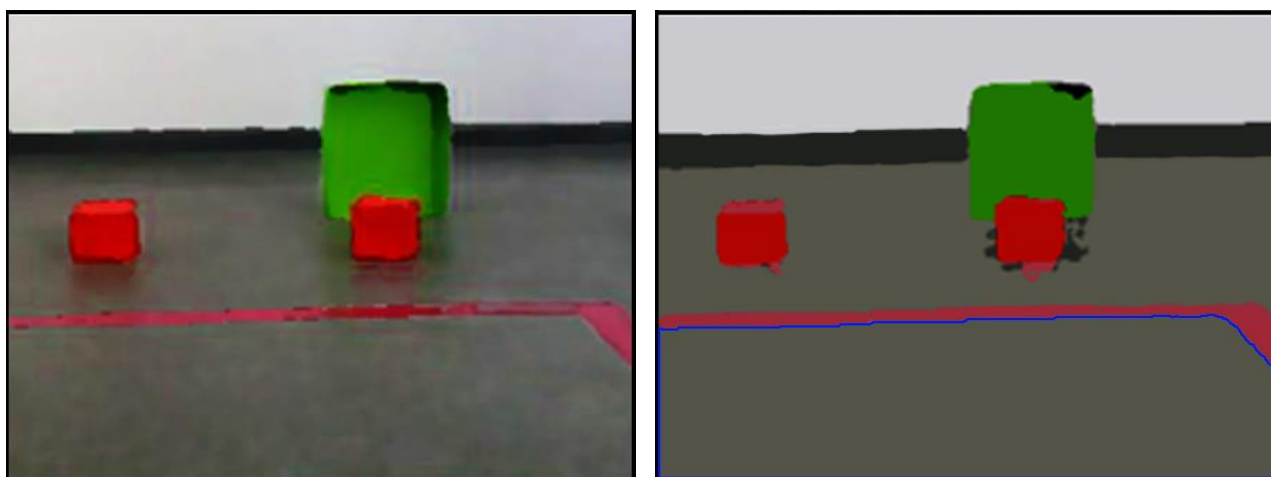


Рис. 4.17. Изображение: слева – обработанное ОИИМ-фильтром, справа – после обработки его алгоритмом  $k$ -средних

При визуальном сравнении результатов работы алгоритма  $k$ -средних на исходном и обработанном ОИИМ-фильтром изображении можно видеть, что пол и стены стали состоять из заметно меньшего количества отдельных кластеров (рис. 4.16 – 4.17). При этом границы контрастных объектов не были размыты как при медианном сглаживании или усреднении, что могло бы негативно сказаться на результате кластеризации. Количество отдельных кластеров на обработанном изображении оказалось на порядок меньше, чем на исходном зашумлённом изображении. Тот же кластер, выделенный синим, что и на рис. 4.16, теперь занимает всю площадь, ограниченную красной линией.

Другим примером выделения объектов на изображении применительно к медицине может служить задача выделения отдельных клеток и клеточных структур [6]. На рис. 4.18 изображены клетки в околклеточной жидкости. Задача выделения объектов в этом случае состоит в том, чтобы отделить клетки и околклеточную жидкость путем сегментации. На изображении содержится большое количество шума. Применение алгоритма кластеризации  $k$ -средних к такому изображению не приводит к положительному результату. На обработанном изображении количество отдельных элементов, из которых состоит клетка, оказалось чрезвычайно велико, и положительный эффект от кластеризации отсутствует. То же самое можно сказать и о межклеточной жидкости, которая не выглядит как отдельный элемент, а состоит из большого числа малых элементов.

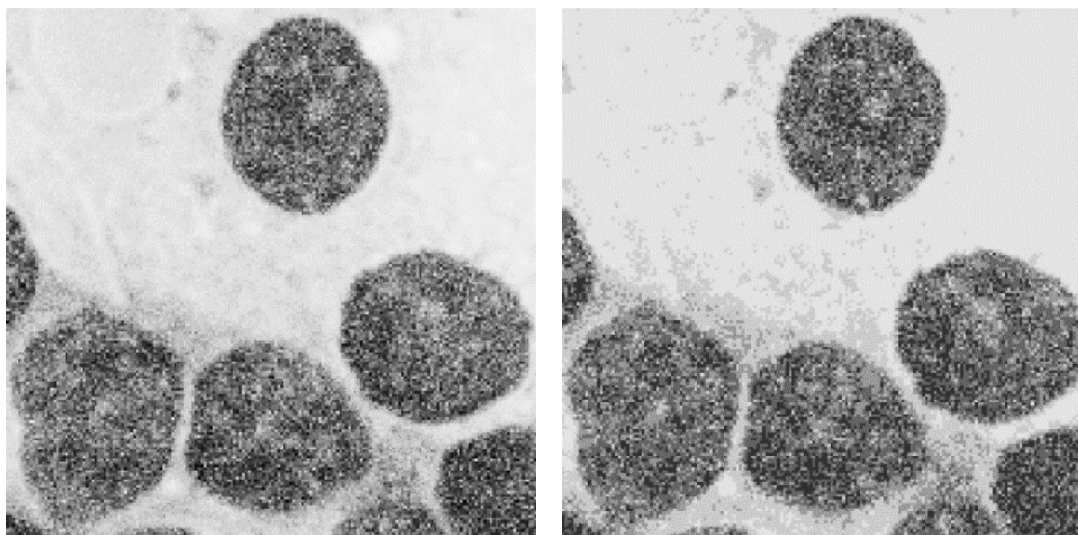


Рис. 4.18. Изображение: слева – исходное, справа – после обработки алгоритм  $k$ -средних

Требуется подавить шум в изображении, причем необходимо сохранить контраст на границе объектов. В противном случае границы объектов будут размыты, и алгоритм кластеризации выделит периметр вокруг клеток в отдельный кластер. После применения ОМНМ-фильтрации был удален шум с сохранением контрастных границ объектов. Алгоритм  $k$ -средних был применен к обработанному изображению. Результат представлен на рис. 4.19.

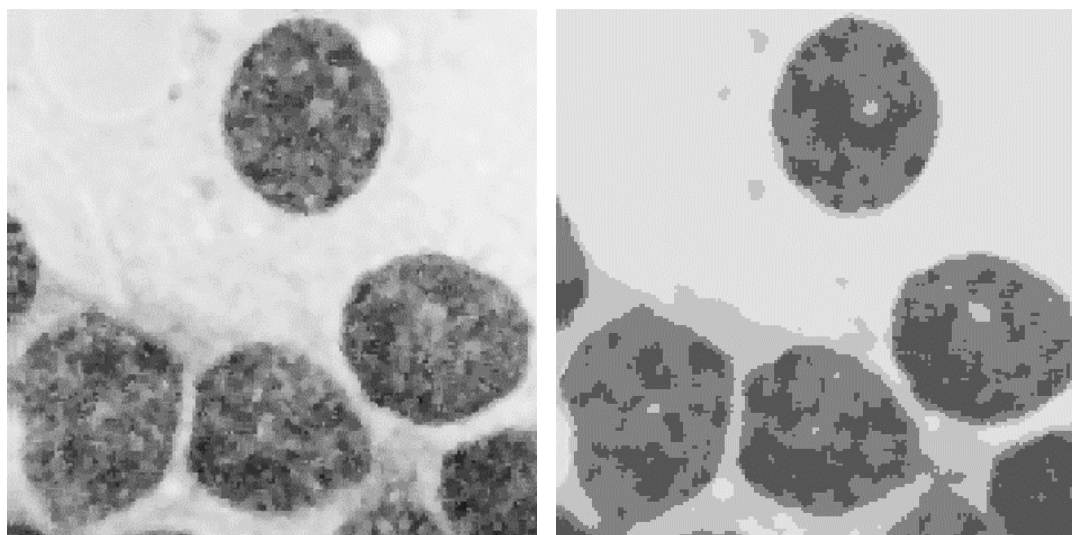


Рис. 4.19. Изображение: слева – обработанное ОМНМ-фильтром, справа – после обработки алгоритмом  $k$ -средних

ОМНМ-фильтрация также успешно может быть применена при решении задачи определения площади окрашенной клетки на фоне межклеточной жидкости. Для решения этой задачи обычно использовался морфометрический подход,

который предполагает построение линии границы клетки и перебора всех пикселей, ограниченных найденной линией. Более простой подход к решению этой задачи [6], это построение полутоновой гистограммы на основе яркости пикселей, составляющих изображение. Однако при зашумлении пики на гистограмме будут сглажены и «растекутся» по сторонам таким образом, что диапазоны распределения яркостей темного и светлого участка будут перемешиваться. Это затруднит последующий анализ. ОМНМ-фильтрация позволит удалить шум и не приведет к растеканию контрастной границы объекта. Пример построения гистограммы для изображения клетки на светлом фоне приведен на рис. 4.20.

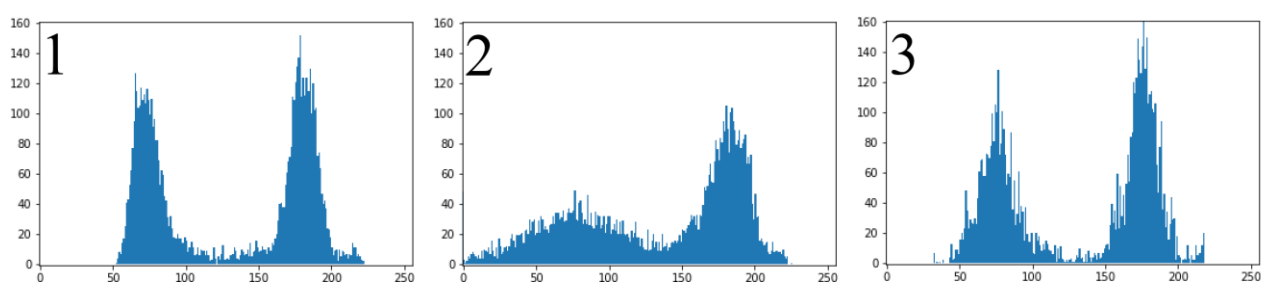


Рис. 4.20. Гистограмма: 1 – исходного изображения, 2 – зашумлённого изображения, 3 – изображения после обработки ОМНМ-фильтром

Гистограммы на рис. 4.20(1) и рис. 4.20(3) сопоставимы, что позволит получить такой же результат, как и у исходного не зашумлённого изображения [122].

## 4.4 Выводы

1. Программный комплекс апробирован на ряде прикладных задач.
2. Приведены примеры сравнения эффективности сглаживания на модельных и реальных данных разработанных алгоритмов на основе ОМНМ с известными алгоритмами. Они свидетельствуют о высокой эффективности ОМНМ-сглаживания зашумлённых контрастных изображений по сравнению с линейной и медианной фильтрацией.
3. ОМНМ-фильтрация, наряду с подавлением шумов, позволяет решать задачу уточнения границ контрастных переходов и повышения контраста в изображениях.



4. Приведены примеры для практического применения ОМНМ-фильтрации в задачах анализа медицинских изображений и компьютерного зрения: получен положительный эффект от сглаживания при гистограммном анализе изображения, повышается эффективность применения алгоритма  $k$ -средних к отфильтрованным изображениям, получен эффект повышения контраста при обработке изображений.

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

### **Итоги выполненного исследования.**

В диссертационной работе разработан метод моделирования цифровой обработки контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей, проверена его апробация на задачах обработки и анализа контрастных изображений, а также создан комплекс алгоритмов и программ для практической реализации фильтрации. Во введении диссертационной работы были поставлены ее цель и задачи. Приведем итоги их реализации.

1. В результате анализа существующих моделей и методов обработки цифровых изображений было выявлено, что во многих случаях при разработке методов шумоподавления считают распределение шума подчиненным гауссовскому закону распределения. При этом не проводятся исследования шума и не принимаются в расчет особенности цифровых изображений.

2. Проведен натурный эксперимент, позволивший выявить закономерность изменения шумовых характеристик в цифровых изображениях, в частности, негауссовость распределения шума. Математическое моделирование и анализ полученных в ходе эксперимента данных позволили построить метод зашумления контрастных изображений. Используя полученные данные, была разработана система имитационного моделирования цифровых зашумленных изображений для моделирования большого количества зашумленных контрастных изображений с заданными характеристиками.

3. Разработан новый метод цифровой фильтрации контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей, где в качестве сглаживающего преобразования предложено использовать выпукло-вогнутую функцию с двумя параметрами. Проведен вычислительный эксперимент на основе компьютерного моделирования фильтрации зашумленных контрастных изображений, по результатам которого найдены зависимости, позволяющие автоматически вычислять параметры для функции сглаживающего преобразования.

4. Разработан алгоритм нелинейной фильтрации на основе обобщенного метода наименьших модулей. Показана его эффективность при подавлении шума в цифровых контрастных изображениях.

5. Разработан программный комплекс, реализующий фильтр на основе обобщенного метода наименьших модулей. Комплекс позволяет производить сглаживание полноцветных изображений, а также давать сравнительную оценку эффективности разработанного метода с другими методами сглаживания. Разработан алгоритм построения карты градиентов для обеспечения функционирования фильтра на основе обобщенного метода наименьших модулей.

6. С помощью разработанного программного комплекса решены задачи подавления шума, повышения контрастности, восстановления границ размытых объектов, гистограммного анализа, сегментации изображений в области медицины и компьютерного зрения.

Таким образом, в работе решены все поставленные задачи и достигнута цель исследования. Полученные результаты являются новыми и позволяют сделать вывод о том, что диссертационная работа соответствует следующим областям исследования паспорта специальности 1.2.2. Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ:

- разработка, обоснование и тестирование эффективных вычислительных методов с применением современных компьютерных технологий;

- реализация эффективных численных методов и алгоритмов в виде комплексов проблемно-ориентированных программ для проведения вычислительного эксперимента;

- разработка систем компьютерного и имитационного моделирования, алгоритмов и методов имитационного моделирования на основе анализа математических моделей.

**Рекомендации.** Результаты диссертационной работы позволяют применять разработанный метод для подавления фильтрации цифровых контрастных изображений. Метод может быть реализован для решения задач обработки цифровых изображений в различных областях научных знаний, что

подтверждается успешно решенными задачами в области медицинских изображений и обработки изображений в системах компьютерного зрения.

**Перспективы дальнейшей разработки темы.** Отметим перспективы дальнейших исследований по теме диссертационной работы:

1) повышение скорости работы и эффективности алгоритмов, реализующих построение карты градиентов;

2) поиск, исследование эффективности и применение других функций сглаживающего преобразования для реализации фильтрации изображений;

3) исследование применимости полученного фильтра в областях знаний, таких как обработка полученных со спутника изображений, восстановление изображений и других;

4) исследование применимости полученного фильтра для необработанных RAW изображений;

5) реализация новых и уже предложенных алгоритмов с использованием инструментария параллельного программирования и поддержки графических ускорителей.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Акимов, П.А. Итерационный алгоритм для 11-аппроксимации в динамических задачах оценивания / Акимов П.А., Матасов А.И. // Автоматика и телемеханика. – 2015. – № 5. – С. 7-26.
2. Акимов, П.А. Метод наименьших модулей для идентификации скачков в измерениях угловой скорости БИНС / Акимов П.А., Матасов А.И. // Вестник нижегородского университета им. Н.И. Лобачевского. – 2011. – № 4-2. – С. 29-31.
3. Анисимов, Б.В. Распознавание и цифровая обработка изображений / Б.В. Анисимов, В.Д. Курганов, В.К. Злобин. – М.: Высш. шк., 1983. – С. 295.
4. Апальков, И.В. Удаление шума из изображений на основе нелинейных алгоритмов с использованием ранговой статистики / И.В. Альпаков, В.В. Хрящев // Труды 17-й Международной конференции по компьютерной графике и зрению ГрафиКон'2007. – GraphiCon. – Москва, 2007. – С. 235–238.
5. Беззубик, В.В. Метод повышения резкости цифровых изображений / В.В. Беззубик, Н.Р. Белашенков, В.О. Никифоров // Научно-технический вестник СПбГУ ИТМО. – 2014. – № 6 (94). – С. 82-90.
6. Богданов, А.К. Практические применения современных методов анализа изображений в медицине/ Богданов А.К., Проценко В.Д. – М.: Изд-во РУДН, 2008. – 77 с.
7. Бухтояров, С.С. Удаление шума из изображений нелинейными цифровыми фильтрами на основе ранговой статистики: автореферат дис. канд. техн. наук: 05.12.04. – М., 2007.
8. Бухтояров, С.С. Переключающийся медианный фильтр с блоком предварительного детектирования / С.С. Бухтояров, А.Л. Приоров, И.В. Апальков, В.В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов. – 2006. – № 4. – С. 2-8.
9. Бухтояров, С.С. Применение переключающихся медианных фильтров для восстановления зашумлённых изображений / С.С. Бухтояров, А.Л. Приоров,

- И.В. Апальков, В.В. Хрящев // Вопросы радиоэлектроники: Серия общетехническая. – 2006. – Т. 2. – С. 137–147.
10. Васильев, К. К. Статистический анализ последовательностей изображений / К. Васильев, В. Р. Крашенинников // Москва: Радиотехника. – 2017. – 248 с.
  11. Визильтер, Ю.В. Использование проективных морфологий в задачах обнаружения и идентификации объектов на изображениях / Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов // Известия Российской академии наук. Теория и системы управления. – 2009. – № 2. – С. 125-138.
  12. Визильтер, Ю.В. Проблемы технического зрения в современных авиационных системах / Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов // Механика, управление и информатика. – 2011. – № 6. – С. 11-44.
  13. Волохов В.А. Подавление гауссовского шума в изображениях на основе анализа главных компонент и нелокальной обработки. Автореферат диссертации ... канд. техн. наук: 05.12.04. – Владимир, 2012.
  14. Выголов, О.В. Обнаружение препятствий перед наземным мобильным объектом в бортовой системе технического стерео зрения реального времени / О.В. Выголов, С.Ю. Желтов, Ю.В. Визильтер // Механика, управление и информатика. – 2011. – № 6. – С. 202-215.
  15. Вычислительная техника. Терминология: Справочное пособие. Выпуск 1 / Рецензент канд. техн. наук Ю.П. Селиванов. – М.: Издательство стандартов, 1989. – 168 с.
  16. Гашников, М.В. Методы компьютерной обработки изображений / М.В. Гашников, Н.И. Глузов, Н.Ю. Ильясова и др.// Под ред. В.А. Сойфера. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
  17. Гилязетдинов, Е.В. Устранение шумов в изображениях с помощью нейронных сетей/ Е.В. Гилязетдинов, Б.Д. Коновалов // E-Scio. – 2019. – № 6 (33). – С. 367-377.
  18. Глузов, Н.И. Применение полиномиальных базисов для обработки изображений в скользящем окне / Н.И. Глузов, В.В. Мясников, В.В. Сергеев // Компьютерная оптика. – 1995. – № 14-15-1. – С. 55-68.

19. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – М.: Техносфера. – 2012. – 1104 с.
20. ГОСТ Р 55241.4-2012/ISO/TR 9241-310:2010 Эргономика взаимодействия человек-система. Часть 310. Видимость, эстетичность и эргономичность дефектов пикселей. – М.: Стандартинформ. – 2014. – 60 с.
21. Даджион, Д. Цифровая обработка многомерных сигналов / Д. Даджион, Р. Мерсеро. – М.: Мир, 1988. – 488 с.
22. Дёмин, А.Ю. Основы компьютерной графики: учебное пособие / А.Ю. Дёмин. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета, 2011. – 191 с.
23. Ермаков, С.М. Метод Монте-Карло и смежные вопросы / С.М. Ермаков. – М.: Наука, 1975. – 472 с.
24. Ключко, В.К. Методы восстановления изображений и оценивания аппаратной функции по прореженной матрице наблюдений / В.К. Ключко, В.П. Кузнецов // Автометрия. – 2016. – Т. 52. – № 6. – С. 12-21.
25. Кнут, Д.Э. Искусство программирования. Том 1. Основные алгоритмы / Д.Э. Кнут; под общ. ред. Ю.В. Козаченко. – Вильямс, 2015. – 720 с.
26. Кобзарь, А.И. Прикладная математическая статистика. Для инженеров и научных работников / А.И. Кобзарь. М.: Физматлит, 2012 – 813 с.
27. Колкер А.Б. Взвешенные и рекурсивны алгоритм векторной медианной фильтрации // Сб. науч. тр. НГТУ. – 2000. – Вып. 5 (22). – С. 8-12.
28. Костюхина, Г.В. Автоматизация двойной пороговой фильтрации в детекторе границ на основе модели энергетических признаков вейвлет-преобразования/ Г.В. Костюхина, М.П. Шлеймович, А.П. Кирпичников // Казанский национальный исследовательский технологический университет. – 2019. – Т. 22. – № 3. – С. 148-152.
29. Крашенинников, В. Р. Основы теории обработки изображений: учебное пособие по дисциплине "Теория случайных процессов" для студентов вузов, обучающихся по направлению подготовки дипломированных специалистов "Прикладная математика", а также по другим направлениям в области техники

- и технологии / В. Р. Крашенинников // Ульяновск: Ульяновский государственный технический университет. – 2003. – 150 с.
30. Ланнэ, А.А. Синтез систем нелинейной цифровой обработки сигналов / А.А. Ланнэ // Изв. вузов. Радиоэлектроника. – 1985. – Т.28. – № 8. – С. 7-17.
  31. Лебедько, Д.С. Методы численной оценки качества выделения границ на изображениях/ Д.С. Лебедько, Н.А. Тюкачев, М.Н. Мохамед Заки Хассан // Воронежский государственный университет. – 2015. – № 4. – С. 73-77.
  32. Лукин, А.С. Введение в цифровую обработку сигналов / А.С. Лукин. М.: Лаборатория компьютерной графики и мультимедиа МГУ, 2002. – 44 с.
  33. Лукин, А.С. Локальная оценка уровня шума на цифровых изображениях / А.С. Лукин, Н.В. Мамаев, Д.В. Юрин // Труды 16-й международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение». 2014 – Т. 2. – С. 445-449.
  34. Мамаев, Н.В. Локально-адаптивный алгоритм нелокального среднего на основе разложения по функциям эрмита / Н.В. Мамаев, А.С. Лукин, Д.В. Юрин // Программирование. – 2014. – № 4. – С. 46-54.
  35. Марчук, И.В. Сравнительный анализ результатов восстановления изображений двумерным методом размножения оценок и его модификаций / И.В. Марчук, В.В. Воронин, А.И. Шерстобитов // Электротехнические и информационные комплексы и системы. Уфимский государственный университет экономики и сервиса. – 2010. – Т. 1. – № 1. – С. 26-34.
  36. Методы компьютерной обработки изображений / Под ред. В.А. Сойфера. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.
  37. Мешалкин, Л.Д. Новый подход к параметризации регрессионных зависимостей / Мешалкин Л.Д., Курочкина А.И. // Записки научных семинаров ЛОМИ АН СССР. – 1979. – № 87. – С. 79-86.
  38. Мудров, В.И. Метод наименьших модулей / В.И. Мудров, В.Л. Кушко. – М.: Знание, 1971. – 64 с.
  39. Никитин, В.В. Телевидение в системах физической защиты / В.В. Никитин, А.К. Цыцулин. – СПб.: СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2001. – 435 с.



40. Павлушко О.В. Цифровые фотоаппараты: сравнительные характеристики и применение/ Павлушко О.В. // Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2002 г. – № 6. – С. 183-190.
41. Панюков А.В., Тырсин А.Н. Взаимосвязь взвешенного и обобщенного вариантов метода наименьших модулей // Известия Челябинского научного центра, 2007. В.1(35). С. 6-11.
42. Прэтт, У. 1/2: Цифровая обработка изображений = Digital image processing: в 2-х кн. / У. Прэтт, Д.С. Лебедев. – М.: Мир, 1982. – 310 с.
43. Прэтт, У. 2/2: Цифровая обработка изображений = Digital image processing: в 2-х кн. / У. Прэтт, Д.С. Лебедев. – М.: Мир, 1982. – 790 с.
44. Самарский, А.А. Математическое моделирование: Идеи. Методы. Примеры. / А.А. Самарский, А.П. Михайлов. – М.: Физматлит, 2001. – 320 с.
45. Секен, К. Приборы с переносом заряда / Секен К., Томпсет М. // Пер. с англ. Под ред. В.В. Поспелова, Р.А. Суриса. – М.: Мир, 1978. – 327 с.
46. Сизиков, В.С. Устойчивые методы математикокомпьютерной обработки изображений и спектров. Учебное пособие. 2-е изд. / В.С. Сизиков, А.Н. Довгань, А.В. Лавров // Санкт-Петербург: Университет ИТМО. – 2021. – 72 с.
47. Сизов, Н.А. Использование нейронных сетей для очистки изображений от шумов / Н.А. Сизов, В.П. Раевский, Д.П. Дурандин, М.В. Боган, А.В. Гаврилина // Молодой ученый. – 2019. – № 27. – С. 34-36.
48. Синтез цвета // Фотокинетика: Энциклопедия / Гл. ред. Е.А. Иофис. – М.: Советская энциклопедия, 1981. – 447 с.
49. Соколов, В.М. Выбор оптимальных физико-технических условий рентгенографии (практическое руководство для рентгенолаборантов). – Л.: Медицина, 1979. – 272 с.
50. Сойфер, В.А. Компьютерная обработка изображений / В.А. Сойфер // Вестник Российской академии наук. – 2001. – Т. 71. – № 2. – С. 119-129.
51. Старк, Г. Реконструкция изображений / К. Рашфорт, Д. Юла, К. Хенсон, др., Г. Старк. – М: Мир, 1992. – 635 с.

52. Стрелков, В.И. Исследование влияния случайного шума на степень сжатия изображения по алгоритму JPEG / А.И. Стрелков, В.И. Барсов, А.В. Воронин // Системы обработки информации. – 2004. – № 12(40). – С. 218-221.
53. Сэломон, Д. Сжатие данных, изображений и звука / Д. Сэломон – М.: Техносфера, 2004. – 368 с.
54. Тырсин, А.Н. Исследование свойств обобщенного метода наименьших модулей (на примере оценки параметра сдвига) / А.Н. Тырсин // Заводская лаборатория. Диагностика материалов. – 2007. – Т. 73. – № 11. – С. 71-77.
55. Тырсин, А.Н. Робастное построение регрессионных зависимостей на основе обобщенного метода наименьших модулей / А.Н. Тырсин // Записки научных семинаров ПОМИ. – 2005. – Т. 328. – С. 236-250.
56. Уёмов, А.И. Логические основы метода моделирования / А.И. Уёмов // М.: Мысль, 1971. – 311 с.
57. Уэстон, К. Экспозиция в цифровой фотосъемке / К. Уэстон. – Арт-Родник. – 2010. – 192 с.
58. Форсайт, Д. Компьютерное зрение. Современный подход / Д. Форсайт, Ж. Понс. – М.: Вильямс, 2004. – 928 с.
59. Фурман, Я.А. Введение в контурный анализ и его приложения к обработке изображений и сигналов / Я.А. Фурман, А.В. Кревецкий, А.К. Передреев. – М.: Физматлит, 2002. – 589 с.
60. Хайкин, С. Нейронные сети: полный курс / С. Хайкин. – М.: Вильямс, 2006. – 1104 с.
61. Хохлов, Е.А. Глоссарий по информационному обществу / М.А. Бунчук, О.Н. Вершинская, Р.У. Елизарова, Т.В. Ершова, М.Р. Когаловский, А.С. Мендкович, С.И. Паринов, Г.Л. Смолян, Е.М. Стырин, Ю.Е. Хохлов, Д.С. Черешкин, С.Б. Шапошник, под общ. ред. Ю.Е. Хохлова. – М.: Институт развития информационного общества, 2009. – 160 с.
62. Хуанг, Т.С. Быстрые алгоритмы в цифровой обработке изображений / Т.С. Хуанг, Дж.-О. Эклунд, Г. Дж. Нуссбаумер и др. // Под ред. Т.С. Хуанга. – М.: Радио и связь, 1984. – 224 с.

63. Хуанг, Т.С. Обработка изображений и цифровая фильтрация / Под редакцией Т. Хуанга. – М.: Мир, 1979. – 318 с.
64. Шеремет, И.А. Обработка изображений с помощью целочисленных ортогональных преобразующих матриц / И.А. Шеремет, А.П. Рукин, В.Д. Лебедев // Цифровая обработка сигналов. – 2014. – № 4. – С. 45-53.
65. Шлезингер, М.И. Математические средства обработки изображений / М.И. Шлезингер. – Киев: Наукова думка, 1989. – 196 с.
66. Щербаков, М.А. Нелинейная фильтрация сигналов и изображений. / М.А. Щербаков. – Пенза: ПТУ, 1999. – 164 с.
67. Яне, Б. Цифровая обработка изображений: пер. с англ. / Б. Яне. – М.: Техносфера, 2007. – 584 с.
68. Яншин, В.В. Анализ и обработка изображений: Принципы и алгоритмы: Учеб. пособие для вузов. /В. В. Яншин. – М.: Машиностроение, 1995. – 111 с.
69. Яншин, В.В. Обработка изображений на языке Си для IBM PC: Алгоритмы и программы / В.В. Яншин. – М.: Мир, 1994. – 238 с.
70. Ярославский, Л.П. Введение в цифровую обработку изображений / Л.П. Ярославский. – М.: Советское радио, 1979. – 312 с.
71. Abreu, E. A new efficient approach for the removal of impulse noise from highly corrupted images / E. Abreu, M. Lightstone, S. Mitra, K. Arakawa // IEEE Trans, on Image Processing. – 1996. – Vol. 5. – № 6. – P. 1012-1025.
72. Acharya, T. Image Processing. Principles and Applications Applications / T. Acharya, A.K. Ray. – John Wiley, 2005. – 451 pp.
73. Canny Edge Detector [Электронный ресурс]. URL [https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/canny\\_detector/canny\\_detector.html](https://docs.opencv.org/2.4/doc/tutorials/imgproc/imgtrans/canny_detector/canny_detector.html)
74. Canny, J. A Computational Approach to Edge Detection / J. Canny // IEEE Transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 1986. – Vol. 8. – № 6. – P. 679-698. [Электронный ресурс]. URL: [http://perso.limsi.fr/Individu/vezien/PAPIERS\\_ACS/canny1986.pdf](http://perso.limsi.fr/Individu/vezien/PAPIERS_ACS/canny1986.pdf)

75. Chan, R. Convergence of Newton's Method for a Minimization Problem in Impulse Noise Removal / R. Chan, C. Ho, M. Nikolova // J. Comput. Math. – 2004. – Vol. 2. – P. 168-177.
76. Cheremkhin, A. Use of spectral characteristics of DSLR cameras with Bayer filter sensorsPDF / P.A. Cheremkhin, V.V. Lesnichii et al. // Journal of Physics: Conference Series. – 2014. – V. 536. – P. 1.
77. CIE International Commission on Illumination, Recommendations on Uniform Color Spaces, Color-Difference Equations, Psychometric Color Terms, Supplement № 2 to CIE Publication No. 15, Colorimetry, 1971 and 1978.
78. De Haan G. et al. Television noise reduction IC //IEEE Transactions on Consumer Electronics. – 1998. – T. 44. – № 1. – C. 143-154.
79. De Haan, G. Automatic 2-D and 3-D noise filtering for high-quality television receivers / G. De Haan, T.G. Kwaaitaal-Spassova, O.A. Ojo //International Workshop on Signal Processing and HDTV. – 1996. – T. 6. – C. 221-230.
80. Devies, A. Digital Imaging for Photographers, 4th Edition/ Davies A., Fennessy P.// Focal Press, 2001. – Paperback. – 214 p.
81. Dougherty, E. Nonlinear Filters for Image Processing / E. Dougherty, J. Astola // Wiley IEEE Press. – 1999. – 470 pp.
82. Forstner, W. Image preprocessing for feature extraction in digital intensity, color and range images / W. Forstner // In Springer Lecture Notes on Earth Sciences. – 1998.
83. Garrido-Jurado, S. Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion / S. Garrido-Jurado, R. Munoz-Salinas, F.J. Madrid-Cuevas, M.J. Marin-Jimenez // Pattern Recognit 47(6). – 2014. DOI: 10.1016/j.patcog.2014.01.005. - P. 2280-2292.
84. Gorban, A.N. Principal Graphs and Manifolds, Ch. 2 / A.N. Gorban, A.Y. Zinovyev // Handbook of Research on Machine Learning Applications and Trends: Algorithms, Methods, and Techniques, Emilio Soria Olivas et al. (eds). IGI Global. Hershey, PA, USA. – 2009. – C. 28-59.

85. Huang, T.S. The subjective effect of two-dimensional pictorial noise/ T. Huang //IEEE Trans. Info. Theory. – 1965. – V. 11. – I. 1. – P. 43-53.
86. Jae, S. Lim. Two-dimensional signal and image processing / S.L. Jae. – Prentice-Hall, Inc. – 1990. – 683 pp.
87. Kim, S.H. Optimal unsharp mask for image sharpening and noise removal/ S.H. Kim, J.P. Allebach // Journal of Electronic Imaging. – 2005. – V. 14. – № 2. – P. 1-13.
88. Lehtinen, J. Noise2Noise: Learning Image Restoration without Clean Data / J. Lehtinen, J. Munkberg, J. Hasselgren, S. Laine, T. Karras, M. Aittala, T. Aila. – 2018. – 12 pp. – [Электронный ресурс]. URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.1803.04189>.
89. Linda, G. Shapiro and George C. Stockman: «Computer Vision»/ G. Linda – New Jersey, Prentice-Hall, 2001. – P. 279-325.
90. Lou, Y. Nonlocal Similarity Image Filtering. / Y. Lou, P. Favaro, S. Soatto, A.Bertozzi // In: Foggia P., Sansone C., Vento M. (eds) Image Analysis and Processing – ICIAP. – 2009. Lecture Notes in Computer Science, – vol. 5716. Springer, Berlin, Heidelberg
91. Loza, A. Automatic contrast enhancement of low-light images based on local statistics of wavelet coefficients / A. Loza, D.R. Bull, P.R. Hill, A.M. Achim// Digital Signal Processing. – 2013. – V. 23. – № 6. – P. 1856-1866.
92. MacQueen, J. Some methods for classification and analysis of multivariate observations / J. MacQueen // In Proc. 5th Berkeley Symp. on Math. Statistics and Probability. – 1967. – С. 281-297.
93. Marsaglia, G. A Convenient Method for Generating Normal Variables/ Marsaglia G., Bray T.A // SIAM Rev. – 1964. – Vol. 6. – № 3. – PP. 260–264.
94. Ng, P. A switching median filter with boundary discriminative noise detection for extremely corrupted images / P. Ng, K. Ma // IEEE Transactions on Image Processing. – 2006. – Vol. 15, Issue 6. – P. 1506-1516.
95. OpenCV – библиотека компьютерного зрения. – Режим доступа: <https://opencv.org>.

96. Oppenheim A.V. Nonlinear Filtering of Multiplied and Convolved Signals / A. Oppenheim, R. Schafer, T. Stockham // Proceedings of the IEEE. – 1968. – Vol. 56. – № 8. – pp. 1264-1291 (русский перевод: Оппенхейм, Шефер, Стокхэм. Нелинейная фильтрация сигналов, представленных в виде произведения и свертки. ТИИЭР. – 1968. – т. 56. – № 8. – с. 5-46.)
97. Pearson K., On lines and planes of closest fit to systems of points in space / Philosophical Magazine. – 1901. – 2. – p. 559-572.
98. Perona, P. Scale-Space and Edge Detection Using Anisotropic Diffusion / P. Perona, J. Malik // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence archive. – 1990. – Vol. 12. – I. 7, P. 629-639.
99. Pitas, I. Nonlinear Digital Filters: Principles and Applications / I. Pitas, A. Venetsanopoulos. – Boston, MA: Kluwer, 1990. – 402 p.
100. Polesel, A. Image enhancement via adaptive unsharp masking / A. Polesel, G. Ramponi, V.J. Mathews // IEEE Transactions on Image Processing. – 2000. – V. 9. – № 3. – P. 505-510.
101. Pratt, W.K., “Median filtering,” in Semiannual Report, Image Processing Institute// Univ. of Southern California, 1975. – pp. 116-123
102. Richard, A. A New Algorithm for Image Noise Reduction using Mathematical Morphology / A. Richard // IEEE Transactions on Image Processing. – 1995. – № 3. – P. 554-568.
103. Roorda, A. Packing arrangement of the three cone classes in primate retina / A. Roorda, A.B. Metha, P. Lennie, D.R. Williams // Vision research. – 2001. – T. 41. – № 10-11. – C. 1291-1306.
104. Russ, J.C. The Image Processing Handbook / J.C. Russ // CRC Press. – 2006. – 853 pp.
105. Schulte, S. A fuzzy impulse noise detection and reduction method / S. Schulte, M. Nachtegael, V. De Witte, D. Van der Weken, E. Kerre // IEEE Trans, on image processing. – 2006. – Vol. 15. – N 5. – P. 1153-1162.

106. Schutten, R.J. Noise filtering for television receivers with reduced memory / R.J. Schutten, G. de Haan and A.H. M. van Roermund // Proc. of the Int. Workshop on HDTV and the Evolution of Television, Taipei, Taiwan. –1995. – pp. 6A15-6A22.
107. Smith, L.I. A tutorial on Principal Components Analysis / L.I. Smith. // N. Z.: University of Otago. – 2002. – 27 p.
108. Tukey, J.W. Discussion emphasizing the connection between analysis of variance and spectrum analysis / J.W. Tukey // UK.: Technometrics. – 1961. –Vo. 3. – P. 191-219.
109. Tyrnin, A.N. Robust construction of regression models based on the generalized least absolute deviations method / A.N. Tyrnin. // Journal of Mathematical Sciences. – 2006. – Vol. 139. – № 3. – P. 6634-6642.
110. Vilziter, Y.V. Shape-based image matching using heat kernels and diffusion / Y.V. Vizilter, V.S. Gorbatsevich, A.Y. Rubis, S.Y. ZheltoV // International archives of the photogrammetry, remote sensing and spatial information sciences – isprs archives. – 2014. – P. 357-364.
111. Weston, C. Mastering digital exposure and HDR imaging / Weston, C. – Rotovision. – 2008. – P. 192.
112. Yin, L. Weighted median filters: a tutorial / L. Yin, R. Yang, M. Gabbouj, Y. Neuvo // IEEE Trans. Circuits Systems, 1996. V. 43, № 3. P. 157-192.
113. Young, I.T. Recursive implementation of the Gaussian filter/ Young I.T., Vliet L.J. van // Signal Processing. – 1995. – Vol. 44. – № 2. – PP. 139–151.
114. Zhang, K. Beyond a Gaussian Denoiser: Residual Learning of Deep CNN for Image Denoising / K. Zhang, W. Zuo, Y. Chen, D. Meng, L. Zhang // IEEE Transactions on Image Processing. – 2017. – Vol. 26. – № 7. – P. 3142–3155.

#### **Публикации автора по теме диссертации**

115. Сурин, В.А. Исследование свойств цифрового шума в контрастных изображениях / В.А. Сурин, А.Н. Тырсин // Известия высших учебных заведений. Физика. – 2016. – № 8/2(59). – С. 93-96.

116. Сурин, В.А. Математическая модель фильтрации на основе обобщенного метода наименьших модулей как инструментарий обработки и анализа контрастных изображений / В.А. Сурин, А.Н. Тырсин// Новые информационные технологии в исследовании сложных структур. – 2020. – С. 55-56.
117. Сурин, В.А. Модель нелинейного фильтра для цифровой обработки контрастных изображений / В.А. Сурин, А.Н. Тырсин // Автометрия. – 2018. – Т. 54. – № 2. – С. 54-62. переводная версия в журнале «Optoelectronics, instrumentation and data processing»
118. Сурин, В.А. О возникновении широкополосного шума в цифровых изображениях/ В.А. Сурин //Обзорные прикладной и промышленной математики. – 2015. – Т. 22. – В.2. – С. 2.
119. Сурин, В.А. Об обработке зашумлённых контрастных изображений / Вестник Южно-Уральского Государственного Университета. Серия: Математика. Механика. Физика. – 2021. – Т. 13. – С. 14-21.
120. Сурин, В.А. Предобработка цифровых изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей для последующей сегментации № 2019663922 / Сурин В.А.; правообладатель Сурин Владимир Анатольевич. – 2019662748; заявл. 08.10.2019; зарегистр. 25.10.2019, реестр программ для ЭВМ.
121. Сурин, В.А. Применение нелинейной фильтрации изображений в задачах медицинской диагностики / В.А. Сурин, А.Н. Тырсин // Математические методы в технике и технологиях – ММТТ. – 2019. – Т. 3. – С. 130-134.
122. Сурин, В.А. Применение обобщенного метода наименьших модулей в задачах обработки и анализа изображений/ В.А. Сурин, А.Н. Тырсин// Вестник Астраханского государственного технического университета. Серия: Управление, вычислительная техника и информатика. – 2020. – № 2. – С. 45-55.
123. Сурин, В.А. Сглаживание зашумлённых контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей/ В.А. Сурин, А.Н. Тырсин// Новые информационные технологии в исследовании сложных структур. – 2018. – С. 43-44.



124. Сурин, В.А. Фильтр на основе обобщенного метода наименьших модулей для подавления шума в модельных и реальных контрастных изображениях: свидетельство № 2018619014 / Сурин В.А.; правообладатель Сурин Владимир Анатольевич. – 2018619014; заявл. 21.08.2018; зарегистр. 03.09.2018, реестр программ для ЭВМ.
125. Тырсин, А.Н. Шумоподавление при нелинейной фильтрации изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей / А.Н. Тырсин, В.А. Сурин // Наука ЮУрГУ. Секции естественных наук: материалы 66-й науч. конф. – 2014. – С. 204-210.
126. Тырсин, А.Н. Программа подавления шума в контрастных изображениях на основе обобщенного метода наименьших модулей: свидетельство № 2018611634 / Тырсин А.Н., Сурин В.А.; правообладатель Тырсин Александр Николаевич. – 2017662978; заявл. 12.12.2017; зарегистр. 02.02.2018, реестр программ для ЭВМ.
127. Surin, V.A. Nonlinear filtering of noisy contrast images based on the generalized method of the least absolute values / V.A. Surin, A.N. Tyrsin // Journal of Computational and Engineering Mathematics. – 2018. – Vol. 5. – № 2. – P. 58-69.
128. Surin, V.A. Research of properties of digital noise in contrast images / V.A. Surin, A.N. Tyrsin // CEUR Workshop Proceeding. – 2016. – Vol. 1710. – P. 340–348. [Электронный ресурс]. URL: <http://ceur-ws.org/Vol-1710/paper34.pdf>
129. Tyrsin, A.N. Non-Linear Filtering of Images on the Basis of Generalized Method of Least Absolute Values / A.N. Tyrsin, V.A. Surin // CEUR Workshop Proceeding. – 2014. – Vol. 1197. – P. 41–47. [Электронный ресурс]. URL: <http://ceur-ws.org/Vol-1197/paper7.pdf>

# ПРИЛОЖЕНИЕ А

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018611634

**ПРОГРАММА ПОДАВЛЕНИЯ ШУМА В КОНТРАСТНЫХ  
ИЗОБРАЖЕНИЯХ НА ОСНОВЕ ОБОБЩЕННОГО  
МЕТОДА НАИМЕНЬШИХ МОДУЛЕЙ**

Правообладатель: *Тырсин Александр Николаевич (RU)*

Авторы: *Тырсин Александр Николаевич (RU),  
Сурин Владимир Анатольевич (RU)*

Заявка № 2017662978

Дата поступления 12 декабря 2017 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 02 февраля 2018 г.

Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Излиев





РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2018661135

**ФИЛЬТР НА ОСНОВЕ ОБОБЩЕННОГО МЕТОДА  
НАИМЕНЬШИХ МОДУЛЕЙ ДЛЯ ПОДАВЛЕНИЯ ШУМА  
В МОДЕЛЬНЫХ И РЕАЛЬНЫХ КОНТРАСТНЫХ  
ИЗОБРАЖЕНИЯХ**

Правообладатель: *Сурин Владимир Анатольевич (RU)*

Автор: *Сурин Владимир Анатольевич (RU)*

Заявка № **2018619014**

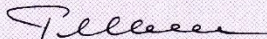
Дата поступления **21 августа 2018 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **03 сентября 2018 г.**



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

 *Г.П. Ивлиев*



РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



## СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2019663922

**ПРЕДОБРАБОТКА ЦИФРОВЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ НА  
ОСНОВЕ ОБОБЩЕННОГО МЕТОДА НАИМЕНЬШИХ  
МОДУЛЕЙ ДЛЯ ПОСЛЕДУЮЩЕЙ СЕГМЕНТАЦИИ**

Правообладатель: *Сурин Владимир Анатольевич (RU)*

Автор: *Сурин Владимир Анатольевич (RU)*

Заявка № 2019662748

Дата поступления 08 октября 2019 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 25 октября 2019 г.



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Г.П. Ивлиев* Г.П. Ивлиев



## ПРИЛОЖЕНИЕ Б

РОССИЙСКАЯ АКАДЕМИЯ НАУК  
Уральское отделение  
Федеральное государственное  
бюджетное учреждение науки  
Научно-инженерный центр  
«Надежность и ресурс больших  
систем и машин»  
(НИЦ «НиР БСМ» УрО РАН)  
ул. Студенческая, 54-а,  
г. Екатеринбург, 620049  
Тел/факс: (343) 374-16-82  
E-mail: sec@wekt.ru  
ИНН 6660012356 КПП 666001001

28.05.2018 № 16379-2171/72  
На № \_\_\_\_\_

[ \_\_\_\_\_ ]

### Справка

Об использовании результатов диссертационной работы Сурина Владимира Анатольевича в Научно-инженерном центре «Надежность и ресурс больших систем и машин» Уральского отделения Российской академии наук

Положения и выводы диссертационной работы Сурина В.А. использованы при проведении госбюджетных научно-исследовательских работ НИЦ «НиР БСМ» УрО РАН.

При проведении госбюджетных НИР по направлению «Разработка и исследование энтропийных и вероятностных робастных диагностических моделей систем критичных инфраструктур на основе оценивания регрессионных моделей при ошибках в независимых переменных» (рег. № 01201361084) были использованы математическая модель для эффективной реализации обобщенного метода наименьших модулей при обработке цифровых изображений, а также алгоритмическое и программное обеспечение для их практического применения в задачах диагностики систем критичных инфраструктур.

Директор



Л.В. Полуян

Исполнитель: Гурьев Е.С.  
конт. тел.: 8(343) 374-16-82

Автономная некоммерческая организация  
ЦЕНТР РАЗВИТИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ИННОВАЦИЙ

454007, Россия, г.Челябинск, ул. 40 лет Октября, д.21  
ИНН7452990275 /КПП 745201001/ОГРН 1137400002024

Челябинск

№ 4/11 от 22.02.2021г.

**Справка**

Об использовании результатов диссертационной работы Сурина Владимира Анатольевича в АНО «ЦЕНТР РАЗВИТИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ИННОВАЦИЙ».

Результаты диссертационного исследования Сурина В. А. были использованы при проведении исследовательских работ АНО «ЦЕНТР РАЗВИТИЯ ПРОМЫШЛЕННЫХ ИННОВАЦИЙ».

При проведении исследовательских работ по теме «Исследования, разработка и создание демонстраторов двигательной установки с центральным телом, системы управления и контроля с искусственным интеллектом ракетно-космического комплекса с полностью многоразовой одноступенчатой ракетой-носителем и универсальной космической платформой» от 18.01.2021 г. №2021010 был использован метод цифровой фильтрации контрастных изображений на основе обобщенного метода наименьших модулей, а также алгоритмическое и программное обеспечение для его практической реализации при подавлении шума и повышении четкости контрастных границ в цифровых изображениях полученных с бортовой камеры демонстратора двигательной установки.

Директор



С.Н. Твердохлеб