

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

На правах рукописи



Сычев Алексей Сергеевич

**«Комплексирование мультиспектральных изображений
на основе безэталонной оценки их качества»**

Специальность:

2.2.13. — Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения
Диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук

Научный руководитель:
кандидат технических наук,
без учёного звания
Холопов Иван Сергеевич

Рязань 2024

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ.....	7
1 ОЦЕНКА КАЧЕСТВА И КОМПЛЕКСИРОВАНИЕ	
МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	15
1.1 Мультиспектральные системы технического зрения.....	15
1.1.1 Оптическое электромагнитное излучение.....	15
1.1.1.1 Собственное излучение абсолютно чёрного тела.....	17
1.1.1.2 Инфракрасное излучение ближнего и коротковолнового диапазонов.....	18
1.1.1.3 Видимое излучение.....	18
1.1.2 Физические принципы регистрации изображения сцены в различных спектральных диапазонах.....	20
1.1.3 Преобразование систем координат в МСТЗ.....	22
1.1.4 Постановка целей и задач объединения информации в МСТЗ.....	23
1.2 Критерии качества цифровых полутоновых изображений.....	27
1.2.1 Комплексные показатели качества.....	31
1.2.2 Мультипликативный показатель качества Воробеля.....	32
1.2.3 Интегральный показатель качества.....	33
1.2.4 Модифицированный интегральный показатель качества.....	34
1.2.5 Оценка информативности по экстремальным точкам.....	34
1.2.6 Неэталонная оценка качества на основе локальных бинарных шаблонов.....	35
1.2.7 Нормированный показатель информативности.....	36
1.2.8 Весовой индекс качества комплексирования.....	36
1.3 Комплексирование мультиспектральных изображений.....	37
1.4 Популярные стратегии попиксельного комплексирования	
мультиспектральных изображений.....	38
1.4.1 Метод главных компонент.....	39

1.4.2 Адаптивный к показателю информативности алгоритм комплексирования изображений.....	43
1.4.3 Комплексирование с приоритетом одного канала.....	44
1.4.4 Комплексирование в псевдоцветах.....	45
1.4.5 Комплексирование на основе трёхмерного фильтра нижних частот	46
1.5 Комплексирование мультиспектральных изображений с использованием кратномасштабного разложения.....	47
1.5.1 Алгоритмы комплексирования промежуточных результатов разложения пирамид и вейвлет-разложений.....	50
1.5.2 Комплексирование «фильтрация-вычитание-децимация».....	52
1.5.3 Комплексирование с использованием пирамид Лапласа.....	53
1.5.4 Комплексирование с использованием морфологических пирамид.....	54
1.5.5 Комплексирование с использованием пирамид контрастов и отношений низкочастотных пирамид.....	56
1.5.6 Комплексирование с использованием вейвлет-градиентов.....	57
1.5.7 Комплексирование с использованием дискретного вейвлет-преобразования.....	58
1.5.8 Комплексирование с использованием инвариантного к сдвигу преобразования.....	59
Выводы по первой главе.....	60
2 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМА КОМПЛЕКСНОЙ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ЦИФРОВОГО ПОЛУТОНОВОГО ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	62
2.1 Оценка среднеквадратического отклонения шума на цифровом изображении.....	62
2.1.1 Гармонический анализ.....	63
2.1.2 Оценка СКО шума по автокорреляционной функции.....	65
2.1.3 Блочный метод оценки СКО шума.....	69

2.1.4 Оценка СКО высокочастотного шума на основании меры «modified gray level variance».....	71
2.1.5 Медианная оценка СКО шума.....	78
2.1.6 Оценка СКО шума по линейной разности векторных свёрток блоков изображений.....	79
2.1.7 Сравнительный анализ методов оценки СКО шума изображения. .	81
2.1.8 Оценка работоспособности алгоритмов оценки СКО шума изображения.....	89
2.2 Исследование интегрального и мультипликативного показателей качества изображений.....	92
2.3 Интегрально-мультипликативный показатель качества цифровых полутоновых изображений.....	99
2.3.1 Описание и результаты имитационного моделирования оценки качества цифровых полутоновых изображений.....	104
2.3.2 Оценка пертинентности значений показателей качества экспертным оценкам качества изображений.....	109
Выводы по второй главе.....	117
3 РАЗРАБОТКА И РЕАЛИЗАЦИЯ АЛГОРИТМОВ МУЛЬТИСПЕКТРАЛЬНОГО КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ С УЧЁТОМ БЕЗЭТАЛОННОЙ ОЦЕНКИ КАЧЕСТВА ИСХОДНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ.....	119
3.1 Алгоритм комплексирования изображений на основе метода главных компонент и локальной меры дисперсии.....	119
3.1.1 Иллюстрация работы алгоритма.....	122
3.1.2 Сравнение с известными алгоритмами комплексирования.....	127
3.2 Разработка способа комплексирования мультиспектральных изображений на основе интегрально-мультипликативного показателя качества.....	131

3.3 Полунатурное макетирование мультиспектральной системы технического зрения.....	142
3.3.1 Практические аспекты фиксации и предварительной обработки мультиспектральных изображений в ходе полунатурного эксперимента	142
3.3.2 Практические аспекты программной реализации комплексирования и визуализации мультиспектральных изображений.....	150
Выводы по третьей главе.....	153
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	155
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.....	158
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	160
СПИСОК ИЛЛЮСТРАТИВНОГО МАТЕРИАЛА.....	180
Рисунки.....	180
Таблицы.....	187
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	189
Приложение А. Изображения из датасета «TAMPERE17».....	189
Приложение Б. Примеры оценок качества изображений методами «НПИ», «МПК», «ИПК», «ИМПК».....	190
Приложение В. Значения ИМПК изображений, формируемых различными алгоритмами комплексирования, а также их соотношения.....	193
Приложение Г. Значения ПОСШ изображений, формируемых различными алгоритмами комплексирования, а также их соотношения.....	194
Приложение Д. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022666897.....	195
Приложение Е. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022666896.....	196

Приложение Ж. Акт внедрения результатов диссертационной работы на соискание степени кандидата технических наук Сычева Алексея Сергеевича в учебный процесс Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина.....	197
Приложение 3. Акт внедрения результатов диссертационной работы на соискание ученой степени кандидата технических наук Сычева Алексея Сергеевича.....	198

Введение

Актуальность темы исследования. *Комплексирование изображений* является технологией повышения ситуационной осведомленности оператора летательного аппарата либо робототехнического комплекса, предназначенного для работы в тёмное время суток и в сложных погодных условиях. Для реализации подобных технологий обработки данных применяют *мультиспектральные системы технического зрения (МСТЗ)*, включающие в себя датчики по крайней мере двух диапазонов оптического электромагнитного излучения: видимого и инфракрасного (тепловизионного).

Различие в природе формирования и в физических принципах фиксации изображений, полученных в различных диапазонах оптического излучения, приводят к тому, что качество и информативность таких изображений для субъективного наблюдателя (оператора системы) могут различаться. Если при этом типовые способы улучшения видения не обеспечивают требуемого уровня качества выходного изображения и его детализации хотя бы в одном из диапазонов оптического спектра, то комплексирование выполнять, как правило, целесообразно. В то же время при комплексировании изображений, одно из которых сильно зашумлено или смазано под действием низкого уровня освещённости, осадков, дымки в атмосфере, ухудшающие субъективно воспринимаемую информативность деструктивные факторы негативно влияют на результат: комплексирование не только не обеспечивает повышения качества и детализации, а напротив, может давать результат даже худший, чем одно или несколько исходных изображений. Выработка критериев и разработка способов автоматического принятия решения о целесообразности комплексирования с выбором для него набора исходных изображений являются важной задачей по повышению

ситуационной осведомленности конечных потребителей фото- и видеоинформации от МСТЗ.

Степень разработанности темы. Методы и алгоритмы оценки качества с целью комплексирования мультиспектральных изображений зародились в конце 80-х — 90-х годах XX века. Так, предтечей развития мультиспектральных систем стали работы американского учёного P.J. Burt (Политехнический институт Ренсселера в Нью-Йорке и Принстон в Нью-Джерси) в 1983-85 гг. [112, 111]. В 1989 г. нидерландский исследователь института сенсорной физиологии А. Тоет одним из первых вынес в название публикации [164] термин *«image fusion»* (англ. «слияние изображений» либо **«комплексирование изображений»**), ставший сегодня общепринятым.

Среди зарубежных исследователей в области обработки (в т.ч. комплексирования) гипер- и мультиспектральных изображений наиболее известны¹: D.L. Hall, J. Llinas [120, 135], L.A. Klein [128, 129], R.S. Blum, Z. Liu [109], T. Stathaki [153], I. Bloch [108], M.E. Liggins [135], H.B. Mitchell [139], A.A. Ursani [166], M.C. Mezouar [137], S. Chaudhuri, K. Kotwal [115], P. Marzullo, G. Mariani [136], L. Alparone, B. Aiazzi, C.H. Chen [103], E.A. Tusa Jumbo [165], C. Pohl, J. Genderen [142], N. Chang, K. Bai [114], M.V. Joshi, K.P. Upla [125], C. Kuntner-Hannes, Y. Haemisch [131], A. Azarang [104, 105], N. Kehtarnavaz, A.C. Bovik [104], A.K. Kuras [132], E. Kaba [126].

В России импульс развитию направления мультиспектрального видения дали в 2010-2013 гг. научные работы коллективов под руководством Ю.В. Визильтера в Государственном научно-исследовательском институте авиационных систем (ГосНИИАС) [65] и Л.Н. Костяшкина в Научно-конструкторском центре видеокомпьютерных технологий (НКЦ ВКТ) акционерного общества «Государственный Рязанский приборный завод»

1 Перечислены в хронологическом порядке опубликования работ.

(ГРПЗ) [2, 39]. Большой вклад в разработку темы совместной обработки и комплексирования мультиспектральных изображений внесли также следующие отечественные исследователи²: В.К. Злобин [31, 30], А.Э. Москвитин [3, 49, 50], В.В. Еремеев [3, 30], В.В. Тарасов, Ю.Г. Якушенков [87], М.С. Смагин [68], П.Н. Светелкин [66], Б.А. Алпатов, В.В. Стротов [1], С.Ю. Желтов, А.В. Бондаренко, М.В. Ососков, А.В. Моржин [14], С.В. Антонушкина, А.А. Макаренков [3], Ю.А. Никишин [55], С.М. Михеев [47], О.Р. Никитин [53, 54], А.Н. Кисляков [35, 53, 54], Ю.С. Бехтин [4], В.В. Инсаров, С.В. Тихонова, И.И. Михайлов [34], А.С. Васильев [12], А.В. Никоноров [56], М.А. Бондаренко [10, 9], В.Н. Дрынкин [9, 25], В.В. Шипко [96, 97], А.И. Новиков [58, 28], Д.В. Титов [90], А.А. Логинов, М.Б. Никифоров, О.В. Павлов, А.В. Воробьёв [28], П.Н. Сконников [67].

Зарубежными и отечественными учёными разработаны различные методы комплексирования изображений, обзор которых приведён в настоящей работе. В то же время слабо проработанной остаётся тема комплексирования изображений, качество которых различается в несколько раз из-за влияния в одном из диапазонов описанных выше деструктивных факторов.

Задача автоматической безэталонной оценки качества известна в области разработки систем технического зрения различного назначения. За рубежом способам её решения посвящены работы P.G.J. Barten [106], B.W. Keelan [127], I. Begin [107], W. Zhang [173], D. Kundu [130], H. Albandawi [102], S.S. Ghosh [118]. Среди отечественных учёных вклад в развитие данной тематики сделали³ В.А. Сойфер, В.В. Сергеев, С.Б. Попов, В.В. Мясников, А.В. Чернов [69], А.Л. Приоров, В.В. Хрящев [46, 59, 60], В.В. Старовойтов [18, 48, 70, 71], А.П. Богданов, Ю.Н. Романов [5], А.К. Цыцулин, Д.Ю. Адамов, А.А. Манцветов, И.А. Зубакин [95],

² Перечислены в хронологическом порядке опубликования работ.

³ Перечислены в хронологическом порядке опубликования работ.

Н.Н. Пономаренко [144], И.С. Ненахов [51, 60], М.А. Бондаренко, В.Н. Дрынкин [9], Ф.В. Старовойтов [18, 70, 71], Ю.И. Голуб [17, 18]. В то же время слабо проработанной остаётся тема комплексной численной оценки качества для получения коррелирующих с субъективным восприятием значений.

Цель работы и основные задачи. Целью работы является разработка алгоритмов комплексирования мультиспектральных изображений для максимизации информативности результата для субъективного наблюдателя.

В соответствии с целью работы были поставлены следующие задачи:

- разработка алгоритма оценивания среднеквадратического отклонения (СКО) шума на изображении;
- разработка алгоритма оценивания информативности изображения;
- разработка алгоритма комплексирования мультиспектральных изображений, повышающего информативность результата посредством учёта оценок информативности исходных изображений, полученных в различных диапазонах оптического электромагнитного излучения.

Научная новизна. Результатами выполнения работы являются:

- новый алгоритм оценки СКО шума на изображении, основанный на параметрической оценке функции плотности распределения вероятностей значений локального среднеквадратического отклонения яркости изображения;
- новый численный безэталонный **показатель качества и информативности** цифровых полутоновых изображений;
- модификация алгоритма **комплексирования** методом главных компонент, повышающая отношение сигнал-шум (ОСШ) результирующего изображения;
- новый алгоритм комплексирования мультиспектральных изображений **методом главных компонент**, отличающийся тем, что низкочастотные компоненты исходных изображений комплексировуют с весами,

пропорциональными численной оценке качества и информативности соответствующих изображений.

Теоретическая и практическая значимость работы. Теоретическая значимость работы заключается в разработке нового критерия качества цифровых полутоновых изображений — **интегрально-мультипликативного показателя качества** — а также в модификации алгоритма комплексирования мультиспектральных изображений **методом главных компонент**. Практическую значимость имеет разработанный стенд мультиспектральной системы технического зрения, включающий в себя в том числе программное обеспечение, выполняющее захват и полунатурное имитационное моделирование комплексирования мультиспектральных изображений.

Методология и методы исследования. Настоящая работа использует как общенаучные методы эмпирического познания [42], с опорой на **индуктивный** [32] и **диалектический**, так и множество специальных из таких областей науки, как линейная алгебра, дифференциальное исчисление, математическая статистика, цифровая обработка сигналов, программирование и т.д.

Положения, выносимые на защиту. На защиту выносятся следующие положения.

1. Алгоритм оценки СКО белого гауссовского шума изображения на основе **локальной меры дисперсии GLVM** обеспечивает минимальную и в 1,3...8,1 раза меньшую погрешность оценки по сравнению с методами аппроксимации автокорреляционной функции, гармонического анализа, медианным и блочными методами.
2. **Интегрально-мультипликативный показатель качества** (ИМПК) обеспечивает выигрыш в коэффициенте корреляции Спирмена с экспертными оценками качества в 3,7 раза по сравнению с интегральным

показателем качества и в 2,4 раза — по сравнению с мультипликативным показателем качества.

3. Алгоритм комплексирования мультиспектральных изображений модифицированным **методом главных компонент** на основе **локальной меры дисперсии GLVM** обеспечивает выигрыш в ИМПК в среднем в 3,2 раза по сравнению с комплексированием посредством арифметического усреднения и в 2,1 раза — по сравнению с комплексированием методом главных компонент. Выигрыш в пиковом отношении сигнал-шум (ПОСШ) составляет в среднем 4,1 раза по сравнению с комплексированием посредством арифметического усреднения и 3,1 раза — по сравнению с комплексированием методом главных компонент.

Соответствие паспорту специальности. Диссертация соответствует следующим пунктам паспорта специальности 2.2.13. — «Радиотехника, в том числе системы и устройства телевидения»:

6. Разработка и исследование методов и алгоритмов обработки сигналов и информации в радиотехнических устройствах и системах различного назначения, включая системы телевидения и передачи информации, при наличии помех с целью повышения помехоустойчивости.
12. Разработка методов повышения четкости, качества цветопередачи, абсолютной и контрастной чувствительности изображений, формируемых и используемых в вещательных и прикладных системах телевидения.
16. Разработка научных и технических основ проектирования, конструирования, технологии производства, испытания и сертификации радиотехнических и телевизионных устройств и систем, включая черно-белые, цветные, спектрзональные, инфракрасные, терагерцовые и многоакурные телевизионные системы, пассивные и активные системы объемного телевидения.

17. Разработка методов и устройств телевизионных измерений, включая колориметрию, количественную оценку качества формируемой, передаваемой и воспроизводимой видеоинформации.

Достоверность полученных результатов подтверждена корректным применением математического аппарата, результатами математического, имитационного и полунатурного моделирования.

Апробация результатов. Результаты, описываемые в данной работе, обсуждены на следующих конференциях:

1. Международный научно-технический форум «*Современные технологии в науке и образовании*» (СТНО) 2018-2023 гг [81, 85, 76, 83, 78, 79] (г. Рязань, Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина).
2. VI научно-практическая конференция молодых учёных и специалистов АО «ГРПЗ» 2019 г. [82].
3. Семинар по последним достижениям в области вычислительных и инженерных методов в биомедицине и реабилитации «Средиземноморские встроенные вычисления» в Черногории в Будве (*Workshop on Recent Advances in Computational and Engineering Methods in Biomedicine and Rehabilitation «Mediterranean Embedded Computing» (MECO), Budva, Montenegro*) 2020 и 2021 гг. [156, 157].
4. VII Международная конференция и молодежная школа «*Информационные технологии и нанотехнологии*» (ИТНТ-2021) [86] (г. Самара, Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П. Королева).
5. 32-я Международная конференция по компьютерной графике, обработке изображений и машинному зрению, системам визуализации и виртуального окружения «*ГрафиКон-2022*» 2022 г. [75] (г. Рязань, Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина).

Публикации. По результатам, полученным в ходе исследования, опубликовано 15 работ, из них:

- 3 работы [72, 74, 77] опубликовано в изданиях, входящих в перечень рецензируемых научных изданий ВАК, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание учёной степени кандидата наук по группам научных специальностей 2.2.13. — радиотехника и связь;
- 1 работа [156] проиндексирована в базе *Web of Science*;
- 3 работы [156, 157, 155] проиндексированы в базе *Scopus*.

Получено также два свидетельства о регистрации программного обеспечения [73, 80] и патент на изобретение [84].

Структура и объём научно-квалификационной работы. Работа состоит из введения, трёх глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы и приложения. Общий объём работы составляет 198 страниц, содержащих 68 рисунков и 13 таблиц, не включая рисунки и таблицы, приведённые в приложениях. Список использованной литературы включает 176 источников.

1 Оценка качества и комплексирование мультиспектральных изображений

В данной главе проанализированы основные известные методы **комплексирования** и **оценки качества** цифровых полутоновых изображений. Описаны также физические принципы излучения и регистрации электромагнитного излучения оптического диапазона волн и предпосылки появления в технике такого направления, как мультиспектральные системы технического зрения.

1.1 Мультиспектральные системы технического зрения

1.1.1 Оптическое электромагнитное излучение

Согласно общепринятой схеме деления спектра оптического электромагнитного излучения на диапазоны, в зависимости от длины волны излучения выделяют:

- **ультрафиолетовое** излучение (УФ) с длиной волны 0,01 — 0,38 мкм;
- **видимое** — 0,38 — 0,76 мкм (изображения, полученные в этом диапазоне излучения в отечественной традиции называют также **телевизионными**, ТВ [15, 40]);
- **инфракрасное** (ИК) — 0,76 — 340 мкм, в свою очередь подразделяемое на
 - NIR (*Near-infrared* — ближний инфракрасный — 0,76 — 1,4 мкм),
 - SWIR (*Short-wavelength infrared* — коротковолновый инфракрасный — 1,4 — 3 мкм),
 - MWIR (*Mid-wavelength infrared* — средневолновый инфракрасный — 3 — 8 мкм),
 - LWIR (*Long-wavelength infrared* — длинноволновый, **тепловизионный**, ТПВ — 8 — 15 мкм),

- FIR (*Far-infrared* — дальний инфракрасный — > 15 мкм).

Данная схема продемонстрирована на рисунке 1.

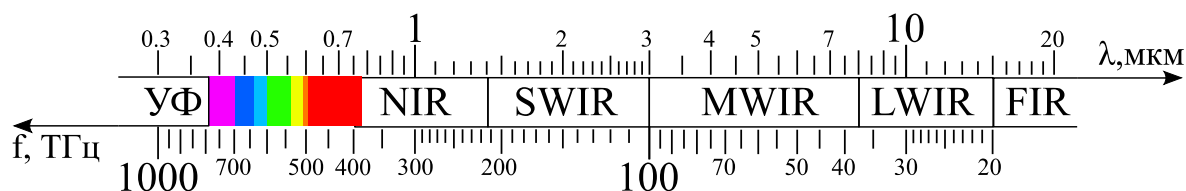


Рисунок 1 — Деление диапазона оптического электромагнитного излучения на поддиапазоны в зависимости от частоты или длины волны

При прохождении через атмосферу электромагнитное излучение ослабляется. На рисунке 2 представлена типовая зависимость коэффициента пропускания атмосферы от длины волны оптического излучения, которая меняется в зависимости температуры и влажности воздуха, что продемонстрировано результатами экспериментов Тейлора и Йетса [160], приведёнными в [44].

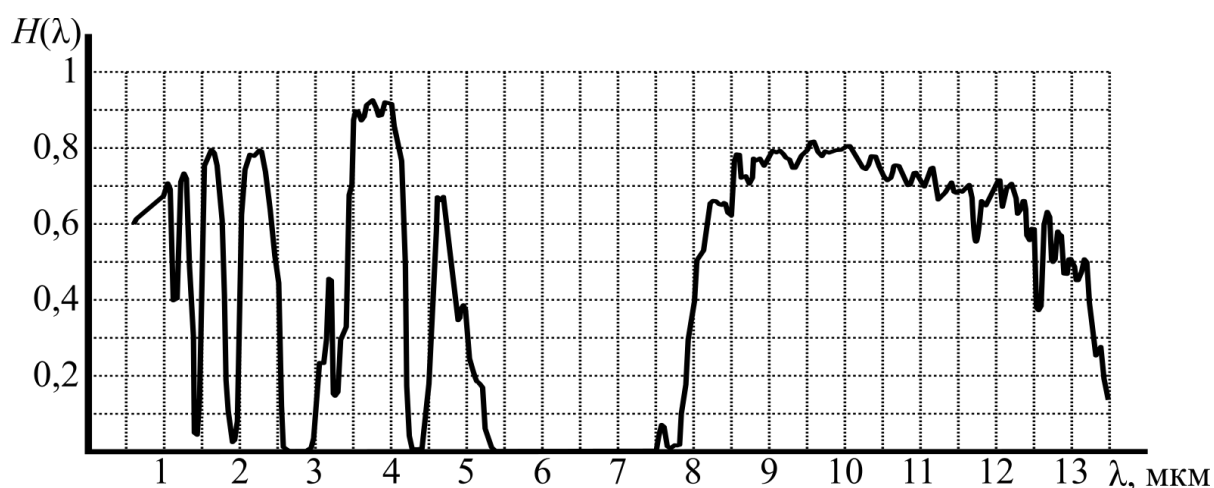


Рисунок 2 — Зависимость коэффициента пропускания атмосферы от длины волны оптического излучения на трассе длиной 1,852 км при толщине слоя осаждённой воды 17 мм, метеорологической дальности, равной 20 км, и длине волны — 0,6 мкм [21]

Полосы поглощения электромагнитного излучения водой и водяным паром с центрами на $(2,7; 3,2; 6,3)$ мкм, а также углекислым газом — $(2,7; 4,3; 15)$ мкм — ограничивают пропускание излучения атмосферой, определяя положение окон прозрачности: 3,5 — 5 и 8 — 14 мкм.

1.1.1.1 Собственное излучение абсолютно чёрного тела

Согласно закону Планка, спектральная плотность потока излучения чёрного тела площадью 1 м^2 в спектральной полосе, приходящейся на 1 м длины волны:

$$W(\lambda, T) = \frac{2\pi h c^2}{\lambda^5 \cdot \left(\exp\left(\frac{c h}{\lambda k T}\right) - 1 \right)} \left[\frac{\text{Вт}}{\text{м}^3} \right],$$

где $c = 3 \cdot 10^8 \frac{\text{м}}{\text{с}}$ — скорость света, $h = 6,6256 \cdot 10^{-34} \text{ Вт} \cdot \text{с}^2$ — постоянная Планка, $k = 1,38054 \cdot 10^{-23} \frac{\text{Вт} \cdot \text{с}}{\text{К}}$ — постоянная Больцмана; а в пересчёте на 1 мкм длины волны (рисунок 3):

$$W_{\text{мкм}}(\lambda, T) = W(\lambda, T) \cdot 10^{-6} \left[\frac{\text{Вт}}{\text{м}^2 \cdot \text{мкм}} \right]. \quad (1)$$

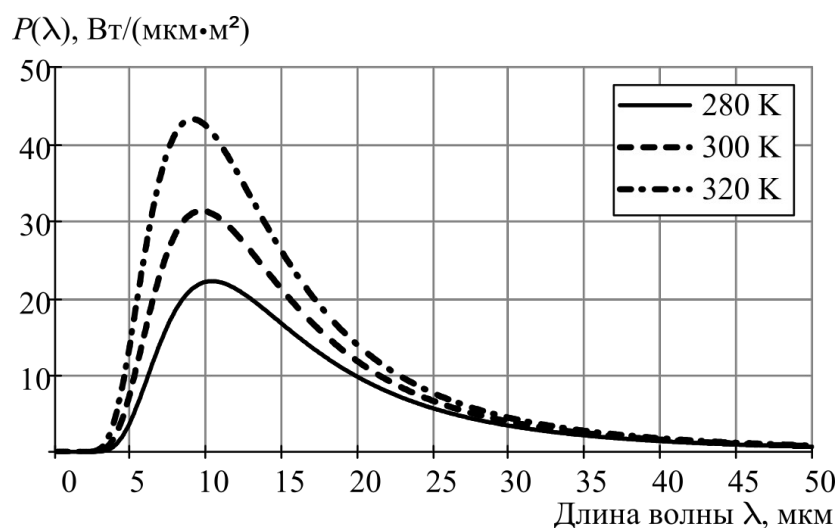


Рисунок 3 — Зависимость удельной мощности собственного излучения абсолютно чёрного тела от длины волны при различной температуре

Как видно из графика на рисунке 3, большая часть энергии излучения объектов с температурой, близкой к 0°С , приходится на так называемый тепловизионный LWIR-диапазон инфракрасного излучения, окно прозрачности $8 — 14 \text{ мкм}$ [44].

1.1.1.2 Инфракрасное излучение ближнего и коротковолнового диапазонов

Ближний инфракрасный диапазон оптического излучения характерен тем, что на него приходится основная мощность *свечения ночного неба*, спектр которой показан на рисунке 4.

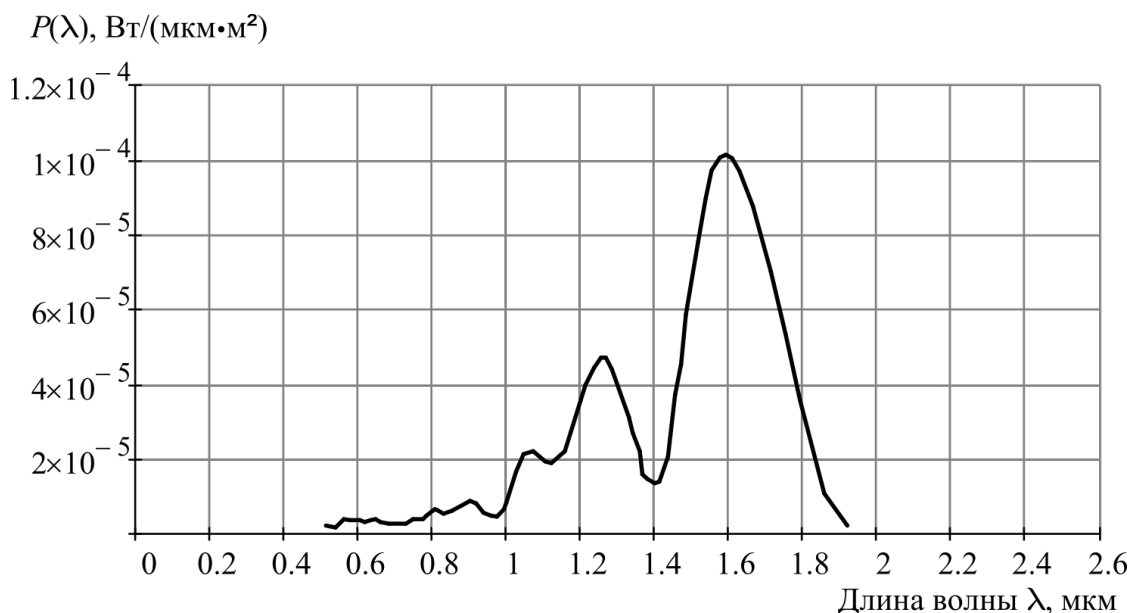


Рисунок 4 — Спектральная плотность светимости ночного неба

Свечение ночного неба возникает благодаря селективному поглощению ультрафиолетового и рентгеновского излучения Солнца в воздухе на высотах 70 — 300 км. Данное явление объясняется происходящей ночью рекомбинацией атомов кислорода в молекулы O_2 , сопровождающейся свечением. Днём же молекулы O_2 наоборот распадаются на атомы. В ночное время яркость этого явления в 5 — 7 раз больше яркости звёзд.

1.1.1.3 Видимое излучение

Электромагнитное оптическое излучение видимого диапазона представляет собой излучение окружающих источников света, отражённое от объектов сцены и ограниченное в спектральной области длинами волн 0,38 — 0,76 мкм — в этом диапазоне лежат кривые стандартной относительной видности глаза **дневного** и **темнового зрения** $V_{\text{днев}}(\lambda)$ и $V_{\text{темн}}(\lambda)$, представленные на рисунке 5 (а). Зрение человека

функционирует за счёт возбуждения электромагнитным излучением **колбочек** S-, M- и L-типа, для которых на рисунке 5 (б) показаны зависимости спектральной чувствительности от длины волны.

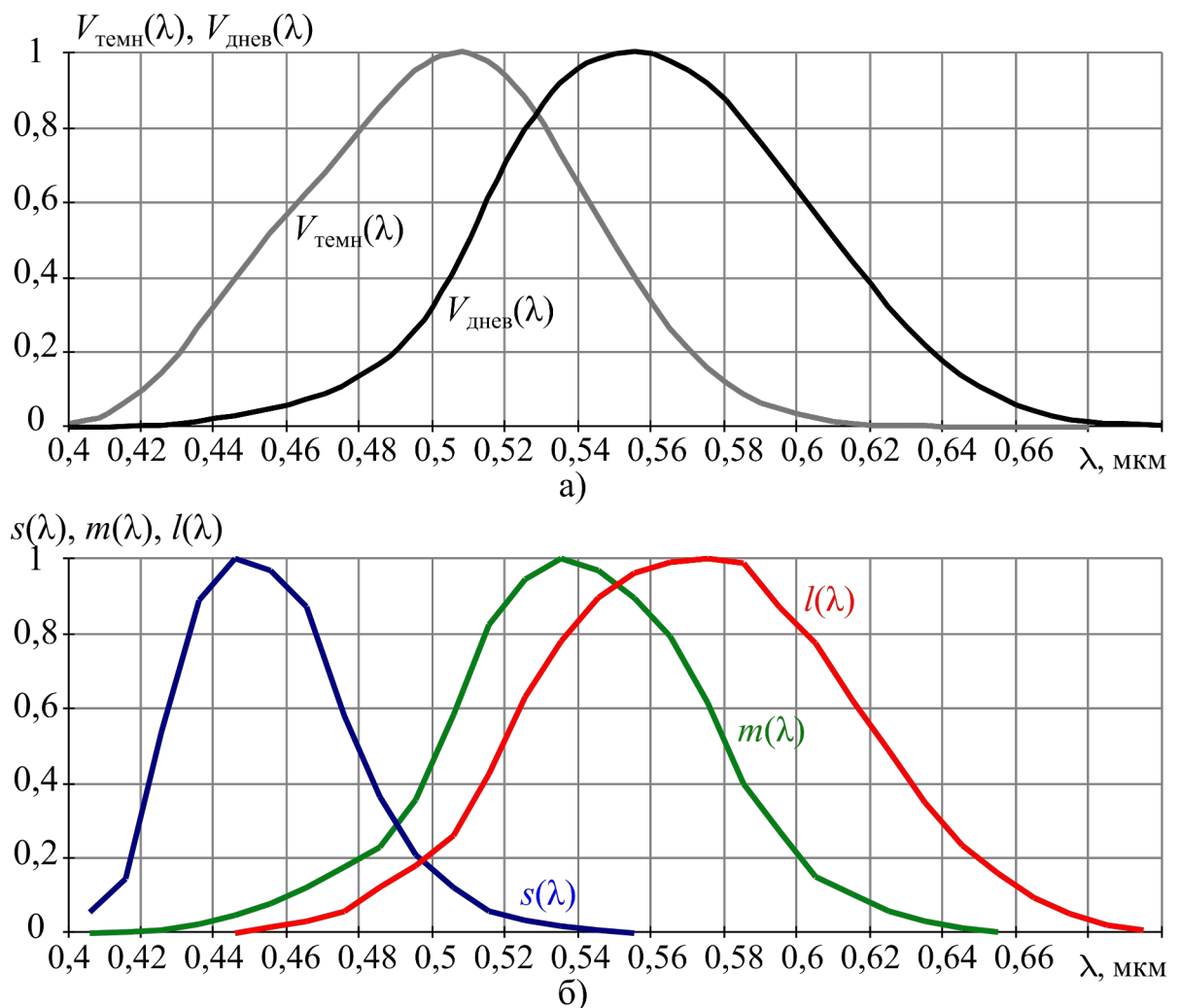


Рисунок 5 — Кривые видности дневного и темнового зрения глаза человека и зависимости от длины волны относительной спектральной чувствительности рецепторов L-, M- и S-типа (колбочек)

Расположение кривой стандартной относительной видности глаза именно в этом диапазоне объясняется эволюционным развитием человека, адаптировавшим человеческий глаз к способности видеть в том диапазоне, где находится максимум спектральной интенсивности солнечного излучения. Солнце, имея температуру 6000 К, радиус $R_C = 6,9551 \cdot 10^8$ м, находясь на удалении $l_3 = 1,496 \cdot 10^{11}$ м от Земли, является источником электромагнитного излучения, удельная мощность которого с учётом (1):

$$W_{\text{С мкм м}^2}(\lambda, T) = \frac{\Omega}{4\pi} S_{\text{С}} W_{\text{мкм}}(\lambda, T) \left[\frac{\text{Вт}}{\text{мкм} \cdot \text{м}^2} \right]. \quad (2)$$

где $S_{\text{С}} = 4\pi R_{\text{С}}^2$ — площадь поверхности Солнца, $\Omega = \frac{S}{4\pi l_3^2} = \frac{1}{4\pi l_3^2}$ — телесный угол площадки площадью $S = 1 \text{ м}^2$, находящейся на поверхности Земли под прямым углом к направлению на Солнце.

На рисунке 6 приведены графики замеров спектральной интенсивности электромагнитного солнечного излучения на поверхности атмосферы (2) и на поверхности Земли [89], а также график рассмотренной теоретической зависимости.

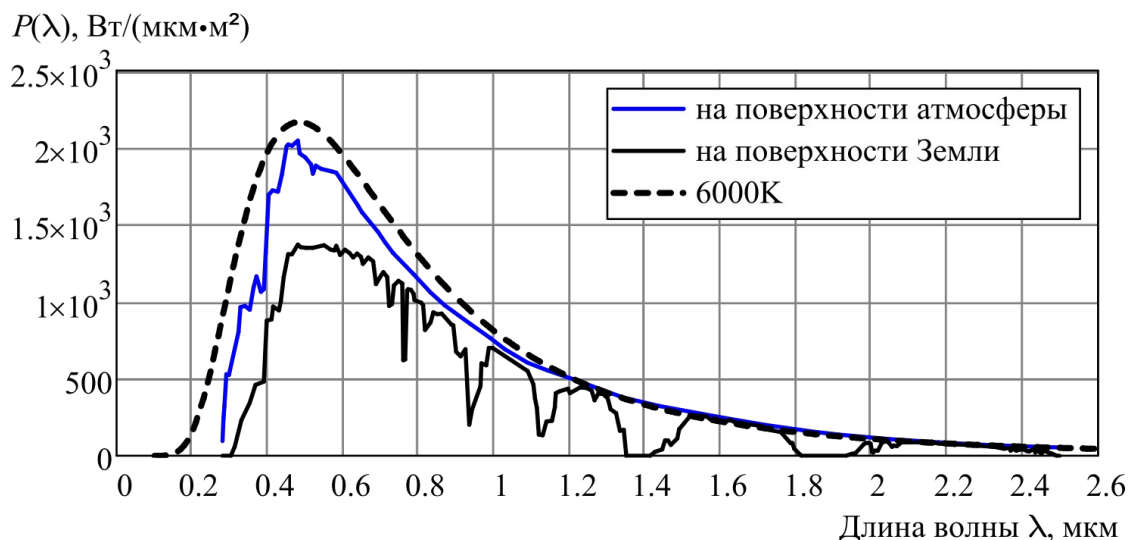


Рисунок 6 — Спектральная плотность солнечного излучения на поверхности атмосферы и на поверхности Земли, а также аппроксимация спектральной интенсивности солнечного излучения функцией (2)

1.1.2 Физические принципы регистрации изображения сцены в различных спектральных диапазонах

Для изготовления фотодатчика может быть применён полупроводник одного из двух типов: собственный полупроводник (нелегированный кремний или германий с равной концентрацией электронов и дырок), или примесный полупроводник р- или n-типа, легированный бором, мышьяком, галлием и т.п. Фотодатчики по принципу их работы подразделяют на

фотонные (квантовые) и тепловые. Функционирование датчиков обоих типов основано на том, что воздействие электромагнитного излучения на чувствительную область датчика изменяет её электрические параметры (сопротивление, потенциалы или фототок). Данные изменения могут быть зарегистрированы измеряющими схемами, сформированными на подложке, где расположен сам сенсор [92].

У **фотонных датчиков** воздействие излучения на датчик заключается в поглощении фотонов носителями заряда, а потому такие датчики эффективны в области спектра, где энергия фотона существенно превышает kT . Такие сенсоры обладают высокой чувствительностью и высокой скоростью отклика, однако фотонные приёмники, предназначенные для работы в области ≥ 3 мкм, как правило, требуют охлаждения тем более глубокого, чем больше длина волны [45]. Например, **фотонные детекторы** на основе InSb, PtSi и HgCdTe (также называемые MCT — Mercury-Cadmium-Tellurium) LWIR-диапазона требуют охлаждения до 77 К, а MCT SWIR диапазона — 200 К. Датчики, выполняемые на основе слоистых GaAs или AlGaAs для **детекторов с квантовыми ямами** (QWIP — Quantum Well Infrared Photon) работают при температуре 70 К [161].

В **тепловых датчиках** воздействие ИК-излучения заключается в нагреве чувствительной области сенсора до некоторой температуры. Датчики этого типа имеют высокую инерционность, значительное время отклика и относительно низкую чувствительность. К тепловым фотодатчикам относят **термопары, пироэлектрики и болометры** [92]. Так например, неохлаждаемый микроболометр, изготовленный из металлического или полупроводникового материала, имеет, в сравнении с квантовыми детекторами, низкую стоимость и широкий спектральный отклик [161].

К сегодняшнему дню существуют цифровые фотоприёмные устройства, с полосами пропускания амплитудно-частотных характеристик (далее АЧХ), относящимися, кроме оптического (ТВ-) диапазона с длиной

волны 0,38 — 0,7 мкм, также и к диапазонам ультрафиолетового или инфракрасного излучения.

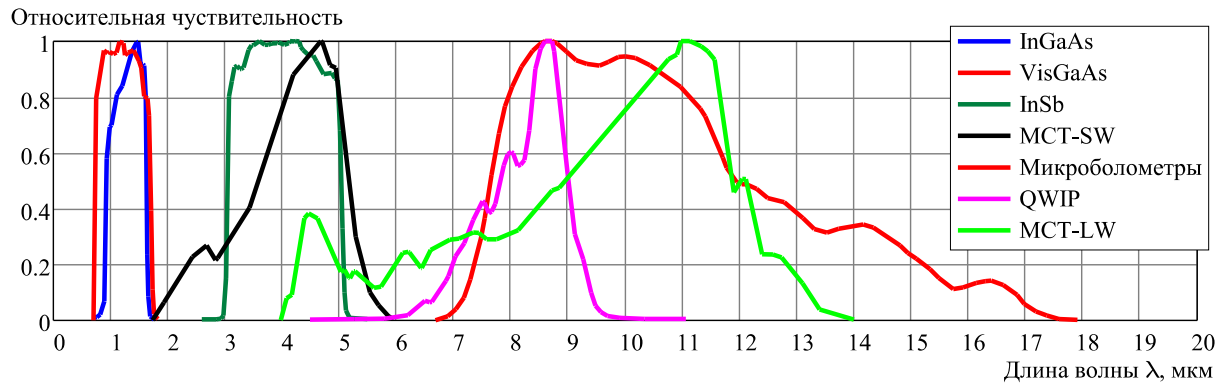


Рисунок 7 — АЧХ фотоприёмников различных спектральных поддиапазонов инфракрасного излучения

Графики амплитудно-частотных характеристик фотоприёмников инфракрасного диапазона, изготавливаемых из различных материалов и по различным технологиям, приведены на рисунке 7 [11, 52, 161].

1.1.3 Преобразование систем координат в МСТЗ

Использование информации, поступающей одновременно от нескольких датчиков различных спектральных диапазонов, требует решения ряда вспомогательных математических задач. Одна из них связана с тем, что изображения от разных сенсоров в общем случае формируются в разных системах координат [24].

Это подразумевает необходимость учёта вносимой каждым объективом дисторсии, а также корректировки взаимных сдвигов и поворотов изображений, отличия их масштабов, выполняемой посредством линейных **проективных** геометрических преобразований

$$\mathbf{X}' = \mathbf{T} \mathbf{X},$$

$$\text{где } \mathbf{T} \text{ — матрица размера } 3 \times 3, \mathbf{X} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x \\ y \\ w \end{pmatrix}, \mathbf{X}' = \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ 1 \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} x' \\ y' \\ w' \end{pmatrix}.$$

Свойство **линейности** проективных преобразований заключается в том, что три точки, лежащие на одной прямой, после такого преобразования остаются лежать на одной прямой. В группе **проективных** геометрических преобразований выделяют **аффинные**, характеризующиеся тем, что они сохраняют отношения площадей фигур и параллельность отрезков:

- *растяжения* в α раз по оси x и в β раз по оси y :
$$T = \begin{bmatrix} \alpha & 0 & 0 \\ 0 & \beta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$
- *отражения* по оси x :
$$T = \begin{bmatrix} -1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$
 или по оси y :
$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$
- *поворота* вокруг начала координат на угол φ :
$$T = \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi & 0 \\ \sin \varphi & \cos \varphi & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix};$$
- *переноса* на c по оси x и на f по оси y :
$$T = \begin{bmatrix} 1 & 0 & c \\ 0 & 1 & f \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix}.$$

Два последних преобразования, соответствующие жёстким движениям плоскости, называют **евклидовыми**.

1.1.4 Постановка целей и задач объединения информации в МСТЗ

Разработка любой **обзорной системы технического зрения** нужна для повышения осведомлённости оператора с целью обеспечения безопасности носителя СТЗ и её оператора. Например, безопасность пилотирования летательного аппарата напрямую зависит от того, насколько правильно пилот смог прочесть и осмыслить изображения, формируемые датчиками различных спектральных диапазонов, извлечь полезную информацию и предпринять соответствующие действия [24]. На процесс поиска и распознавания объектов и вероятность визуального восприятия оказывают влияние:

- характеристики *объекта* (угловой размер, градиенты изменения яркости на краях крупных деталей изображения, расположение на экране, скорость движения, контраст относительно фона);
- характеристики *наблюдателя*: тренированность, утомление, возраст, интеллект, рабочая нагрузка, периферическая острота зрения, наличие предварительных инструкций;
- характеристики *видеоинформационного тракта*: пространственно-частотные передаточные характеристики объективов, разрешающие способности фотоматриц, количество воспроизводимых градаций яркости;
- компоненты *структурного* или *случайного шума* видеосигнала от датчиков на всём изображении или в окрестности наблюдаемого объекта.

Перечисленные факторы наиболее критичны при обнаружении и распознавании объектов на слабоконтрастных изображениях при низкой заметности целей в условиях плохой видимости или малых температурных контрастах (туман, пыль, дымовые завесы, наличие осадков), при наличии пассивного либо активного противодействия, таких как маскировка, пиротехнические средства, прожектора.

Изображения, полученные в различных спектральных диапазонах, имеют характерные яркостно-геометрические особенности, обусловленные физической природой формирования изображений. ТВ-изображения оптического диапазона волн имеют естественный (привычный) для оператора вид: в них присутствует линия горизонта, тени на объектах всей сцены. В то же время, ТПВ-изображения с длинами волн 3 — 14 мкм не имеют теней, на них слабее различима линия горизонта (что затрудняет пространственно-объёмное восприятие визуальной картины), однако в них фиксируются характерные признаки объектов, отличающихся тепловыми контрастами [2].

Слежение за несколькими мониторами и сопоставление информации, представляемой на них, друг с другом приводят к высокой нагрузке на оператора. В таких условиях человек особенно склонен к утомляемости, а

потому естественным образом напрашивается решение задачи улучшенного видения путём создания технологии и её аппаратно-программной реализации, которые взяли бы на себя задачу совместной обработки информации от различных сенсоров МСТЗ и вывод этой информации на дисплей для восприятия оператором в максимально удобной единой форме [24].

Выделяют два подхода к созданию МСТЗ в зависимости от того, на кого возложена задача принятия решения по результатам интерпретации сцены. *Первый* из них заключается в улучшении визуализации информации, предоставляемой оператору для принятия решения. При этом происходит построение нового синтезированного изображения, объединяющего в себе информативные признаки сцены, полученные в различных диапазонах оптического излучения. В таких системах алгоритмы машинного зрения только акцентируют внимание человека на отдельных участках сцены, а анализ сцены и принятие решения в таком случае лежат на операторе [24]. Способ объединения информации в таких системах называется объединением **на уровне пикселей** и продемонстрирован на рисунке 8 (а) [175].

Второй подход заключается в извлечении с помощью алгоритмов машинного зрения признаковой информации об объектах в различных диапазонах последующим объединением этой информации на уровне признаков для более достоверного принятия решения об идентификации объекта. С алгоритмической точки зрения задача построения таких систем является одной из самых сложных в области разработки и проектирования современных систем компьютерного зрения [24]. Способ объединения информации в таких системах называется объединением **на уровне признаков** и продемонстрирован на рисунке 8 (б) [175].

В соответствии с первым подходом МСТЗ реализует алгоритмы улучшения и комплексирования телевизионных и тепловизионных изображений, обработки радиолокационной и лидарной информации по

маршруту полёта, построения виртуальной модели местности по данным цифровой карты местности с последующим наложением на неё формируемых изображений в зависимости от задаваемого оператором режима [24].

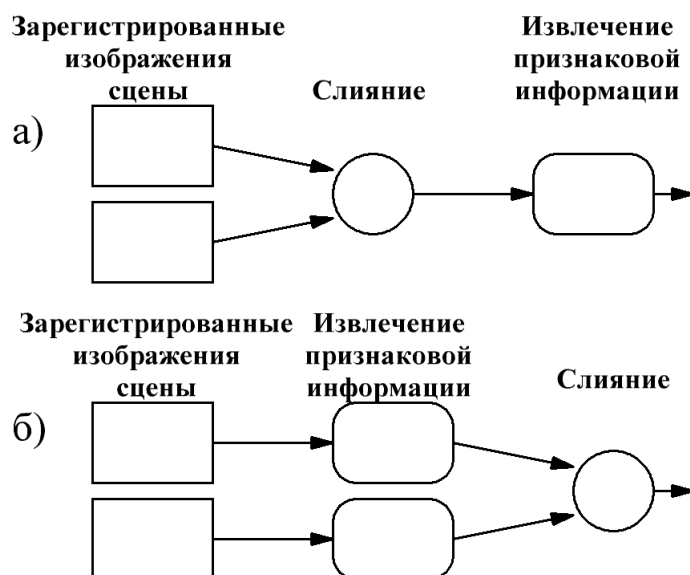


Рисунок 8 — Слияние на уровне пикселей (а) и на уровне признаков (б)

Совместная обработка поступающей от различных сенсоров СТЗ информации для предоставления её оператору в максимально удобной единой форме подразумевает под собой:

- объединение информативных признаков сцены в одном изображении,
- обеспечение максимальных информативности и комфортности восприятия итогового изображения.

Различные способы решения первой из этих задач объединены в технической литературе в методы *попиксельного комплексирования* цифровых полутонových изображений. Решение же второй задачи возлагают на *критерии качества изображений* [5, 7, 24, 72], позволяющие предварительно оценить информативность каждого канала МСТЗ.

1.2 Критерии качества цифровых полутоновых изображений

В различных информационных системах применяется представление результатов обработки данных в виде изображения, выводимого на устройство отображения для использования наблюдателем (человеком-оператором) — **визуализация**. Выводимому изображению при этом желательно обеспечить такие качества, благодаря которым его восприятие человеком было бы по возможности комфортным, усилив информативные особенности наблюдаемой сцены с целью улучшения ее восприятия [23]. Под сценой понимают все объекты, попадающие в кадр фото- и/или видеокамеры [70].

Субъективность восприятия качества изображений затрудняет разработку формализованного критерия для его количественной оценки. Поэтому при обработке изображений с целью их визуализации получили распространение методы, в которых часто отсутствуют строгие математические критерии оптимальности: их заменяют качественные представления о целесообразности тех или иных преобразований, опирающиеся на субъективные оценки результата [23].

Качество изображения зависит от ряда факторов [70]:

- *освещенности и контрастности* сцены,
- *смаза* изображения в результате движения камеры или объекта съемки,
- *глубины резкости*,
- *разрядности квантования* зарегистрированного сигнала,
- *способа кодирования и степени сжатия* при записи в файл.

Численные оценки показателей качества цифровых полутоновых изображений, помимо собственно ранжирования, могут применяться для выбора алгоритмов и параметров преобразований, ориентированных на улучшение визуализации изображений [37, 38], а также выбора наиболее

информативных каналов в разномасштабных системах улучшенного зрения [7, 8].

Возможны два подхода к оценке качества изображений: с использованием математических методов (**автоматические оценки**) и субъективная оценка на основе **экспертных оценок** [48]. **Автоматические оценки качества изображений** разделяют на два класса [70]:

- **меры сравнения с эталоном**, в которых одно изображение X считается эталонным, а второе Y — преобразованным;
- **безэталонные меры**, оперирующие статистиками только текущего анализируемого изображения.

К **мерам сравнения с эталоном** относят:

- **пиковое отношение сигнал-шум (ПОСШ)** $q_n = 20 \log(L_{\max}/\sigma_{\text{ш}})$, где $L_{\max}$ — максимальное значение яркости, $\sigma_{\text{ш}}$ — среднеквадратическое отклонение (СКО) шума:

$$\sigma_{\text{ш}} = \left[\frac{1}{WH} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W (Y_{ij} - X_{ij})^2 \right]^{0,5},$$

где Y — изображение с аддитивным белым гауссовским шумом (БГШ) с нулевым математическим ожиданием, X — эталонное, W и H — ширина и высота изображения;

- **норму Минковского** [48],

$$L_p = \left[\frac{1}{WH} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W |Y_{ij} - X_{ij}|^p \right]^{1/p},$$

где $p \geq 1$.

- **меру структурного подобия** (SSIM — structural similarity) [168, 48],

$$c = \frac{(2\mu_X\mu_Y + C_1) \cdot (2\sigma_{XY} + C_2)}{(\mu_X^2 + \mu_Y^2 + C_1) \cdot (\sigma_X^2 + \sigma_Y^2 + C_2)}, \quad (3)$$

где μ_X , μ_Y — математические ожидания выборок X и Y , σ_X , σ_Y — их среднеквадратические отклонения, σ_{XY} — ковариация, $C_1 \ll 1$, $C_2 \ll 1$.

Меры сравнения с эталоном применимы при анализе алгоритмов сжатия изображений и их искусственного искажения при имитационном моделировании, поскольку в обоих случаях имеется исходное изображение-оригинал (эталон).

Во многих практических приложениях эталонное изображение отсутствует: например, в обзорных оптико-электронных системах необходимо выполнить преобразования для улучшения визуализации зафиксированного камерой изображения и сразу вывести его на устройство отображения. В этом случае количественными показателями качества изображения могут выступать **безэталонные меры**, оперирующие статистиками только текущего анализируемого изображения. Например, к ним относят [6]:

- *среднюю яркость*

$$\bar{L} = \sum_{i=0}^{255} i h_i; \quad (4)$$

- *СКО яркости по полю изображения*

$$\sigma = \sum_{i=0}^{255} (i - \bar{L})^2 h_i; \quad (5)$$

- *нормированный контраст*

$$K_n = (L_{\max} - L_{\min}) / L_m, \quad (6)$$

где $L_{\min}$ и $L_{\max}$ — соответственно минимальное и максимальное значения яркости изображения, $L_m = 2^8 - 1 = 255$ — максимально возможная яркость

и ширина динамического диапазона изменения яркости полутонного восьмибитного изображения;

- количество информационных уровней яркости

$$N_{\text{я}} = \sum_{i=0}^{255} \delta(i), \quad (7)$$

$$\text{где } \delta(i) = \begin{cases} 1, & h(i) > 0, \\ 0, & h(i) = 0; \end{cases}$$

- энтропию

$$\varepsilon = - \sum_{i=0}^{255} h_i \log_2(h_i) \quad (8)$$

и другие [70, 141].

Показатели (4) — (8) могут быть оценены по гистограмме изображения $\mathbf{h}$, где h_i — значения гистограммы, соответствующие уровню яркости i .

Под нормированным **контрастом** изображения могут также пониматься:

- **контраст Вебера** (Вебера — Фехнера)

$$K_{\text{нВ}} = |L_o - L_{\phi}| / L_{\phi}, \quad (9)$$

где L_o и L_{ϕ} — яркости объекта и фона, на котором объект наблюдается;

- **контраст Михельсона** [138]

$$K_{\text{нМ}} = (L_{\text{max}} - L_{\text{min}}) / (L_{\text{max}} + L_{\text{min}}), \quad (10)$$

где L_{min} и L_{max} — минимальное и максимальное значения яркости изображения;

- **контраст Воробеля** [93]

$$K_{\text{нВ}} = \frac{1}{2L_m} \cdot \sum_{i=0}^{255} (|2 \cdot (i - \bar{L}) + L_m - |2 \cdot (i - \bar{L}) - L_m|| \cdot h_i). \quad (11)$$

В то же время оценка визуального качества изображения с использованием отдельных мер не является объективной. Так, в [33] отмечено, что ПОСШ при оценке качества изображений может давать отклонения, выявляемые при субъективной оценке изображения, поскольку не учитывает особенностей визуального восприятия. В [5] также делается заключение, что отношение сигнал/шум, кроме наличия ярко выраженного структурного шума, слабо влияет на визуальное восприятие изображений за счет реализуемой человеческим глазом низкочастотной фильтрации. Авторы [36] отмечают, что СКО яркости может слабо меняться при существенном ухудшении субъективно воспринимаемого качества при сжатии изображения, так как, наряду с ПОСШ, не соответствует системе визуального восприятия человека, и потому не может являться объективным критерием качества. Увеличение энтропии реального изображения не всегда эквивалентно увеличению его информативности, так как может быть вызвано, например, увеличением СКО шума и не учитывает пространственных зависимостей яркости элементов изображения и особенностей их зрительного восприятия.

По этим причинам целесообразно при оценке визуального качества оперировать *комплексными* критериями.

1.2.1 Комплексные показатели качества

Комплексные критерии качества формируют единственный (как правило, нормированный на интервале $[0, 1]$) показатель качества Q из n частных показателей α_i , $i = \overline{1, n}$, и могут представлять собой их произведение (*мультипликативный показатель качества*, МПК)

$$Q = w_n \prod_{i=1}^n \alpha_i,$$

где нормирующий множитель w_n приводит Q к диапазону $[0, 1]$, либо весовую сумму (*интегральный показатель качества*, ИПК)

$$Q = \sum_{i=1}^n w_i a_i,$$

где для весовых коэффициентов w_i справедливо равенство $\sum_{i=1}^n w_i = 1$, а для частных показателей качества a_i — $a_i \in [0, 1]$.

1.2.2 Мультипликативный показатель качества Воробеля

Примером МПК является эмпирический **критерий качества Воробеля** [29]. Алгоритм расчёта включает в себя следующие этапы.

1. Оценка гистограммы яркости изображения $h(x)$ и математического

ожидания его яркости $\mu = \int_0^{255} h(x) \cdot x \, dx$.

2. Оценка уровня **адаптации зрительной системы**:

$$L_Q = 1 - \frac{|\mu - 255/2|}{255/2} \quad (12)$$

и **контрастности изображения**

$$K_C = \int_0^{255} h(x) \cdot \frac{|x - \mu|}{255/2} \, dx. \quad (13)$$

3. Оценка **степени использования возможных градаций яркости**

$$K_Q = \frac{S}{255}, \quad (14)$$

где S — количество уровней яркости x , для которых выполнено условие $h(x) > b$, $b = 0,001$.

4. Оценка **резкости** изображения

$$R_Q = \frac{1}{(W-1) \cdot (H-1) \cdot 255/2} \sum_{m=1}^{H-1} \sum_{n=1}^{W-1} [|I_{m,n} - I_{m+1,n}| + |I_{m,n} - I_{m,n+1}|]^2, \quad (15)$$

где H и W — соответственно количество пикселей по высоте и ширине изображения.

5. Расчёт индекса качества

$$Q_{\text{МПК}} = w_n \cdot K_c \cdot L_Q \cdot K_Q \cdot R_Q. \quad (16)$$

где $w_n = 100$ — весовой коэффициент.

1.2.3 Интегральный показатель качества

В работе [5] проблема выбора весов пяти частных показателей (4) — (8) решена предварительным их разбиением на три группы с убывающим приоритетом (математическое ожидание и СКО яркости, контраст, количество градаций яркости и энтропия) и последующим применением метода экспертных оценок и *критерия Фишберна* для расчёта весов частных показателей качества w :

$$w_i = \frac{2(N-i+1)}{N(N+1)}, \text{ где } N=5, \ i=\overline{1, N}.$$

В результате в [5] получено следующее эмпирическое выражение для **интегрального показателя качества**:

$$Q_{\text{ИПК}} = 0,33 L_n + 0,27 \sigma_n + 0,2 K_n + 0,13 N_n + 0,07 \varepsilon_n, \quad (17)$$

где K_n — нормированный контраст (6), а L_n , σ_n , N_n и ε_n — соответственно нормированные средняя яркость, СКО, количество уровней и энтропия:

$$L_n = \begin{cases} \bar{L}/128, & \bar{L} \leq 107, \\ 1, & 107 < \bar{L} \leq 147 \\ (255 - \bar{L})/128, & \bar{L} > 147, \end{cases} \quad (18)$$

$$N_n = N_{\text{я}}/256, \quad (19)$$

$$\varepsilon_n = \varepsilon/8, \quad (20)$$

$$\sigma_n = \begin{cases} \sigma/50, & \sigma \leq 50, \\ (100 - \sigma)/50, & 50 < \sigma \leq 100, \\ 0, & \sigma > 100. \end{cases} \quad (21)$$

ИПК применяется в работах [5, 37, 38] для оценки качества результатов работы алгоритмов улучшения видения.

1.2.4 Модифицированный интегральный показатель качества

В работе [22] предложена модификация показателя (17). Энтропия ε заменена на градиент изображения G , учитывающий пространственные перепады яркости по полю изображения:

$$\text{grad } A = \frac{\partial A}{\partial x} i + \frac{\partial A}{\partial y} j,$$

где $\frac{\partial A}{\partial x}$ и $\frac{\partial A}{\partial y}$ — перепады яркости в направлении x с интервалом i и в направлении y с интервалом j , соответственно. Нормированный градиент G_n определяют отношением количества пикселей с ненулевым градиентом к общему количеству пикселей в изображении. Количество градаций яркости N (19) оценивают, учитывая только градации, количество пикселей которых превысило порог $k \in (0,01 \div 0,05) H_{\max}$, где $H_{\max}$ — максимальное в гистограмме изображения количество пикселей одной градации яркости.

С учётом перечисленных изменений **модифицированный интегральный показатель качества** рассчитывают в соответствии с выражением

$$Q_{\text{ИПК}} = 0,33 L_n + 0,27 \sigma_n + 0,2 N_n + 0,13 K_n + 0,07 G_n.$$

1.2.5 Оценка информативности по экстремальным точкам

Описанный в [68] метод оценки информативности изображений включает в себя масштабное преобразование исходного изображения 2-го и 3-го ранга, представляющее собой уменьшение исходного изображения в 2 и

4 раза. Исходное и два преобразованных изображения подвергают обработке математическим оператором, позволяющим отфильтровать шумовые составляющие и выделить потенциально информативные элементы изображения; на массиве откликов оператора производят поиск локальных максимумов и минимумов, называемых **экстремальными точками** (ЭТ).

Оценочное значение информативности вычисляют по формуле

$$V = \sum_i |\bar{f}_v^1(\mathcal{E}T_i)| + 4 \sum_i |\bar{f}_v^2(\mathcal{E}T_i)| + 16 \sum_i |\bar{f}_v^3(\mathcal{E}T_i)|, \quad (22)$$

где V — количественный показатель информативности, $\sum_i |\bar{f}_v^k(\mathcal{E}T_i)|$ — сумма модулей отклика экстремальных точек на изображении k – го ранга.

Так как оператор выделения эталонных точек не реагирует на шумы изображения даже в самом высокочастотном спектре первого ранга [68], оценки качества (22) плохо коррелируют с субъективным ощущением качества для изображений с большим СКО шумовой компоненты яркости.

1.2.6 Неэталонная оценка качества на основе локальных бинарных шаблонов

Предложенный в [60, 51] метод оценки качества основан на расчёте в плоскости всего изображения массива **локальных бинарных шаблонов** (ЛБШ). ЛБШ представляет собой описание окрестности заданного пикселя в двоичном представлении (рисунок 9).



Рисунок 9 — Демонстрация принципа расчёта локальных бинарных шаблонов

ЛБШ, содержащие не более двух переходов между «0» и «1», называются равномерными (РЛБШ). При этом РЛБШ, полученные циклическим двоичным сдвигом другого РЛБШ считают эквивалентными исходному [60]. После расчёта в плоскости изображения ЛБШ с радиусами 1, 2 и 3 строят их гистограмму. В гистограмме учитывают долю присутствия ЛБШ с индексами «0» («00000000»), «1» («00000001»), ..., «7» («01111111»), «8» («11111111») и 9 (неравномерные ЛБШ). Гистограмма поступает на классификатор на основе рандомизированных деревьев, формирующий оценку качества [51].

1.2.7 Нормированный показатель информативности

Нормированный показатель информативности (НПИ)

$Q_{\text{НПИ}}$ определён в работе [9] следующим образом

$$Q_{\text{НПИ}} = \begin{cases} R_{\text{ПП}} R_{\text{СЭП}} R_{\text{РВ}}, & \text{если } R_{\text{СЭП}} > 0 \text{ и } R_{\text{РВ}} > 0, \\ -|R_{\text{ПП}} R_{\text{СЭП}} R_{\text{РВ}}|, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (23)$$

где $R_{\text{ПП}}$ и $R_{\text{СЭП}}$ — количественные меры наличия на изображении пространственных признаков (ПП), несущих основную информацию об объекте, и спектрально-энергетических признаков (СЭП), роль которых состоит в выявлении информации об объектах в соответствии с их яркостным распределением, а $R_{\text{РВ}}$ — мера реалистичности восприятия информации.

1.2.8 Весовой индекс качества комплексирования

Весовой индекс качества комплексирования, предложенный в [143], призван оценить эффективность выполненного комплексирования по критерию репрезентации в результирующем изображении информативных признаков, представленных в исходных изображениях, полученных в различных диапазонах спектра электромагнитного излучения. Индекс рассчитывают в соответствии с выражением

$$Q_w(a, b, f) = \sum_{w \in W} (c(w) [\lambda(w) \cdot Q_0(a, f|w) + (1 - \lambda(w)) \cdot Q_0(b, f|w)]),$$

$$\text{где } c(w) = \frac{\max[s(a|w), s(b|w)]}{\sum_{w' \in W} \max[s(a|w'), s(b|w')]}, \quad \lambda(w) = \frac{s(a|w)}{s(a|w) + s(b|w)}, \quad s(a|w) —$$

некоторая функция заметности («saliency») информативных признаков изображения a в окрестности w . $Q_0(a, f|w)$ рассчитывают как локальную меру структурного подобия SSIM аналогично выражению (3). Из принципа расчёта индекса проистекает его недостаток. Мера структурного подобия SSIM (3), рассчитываемая посредством нормировки взаимной ковариации, обладает свойством знакопеременности. Вследствие этого в случае отрицательной ковариации результата комплексирования и наиболее информативного изображения из имеющихся исходных индекс принимает отрицательные значения, что не соответствует пониманию эффективности комплексирования, требующей нормировки от 0 до 1 (либо другого положительного значения, принимаемого за максимум).

1.3 Комплексирование мультиспектральных изображений

В отечественной и зарубежной литературе известны следующие методы комплексирования мультиспектральных изображений оптического диапазона спектра электромагнитного излучения:

- методы максимума, маски, чересстрочного комплексирования [13];
- методы усреднения, весовой функции (весаого суммирования), **главных компонент**, степенного преобразования [13, 68, 87, 77];
- алгоритм комплексирования **с приоритетом одного канала** [6];
- комплексирование с использованием сегментации изображения по значениям яркости [64];
- комплексирование на основе анализа низко- и высокочастотных составляющих изображений [34];

- комплексирование на основе **пирамид разложения** исходных изображений [34, 75, 78] и на основе **вейвлет-разложения** [34, 169, 75, 78];
- алгоритмы морфологического комплексирования, основанные на гистограммной сегментации [64];
- алгоритм адаптивного выбора наиболее информативных каналов [7] на основе расчёта некоторого численного критерия [5, 7, 24, 72];
- алгоритм комплексирования в **псевдоцветах** с учётом особенностей восприятия цветного изображения человеческим глазом [11, 52, 96];
- алгоритм на базе **трёхмерного интерполирующего фильтра нижних частот** [10, 25, 26].

Большинство известных алгоритмов комплексирования изображений использует слияние сигналов, получаемых в отдельных спектральных каналах, путём их поэлементного объединения, то есть объединение сигналов, получаемых для отдельных пикселей изображений.

1.4 Популярные стратегии попиксельного комплексирования мультиспектральных изображений

Рассмотрим популярные стратегии комплексирования цифровых полутоновых изображений на уровне пикселей, приняв гипотезу о том, что МСТЗ содержит три канала технического зрения: видимого, ближнего (либо коротковолнового) инфракрасного и тепловизионного диапазонов оптического излучения.

Простейшим алгоритмом попиксельного объединения изображений, получаемых в L каналах, является получение средневзвешенного значения сигнала вида

$$\mathbf{I}_{\Sigma} = \sum_{p=1}^N k_p \mathbf{I}_p, \quad p = \overline{1, L} \quad (24)$$

где $\mathbf{I}_p$ — изображение сцены в p -м канале МСТЗ, k_p — весовой коэффициент $\left(\sum_{p=1}^L |k_p| = 1\right)$.

Такой алгоритм имеет низкую асимптотическую вычислительную сложность, тем самым обеспечивает быстрое комплексирование изображений, то есть работу в реальном масштабе времени. Однако простая линейная комбинация нескольких изображений, суммируемых в некотором соотношении, обладает недостатком, заключающимся в неодинаковом изменении суммируемых сигналов при изменении условий наблюдения, например температур объектов и фонов, то есть в зависимости соотношения между сигналами от изменений условий работы системы. Поэтому качество изображения, получаемого на выходе (на дисплее), не всегда бывает высоким. Например, могут иметь место снижение контраста по сравнению с изображением, полученным в каком-либо отдельном канале МСТЗ, смаз изображения и т.д. Поэтому алгоритм объединения изображений должен быть адаптивен к изменениям этих условий.

Качество «суммарного» изображения (24) можно улучшить, подбирая надлежащие веса k_n **методом главных компонент**, то есть так подбирая значения k_n , чтобы максимизировать изменения яркости в средневзвешенном изображении [87].

1.4.1 Метод главных компонент

Метод главных компонент (англ. PCA — «*principle component analysis*» — анализ главных компонент) [68] основан на нахождении ковариационной матрицы $\mathbf{C}$:

$$\mathbf{C}_{mn} = \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H I_{\Pi mij} I_{\Pi nij},$$

где $m, n = \overline{1, L}$, L — количество исходных изображений, $\mathbf{I}_{\Pi m}$ — центрированное относительно математического ожидания яркости изображение $\mathbf{I}_m$:

$$I_{\Pi mij} = I_{mij} - \overline{\mathbf{I}_m}.$$

Для матрицы $\mathbf{C}$ необходимо найти набор собственных чисел и собственных векторов λ^m . Собственный вектор с максимальным собственным числом λ^1 должен быть после этого нормирован к сумме модулей своих элементов:

$$\lambda_{\text{H}}^1 = \frac{\lambda^1}{\sum_{m=1}^L |\lambda_m^1|}$$

и использован в качестве весовых коэффициентов комплексирования для получения центрированного результирующего изображения:

$$I_{\Sigma \Pi ij} = \sum_{m=1}^L \lambda_{\text{H}m}^1 I_{\Pi mij},$$

динамический диапазон которого далее должен быть скорректирован:

$$I_{\Sigma ij} = I_{\Sigma \Pi ij} - \min(\mathbf{I}_{\Sigma \Pi}), \quad (25)$$

где $\min$ — функция нахождения минимума.

Таким образом, алгоритм комплексирования **методом главных компонент** включает в себя следующие шаги:

1. расчёт ковариационной матрицы для исходных изображений, центрированных относительно математических ожиданий их яркости;
2. нахождение собственных чисел и собственных векторов ковариационной матрицы;

3. весовое сложение центрированных изображений, весами в котором выступают элементы собственного вектора с максимальным собственным числом;
4. корректировка динамического диапазона яркости полученного изображения.

Модифицированный метод главных компонент, описанный для комплексирования изображений, полученных в двух диапазонах — видимого излучения и тепловизионного — в работе [150], подразумевает разделение каждого из исходных изображений I_n на низкочастотную компоненту $I_{\text{НЧ } n}$, представляющую из себя свёртку исходного изображения с маской низкочастотного фильтра h :

$$I_{\text{НЧ } n} = I_n * h,$$

где « $*$ » — знак свёртки, и высокочастотную $I_{\text{ВЧ } n}$ — разность исходного изображения и его низкочастотной составляющей:

$$I_{\text{ВЧ } n} = I_n - I_{\text{НЧ } n}.$$

В случае МСТЗ, получающей изображения в L диапазонах оптического излучения ($m = \overline{1, L}$, $n = \overline{1, L}$), метод получения изображения для вывода на экран монитора формализуем следующим образом. По высокочастотным компонентам исходных изображений найдём ковариационную матрицу C , причём

$$C_{mn} = \sum_i \sum_j I_{\text{ВЧ } mij} I_{\text{ВЧ } nij},$$

где $i = \overline{0, W}$, $j = \overline{0, H}$, содержит информацию о ковариации яркости высокочастотной составляющей m -го и n -го изображений. Найдём для ковариационной матрицы C диагональную матрицу собственных чисел Λ и собственные вектора λ^p , где λ_n^p — n -я компонента p -го ($p = \overline{1, L}$)

собственного вектора ковариационной матрицы. Выделим ортогональные компоненты высокочастотных составляющих исходных изображений:

$$\mathbf{I}_{\text{PC}}^p = \sum_{n=1}^L \lambda_n^p \mathbf{I}_{\text{ВЧ } n}$$

и сформируем для $[i, j]$ -го пикселя p -го изображения относительный весовой коэффициент:

$$I_{\text{P } ij}^p = \frac{I_{\text{PC } ij}^p}{\sum_{n=1}^L I_{\text{PC } ij}^n}.$$

После этого необходимо выполнить сглаживание полученных весовых коэффициентов посредством свёртки с маской фильтра с гауссовской импульсной характеристикой:

$$\mathbf{w}^p = \mathbf{I}_{\text{P}}^p * \mathbf{h}.$$

Результирующее изображение является суммой ортогональных компонент, домноженных на весовые коэффициенты и низкочастотных компонент исходных изображений [150]:

$$I_{\Sigma ij} = \sum_{p=1}^L w_{ij}^p I_{\text{PC } ij}^p + \frac{1}{L} \sum_{p=1}^L I_{\text{НЧ } p \text{ } ij}. \quad (26)$$

В общем случае динамический диапазон результата комплексирования отличается от динамических диапазонов яркости комплексирзуемых изображений, а следовательно, нужна его корректировка. Описанный метод чувствителен к неработающим («битым») пикселям, шуму в изображении, растеканию зарядов и другим нежелательным явлениям, увеличивающим искажение изображения [87].

Таким образом, алгоритм комплексирования **модифицированным методом главных компонент** включает в себя следующие шаги:

1. разделение каждого из исходных изображений на низкочастотную и высокочастотную компоненты;
2. расчёт ковариационной матрицы высокочастотных компонент исходных изображений;
3. нахождение собственных чисел и собственных векторов ковариационной матрицы;
4. разложение набора высокочастотных компонент исходных изображений в набор ортогональных друг другу высокочастотных компонент;
5. расчёт и гауссовская фильтрация относительных весовых коэффициентов;
6. весовое сложение яркостей высокочастотных компонент, в котором весами являются относительные весовые коэффициенты;
7. усреднение низкочастотных компонент исходных изображений;
8. сложение результатов комплексирования высокочастотных и низкочастотных компонент.

1.4.2 Адаптивный к показателю информативности алгоритм комплексирования изображений

Комплексирование с адаптивным выбором наиболее информативных каналов, основано на предположении, что при исходных разноспектральных изображениях различного качества комплексирование двух каналов из трёх обеспечивает результат с большей информативностью, чем комплексирование всех каналов [7]. Использование адаптивного комплексирования подразумевает необходимость расчёта некоторого численного критерия [5, 7, 24, 72] и его сравнения с пороговым значением для выбора каналов для объединения (рисунок 10) [7].

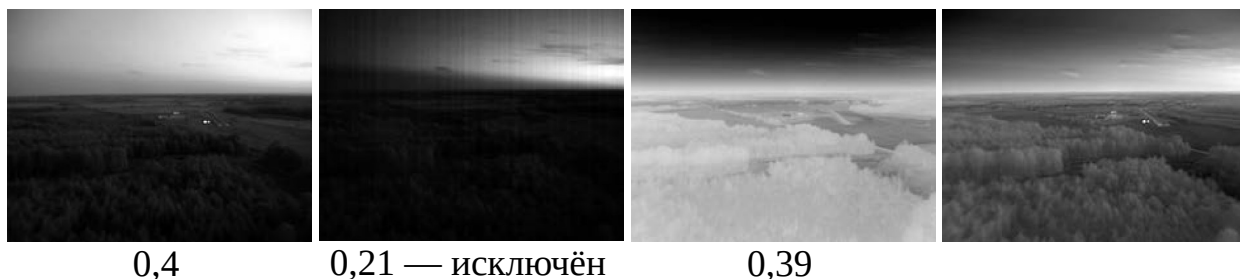


Рисунок 10 — Примеры исходных изображений сцены в трёх каналах МСТЗ и результата комплексирования, полученного объединением изображений, оценки качества которых превысили порог

Таким образом, **адаптивный алгоритм комплексирования изображений** включает в себя следующие шаги:

1. расчёт показателя качества каждого из исходных изображений;
2. установление порога качества вхождения изображений в обработку;
3. отбор изображений, оценка качества которых превысила порог;
4. комплексирование отобранных изображений.

1.4.3 Комплексирование с приоритетом одного канала

В двухканальных системах получило распространение **комплексирование с приоритетом одного канала** (обычно, и, как будет продемонстрировано ниже — с приоритетом изображения, полученного в диапазоне видимого электромагнитного излучения). Введённый патентом [6] способ подразумевает нахождение математического ожидания $\overline{I_{\text{ТПВ}}}$ яркости изображения $I_{\text{ТПВ}}$ и первого центрального момента его яркости $\overline{I_{\Delta}}$. Каждый $[i, j]$ -й пиксель результирующего изображения в таком случае рассчитывают следующим образом:

$$I_{\Sigma ij} = I_{\text{ТВ } ij} + I_{\Delta ij} - \overline{I_{\Delta}}, \text{ где } I_{\Delta ij} = |I_{\text{ТПВ } ij} - \overline{I_{\text{ТПВ}}}|.$$

Способ, предложенный в патенте [88], расширяет функциональность комплексирования с приоритетом одного канала за счёт адаптивного выбора приоритетного канала, а также введения управляющего параметра комплексирования. В таком случае изображения $I_{\text{ТВ}}$ и $I_{\text{ТПВ}}$ ранжируют по

уровню информативных деталей, выделяя I_1 с наибольшим уровнем и I_2 — с наименьшим. $[i, j]$ -й пиксель результирующего изображения I_Σ получают следующим образом:

$$I_{2\Delta ij} = |I_{2ij} - \bar{I}_2|, \quad I_{\Sigma ij} = I_{1ij} + C \cdot [|I_{2ij} - \bar{I}_2| - \bar{I}_{2\Delta}], \quad (27)$$

где C — управляющий параметр комплексирования, подстройкой которого увеличивают прирост информационной энтропии на результирующем изображении.

Таким образом, алгоритм **комплексирования с приоритетом одного канала** включает в себя следующие шаги:

1. расчёт модуля центрированной относительно математического ожидания яркости тепловизионного изображения;
2. расчёт первого центрального момента яркости тепловизионного изображения;
3. центрирование яркости изображения, полученного в пункте 1 относительно значения, рассчитанного в пункте 2;
4. сложение телевизионного изображения с полученным в пункте 3.

1.4.4 Комплексирование в псевдоцветах

Комплексирование в псевдоцветах с учётом особенностей восприятия цветного изображения человеческим глазом [11] предусматривает формирование трёх (R, G и B) каналов, каждый из которых получают весовым сложением яркостей исходных (ТВ, ИК и ТП) каналов. Для каждого (R, G или B) канала набор весов задают свой. Так, например, в случае двухканальной системы (имеющей камеры двух спектральных диапазонов) формирование каждого пикселя **R**, **G** и **B** канала осуществляют по формулам:

$$R = \frac{TP + e^{-1}TB}{1 + e^{-1}}, \quad G = \frac{TP + TB}{2}, \quad B = \frac{e^{-1}TP + TB}{1 + e^{-1}}, \quad (28)$$

а в случае трёхканальной:

$$R = \frac{TP + e^{-1} IK + e^{-4} TB}{1 + e^{-1} + e^{-4}}, \quad G = \frac{e^{-1} TP + IK + e^{-1} TB}{1 + e^{-1} + e^{-1}},$$

$$B = \frac{e^{-4} TP + e^{-1} IK + TB}{1 + e^{-1} + e^{-4}}. \quad (29)$$

В результате получается цветное изображение, содержащее в себе информацию всех трёх исходных каналов.

Псевдоцветное изображение на мониторе многоспектральной СТЗ далеко не всегда комфортно для восприятия, ввиду неестественности цветовой гаммы получаемого изображения. Кроме того, алгоритмы формирования псевдоцветного изображения имеют большую асимптотическую временную сложность и требуют больших затрат оперативной памяти для реализации, а потому в большинстве специализированных систем наибольшее распространение получили те, в которых на монитор выводят полутоновое изображение.

Таким образом, алгоритм **комплексирования в псевдоцветах** включает в себя следующие шаги:

1. весовое сложение яркостей исходных изображений с различными наборами весовых коэффициентов для каждого канала;
2. нормировку яркостей изображений, полученных в пункте 1, к сумме весовых коэффициентов;
3. формирование цветного RGB-изображения из трёх, полученных в пункте 2.

1.4.5 Комплексирование на основе трёхмерного фильтра нижних частот

Трёхмерный интерполирующий фильтр нижних частот первого порядка синтезируют методом многомерной рекурсивно-нерекурсивной фильтрации, обеспечивающих согласование характеристик

ФНЧ со спектрами реальных изображений. Область пропускания трёхмерной пространственно-частотной характеристики фильтра имеет форму октаэдра. Структурная схема фильтра включает в себя элемент задержки по спектру излучения, представляющий из себя условное смещение телевизионного и тепловизионного изображения по отношению друг к другу на один элемент задержки [25, 26].

Алгоритм комплексирования на основе 3D-ФНЧ, таким образом, представляет собой весовое сложение низкочастотных и высокочастотных компонент исходных изображений [10].

1.5 Комплексирование мультиспектральных изображений с использованием кратномасштабного разложения

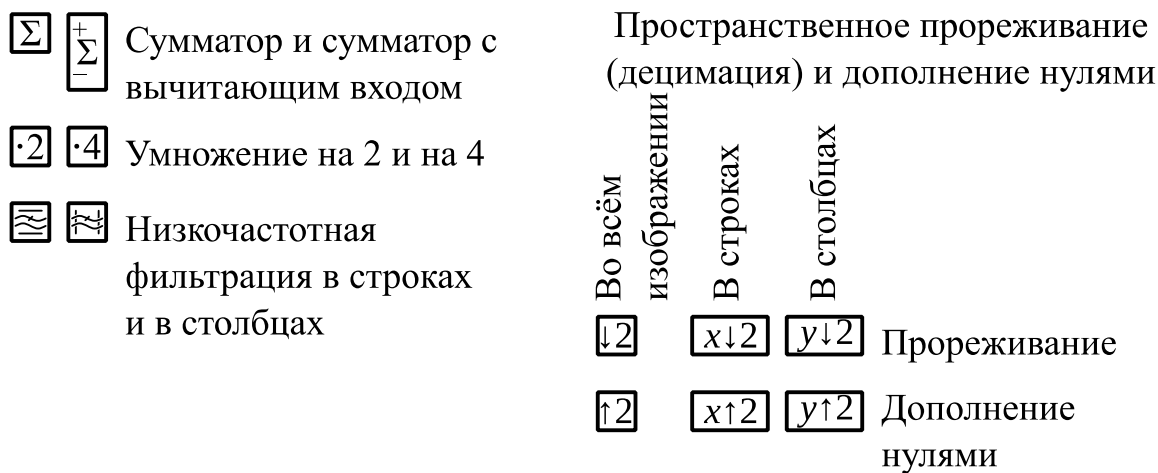
Многие из рассмотренных в предыдущем разделе алгоритмов попиксельного комплексирования включены в библиотеки популярных исследовательских пакетов прикладных программ. Так, ещё в 1999-м году Oliver Rockinger опубликовал вычислительный инструментарий «*image fusion toolbox (ver. 1.0)*» [121], также доступный для загрузки на сторонних ресурсах [170]. Реализованный в MATLAB функционал обеспечивал комплексирование мультиспектральных изображений, полученных в двух диапазонах, с использованием следующих технологий обработки изображений:

- усреднение,
- метод главных компонент,
- фильтрация-вычитание-децимация,
- пирамиды Лапласа,
- морфологические пирамиды,
- пирамиды контрастов,
- низкочастотные пирамиды,
- пирамиды градиентов,

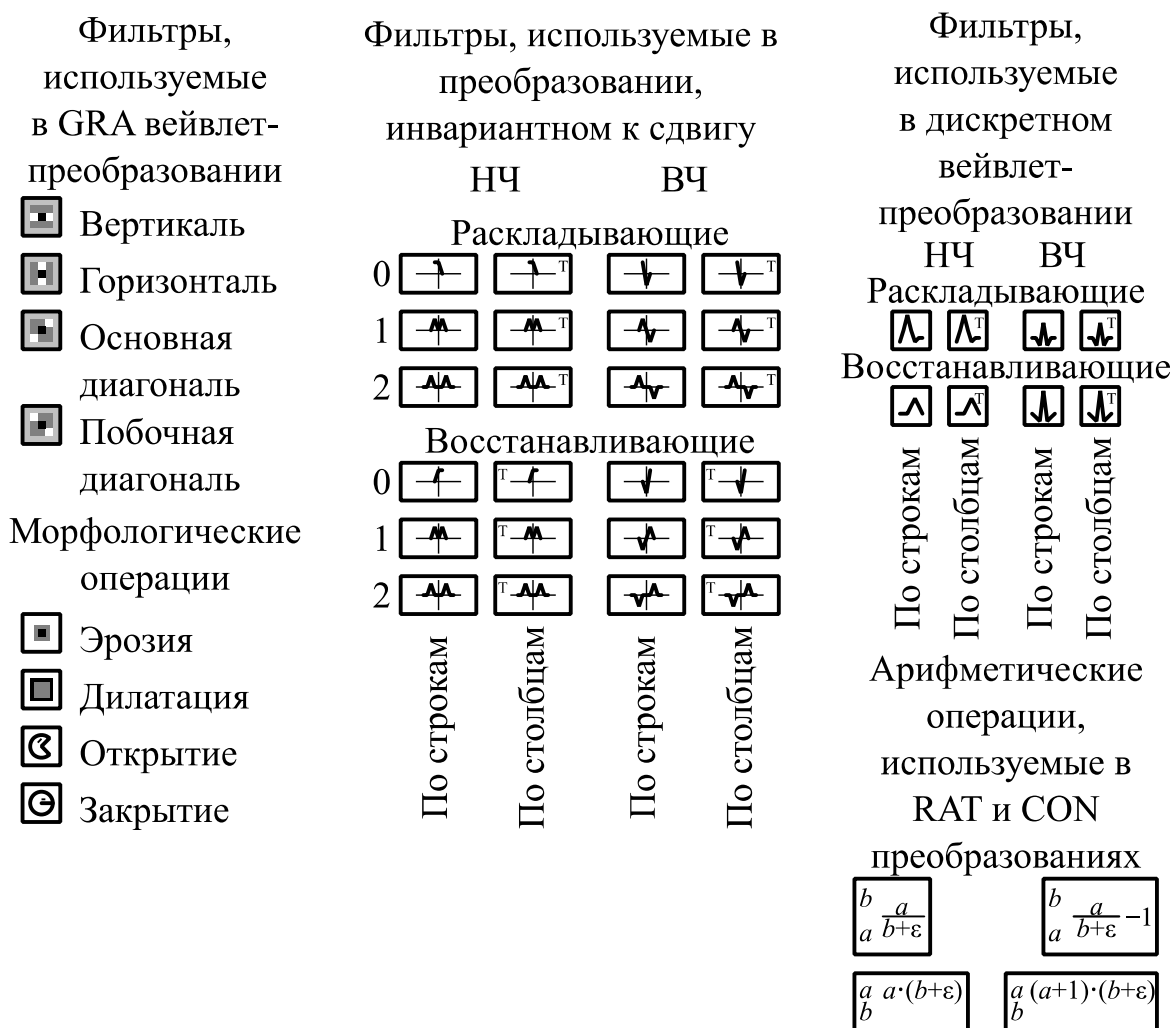
- дискретное вейвлет-преобразование,
- инвариантное к сдвигу преобразование.

В 2003-м году John Lewis (Бристольский университет) добавил к пакету программ реализацию известного из технической литературы алгоритма комплексирования [172] основанного на «Lifting Scheme on Quincunx Grids» (LISQ) [154], а Eduardo Fernandez Canga (Бристольский университет) доработал весь программный код, обеспечив комплексирование изображений нескольких диапазонов, реализовал комплексирование изображений, основанное на анализе пространственных частот. В период с марта 2009 по сентябрь 2012 авторским коллективом Бристольского университета (Artur Loza, Paul Hill, Alin Achim, David Bull, Nantheera Anantrasirichai, John Lewis и др.) был доработан программный код, а также реализовано комплексирование мультиспектральных изображений с использованием **комплексного вейвлет-преобразования «двойного дерева»** и шумоподавление с использованием статистической модели [119].

Большинство из перечисленных алгоритмов объединяет тот факт, что они используют мультиразрешение за счёт **пирамидальных** либо **вейвлет-преобразований**. В данном разделе они будут описаны посредством структурно-функциональных схем, включающих в себя прежде всего блоки низкочастотной фильтрации маской $\mathbf{w} = \frac{1}{16} \cdot (1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1)$ (фильтрация в строках) и маской $\mathbf{w}^T$ (фильтрация в столбцах), а также блоки **децимации** и **дополнения нулями**. Легенда обозначений на структурных схемах этих, а также некоторых других арифметических блоков приведена на рисунке 11 (а). Специфические для отдельных методов обозначения блоков приведены на рисунке 11 (б), где в некоторых блоках показаны формы масок фильтров, используемых в вейвлет-, инвариантном к сдвигу и градиентном преобразованиях.



а)



б)

Рисунок 11 — Легенда обозначений на схемах текущего раздела

1.5.1 Алгоритмы комплексирования промежуточных результатов разложения пирамид и вейвлет-разложений

Каждый из перечисленных выше и рассмотренных далее алгоритмов, основанных на разложении пирамид либо вейвлет-разложении, использует одно из трёх правил комплексирования знакопеременных компонент разложения на каждом уровне:

- выбор максимального по модулю значения,
- алгоритм, основанный на вычислении **меры структурного подобия** (или меры соответствия — match) и локальной мощности в окрестности [110],
- алгоритм, основанный на поиске максимума по модулю в окрестности каждого пикселя (дилатация) [134]

Примем следующие обозначения:

- L — количество исходных полутоновых изображений высотой H и шириной W , $m=\overline{1, H}$, $n=\overline{1, W}$ — индексы пикселей изображений; $p=\overline{1, L}$ — индексы исходных изображений;
- I_p , — полутоновое изображение, полученное в p -м спектральном диапазоне;
- $D_p^{q,r}$ — r -ая компонента на q -м уровне разложения изображения p -го диапазона;
- $D_\Sigma^{q,r}$ — r -ая компонента на q -м уровне восстановления комплексированного изображения;
- I_Σ — результат комплексирования.

Выбор максимального по модулю значения реализован в [121, 119]:

$$D_{\Sigma\ m,n}^{q,r} = \max_p D_p^{q,r\ m,n}. \quad (30)$$

Таким образом, в качестве меры заметности это правило использует модуль яркости каждого пикселя результата кратномасштабного разложения.

Метод [110] отличается тем, что использует в качестве **меры заметности** (англ. «*salience*») дисперсию результата кратномасштабного разложения в окрестности 3×3 или 5×5 , вычисляемую как результат свёртки его квадрата с маской НЧ-фильтра: $D_{\text{ПИКС } p \text{ } m,n}^{q,r} = D_{p \text{ } m,n}^{q,r^2}$, $\mathbf{D}_{\text{SAL } p}^{q,r} = \mathbf{D}_{\text{ПИКС } p}^{q,r} * \mathbf{h}$. Произведение двух изображений на p -м уровне разложения проходит также через НЧ-фильтр для расчёта **меры соответствия** (англ. «*match measure*») посредством деления на сумму двух «карт заметности»:

$$D_{a \text{ } m,n}^{q,r} = \prod_{p=1}^L D_{p \text{ } m,n}^{q,r}, \quad \mathbf{D}_b^{q,r} = 2 \cdot \mathbf{D}_a^{q,r} * \mathbf{h}, \quad D_{\text{MATCH } m,n}^{q,r} = \frac{2 D_{b \text{ } m,n}^{q,r}}{\sum_{p=1}^L D_{\text{SAL } p \text{ } m,n}^{q,r} + \varepsilon},$$

где $\varepsilon \approx 10^{-15}$ — введено во избежание деления на ноль.

$$w_{\min \text{ } m,n}^{q,r} = \frac{1}{2} \cdot \left(1 - \frac{1 - D_{\text{MATCH } m,n}^{q,r}}{1 - \alpha_{\text{th}}} \right),$$

$$D_{\Sigma p}^{q,r} = \begin{cases} D_{0 \text{ } m,n}^{q,r}, & \text{если } D_{\text{SAL } 0 \text{ } m,n}^{q,r} > D_{\text{SAL } 1 \text{ } m,n}^{q,r} \text{ и } D_{\text{MATCH } p \text{ } m,n}^{q,r} < \alpha_{\text{th}}; \\ D_{1 \text{ } m,n}^{q,r}, & \text{если } D_{\text{SAL } 0 \text{ } m,n}^{q,r} < D_{\text{SAL } 1 \text{ } m,n}^{q,r} \text{ и } D_{\text{MATCH } p \text{ } m,n}^{q,r} < \alpha_{\text{th}}; \\ D_{0 \text{ } m,n}^{q,r} \cdot (1 - w_{\min \text{ } m,n}^{q,r}) + D_{1 \text{ } m,n}^{q,r} \cdot (w_{\min \text{ } m,n}^{q,r}), & \\ & \text{если } D_{\text{SAL } 0 \text{ } m,n}^{q,r} > D_{\text{SAL } 1 \text{ } m,n}^{q,r} \text{ и } D_{\text{MATCH } p \text{ } m,n}^{q,r} > \alpha_{\text{th}}; \\ D_{0 \text{ } m,n}^{q,r} \cdot (w_{\min \text{ } m,n}^{q,r}) + D_{1 \text{ } m,n}^{q,r} \cdot (1 - w_{\min \text{ } m,n}^{q,r}), & \\ & \text{если } D_{\text{SAL } 0 \text{ } m,n}^{q,r} < D_{\text{SAL } 1 \text{ } m,n}^{q,r} \text{ и } D_{\text{MATCH } p \text{ } m,n}^{q,r} > \alpha_{\text{th}}. \end{cases} \quad (31)$$

Метод, основанный на поиске в окрестности максимального по модулю значения, был предложен в [134]: $D_{\text{abs } p \text{ } m,n}^{q,r} = |D_{p \text{ } m,n}^{q,r}|$. После расчёта $\mathbf{D}_{\text{abs } p}^{q,r}$ выполняют его дилатацию: $D_{\text{dilate } p \text{ } m,n}^{q,r} = \max_{a,b} D_{\text{abs } p \text{ } m+a, n+b}^{q,r}$, сравнивают два результата для сравнения мер заметности двух изображений:

$$D_{\text{compare } m,n}^{q,r} = \begin{cases} 1, & \text{если } D_{\text{dilate } 0 \text{ } m,n}^{q,r} > D_{\text{dilate } 1 \text{ } m,n}^{q,r}, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

и выполняют НЧ-фильтрацию для получения весовых коэффициентов: $\mathbf{w}^{q,r} = \mathbf{D}_{\text{compare}}^{q,r} * \mathbf{h}$, каждый из которых затем сравнивают с порогом 0,5:

$$D_{\Sigma m,n}^{q,r} = \begin{cases} D_{0 m,n}^{q,r}, & \text{если } w_{m,n}^{q,r} > 0,5; \\ D_{1 m,n}^{q,r}, & \text{иначе.} \end{cases} \quad (32)$$

1.5.2 Комплексирование «фильтрация-вычитание-децимация»

Алгоритм разложения-восстановления «*фильтрация-вычитание-децимация*» (FSD — англ. «*filter-subtract-decimate*») [115] является простейшим из всех алгоритмов, используемых для комплексирования пирамид.

На каждом уровне разложения в соответствии с описываемым алгоритмом (рисунок 12) изображение проходит через фильтр низкой частоты (состоящий для оптимизации быстродействия из двух фильтров с ядрами свёртки $\mathbf{h} = \frac{1}{16} \cdot (1 \ 4 \ 6 \ 4 \ 1)$ и $\mathbf{h}^T$). Результат фильтрации (низкочастотную компоненту) вычитают из исходного на данном уровне разложения изображения, получая высокочастотную компоненту, непосредственно используемую при комплексировании одним из алгоритмов (30, 31, 32).

Низкочастотная компонента после децимации является исходным изображением для разложения на следующем уровне. Последние же из низкочастотных компонент каждого из исходных изображений комплексировуют усреднением либо изображения выбором более приоритетного диапазона длин волн.

Восстановление результата комплексирования происходит в обратном порядке: от низкочастотной компоненты до имеющей размер оригинального изображения наиболее высокочастотной. На каждом уровне низкочастотную компоненту дополняют нулями, пропускают через низкочастотный фильтр, домножают на равный 4 нормирующий множитель, и складывают с высокочастотной компонентой.

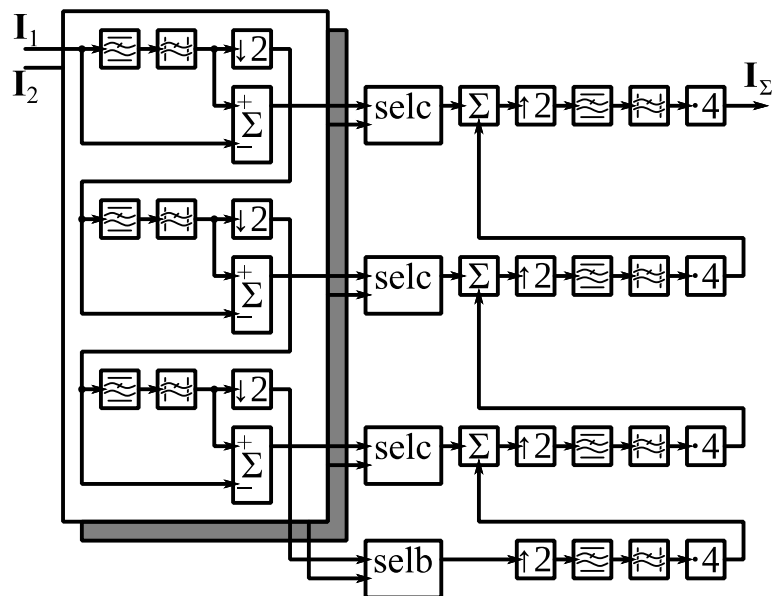


Рисунок 12 — Комплексирование «**фильтрация-вычитание-децимация**» (FSD — англ. «*filter-subtract-decimate*»)

При восстановлении изображения из пирамиды «фильтрация-вычитание-децимация» происходит потеря части информации, вызванная децимацией при разложении и неидеальностью фильтра $\mathbf{h}$ [115].

1.5.3 Комплексирование с использованием пирамид Лапласа

Комплексирование с использованием **вейвлет-разложения Лапласа** [112], один этап которого продемонстрирован на рисунке 13, выгодно отличается от алгоритма «фильтрация-вычитание-децимация» способом получения высокочастотной компоненты изображения — исходное изображение каждого уровня разложения проходит через

- фильтрацию,
- децимацию (результат на данном этапе используют в качестве исходного на следующем уровне разложения),
- дополнение нулями,
- восстанавливающую низкочастотную фильтрацию.

Сформированную таким образом низкочастотную компоненту вычитают из исходного изображения для формирования высокочастотной компоненты. Благодаря большему числу преобразований данный алгоритм

имеет бо́льшую точность восстановления и — в отличие от метода «**фильтрация-вычитание-децимация**» — не приводит к потере информации из исходного изображения.

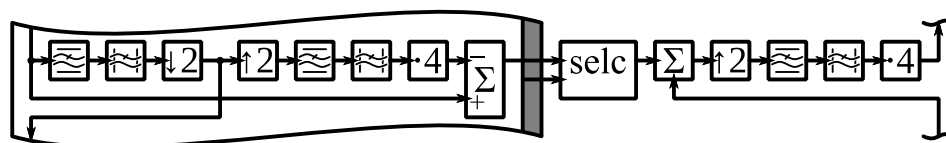


Рисунок 13 — Одна итерация комплексирования с использованием пирамид Лапласа

Так, на рисунке 14 показаны результаты комплексирования методами соответственно «**фильтрация-вычитание-децимация**» (рисунок 14, а) и с использованием **пирамид Лапласа** (рисунок 14, б). Рассматриваемый алгоритм формирует изображение с высоким глобальным контрастом и резкими контурами.



а)



б)

Рисунок 14 — Результат комплексирования изображения «Картеин_1123» методом «**фильтрация-вычитание-децимация**» (а) и с использованием **пирамид Лапласа** (б)

1.5.4 Комплексирование с использованием морфологических пирамид

Морфологические пирамиды (рисунок 15) для фильтрации на каждом уровне разложения и восстановления используют:

- морфологические операции открытия и закрытия для получения низкочастотной компоненты исходного изображения,

- децимацию и дополнение нулями (аналогично рисунку 13),
- морфологическую операцию дилатации для восстановления низкочастотной компоненты после дополнения нулями.

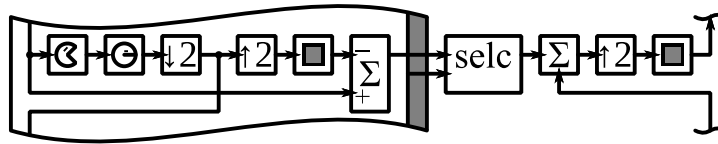


Рисунок 15 — Одна итерация комплексирования с использованием **морфологических пирамид**

Морфологические операции приводят к подчёркиванию экстремальных значений, приводящих к оконтуриванию объектов сопоставимого с уровнем разложения размера (рисунок 16, а).



а)



б)

Рисунок 16 — Результат комплексирования изображений методом **морфологических пирамид** на 5 уровнях разложения с маской фильтра размером 5×5 (а) и на 8 уровнях с маской фильтра 3×3 (б)

В случае малого размера маски фильтра комплексирования на каждом уровне, те же морфологические операции приводят к появлению на каждом из уровней разложения гало-артефактов квадратной формы размером $2^n \times 2^n$, где n — уровень разложения (рисунок 16, б).

1.5.5 Комплексирование с использованием пирамид контрастов и отношений низкочастотных пирамид

Метод **пирамид контрастов** (рисунок 17) принципиально отличается от вышеописанных способом расчёта ВЧ-компоненты по известному исходному изображению и его НЧ-компоненте: вместо вычитания из первого второго используют операцию деления исходного изображения на его НЧ-компоненту (во избежание деления на ноль используют $\varepsilon \ll 1$) и вычитают единицу для центрирования значений относительно нуля.

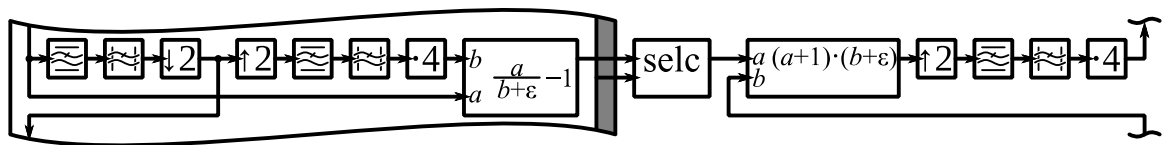


Рисунок 17 — Одна итерация комплексирования с использованием **пирамид контрастов**

При восстановлении изображения аналогичные (обратные описанным) операции выполняют в обратном порядке.

Единственное отличие метода **низкочастотных пирамид** (рисунок 18) — в отсутствии центрирования значений путём вычитания единицы из высокочастотной компоненты.

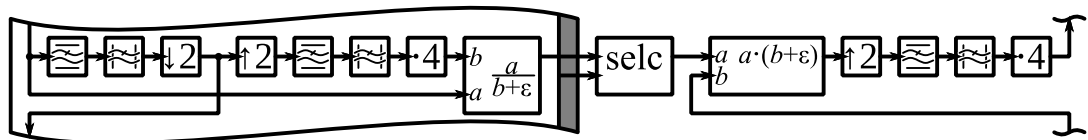


Рисунок 18 — Одна итерация комплексирования с использованием **отношений низкочастотных пирамид**

Для результатов комплексирования изображений методами **пирамид контрастов** и **отношения НЧ-пирамид**, характерны текстурные искажения в протяжённых областях, что заметно на примере неба на изображениях на рисунке 19. В случае использования сопоставимого с $\lfloor \log_2 \min(H, W) \rfloor$ количества уровней разложения результаты комплексирования многих изображений характерны изменением

динамического диапазона яркости изображения (засветкой), а при устранении её контрастированием — затенением протяжённых областей изображения с потерей информативности в этих областях.



а)

б)

Рисунок 19 — Результаты комплексирования изображений на 5 уровнях разложения и с апертурой маски размером 5×5 методом **контрастных пирамид** (а) и методом **отношений НЧ-пирамид** (б)

1.5.6 Комплексирование с использованием вейвлет-градиентов

Преимущество алгоритмов комплексирования с использованием **вейвлет-преобразования** перед алгоритмами **комплексирования пирамид** — в разложении высокочастотной компоненты на *несколько направлений изменения яркости*: вертикальное, горизонтальное и два (в случае описываемого градиентного алгоритма) диагональных. В случае **градиентного вейвлет-преобразования** (рисунок 20) указанное разложение выполняют путём фильтрации изображения $\mathbf{I} + \mathbf{I} * \mathbf{v} * \mathbf{v}^T$, где $\mathbf{v} = \frac{1}{4} \begin{pmatrix} 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}$, масками

$$\mathbf{h}_v = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{h}_H = \begin{pmatrix} 1 & -2 & 1 \end{pmatrix}^T,$$

$$\mathbf{h}_{D1} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0,5 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0,5 & 0 & 0 \end{pmatrix}, \quad \mathbf{h}_{D2} = \begin{pmatrix} 0,5 & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 0 \\ 0 & 0 & 0,5 \end{pmatrix}.$$

Низкочастотную компоненту для перехода на следующий уровень разложения выделяют с помощью операции свёртки с маской фильтра бóльшего размера — $\mathbf{w} = \frac{1}{16} \begin{pmatrix} 1 & 4 & 6 & 4 & 1 \end{pmatrix}$.

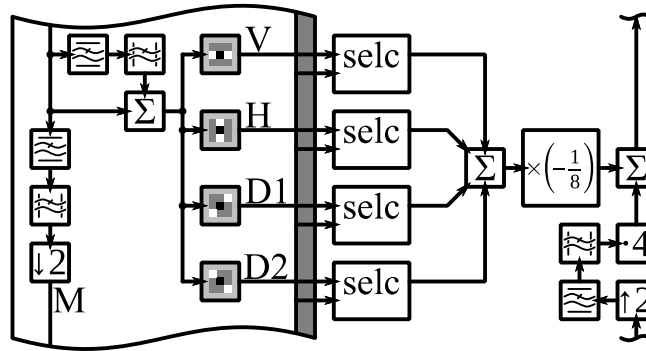


Рисунок 20 — Одна итерация комплексирования с использованием **пирамид градиентов**

После комплексирования высокочастотных компонент изображений различных спектральных диапазонов каждого направления их складывают, нормируя умножением на $-1/8$, и прибавляют к восстановленной низкочастотной компоненте.

1.5.7 Комплексирование с использованием дискретного вейвлет-преобразования

Комплексирование на основе **дискретного вейвлет-преобразования** [134] (рисунок 21), аналогично комплексированию на основе **градиентного преобразования**, на каждом уровне разложения разделяет изображение на низкочастотную и несколько высокочастотных компонент за счёт фильтрации масками

$$\mathbf{h}_1 = \frac{1}{4 \cdot \sqrt{2}} \cdot (-1 \ 2 \ 6 \ 2 \ -1 \ 0 \ 0), \quad \mathbf{g}_1 = \frac{1}{4 \cdot \sqrt{2}} \cdot (0 \ 0 \ -2 \ 4 \ -2 \ 0 \ 0),$$

$$\mathbf{h}_2 = \frac{1}{4 \cdot \sqrt{2}} \cdot (0 \ 0 \ 0 \ 2 \ 4 \ 2 \ 0), \quad \mathbf{g}_2 = \frac{1}{4 \cdot \sqrt{2}} \cdot (0 \ -1 \ -2 \ 6 \ -2 \ -1 \ 0).$$

Здесь маски с индексом «1» используют при вейвлет-разложении исходных изображений, с индексом «2» — при восстановлении. Маски **h** являются ядрами низкочастотных пространственных фильтров, **g** — высокочастотных.

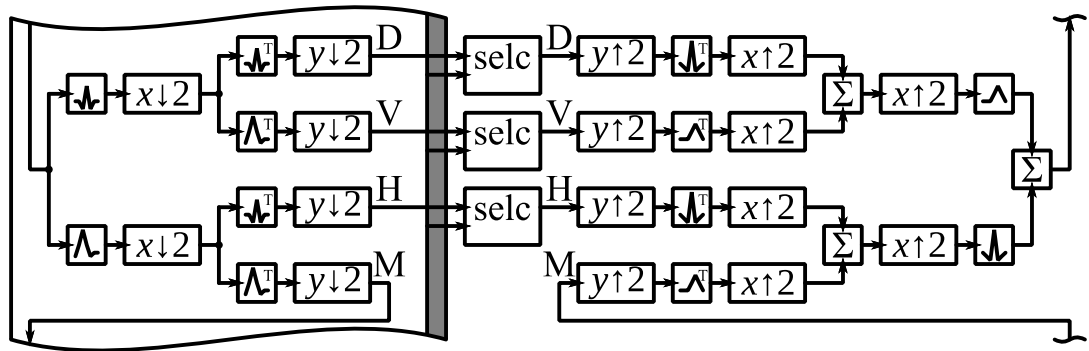


Рисунок 21 — Одна итерация комплексирования с использованием **дискретного вейвлет-преобразования**

Комплексирование с использованием **вейвлет-преобразования** в различных вариациях получило широкое распространение благодаря пространственно-частотному разделению информационных признаков каждого изображения и высокому быстродействию [109, 117, 120, 139, 171].

1.5.8 Комплексирование с использованием инвариантного к сдвигу преобразования

Инвариантное к сдвигу вейвлет-преобразование (англ. «*shift-invariant discrete wavelet transform*» — *SIDWT*) аналогично описанным выше **градиентному** и **дискретному вейвлет-преобразованиям** на каждом уровне разложения исходного изображения оперирует пространственно ориентированными высокочастотными компонентами.

Являясь, по сути, одной из реализаций комплексирования, основанного на **вейвлет-преобразовании без децимации** («*undecimate wavelet transform*» [117, 139]), метод отличается от описанных выше отсутствием шагов децимации и дополнения нулями. За счёт этого метод имеет максимальную точность восстановления. Однако, из-за необходимости

работы на каждом уровне разложения с изображениями того же размера, что и исходное, метод имеет бóльшую вычислительную сложность и требует больше оперативной памяти [147, 148]. Структурная схема одного этапа комплексирования изображений данным методом показана на рисунке 22.

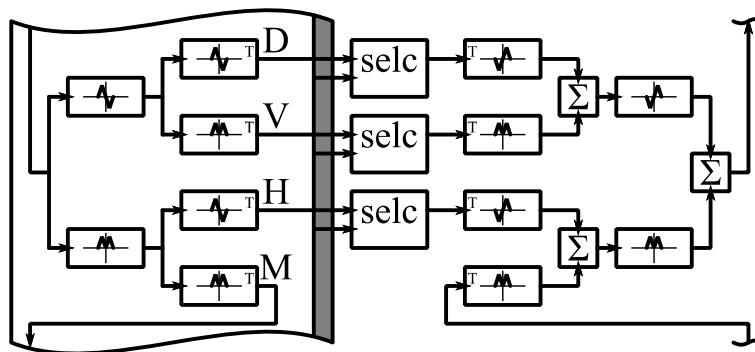


Рисунок 22 — Одна итерация комплексирования с использованием **инвариантного к сдвигу преобразования**

Кратномасштабное разложение без децимации подразумевает необходимость кратного увеличения размера маски фильтра на каждом следующем уровне разложения, что увеличивает вычислительные затраты использования описываемого алгоритма.

Выводы по первой главе

На современном этапе развития МСТЗ совершенствование алгоритмов их функционирования привело к разработке алгоритмов **комплексирования**, осуществляющих комплексирование изображений на основании тех или иных **критериев информативности**. Наиболее известные стратегии комплексирования, являющиеся основой для дальнейшего совершенствования алгоритмов (24, 25, 26, 27), заключаются в весовом сложении исходных изображений либо их пространственно-спектральных компонент. Между собой же алгоритмы отличаются прежде всего методикой расчёта весов.

Алгоритм **комплексирования в псевдоцветах** является способом цветной визуализации мультиспектральной информации.

Псевдоцветное изображение на мониторе МСТЗ далеко не всегда комфортно для восприятия, ввиду неестественности цветовой гаммы получаемого изображения. Кроме того, алгоритмы формирования псевдоцветного изображения имеют большую асимптотическую временную сложность и требуют больших затрат оперативной памяти для реализации, а потому в большинстве специализированных систем наибольшее распространение получили те, в которых на монитор выводят полутоновое изображение.

Также, большое распространение получили алгоритмы комплексирования на основе **кратномасштабного разложения**. **Критериями локальной информативности** изображения на каждом уровне кратномасштабного разложения являются выбор максимального по модулю значения — в том числе в некоторой окрестности [134] — и расчёт локальной дисперсии яркости [110], а мера соответствия (англ. «match measure») [110] позволяет оценить корреляцию информативных для субъективного наблюдателя сигналов между различными каналами МСТЗ.

Как показано в [75], известные меры локальной *информативности* изображений не являются мерами их *качества*, что оказывает негативное влияние на качество результата комплексирования в случае значительного (в разы и более) отличия СКО шума и/или резкости изображений между различными каналами МСТЗ. Это требует разработки алгоритма комплексирования, учитывающего качество и информативность исходных изображений с целью повышения качества и информативности результата.

Комплексирование с адаптивным выбором наиболее информативных каналов на основе НПИ (23) отчасти решает эту задачу, однако, как будет показано во второй главе, значения НПИ (23) слабо коррелируют с информативностью изображений, полученных в различных спектральных диапазонах.

2 Разработка алгоритма комплексной оценки качества цифрового полутонового изображения

В данной главе диссертации выполнен обзор существующих алгоритмов оценки СКО шума на изображении. Описана разработка нового алгоритма оценки на основе *локальной меры дисперсии «modified gray level variance» (GLVM)*. Показано, что его использование обеспечивает минимальную из всех исследованных методов среднеквадратическую ошибку оценивания. Описана разработка нового показателя качества цифровых изображений, предназначенного для получения коррелирующих с субъективным восприятием значений. Показатель разработан на основании предположения о том, что оцениваемые изображения — цифровые, полутоновые, 8-битные. Статистически обоснованы преимущества предлагаемого алгоритма перед аналогами на примерах из общедоступных баз цифровых изображений.

2.1 Оценка среднеквадратического отклонения шума на цифровом изображении

В целях улучшения изображений, полученных с сенсоров МСТЗ — особенно, в целях компенсации влияния яркостного шума — актуальна задача оценки СКО шума на изображении. Такая оценка может также быть использована при комплексировании изображений с целью повышения качества результирующего изображения.

В данном разделе проанализированы различные методики оценки среднеквадратического отклонения шума. Их работа продемонстрирована на примере тестового изображения «Лена» размером 512×512 пикселей, приведённого на рисунке 23 (а), его копии, зашумлённой белым гауссовским шумом с СКО $\sigma_{ш}=5$ (рисунок 23, б). На рисунке 23 (в, г) показаны левые

верхние фрагменты соответствующих изображений размером 128×128 пикселей.

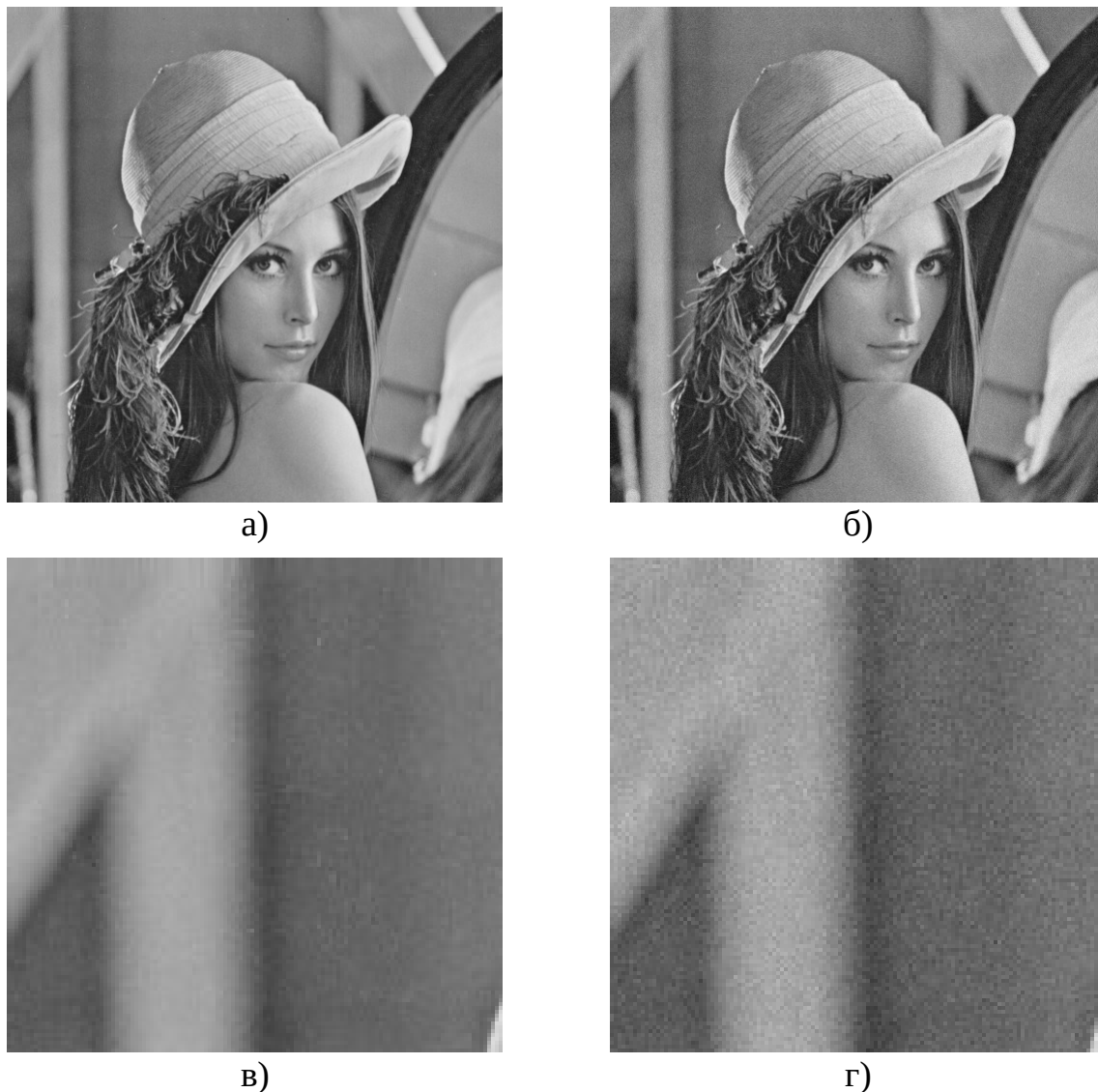


Рисунок 23 — Тестовое изображение «Лена» (а), его зашумлённая копия (б), фрагменты этих изображений из левого верхнего угла (в и г соответственно)

2.1.1 Гармонический анализ

Гармонический анализ в контексте оценки СКО шума изображения [43] включает в себя выполнение быстрого преобразования Фурье для построения амплитудного спектра I_A изображения I . Примем гипотезу о том, что значения амплитуд I_A гармоник спектра имеют распределение вероятностей, подчиняющееся закону функции плотности распределения вероятностей (ФПРВ) Рэлея

$$f(x) = \frac{x}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2}{2\sigma^2}\right), \quad (33)$$

где x — аргумент ФПРВ (значения амплитуд гармоник спектра).

Амплитуды спектральных гармоник I_A должны быть квантованы с шагом $q = p \cdot \left(\frac{(WH)^2}{WH-1}\right)^{0,5}$, где p характеризует требуемую ошибку представления спектра. Для оценки СКО шума необходимо получить гистограмму амплитуд $f(I_{Ai,j})$ и оценить по ней значение σ моды распределения. Оценку шума определяют выражением

$$\sigma_{\text{оц. гарм. ан.}} = \sigma p \sqrt{\frac{\pi}{2}}. \quad (34)$$

На рисунке 24 (а) показан амплитудный спектр изображения с рисунка 23 (а) (для наглядности амплитуды гармоник отображены яркостью в логарифмическом масштабе с нормировкой к максимуму). На рисунке 24 (в) сплошной кривой приведена гистограмма амплитуд спектра, а штриховой — её аппроксимация согласно (33). Вертикальная сплошная прямая показывает значение σ моды гистограммы, а вертикальная штриховая — значение оценки $\sigma_{\text{оц. гарм. ан.}}$ (34).

Гармоники спектра, амплитуды которых близки к значению моды гистограммы, лежат в области высоких частот спектра, имеющего также два ярких «луча», соответствующих мощным вертикально и горизонтально ориентированным компонентам изображения. Всё это вместе обеспечивает разделение изображения в спектральной области на подпространства сигнала и шума, позволяя по доминирующему значению амплитуд гармоник шума определить СКО шума изображения.

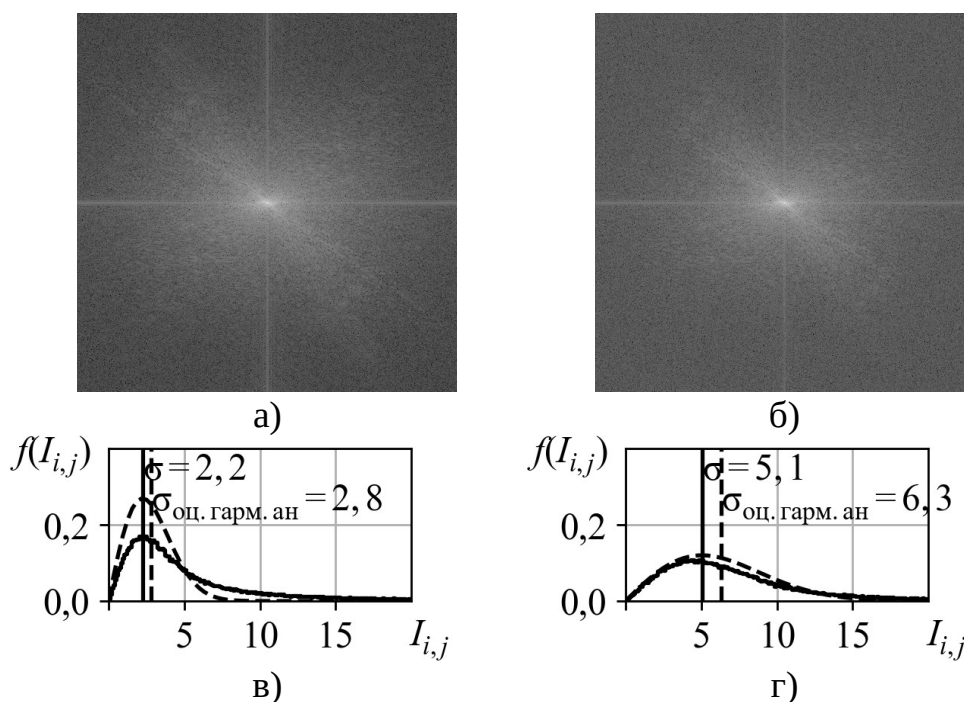


Рисунок 24 — Амплитудный спектр I_A изображения I (а, б — для эталонного и зашумлённого изображений); гистограмма $f(I_{A i,j})$ амплитуд гармоник $I_{A i,j}$ (в, г — для эталонного и зашумлённого изображений)

На рисунке 24 (б, г) аналогичные графики приведены для изображения с рисунка 23 (б). Увеличение СКО шума приводит к увеличению моды гистограммы распределения, увеличивая значение оценки.

2.1.2 Оценка СКО шума по автокорреляционной функции

В [14, 98, 162] приведён алгоритм, основанный на предположении, что шум обрабатываемого изображения — **аддитивный, белый гауссовский**. В таком случае **автокорреляционная функция** (АКФ) зашумлённого изображения

$$C_{c+\text{ш}}(x, y) = C_c(x, y) + \sigma_{\text{ш}}^2 \delta(x, y) \quad (35)$$

отличается от АКФ «чистого» изображения только в начале координат $(0, 0)$. Интерполируя значение АКФ $C_c(0, 0)$ на основании значений АКФ $C_{c+\text{ш}}(x, y)$ во всех остальных известных точках, оценим значение СКО шума:

$$\sigma_{\text{оц. АКФ}} = \sqrt[3]{C_{\text{с+ш}}(0,0) - C_{\text{с}}(0,0)}.$$

При этом вычисление математической операции по извлечению квадратного корня реализовано в соответствии со следующим правилом:

$$\sqrt[3]{x} = \begin{cases} \sqrt{x}, & x \geq 0, \\ -\sqrt{|x|}, & \text{иначе.} \end{cases}$$

Известно несколько **аппроксимаций** автокорреляционной функции изображения: параболическая, гауссовская, дробно-рациональная [27]. В [86, 155] они модифицированы путём введения коэффициента k_{xy} для учёта соотношения между вертикальной и горизонтальной составляющими автокорреляционной функции. Тогда выражения для аппроксимирующих функций и соответствующих им оценок СКО шума:

$$C_{\text{с парабола}}(x, y) = k_0 \cdot ((k_{xy}x)^2 + y^2) + C_0,$$

$$\sigma_{\text{оц АКФ парабола}} = \sqrt[3]{C_{\text{с+ш}} - C_{\text{с парабола}}(0,0)}; \quad (36)$$

$$C_{\text{с Гаусс}}(x, y) = k_0 \cdot \exp\left(\frac{(k_{xy}x)^2 + y^2}{\sigma}\right), \quad \sigma_{\text{оц АКФ Гаусс}} = \sqrt[3]{C_{\text{с+ш}} - C_{\text{с Гаусс}}(0,0)}; \quad (37)$$

$$C_{\text{с др. рац.}}(x, y) = \frac{k_0}{1 + \sigma \cdot ((k_{xy}x)^2 + y^2)}, \quad \sigma_{\text{оц АКФ др. рац.}} = \sqrt[3]{C_{\text{с+ш}} - C_{\text{с др. рац.}}(0,0)}. \quad (38)$$

В [86, 155] исследована также аппроксимация конусообразной функцией

$$C_{\text{с конус}}(x, y) = -k_0 \cdot \sqrt{((k_{xy}x)^2 + y^2)}, \quad \sigma_{\text{оц АКФ конус}} = \sqrt[3]{C_{\text{с+ш}} - C_{\text{с конус}}(0,0)}. \quad (39)$$

Для аппроксимации на основании рассчитанной в окрестности ± 2 пикселя по изображению с рисунка 23 автокорреляционной функции реализована [73] оптимизация векторов параметров функций (36-39) [157] по

критерию минимизации среднеквадратической ошибки⁴. На рисунке 25 (а, в, д, ж) толстой чёрной линией приведена автокорреляционная функция изображения с рисунка 23 (а), а его зашумлённой с СКО шума $\sigma_{\text{ш}}=5$ копии с рисунка 23 (б) — на рисунке 25 (б, г, е, з). Тонкой красной линией показана аппроксимация параболической функцией (36) (рисунок 25, а-б), гауссовской (37) (рисунок 25, в-г), дробно-рациональной (38) (рисунок 25, д-е), функцией (39) (рисунок 25, ж-з). На каждом рисунке 25 (а-з) приведены также значения автокорреляционной функции $C_{\text{с+ш}}((0,0) \div (2,2))$ и элементы векторов оптимизированных параметров, аппроксимирующих автокорреляционную функцию соответствующей моделью (36-39).

Из приведённых на рисунке 25 значений автокорреляционной функции на примере исходного и зашумлённого изображений (рисунок 23, а-б) следует, что наложение аддитивного белого гауссовского шума мало (на $0,4 \div 0,6$, что соответствует менее чем $3 \cdot 10^{-4}$ от дисперсии исходного изображения) снижает все значения автокорреляционной функции, кроме $C_{\text{с+ш}}(0,0)$ (значение выросло на 24,4), что подтверждает принятую гипотезу (35), а изменение значения $C_{\text{с+ш}}(0,0)$ на 24,4 с относительной точностью 0,024 соответствует ожидаемому при СКО шума $\sigma_{\text{ш}}=5$ (и дисперсии $\sigma_{\text{ш}}^2=25$). Как видно из рисунка 25 (ж, з), аппроксимация вида (39) приводит к завышению аппроксимированного центрального значения автокорреляционной функции и формированию сильно смещённой (заниженной) оценки СКО шума. Аппроксимации (36-38) являются нелинейными дифференцируемыми на всей области определения функциями и похожи между собой. Сечение двумерной АКФ по уровню высокой корреляции представляет собой эллипс с высоким эксцентриситетом, что вызвано влиянием коэффициента $k_{\text{ху}}$.

4 Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ приведено в приложении Е.

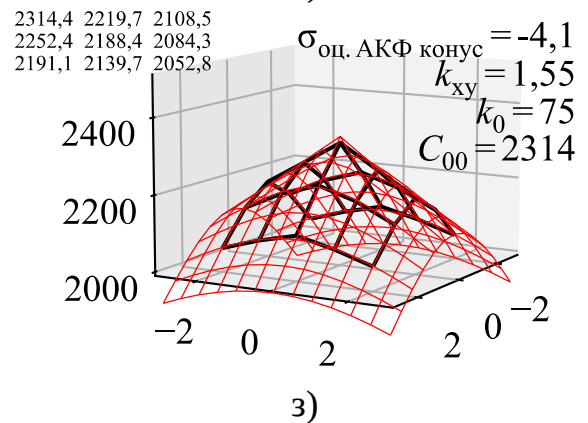
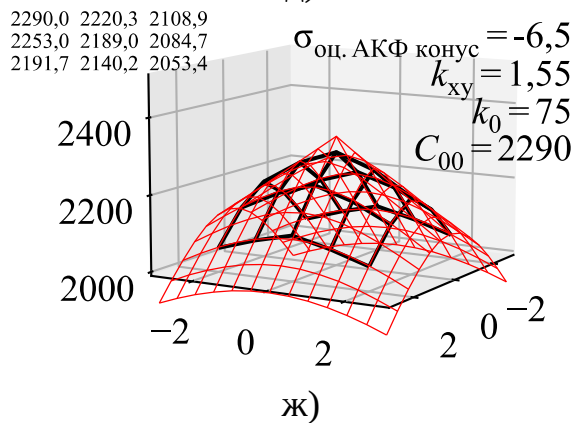
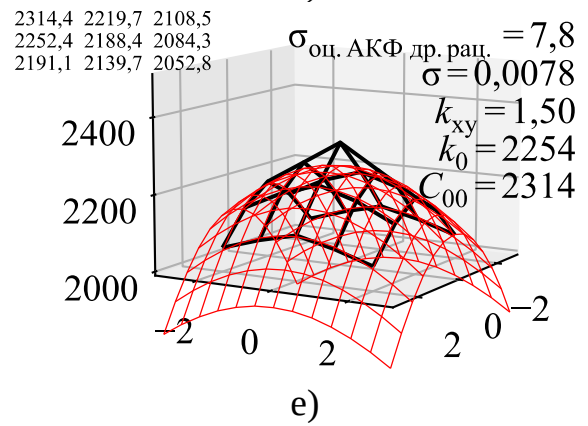
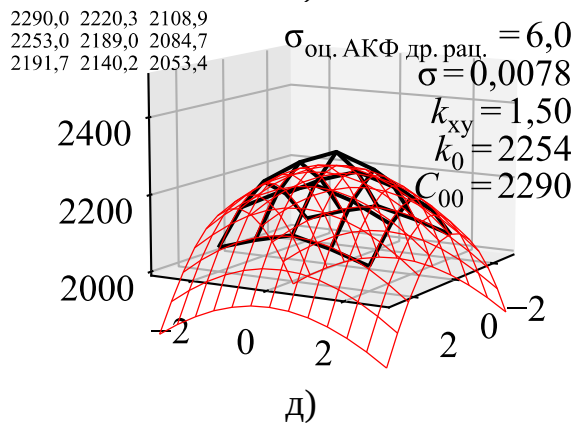
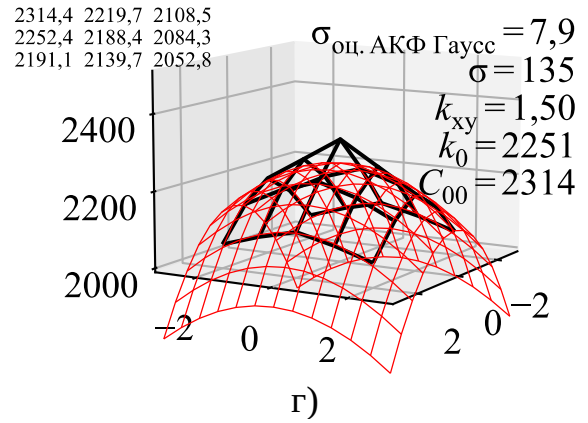
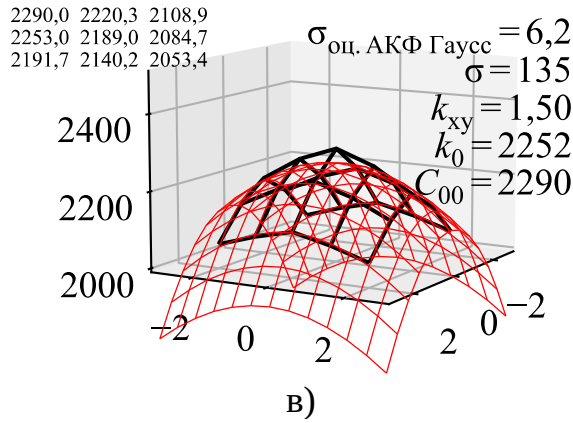
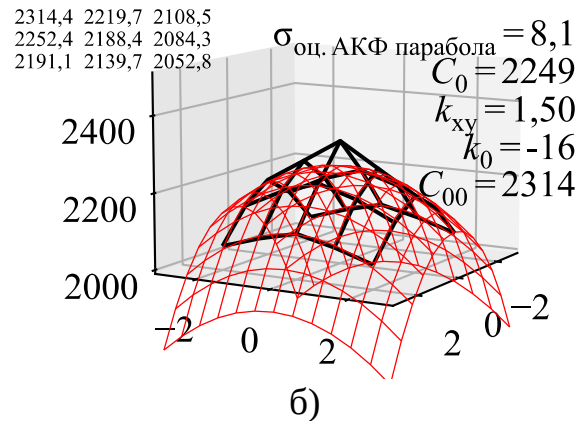
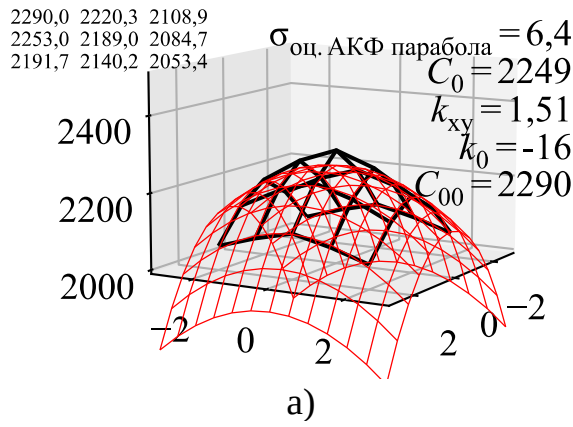


Рисунок 25 — Автокорреляционная функция изображения (рисунок 23, а): (а, в, д, ж) и его зашумлённой копии (рисунок 23, б): (б, г, е, з) и её аппроксимации (36): (а-б), (37): (в-г), (38): (д-е), (39): (ж-з)

Форма автокорреляционной функции изображения в окрестности ± 2 пикселя и большей зависит (кроме свойств шума) от условий съёмки, сюжетной составляющей кадра (съёмка в помещении или на улице, в городе или на природе, днём или ночью и т. д.). В этой связи универсальная оптимизация параметров АКФ и экстраполяция её центрального значения не являются универсальным инструментом для успешного решения задачи оценивания СКО шума (36-39).

2.1.3 Блочный метод оценки СКО шума

Приведённый в [72] метод формирования оценки СКО шума $\sigma_{\text{оц. блочный}}$ предполагает расчёт локального СКО в секторах размером $N \times N$ пикселей, поиск минимального из них и умножение на поправочный коэффициент $w_{\text{ш}}$:

$$\sigma_{\text{оц. блочный}} = w_{\text{ш}} \min_{m, n} \sigma_{\text{лок } mn} \quad (40)$$

где $m=1, 2, \dots, H/N$, $n=1, 2, \dots, H/N$. При вычислении (40) из двумерного массива $\sigma_{\text{лок}}$ для предотвращения формирования заниженного значения СКО $\sigma_{\text{ш}}$ исключаются локальные оценки $\sigma_{\text{лок } mn}$, не удовлетворяющие одному из условий:

$$\mu_{\text{лок } mn} \neq 0, \mu_{\text{лок } mn} \neq L_m, \quad (41)$$

$$2,5 \sigma_{\text{лок } mn} < \mu_{\text{лок } mn} < L_m - 2,5 \sigma_{\text{лок } mn}, \quad (42)$$

где $\mu_{\text{лок } ij}$ — локальное математическое ожидание яркости. В данной работе условие (41) заменено на следующее:

$$5 < \mu_{\text{лок } mn} < 250. \quad (43)$$

Необходимость введения дополнительных условий продиктована ограниченным диапазоном значений яркости сенсоров с глубиной цвета 8 бит: от 0 до $L_m = 2^8 - 1 = 255$.

В работе оценка $\sigma_{ш}$ выполнялась в секторах 16×16 пикселей с $w_{ш}=1,2$.

На рисунке 26 (а, б) в виде соответствующего количества уровней яркости визуализированы значения $\sigma_{лок\ mп}$ СКО блоков изображений с рисунка 23 (а, б) (уровень чёрного соответствует $\sigma_{лок\ mп}=0$, уровень белого соответствует $\sigma_{лок\ mп}=20$). На рисунке 26 (в, г) показаны гистограммы значений $\sigma_{лок\ mп}$, полученных по соответствующим изображениям и удовлетворяющих условиям (42, 43). Сплошной вертикальной линией показано значение минимума СКО, а штриховой вертикальной линией — значение его оценки (40).

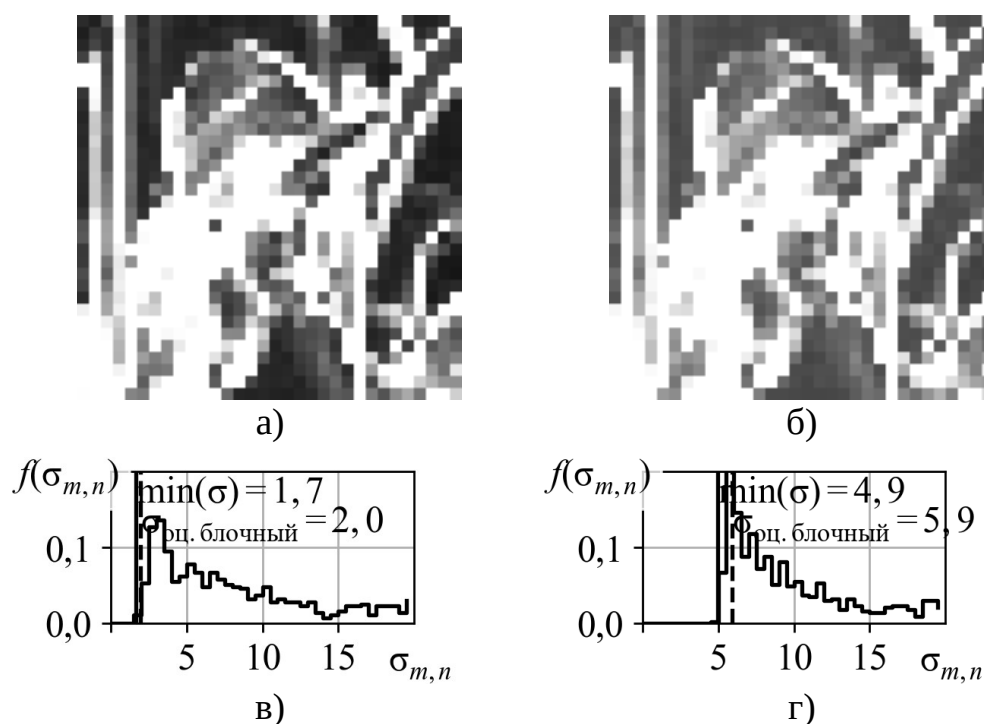


Рисунок 26 — Значения среднеквадратического отклонения яркости блоков изображения с рисунка 23 (а и б соответственно)

Как видно из рисунка 26, увеличение СКО шума приводит к увеличению СКО всех блоков, удовлетворяющих условиям (42, 43), сдвигая курсоры оценок вправо по оси абсцисс.

2.1.4 Оценка СКО высокочастотного шума на основании меры «**modified gray level variance**»

Оценивание СКО шума возможно также посредством формирования локальной оценки СКО. Опишем алгоритм такого оценивания.

Выделим низкочастотную и высокочастотную компоненты изображения, а также рассчитаем квадрат яркости каждого пикселя высокочастотной компоненты изображения:

$$\mathbf{I}_{\text{НЧ}} = \mathbf{I} * \mathbf{h}, \quad \mathbf{I}_{\text{ВЧ}} = \mathbf{I} - \mathbf{I}_{\text{НЧ}}, \quad D_{\text{ПКС } ij} = I_{\text{ВЧ } ij}^2. \quad (44)$$

Далее рассчитаем локальную оценку дисперсии ВЧ-компоненты в окрестности пикселя с координатами (i, j) — меру GLVM — **modified gray level variance** [70]:

$$\mathbf{D} = \mathbf{D}_{\text{ПКС}} * \mathbf{h} \quad (45)$$

и локальное СКО высокочастотной компоненты в окрестности того же пикселя:

$$\sigma_{ij} = \sqrt{D_{ij}}. \quad (46)$$

Для оценки распределения локальных мер информативности изображений из литературы известно использование распределения Вейбулла [71], гамма-распределения [100], Райса [101]. Известно также использование распределения Рэлея для аппроксимации распределения амплитуд гармоник спектра изображения [43], распределения значений градиента в изображении [149], распределения значений яркостного шума в магнитно-резонансных изображениях [101].

Сравним перечисленные распределения по качеству аппроксимации распределения значений локального СКО яркости изображения и по аппаратным затратам — значения соответствующих показателей приведены в таблице 1. При оценке аппаратных затрат использовано программное

обеспечение на Python 3.8 на ПК с Windows 7, процессором Intel Core i5-4570 с тактовой частотой 3,2 ГГц и оперативной памятью DDR3 с тактовой частотой 1,6 ГГц.

На рисунке 27 (а, б) приведены соответственно исходное изображение («sandpath» тепловизионного диапазона из базы изображений «TNO» [163]) и его локальное СКО, рассчитанное в апертуре BOX-фильтра 15×15 . Уровень чёрного на рисунке 27 (б) соответствует значению СКО, равному 0, уровень белого — 20. На рисунке 27 (в) показана гистограмма значений локального СКО и её аппроксимации рассматриваемыми распределениями.

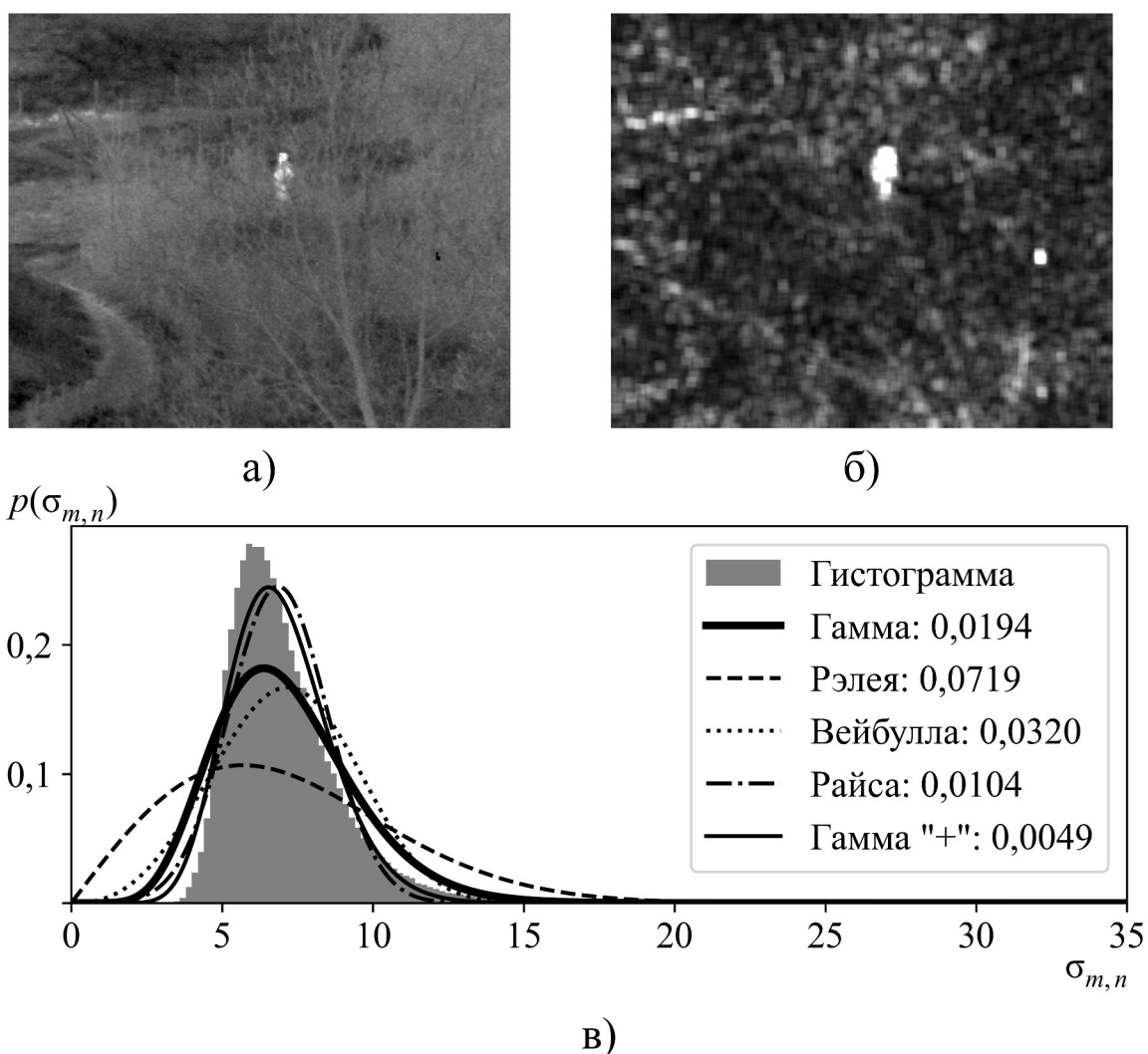


Рисунок 27 — Исходное изображение (а), его локальное СКО (б), аппроксимация распределения значений локального СКО различными функциями (в, в легенде графика указаны значения критерия согласия)

В легенде графика каждой аппроксимирующей функции сопоставлено значение критерия согласия χ^2 . Все рассматриваемые распределения в той или иной степени приближают функцию распределения значений локального СКО.

На рисунке 28 приведены гистограммы значений критерия согласия χ^2 аналогичных аппроксимаций, полученных в каждом из трёх спектральных диапазонов для каждого из семнадцати мультиспектральных изображений из двух источников:

- «Marne_11», «Movie_14», «Movie_18», «10», «12», «19», «Kaptein_1123», «Kaptein_1654», «sandpath», «MarnehNew», «bench», «wall» (TNO dataset [163]);
- 5 изображений, приведённых в приложении Б [7].

На каждом графике на рисунке 28 пунктирной линией показано значение медианы выборки значений χ^2 , выбранной в данном разделе в качестве одного из критериев эффективности аппроксимации.

Недостатком распределения Рэля является неадаптивность значений асимметрии и эксцесса, из-за чего форма его кривой только примерно описывает гистограмму. Недостатком распределения Райса является высокая вычислительная сложность оценки его свойств по выборке значений, требующая итерационной оптимизации вектора параметров распределения [101], что вызвано использованием в его ФПРВ модифицированной функции Бесселя первого рода нулевого порядка, затрудняющей непосредственный пересчёт статистических свойств случайной величины в параметры распределения. Данная аппроксимация, обеспечивая хорошую по критерию χ^2 аппроксимацию гистограммы, требует в разы большее количество времени для своей работы (таблица 1, г, рисунок 28, г). Аналогично, возможна и итерационная оценка свойств гамма-распределения, ещё лучше приближающая аппроксимацию к гистограмме значений (таблица 1, д, рисунок 28, д).

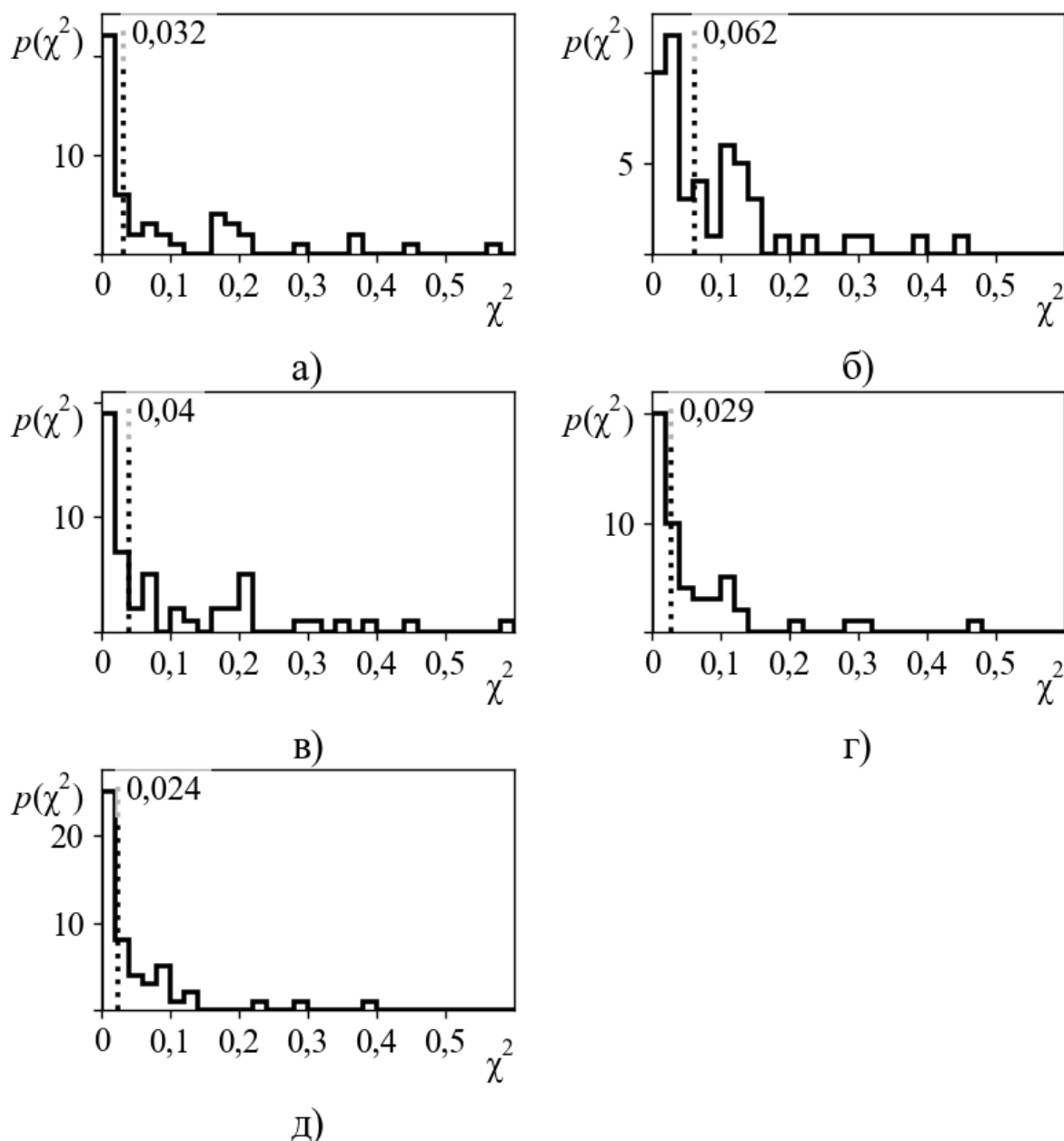


Рисунок 28 — Распределения значений критерия согласия оценок параметров распределения локального СКО яркости изображений

В приложениях реального времени, какими, как правило, и являются МСТЗ, предпочтительно использование тех распределений, что позволяют за определённый конечный интервал времени получить аппроксимацию по статистике выборочных значений.

На основании значений из таблицы 1 можно сделать вывод о том, что из распределений, оценка параметров которых не требует итерационной оптимизации вектора параметров распределения, гамма-распределение

обеспечивает минимальное значение критерия согласия χ^2 . Таким образом, с целью аппроксимации гистограммы значений локального СКО яркости из ряда исследованных распределений оказывается предпочтительным использование гамма-распределения. С опорой на него опишем метод получения статистических свойств выборки и параметров распределения.

Таблица 1 — Медианные значения критерия согласия χ^2 и аппаратных затрат аппроксимации значений локального СКО различными функциями плотности распределений вероятности

	Функция распределения	χ^2	Аппаратные затраты, мс
а)	Гамма-распределение	0,032	0,99
б)	Распределение Рэлея	0,062	2,17
в)	Распределение Вейбулла	0,04	0,47
г)	Распределение Райса с итерационной оптимизацией	0,029	24,14
д)	Гамма-распределение с итерационной оптимизацией	0,024	18,36

Для значений СКО — функции σ двух переменных координат — рассчитывают k и θ — параметры **гамма-распределения**, ФПРВ которого:

$$f(x) = \begin{cases} x^{k-1} \frac{\exp(-x/\theta)}{\theta^k \Gamma(k)}, & x \geq 0, \\ 0, & x < 0, \end{cases} \quad (47)$$

где $\Gamma(k) = \int_0^{\infty} t^{k-1} \exp(-t) dt$ — гамма-функция Эйлера. Согласно свойствам функции плотности распределения вероятностей гамма-распределения математическое ожидание случайной величины, ФПРВ которой подчинена гамма-распределению с параметрами k и θ , равняется $\mu_{\Gamma} = k \theta$, а дисперсия — $\sigma_{\Gamma}^2 = k \theta^2$. Поэтому, вычислив оценки математического

ожидания и дисперсии выборки σ , ФПРВ которой имеет гамма-распределение, получим и сами параметры распределения:

$$\mu_{\Gamma} = \frac{1}{W H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H \sigma_{ij}, \quad \sigma_{\Gamma}^2 = \left[\frac{1}{W H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H (\sigma_{ij} - \mu_{\Gamma})^2 \right]^{0.5},$$

$$\theta = \frac{\sigma_{\Gamma}^2}{\mu_{\Gamma}}, \quad k = \frac{\mu_{\Gamma}}{\theta} = \frac{\mu_{\Gamma}^2}{\sigma_{\Gamma}^2}. \quad (48)$$

Аналогично исследованию [100], зная k и θ , рассчитаем СКО шумовой компоненты, как моду гамма-распределения локальных оценок СКО [156]:

$$\sigma_{\text{оц}\sqrt{\text{GLVM}}} = \begin{cases} (k-1)\theta, & k \geq 1, \\ 0, & k < 1. \end{cases} \quad (49)$$

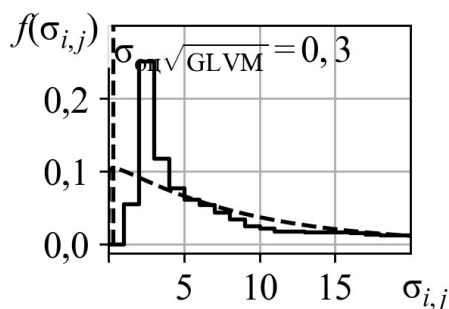
Аналогично исследованию [100] оценка $\sigma_{\text{оц}\sqrt{\text{GLVM}}}$ (49) возможна при условии принятия гипотезы о том, что отличная от нуля высокочастотная сигнальная составляющая изображения занимает в поле фотореалистичного изображения малую часть, а шумовая компонента — в том числе и те пиксели изображения, что относятся к низкочастотной информативной составляющей (небо, вода, ровные стены домов). Поэтому для информативно нагруженных изображений с большим количеством малоразмерных деталей в поле всего изображения уменьшение размера маски h в формулах (44) — (45) приближает оценку СКО шума (49) к истинному значению, однако занижает оценку для изображений со структурными шумами, а также для изображений, СКО шума на которых сравнимо с СКО сигнальной составляющей. На рисунке 29 (а, б) приведены оценки σ (46), полученные для изображений с рисунка 23 (а, б) соответственно. Белый цвет соответствует $\sigma_{ij}=20$, чёрный цвет соответствует $\sigma_{ij}=0$. На рисунке 29 (в, г) соответственно сплошной линией показаны гистограммы значений σ_{ij} и полученные значения $\sigma_{\text{оц}\sqrt{\text{GLVM}}}$, штриховой линией — законы распределения (47) при значениях k и θ , полученных согласно (48).



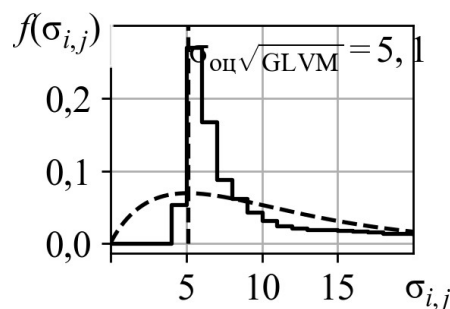
а)



б)



в)



г)

Рисунок 29 — Локальное СКО ВЧ компоненты (46) изображения и его зашумлённой копии с рисунка 23 (а, б), гистограмма и аппроксимация ФПРВ, а также оценка СКО шума (49) (в, г)

Как видно из сравнения гистограмм, увеличение СКО шума смещает моду гистограммы вправо вдоль оси $\sigma_{i,j}$, увеличивая значение моды $\sigma_{\text{opt} \sqrt{\text{GLVM}}}$, как параметра распределения (47).

Таким образом, алгоритм оценивания СКО шума на основе меры GLVM включает в себя следующие шаги:

1. расчёт значений локальной меры GLVM;
2. расчёт значений локального СКО яркости;
3. расчёт математического ожидания и СКО выборки значений СКО яркости;
4. расчёт соответствующей полученным на шаге 3 значениям моды гамма-распределения, принимаемой за значение оценки СКО шума.

2.1.5 Медианная оценка СКО шума

Медианный (MAD) метод оценивания СКО шума, описанный в [43] со ссылкой на [116] включает в себя расчёт ВЧ-компоненты изображения путём вычитания из изображения результата его медианной фильтрации:

$$I_{\text{ВЧ } ij} = |I_{i,j} - I_{\text{мед } ij}|, \quad (50)$$

где $I_{\text{мед}}$ — результат медианной фильтрации изображения I . Для получения оценки СКО шума необходимо найти медиану ($\text{median}()$) значений $I_{\text{ВЧ}}$ и домножить на поправочный коэффициент:

$$\sigma_{\text{оцMAD}} = 1,483 \text{median}(I_{\text{ВЧ}}). \quad (51)$$

На рисунке 30 (а, б) показаны результаты расчёта $I_{\text{ВЧ } ij}$ для изображений с рисунке 23 (а, б) соответственно. Белый цвет соответствует значениям $I_{\text{мед } ij}=20$, чёрный — $I_{\text{мед } ij}=0$. На рисунке 30 (в, г) показаны гистограммы, а на рисунке 30 (д, е) — законы распределения значений $I_{\text{мед } ij}$. Вертикальные линии показывают на оси $I_{\text{ВЧ } ij}$ значения $\text{MAD} = \text{median}(I_{\text{ВЧ}})$ и $\sigma_{\text{оцMAD}}$ (51).

Из рисунка 30 следует вывод, что увеличение СКО шума растягивает гистограмму $f(I_{\text{ВЧ } ij})$ вдоль оси $I_{\text{ВЧ } ij}$, увеличивая значение медианы, а следовательно — оценки СКО шума, выполняемой в соответствии с выражением (51).

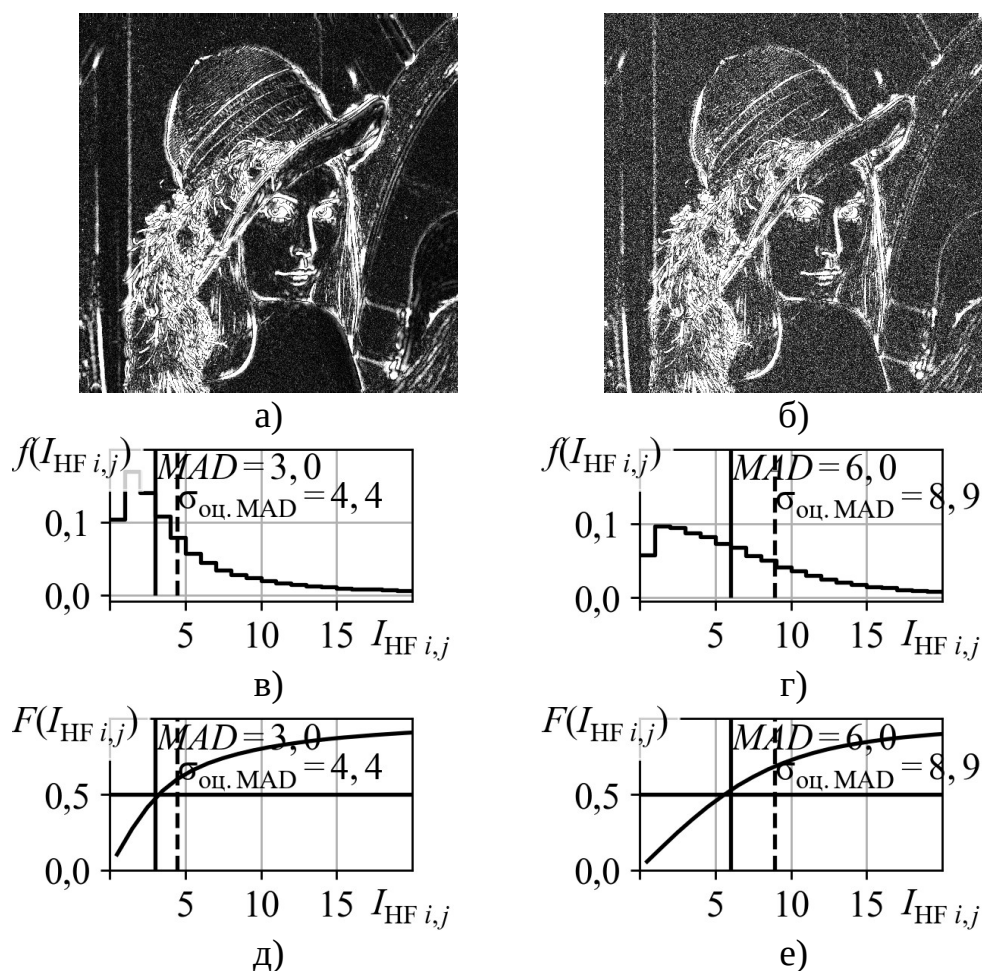


Рисунок 30 — Высокочастотная компонента изображений с рисунка 23 (а, б) (50), функция плотности распределения вероятностей значений яркости высокочастотной компоненты (в, г), функция распределения значений яркости высокочастотной компоненты (д, е)

2.1.6 Оценка СКО шума по линейной разности векторных свёрток блоков изображений

Описанный в [57] алгоритм оценки СКО шума включает в себя:

- 1) разбиение изображения на квадратные блоки размером $N_H \times N_H$ (по умолчанию принято $N_H=30$);
- 2) расчёт дисперсии каждого блока и сортировку блоков по значению дисперсии;
- 3) фильтрацию строк $N_{\min}$ (принято $N_{\min}=5$) блоков минимальной дисперсии маской вида

$$h(k) = \frac{3 \cdot [3 \cdot k^2 + 3 \cdot k - 1 - 5 \cdot i^2]}{(2k-1) \cdot (2k+1) \cdot (2k+3)}, \quad (52)$$

где $i = -k, -k+1, \dots, k$, а также маской $h(k-1)$;

- 4) расчёт разности результатов фильтрации, полученных на шаге 3);
- 5) расчёт дисперсий выборок, полученных на шаге 4);
- 6) расчёт $D_{\text{бл ср}}$ — математического ожидания выборки дисперсий, полученных на шаге 5);
- 7) расчёт оценки СКО шума на изображении

$$\sigma_{\text{оц ЛРВС}} = \sqrt{\frac{\frac{D_{\text{бл ср}}}{18k \cdot (k_1 + 2)}}{(4k_1^2 - 1) \cdot (2k_1 + 3) \cdot (2k_1 + 5)}}, \quad (53)$$

где $k_1 = k - 1$. В случае принятого по умолчанию $k = 3$ выражение (53)

$$\text{эквивалентно } \sigma_{\text{оц ЛРВС}} = \sqrt{D_{\text{бл ср}} \cdot \frac{105}{16}} = \frac{\sqrt{D_{\text{бл ср}} \cdot 105}}{4}.$$

Выполнение шагов 3)-4) описанного алгоритма эквивалентно фильтрации изображения маской, представляющей из себя разность маски $h(k)$ и дополненной нулями $h(k-1)$. На рисунке 31 сплошными линиями показаны формы одномерных масок (52), применяемых внутри каждой строки изображения, а пунктирной линией — их разность масок.

Из рисунка 31 следует, что получаемая на шаге 4) алгоритма разность представляет собой компоненту средней частоты вдоль горизонтальной оси в спектральной области. В «быстрой» реализации алгоритма [57] на шаге 1) строки изображения могут быть выбраны с шагом Δy (по умолчанию $\Delta y = 1$). Вместо среднечастотной компоненты блоков минимальной дисперсии в таком случае рассчитывают высокочастотную, как разность исходного изображения и результата фильтрации маской $h(k)$, а вместо дисперсий среднечастотных компонент усредняют дисперсии первых их строк.

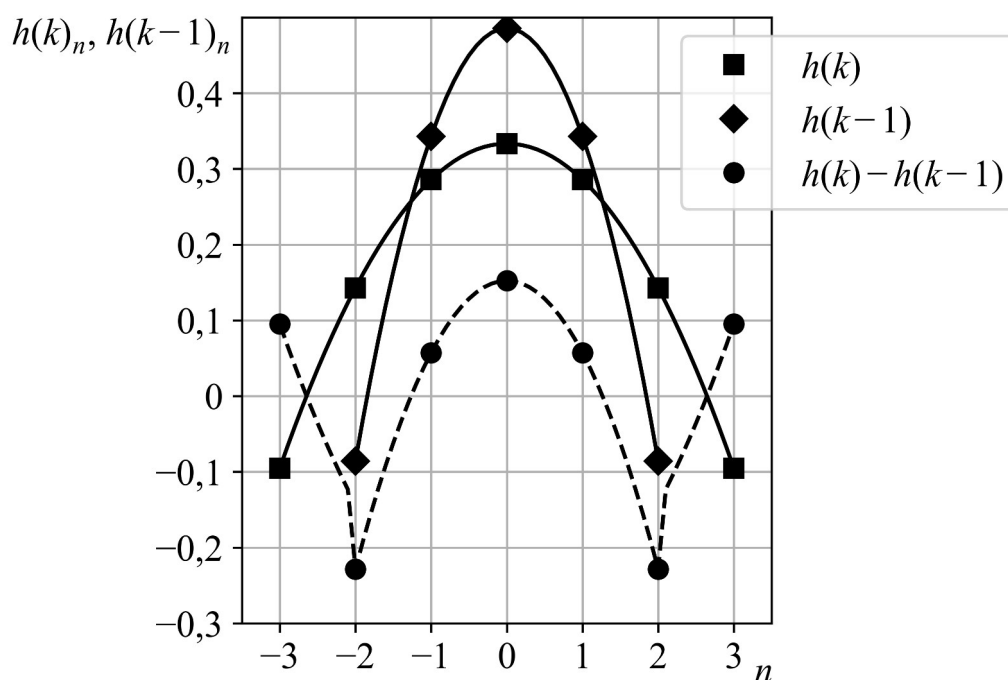


Рисунок 31 — Вид масок свёртки в соответствии с (52) [57] при $k=3$

Нормировка в выражении (53) происходит в таком случае в виде

$$\sigma_{\text{оц ЛРВСб}} = \sqrt{\frac{D_{\text{бл ср}}}{1 - \frac{3 \cdot (3 \cdot k^2 + 3 \cdot k - 1)}{(2 \cdot k - 1) \cdot (2 \cdot k + 1) \cdot (2 \cdot k + 3)}}}, \quad (54)$$

что в случае принятого по умолчанию $k=3$ приводит к равенству

$$\sigma_{\text{оц ЛРВСб}} = \sqrt{D_{\text{бл ср}} \cdot \frac{77}{71}}.$$

2.1.7 Сравнительный анализ методов оценки СКО шума изображения

Имитационное моделирование позволяет провести сравнение методов (34, 40, 49, 51, 36-39) оценки СКО шума в соответствии со следующей методикой.

1. К исходному изображению $\mathbf{I}_{\text{исходное}}$ добавить выборку БГШ $\mathbf{I}_{\text{шум}}$ с известным СКО $\sigma_{\text{ш}}$:

$$\mathbf{I}_{\text{зашумлённое}} = \mathbf{I}_{\text{исходное}} + \mathbf{I}_{\text{шум}}.$$

2. Найти квантили q_1 и q_2 яркости зашумлённого изображения по уровню соответственно 0,001 и 0,999:

$$F(q_1)=0,001, F(q_2)=0,999,$$

где $F(\bullet)$ — функция распределения вероятностей яркости пикселей изображения $I_{\text{зашумлённое}}$.

3. Используя функцию $f_{\text{лин. контр.}}(L)$, выполнить линейное контрастирование изображений $I_{\text{исходное}}$ и $I_{\text{зашумлённое}}$ по значениям q_1 и q_2 :

$$f_{\text{лин. контр.}}(L)=\begin{cases} 0, & L < q_1, \\ \frac{255}{q_2 - q_1}(L - q_1), & q_1 < L < q_2 \\ 255, & L > q_2, \end{cases}$$

$$I_{\text{исходное } Kij} = f_{\text{лин. контр.}}(I_{\text{исходное } ij}), I_{\text{зашумлённое } Kij} = f_{\text{лин. контр.}}(I_{\text{зашумлённое } ij}).$$

4. Рассчитать СКО $\sigma_{\text{БГШ}}$ разности изображений $I_{\text{исходное } K}$ и $I_{\text{зашумлённое } K}$:

$$\sigma_{\text{БГШ}} = \sqrt{\frac{1}{WH} \sum_{i=1; j=1}^{H; W} (I_{\text{исходное } Kij} - I_{\text{зашумлённое } Kij})^2}.$$

Пример экспериментальной зависимости значений $\sigma_{\text{БГШ}}$ от заданного на шаге 1 $\sigma_{\text{ш}}$ для изображения с рисунка 23 (а) приведён на рисунке 32.

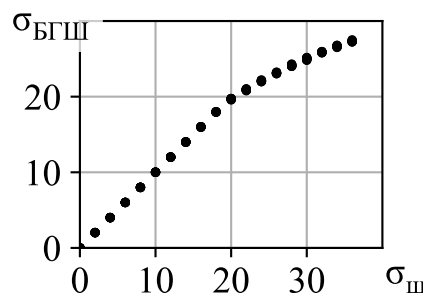


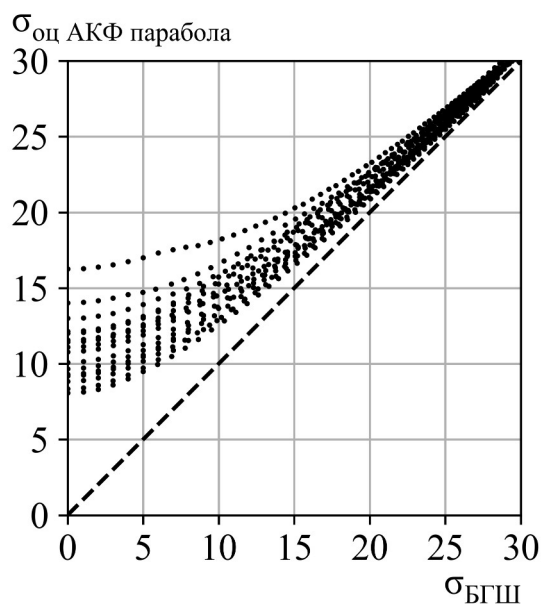
Рисунок 32 — Зависимость значения истинного СКО шума изображения «Лена» размером 512×512 от СКО выборки нормального распределения, используемой в качестве модели аддитивного БГШ

5. Используя один из алгоритмов, рассмотренных в пп. 2.1.1-2.1.6, получить значение оценки $\sigma_{\text{оц}}$ СКО шума изображения $I_{\text{зашумлённое К}}$.
6. Сравнить полученные в пунктах 4 и 5 значения $\sigma_{\text{БГШ}}$ и $\sigma_{\text{оц}}$.

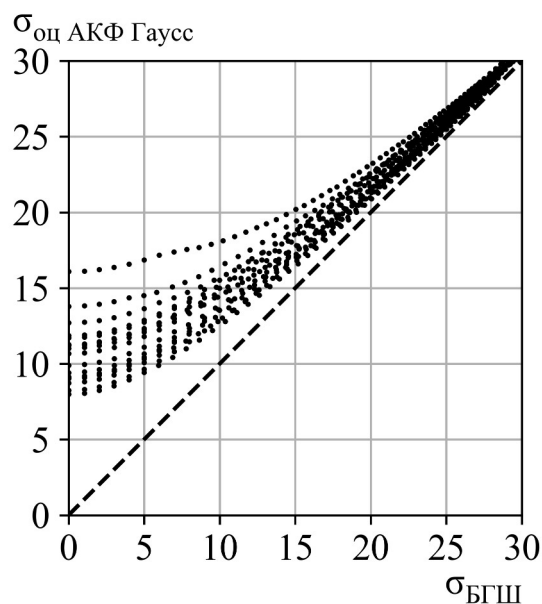
Сравнение эффективности алгоритмов оценки СКО шума реализовано путём применения описанной выше методики к нескольким изображениям из набора «*TAMPERE17 noise-free image database*» [159] с наложенным на них модельным БГШ и расчёта среднеквадратической ошибки оценки.

Набор «*TAMPERE17 noise-free image database*» [159] включает в себя 300 изображений, СКО шума которых имеет значения ниже 1. Изображения в разрешении 512×512 представлены в цветовом пространстве RGB и полутоновом виде. Все изображения имеют различный характер: наружная съёмка, съёмка в помещении, макро-съёмка и т.д. Для статистического имитационного моделирования выбраны 16 фотореалистичных изображений наружной фотосъёмки, как наиболее характерные по своим параметрам к изображениям, фиксируемым обзорной СТЗ. Изображения приведены в приложении А.

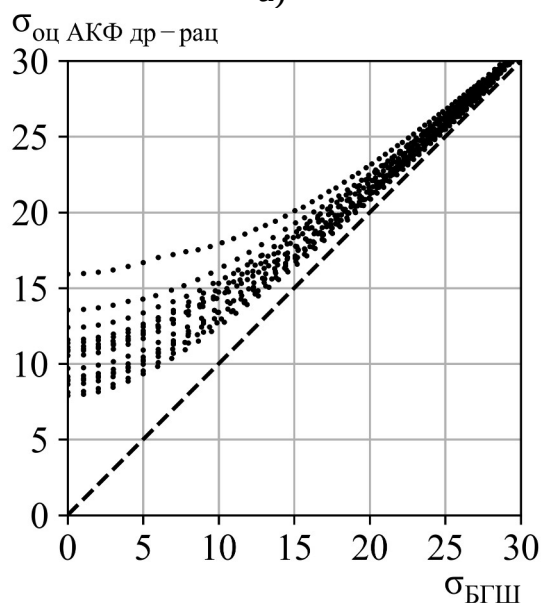
Зависимости оценки СКО исследуемыми методами от истинного значения СКО БГШ приведены на рисунках 33-35. Как видно из приведённых на рисунке 33 зависимостей, оценка СКО шума посредством аппроксимации АКФ изображения приводит к формированию смещённых оценок при нулевом СКО шума.



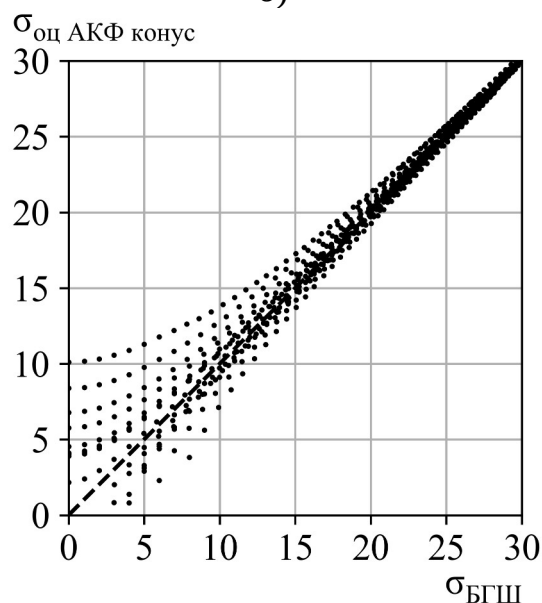
а)



б)



в)



г)

Рисунок 33 — Зависимости оценки СКО шума путём аппроксимации автокорреляционной функции изображения от СКО аддитивного белого гауссовского шума: а — (36), б — (37), в — (38), г — (39)

Это вызвано присутствием в большинстве изображений высокочастотной сигнальной составляющей, формирующей центральный пик с той или иной дисперсией в околонулевой области АКФ. С ростом СКО модельного БГШ смещение оценки, выполняемой любым из рассматриваемых методов, уменьшается. Таким образом, оценка СКО шума

методами (36-39) неустойчива к изменению форм спектра сигнальной и шумовой составляющих изображения.

На рисунке 34 (а, б) аналогичным образом приведены зависимости от СКО модельного БГШ значений оценок СКО шума, выполненных соответственно методами гармонического анализа (34) и медианным (51). Оба метода оценивают СКО шума посредством параметрической гистограммной оценки свойств изображения: в спектральной плоскости (34) либо в пространственной (51). По этой причине оба метода демонстрируют смещение значений оценки в околонулевой области: при истинном значении СКО шума, стремящемся к нулю, оценка СКО шума на ряде изображений может принимать значения порядка единиц из-за ошибочного попадания информативной составляющей изображения в оцениваемую статистику шума. Характерны также веерный разброс и заметное отклонение линейной зависимости $\sigma_{\text{оц гарм. ан}}(\sigma_{\text{БГШ}})$ от прямопропорциональной. В случае зависимости $\sigma_{\text{МAD}}(\sigma_{\text{БГШ}})$ заметно смещение оценки на единицы от истинного значения, объяснимое аддитивным присутствием информативной составляющей в подвергаемой параметрической оценке высокочастотной составляющей изображения.

Приведённые на рисунке 34 (в, г) графики демонстрируют зависимости оценки СКО шума методами соответственно (53) и (54) от истинного значения СКО шума. Метод (53) (рисунок 34 (в)) демонстрирует больший, чем быстрая реализация (54) (рисунок 34 (г)) разброс оценок относительно истинного и наиболее вероятного значений. Это объяснимо тем фактом, что метод (53) формирует оценку, основываясь на выборке из пяти имеющих минимальную дисперсию яркости блоков размером 30×30 , тогда как метод (54) — на выборке из пяти имеющих минимальную дисперсию яркости фрагментов строк изображения длиной $1/4$ от ширины изображения. Учитывая, что размер всех изображений, входящих в датасет «*TAMPERE17 noise-free image database*» [159] — 512×512 , метод (54) оперирует

дисперсиями пяти выборок по 128 значений (против 900 значений у метода (53)).

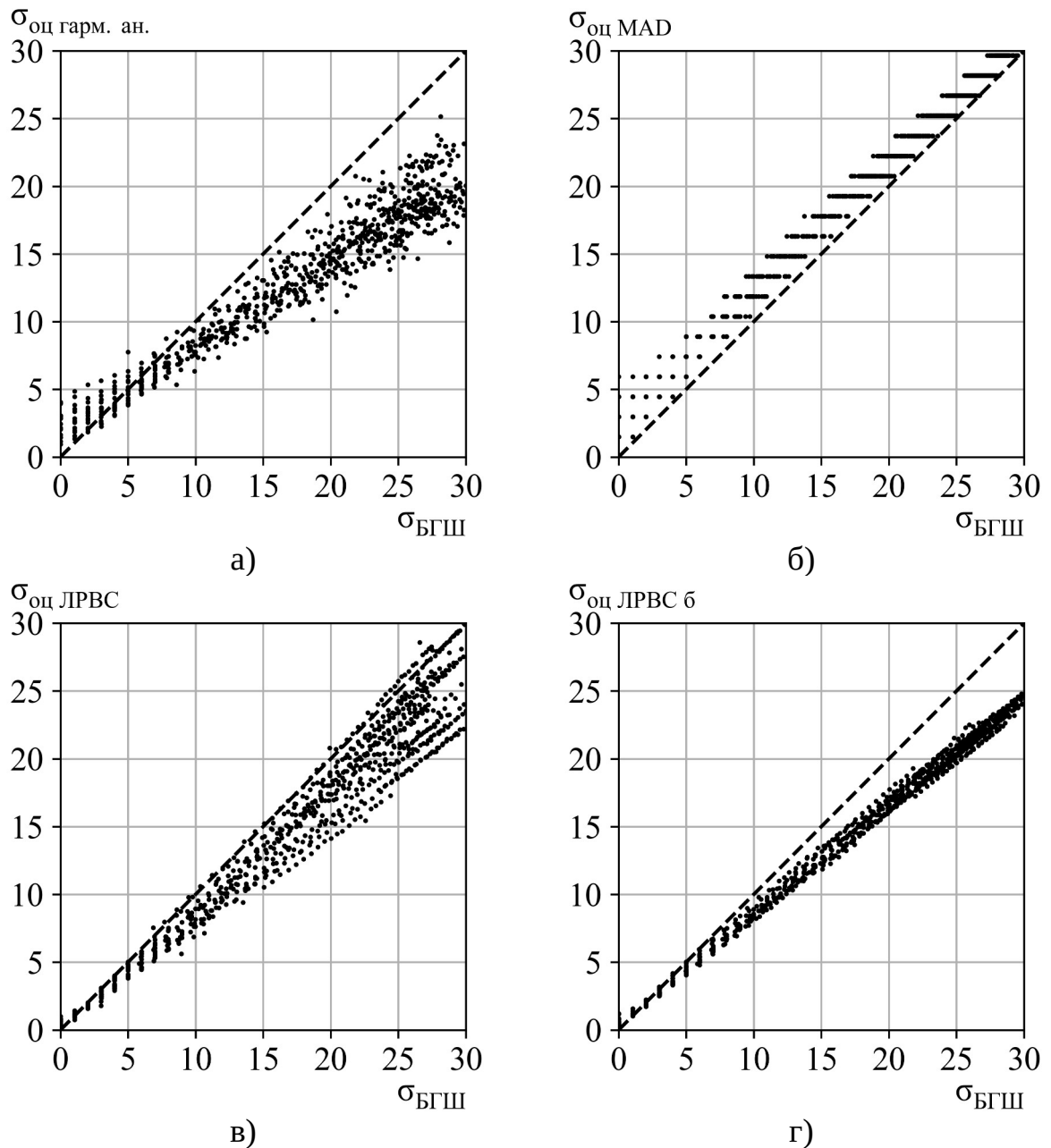


Рисунок 34 — Зависимости оценки СКО шума изображения различными алгоритмами от СКО аддитивного белого гауссовского шума: а — (34), б — (51), в — (53), г — (54)

Это приводит к снижению вероятности попадания информативной составляющей изображения в оцениваемую статистику шума, уменьшая разброс значений, но одновременно снижает значение оценки относительно истинного значения.

На рисунке 35 (а, б) приведены зависимости оценки СКО шума от истинного значения для методов соответственно блочной оценки (40) и на основании меры GLVM (49). Оба метода демонстрируют близкую к линейной зависимость, и для обоих характерен некоторый разброс значений относительно истинного значения — при значениях $\sigma_{\text{БГШ}} \gg 1$ — у блочного метода, и в околонулевой области — у метода на основе меры GLVM.

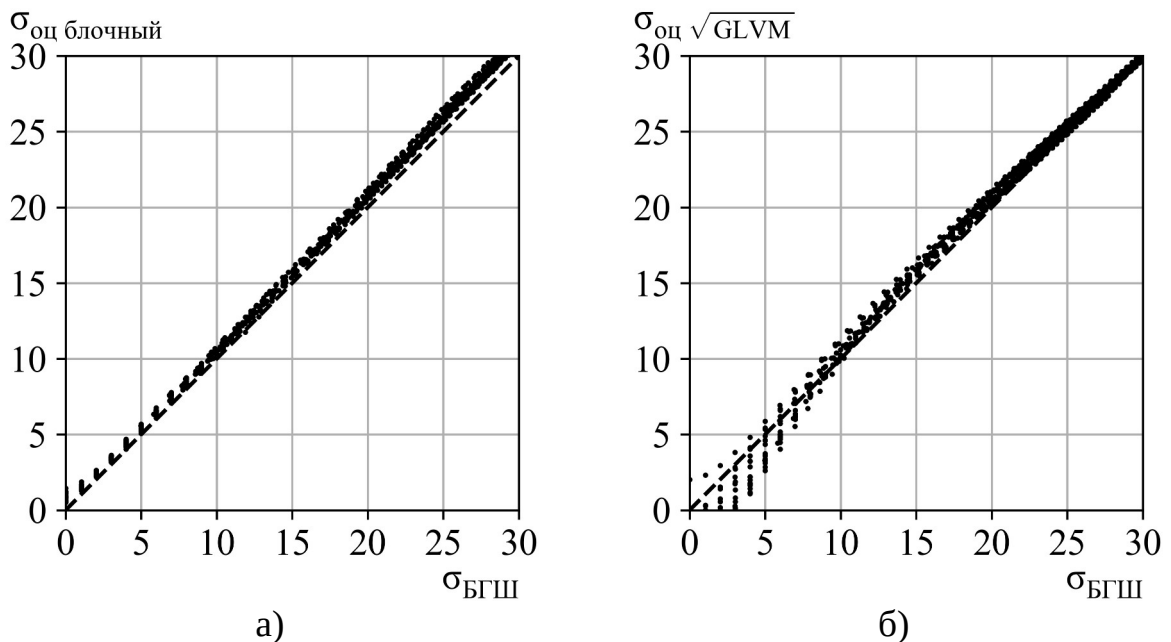


Рисунок 35 — Зависимости оценки СКО шума изображения разработанными в диссертации методами от СКО аддитивного белого гауссовского шума: а — (40), б — (49)

На рисунке 36 показана диаграмма, демонстрирующая среднее время, затрачиваемое процессором на оценку СКО шума исследуемыми методами. Оценка аппаратных затрат осуществлена при отладке реализаций описываемых алгоритмов на языке программирования Python [61]. Использован персональный компьютер с процессором Intel Core i5-4570 с тактовой частотой 3,2 ГГц и 16 Гбайт оперативной памяти DDR3 с тактовой частотой 1,6 ГГц. Максимальное быстродействие обеспечивают методы оценки, основанные на разбиении изображения на блоки. Метод (54) за счёт использования свёрток внутри отдельных строк изображения позволяет выполнить оценку за 1,6 мс. Наиболее затратным (54,4 мс) является метод

гармонического анализа, так как названный метод требует выполнения двумерного преобразования Фурье исходного изображения.

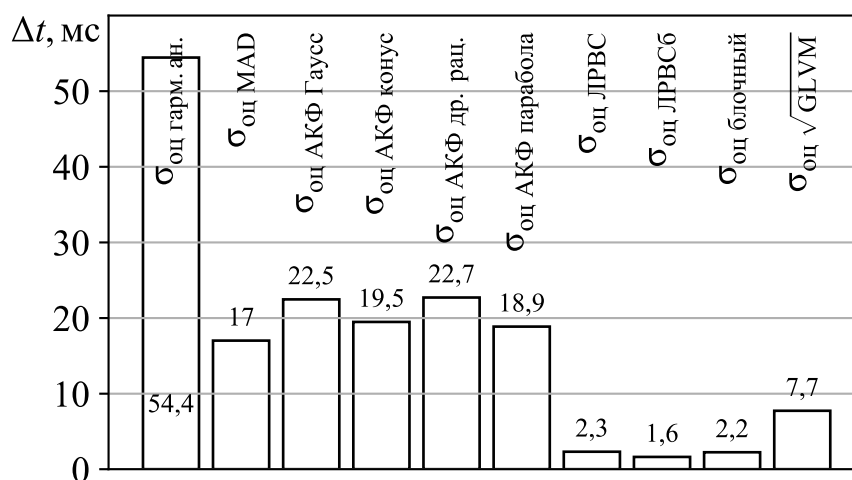


Рисунок 36 — Столбчатая диаграмма времени вычислений оценки СКО шума различными методами

Таблица 2 — Значения средней погрешности оценки СКО модельного БГШ и среднего времени вычислений

Алгоритм оценивания СКО шума изображения		Средняя ошибка оценивания	Время вычислений
1	$\sigma_{\text{оц АКФ парабола}}$ (36) [27]	3,02	18,9
2	$\sigma_{\text{оц АКФ Гаусс}}$ (37) [27]	2,94	22,5
3	$\sigma_{\text{оц АКФ др. рац.}}$ (38) [27]	2,86	22,7
4	$\sigma_{\text{оц АКФ конус}}$ (39)	1,03	19,5
5	$\sigma_{\text{оц . гарм. ан.}}$ (34) [43]	4,97	54,4
6	$\sigma_{\text{оц MAD}}$ (51) [43, 116]	1,84	17
7	$\sigma_{\text{оц ЛРВС}}$ (53) [57]	2,45	2,3
8	$\sigma_{\text{оц ЛРВСб}}$ (54) [57]	3,12	1,6
9	$\sigma_{\text{оц . блочный}}$ (40) [72]	0,77	2,2
10	$\sigma_{\text{оц } \sqrt{\text{GLVM}}}$ (49) [156]	0,61	7,7

Таблица 2 демонстрирует значения средней погрешности оценки, а также значения времени вычислений, продемонстрированные на диаграмме (рисунок 36). Из таблицы 2 следует, что алгоритм (49)

обеспечивает минимальную и в 1,3...8,1 раза меньшую среднеквадратическую ошибку оценки. Таким образом, положение 1, выносимое на защиту, следует считать доказанным.

2.1.8 Оценка работоспособности алгоритмов оценки СКО шума изображения

Для проверки работоспособности алгоритма оценки СКО шума при невозможности проверить достоверность гипотез *аддитивном характере, гауссовском распределении и бесконечной полосе частот*, занимаемой шумом в спектре изображения, необходимо сверять значения оценок не с СКО модельного БГШ, а с СКО реального шума. Ввиду отсутствия эталона автор сравнивал значения оценок, полученных различными алгоритмами, между собой. Мерой качества алгоритма выбрана нормированная ковариация значений (таблица 3), полученных по изображениям из баз «TNO» [163] и «USC-SIPi» [152]. На рисунке 37 показаны взаимные зависимости нескольких различных оценок. Данные зависимости являются примером хорошей линейной корреляции, объяснимой сходством методов оценки:

- функции (36-38), аппроксимирующие автокорреляционную функцию, (рисунок 37, а, б, в — корреляция соответственно: 1, 1, 0,99) являются нелинейными дифференцируемыми на всей области определения функциями с монотонным убыванием модуля градиента по мере приближения к точке (0, 0);
- оба алгоритма — и (49), и (51) (рисунок 37 г, корреляция — 0,95) — основаны на оценке параметра гистограммы результата нелинейной обработки высокочастотной компоненты изображения.

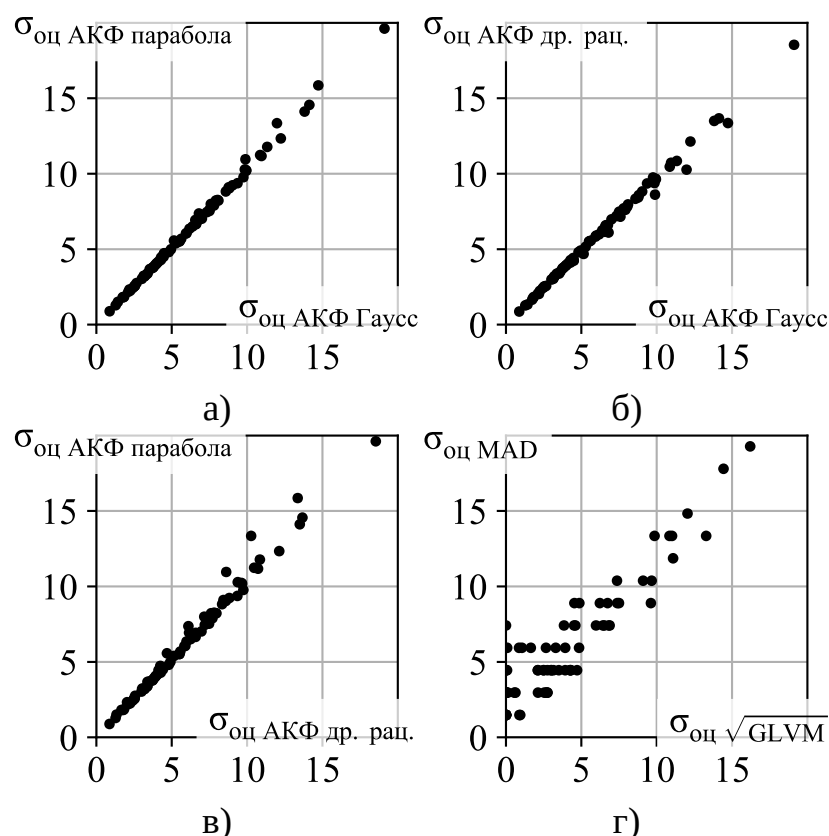


Рисунок 37 — Графики зависимостей взаимного соответствия оценок СКО шума, выполняемых различными методами

Однако, как показано на рисунке 38 такая хорошая корреляция не наблюдается при оценке методиками, в основу которых заложены принципиально различные алгоритмы оценки.

В частности, рисунок 38 (ж) показывает, что использование недифференцируемой в точке $(0, 0)$ функции, аппроксимирующей АКФ в методе (39), снижает корреляцию оценок и зачастую формирует отрицательные их значения.

Таким образом, все исследованные методики оценки СКО шума изображения формируют коррелированные с истинным значения при их применении к эталонным изображениям с наложенным на них модельным белым гауссовским шумом. Однако оценки, получаемые для реальных изображений, слабо коррелируют между собой, что говорит об их нестабильности к изменениям в наблюдаемой сцене, спектральных и статистических свойствах шума.

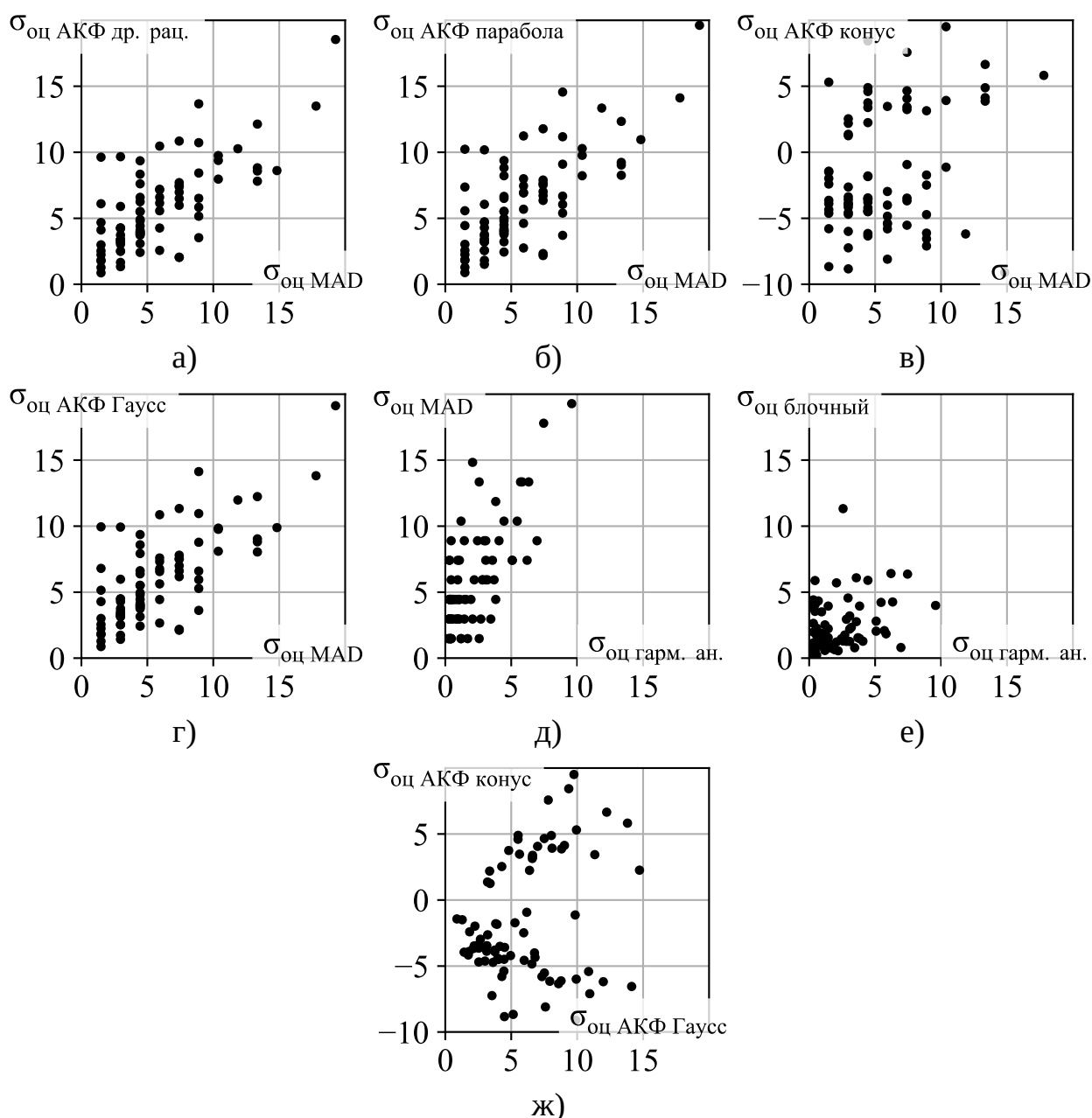


Рисунок 38 — Графики зависимостей взаимного соответствия оценок СКО шума, выполняемых различными методами

В условиях априорной неизвестности свойств шума это является ограничением, приводящим к смещению формируемых той или иной методикой оценок. Такой вывод требует разработки более полной модели шума с целью исследования путей оценки свойств сигнальной и шумовой компонент изображения [155].

Таблица 3 — Нормированная взаимная ковариация оценок СКО шума, полученных различными методами

	$\sigma_{\text{оц } \sqrt{\text{GLVM}}} (49)$	$\sigma_{\text{оц блочный}} (40)$	$\sigma_{\text{оц ЛРВС б}} (54)$	$\sigma_{\text{оц ЛРВС}} (53)$	$\sigma_{\text{оц MAD}} (51)$	$\sigma_{\text{оц гарм. ан.}} (34)$	$\sigma_{\text{оц АКФ параболы}} (36)$	$\sigma_{\text{оц АКФ др. рац.}} (38)$	$\sigma_{\text{оц АКФ конус}} (39)$
$\sigma_{\text{оц АКФ Гаусс}} (37)$	0,67	0,35	0,49	0,51	0,75	0,78	1	1	0,37
$\sigma_{\text{оц АКФ конус}} (39)$	0,49	0,38	0,49	0,4	0,39	0,37	0,34	0,4	
$\sigma_{\text{оц АКФ др. рац.}} (38)$	0,66	0,36	0,5	0,5	0,74	0,79	0,99		
$\sigma_{\text{оц АКФ параболы}} (36)$	0,67	0,35	0,48	0,52	0,75	0,78			
$\sigma_{\text{оц гарм. ан.}} (34)$	0,61	0,31	0,58	0,42	0,67				
$\sigma_{\text{оц MAD}} (51)$	0,94	0,62	0,7	0,77					
$\sigma_{\text{оц ЛРВС}} (53)$	0,73	0,74	0,78						
$\sigma_{\text{оц ЛРВС б}} (54)$	0,69	0,57							
$\sigma_{\text{оц блочный}} (40)$	0,64								

Опираясь на сделанный в п. 2.1.7 вывод об эффективности оценки $\sigma_{\text{оц } \sqrt{\text{GLVM}}} (49)$ предложено использовать её, как наиболее релевантную в априорно предполагаемых условиях свойств яркостного шума (аддитивный характер, бесконечная ширина спектра, гауссовская функция распределения), считающихся наиболее часто встречающимися в области цифровой обработки изображений [98], в том числе обработки цифровых изображений, полученных в условиях недостаточной освещённости [94].

2.2 Исследование интегрального и мультипликативного показателей качества изображений

Значения **ИПК** (17) и **МПК** (16) при анализе изображений с низким уровнем шума в целом совпадают с субъективными оценками их качества. Однако в случае увеличения СКО шума на изображении значения (17) увеличиваются до 0,9...1, а значения (16) — до 10...30, независимо от сюжета сцены. В данном разделе это показано на примере изображений одинакового

размера — 512×512 . Использован белый гауссовский шум и тестовое изображение «Лена».

На рисунке 39 продемонстрированы фрагменты изображений, представляющих собой белый гауссовский шум (БГШ) с математическим ожиданием $\bar{L} = 128$ и различным СКО.

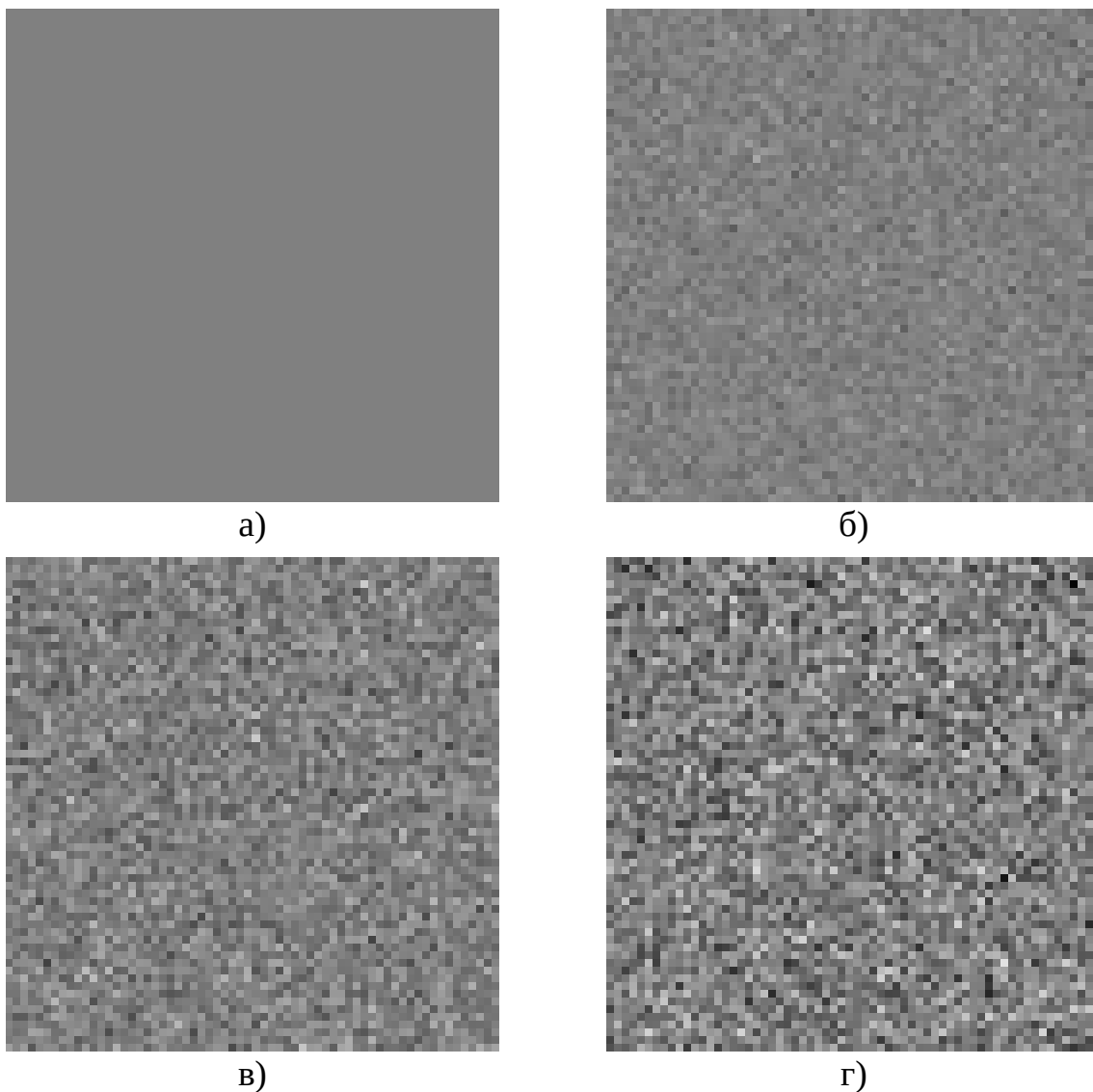


Рисунок 39 — Фрагменты (64×64) изображений (512×512) , белого гауссовского шума с математическим ожиданием 128 и среднеквадратическим отклонением 0 (а), 10 (б), 20 (в), 30 (г)

В таблице 4 приведены частные показатели (4) — (8) и нормированные (18) — (21). Рост СКО шума даже при отсутствии информативной

сигнальной составляющей увеличивает все входящие в МПК (16) и ИПК (17) показатели, увеличивая значения комплексных показателей.

Таблица 4 — Статистика оценок ИПК и МПК, а также их частных показателей для изображений, фрагменты которых приведены на рисунке 39

	а) 0		б) 10		в) 20		г) 30	
$\bar{L}, L_n$ (18)	128	1	128	1	127	1	128	1
σ, σ_n (21)	0	0	10	0,2	20	0,4	30	0,6
K (6)	0		0,369		0,686		1	
$N_{\text{я}}, N_n$ (19)	1	0	92	0,36	170	0,66	249	0,97
$\varepsilon, \varepsilon_n$ (20)	0	0	5,37	0,67	6,37	0,8	6,95	0,87
$Q_{\text{ИПК}}$ (17)	0,33		0,55		0,72		0,88	
L_Q (12)	1		1		1		1	
K_C (13)	0		0,06		0,13		0,19	
K_Q (14)	0		0,22		0,38		0,53	
R_Q (15)	0		0,73		0,82		0,83	
$Q_{\text{МПК}}$ (16)	0		1		3,9		8,3	

Аналогичный эксперимент проведён с тестовым изображением «Лена», на которое был наложен модельный БГШ с СКО 10, 20 и 30 (рисунок 40), после чего был рассчитан ИМПК. Для наглядности визуального восприятия уровня шума читателем на рисунке 41 приведены фрагменты изображений с рисунка 40, имеющие размер 128×128 .

Статистика изменения оценок частных показателей приведена в таблице 5. Результаты показывают, что с ростом СКО шума увеличиваются частные показатели, входящие в ИПК (контраст, количество информационных уровней и энтропия) и в МПК (контраст, степень использования возможных градаций яркости и резкость). За счёт этого ИПК остаётся выше 0,9 в том числе для очень зашумлённых изображений, а МПК растёт в области значений $Q_{\text{МПК}} = 10 \div 30$.



а)



б)



в)



г)

Рисунок 40 — Изображения «Лена» размером 512×512 с наложенным на них БГШ со среднеквадратическим отклонением: 0 (а), 10 (б), 20 (в), 30 (г)

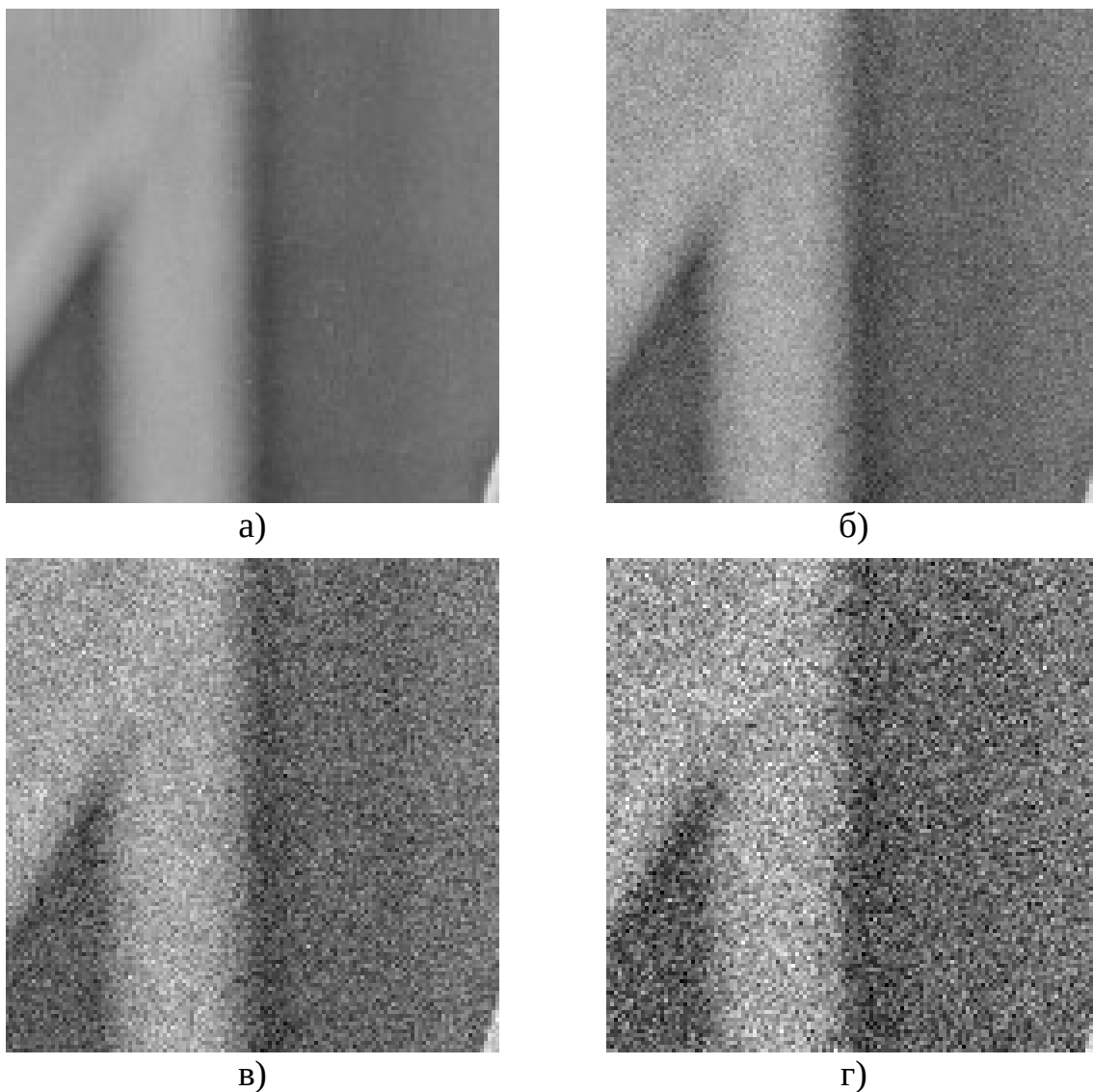


Рисунок 41 — Фрагменты (128×128) представленных на рисунке 40 изображений «Лена» (512×512) с наложенным на них БГШ со среднеквадратическим отклонением: 0 (а), 10 (б), 20 (в), 30 (г)

Вторым недостатком ИПК является то, что оценка СКО (5) является показателем информативности изображения только в том случае, если форма его гистограммы хорошо аппроксимируется гауссовской кривой, что не соблюдается для изображений с высоким контрастом фоновой низкочастотной составляющей (светлое небо и тёмная земля, белый снег и чёрная вода) и имеющих многомодовые гистограммы.

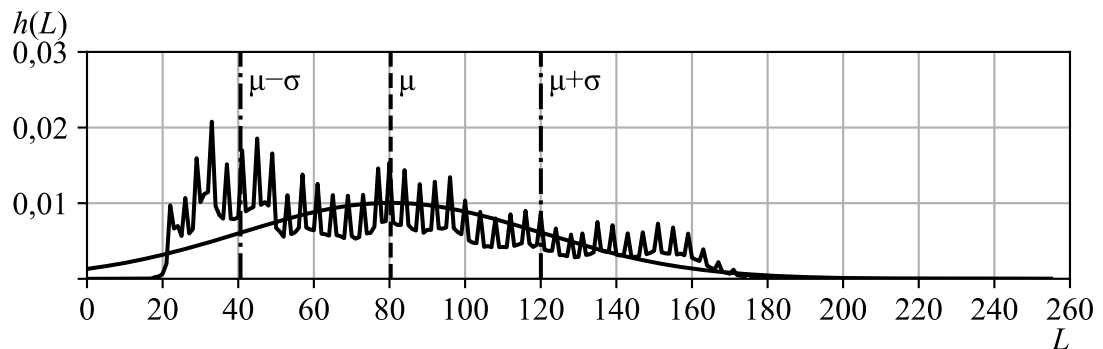
Таблица 5 — Статистика оценок частных показателей и интегрального показателя качества для изображений с рисунка 40.

	а) 0	б) 10	в) 20	г) 30
$\bar{L}, L_n$ (18)	124 1	124 1	124 1	124 1
σ, σ_n (21)	47,9 0,96	48,9 0,98	51,8 0,96	56 0,88
K (6)	0,863	0,992	1	1
$N_{я}, N_n$ (19)	215 0,84	253 0,99	256 1	256 1
$\varepsilon, \varepsilon_n$ (20)	7,45 0,93	7,57 0,95	7,7 0,96	7,77 0,97
$Q_{ИПК}$ (17)	0,94	0,99	0,99	0,97
L_Q (12)	0,97	0,97	0,97	0,97
K_C (13)	0,31	0,32	0,33	0,36
K_Q (14)	0,73	0,77	0,84	0,89
R_Q (15)	0,41	0,75	0,82	0,83
$Q_{МПК}$ (16)	9	17,9	22,3	25,6

Так, например, на рисунке 42 (а) представлено малоинформативное изображение с СКО яркости, равным 39,7 за счёт наличия на изображении очертаний здания и дорожки. На рисунке 42 (б) представлена гистограмма изображения с аппроксимацией её гауссовским распределением с математическим ожиданием $\mu=80,3$ и СКО $\sigma=39,7$. Как видно, зачастую изображения, несущие в себе информацию только лишь о крупных объектах сцены, могут иметь высокое СКО яркости, что говорит о нежелательности оценки информативности изображения оценкой СКО его яркости.



а)



б)

Рисунок 42 — а) малоинформативное изображение [163], б) гистограмма изображения и её аппроксимация нормальным распределением с математическим ожиданием μ и СКО σ

Также к недостаткам ИПК можно отнести разрыв функции (18) в точках $\bar{L}=107$ и $\bar{L}=147$ и статистическую зависимость частных показателей (19) и (20) (с ростом количества уровней яркости будет увеличиваться и энтропия).

Аналогично, частные показатели, формирующие значение МПК (16) искажаются под действием шума так же, как и под действием информативной составляющей изображения. С ростом СКО шума:

- размывание гистограммы относительно математического ожидания увеличивает значение **контрастности** (13);

- гистограмма изображения получает больше уровней, формирующих значение **степени использования возможных градаций яркости** (14);
- статистически растёт абсолютное значение разности яркостей соседних пикселей, используемое для оценки **резкости** (15).

Таким образом, увеличение СКО шума, фактически ухудшая качество восприятия изображения наблюдателем, номинально увеличивает значение **МПК** (16).

2.3 Интегрально-мультипликативный показатель качества цифровых полутоновых изображений

В работе [82] предложено оценивать качество полутоновых изображений по частным показателям, для которых можно минимизировать влияние шума сенсора. Для этого принимают следующие гипотезы:

1. формат изображений — полутоновые с глубиной цвета 8 бит;
2. шум сенсора описывают математической моделью аддитивного БГШ с нулевым математическим ожиданием;
3. фиксируемые сенсорами МСТЗ фотореалистичные изображения — типовые для обзорной СТЗ — включают в себя протяжённые однородные области (небо, поверхность воды, Земли и т. д.) и некоторое количество контрастных относительно фона объектов.

Частные показатели для оценки качества цифрового полутонового изображения рассчитывают в соответствии с описанной ниже [72] методикой.

СКО высокочастотной составляющей $\sigma_{вч}$ оценивают по разности исходного изображения **I** и оценки фоновой составляющей, полученной путем свёртки с весовой функцией окна большой апертуры **h**:

$$\mathbf{I}_{нч} = \mathbf{I} * \mathbf{h}, \quad \mathbf{I}_{вч} = \mathbf{I} - \mathbf{I}_{нч}, \quad \sigma_{вч} = \frac{1}{W H} \sum_{i=1}^W \sum_{j=1}^H I_{вч\ ij}^2, \quad (55)$$

после чего корректируется с учётом оценки СКО собственного шума $\sigma_{ш}$:

$$\sigma_{ВЧ}^* = \begin{cases} (\sigma_{ВЧ}^2 - \sigma_{ш}^2)^{0,5}, & \sigma_{ВЧ} > \sigma_{ш}, \\ 0, & \sigma_{ВЧ} \leq \sigma_{ш}. \end{cases} \quad (56)$$

В работе [72] размер окна $\mathbf{h}$ выбран равным 63 пикселя. Дальнейшие исследования показали, что оптимальный размер окна составляет $\text{clip}_3[\sqrt{W \cdot H}/60]$, где W и H — ширина и высота изображения в пикселях, а функция $\text{clip}_a(x)$ ограничивает аргумент x значением a снизу.

Для оценки яркости фоновой составляющей применяют процедуру фильтрации исходного изображения фильтром маской с апертурой 63×63 . В реализации приложений для конечного пользователя данная процедура должна быть заменена фильтрацией ВОХ-фильтром [122] для оптимизации быстродействия.

Для вычисления нормированного показателя $\sigma_{ВЧн}^*$ по аналогии с [5] и (21) применена формула:

$$\sigma_{ВЧн}^* = \begin{cases} \sigma_{ВЧ}^*/50, & \sigma_{ВЧ}^* \leq 50, \\ (100 - \sigma_{ВЧ}^*)/50, & 50 < \sigma_{ВЧ}^* \leq 100, \\ 0, & \sigma_{ВЧ}^* > 100. \end{cases} \quad (57)$$

Весовой коэффициент $w(q)$, зависящий от **глобального ОСШ**

$$q = \sigma_{ВЧ}^* / \sigma_{ш}, \quad (58)$$

учитывает степень искажения шумом малоразмерных деталей изображения. В [72] он задан монотонно возрастающей сигмоидальной функцией

$$w(q) = 1 - \exp(-0,2 q^2), \quad (59)$$

график которой приведён на рисунке 43.

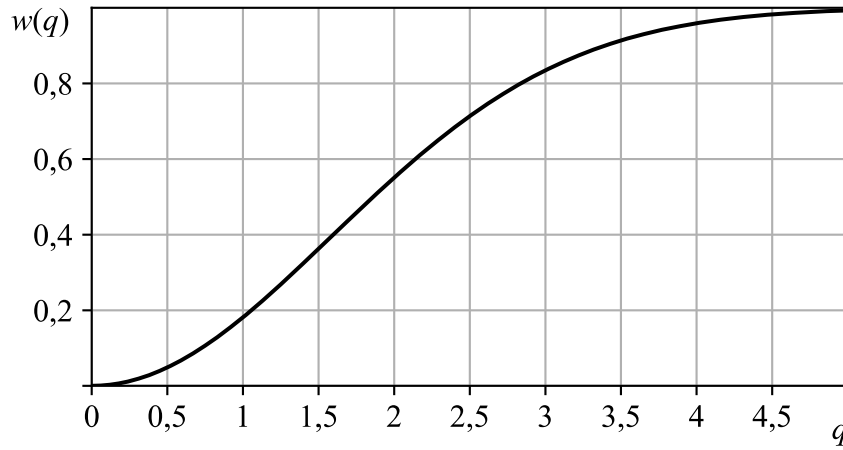


Рисунок 43 — График зависимости $w(q)$ (59), учитывающей влияние шума на качество изображения

Среднее значение **высокочастотного локального контраста** $K_{\text{вч ср}}$ определяют по аналогии с [158]:

$$K_{\text{вч ср}} = \sum_{i=1}^{\lfloor W/N \rfloor} \sum_{j=1}^{\lfloor H/N \rfloor} [K_{\text{вч } ij}, K_{\text{вч } ij} > K_{\text{пор}}] \quad (60)$$

где $K_{\text{вч } ij}$ — значение локального контраста, вычисляемое по формуле (6) в секторе с номером (i, j) размером $N \times N$ пикселей, $i = 1, 2, \dots, \lfloor W/N \rfloor$, $j = 1, 2, \dots, \lfloor H/N \rfloor$. При расчёте $K_{\text{вч ср}}$ локальные контрасты $K_{ij} < K_{\text{пор}}$ не учитываются (в работе [158] принят порог $K_{\text{пор}} = 0,1$). При расчёте $K_{\text{вч } ij}$ и $K_{\text{вч ср}}$ на изображениях от камер с широкоугольными объективами, для которых характерно виньетирование, также не учитываются секторы, расположенные вблизи границ кадра. Поскольку БГШ с нулевым математическим ожиданием увеличивает контраст (60) на $6\sigma_{\text{ш}}/L_m$, необходимо дополнительно выполнять коррекцию оценок локальных контрастов:

$$K_{\text{вч ср}}^* = \begin{cases} \max_{i,j} \{K_{\text{вч } ij}\}, \max_{i,j} \{K_{\text{вч } ij}\} < K_{\text{пор}}, \\ \frac{[\max_{i,j} \{K_{\text{вч } ij}^*\}, \max_{i,j} \{K_{\text{вч } ij}^*\} > K_{\text{пор}}], \max_{i,j} \{K_{\text{вч } ij}\} \geq K_{\text{пор}}}{\max_{i,j} \{K_{\text{вч } ij}^*\}}, \end{cases} \quad (61)$$

где $i = \overline{1, \lfloor W/N \rfloor}$, $j = \overline{1, \lfloor H/N \rfloor}$, $K_{\text{вч } ij}^* = K_{\text{вч } ij} - 6\sigma_{\text{ш}}/L_m$.

Известно [62], что пространственно-частотные характеристики глаза объясняются частично оптическими и частично нервными механизмами. Как оптический инструмент, глаз имеет ограниченную разрешающую способность из-за конечных размеров апертуры линзы, оптических aberrаций и конечных размеров палочек и колбочек. Эти эффекты в модели одноцветного зрения могут быть представлены в модели фильтром нижних пространственных частот, поскольку наибольший вклад в частотную характеристику глаза вносит механизм латерального торможения [146]. Этим объясняется то, что даже при низких ОСШ наблюдатель хорошо различает протяженные объекты на изображении [5, 91]. По этой причине в ИМПК вводится средний **локальный контраст низкочастотной (НЧ) составляющей** изображения $\overline{K_{\text{локНЧ}}}$, которую в свою очередь получают кратномасштабным разложением по базисным функциям Хаара [89]. Локальный контраст LC_{ij} для подстановки в (60) или (61) оценивается только для соседних пикселей (по сектору 2×2 пикселя).

При $\sigma_{\text{ш}} > 0$ собственный шум будет увеличивать **локальный контраст НЧ составляющей** кратномасштабного разложения. Преобразование Хаара кратности M уменьшит СКО шума в 2^M раз, а вычисление разности яркостей соседних пикселей для оценки контраста по (6) — увеличит в $\sqrt{2}$ раз. Предполагая также, что в секторе 2×2 пикселя максимальное значение разности числителя (6) не превысит (4...5) СКО, получим следующую приближённую формулу для $\overline{K_{\text{локНЧ}}}$ с учетом коррекции воздействия шума:

$$K_{\text{НЧср}}^* = \sum_i \sum_j [K_{\text{НЧ}ij}, K_{\text{НЧ}ij} > 0,1] - \frac{(4...5) \cdot \sqrt{2} \cdot \sigma_{\text{ш}}}{255 \cdot 2^M}. \quad (62)$$

Для анализируемого в работе уровня кратномасштабного разложения $M=3$ справедливо приближённое равенство [72]:

$$\frac{(4...5) \cdot \sqrt{2} \cdot \sigma_{\text{ш}}}{255 \cdot 2^M} \approx 0,003 \sigma_{\text{ш}}.$$

Дальнейшие исследования показали, что процедура из M кратномасштабных разложений может быть заменена на уменьшение разрешения изображения посредством применения к нему функции «resize» пакета OpenCV [99]. Оптимально для получения коррелирующей с субъективным восприятием оценки уменьшать разрешение изображения в $\text{clip}_3[\sqrt{W \cdot H}/100]$ раз.

При расчёте показателя качества цифрового полутонового изображения использована также L_Q — **нормированная средняя яркость**, аналогично выражению (18) определяемая в соответствии с выражением

$$L_Q = \begin{cases} \bar{L}/112, & \bar{L} \leq 112, \\ (255 - \bar{L})/112, & \bar{L} > 144, \\ 1, & 112 < \bar{L} \leq 144, \end{cases} \quad (63)$$

где $\bar{L}$ — математическое ожидание яркости (4).

На основании выше описанных частных показателей автором введён **интегрально-мультипликативный показатель качества** (ИМПК):

$$Q_{\text{ИМПК}} = L_Q (w_1 w(q) \sigma_{\text{ВЧн}}^* + w_2 \overline{K_{\text{ВЧср}}^*} + w_3 \overline{K_{\text{НЧср}}^*}). \quad (64)$$

Коэффициенты w_1 , w_2 и w_3 в (64) определяют вес частных показателей в ИМПК. При проведении экспериментов автором [72] приняты значения $w_1 = 0,5$, $w_2 = w_3 = 0,25$.

ИМПК (64) для изображений белого гауссовского шума (рисунок 39) позволяет получить оценки качества, более коррелирующие с субъективными оценками качества, чем оценки, получаемые при использовании (16) и (17). При проведении экспериментальных исследований выполнено сравнение **ИМПК** (64) с **МПК** (16), **ИПК** (17) и с **НПИ** (23) разнеспектральных изображений из работ [8, 7].

2.3.1 Описание и результаты имитационного моделирования оценки качества цифровых полутоновых изображений

Сравнение *ИМПК* (64) с *МПК* (16) и *ИПК* (17) выполнено по тестовым изображениям с наложенным на них аддитивным БГШ с СКО $\sigma_{\text{ш}}$: серому фону с яркостью 128 (рисунок 39) и изображению «Лена» (рисунок 40). В таблице 6 приведены полученные для изображений белого гауссовского шума частные показатели и рассчитанный на их основе интегрально-мультипликативный показатель качества при принятых в [72] значениях $w_1=0,5$, $w_2=w_3=0,25$. Размер маски низкочастотного фильтра задан равным 63×63 , сегментов расчёта высокочастотного контраста — 15×15 , преобразование Хаара для оценки низкочастотного локального контраста выполнено в масштабе уменьшения разрешения изображения в 8 раз по каждой оси [72]. В таблице 7 приведены аналогичные результаты для изображений с рисунка 40.

Из полученных результатов видно, что с ростом СКО шума на изображении ИМПК уменьшается. В случае серого фона шум ошибочно принимается за полезную ВЧ-составляющую, поэтому значение ИМПК медленно растёт с ростом СКО шума, оставаясь близким к нулю [82].

Так как ИМПК разработан с целью применения его для динамического выбора каналов и методов комплексования в МСТЗ в качестве альтернативы для МПК, ИПК и НПИ, сравнение ИМПК с перечисленными критериями выполнялось также по наборам изображений от ТВ и двух камер ИК диапазонов (ближнего — NIR и длинноволнового — LWIR) с совмещенными полями зрения (приложение Б), полученных в ходе лётных испытаний мультиспектральной системы улучшенного видения, выполненных ФГУП «ГосНИИАС» [7].

Таблица 6 — Статистика оценок частных показателей и комплексного интегрально-мультипликативного показателя качества для изображений белого гауссовского шума с рисунка 39

	а) $\sigma_{\text{ш}}=0$	б) $\sigma_{\text{ш}}=10$	в) $\sigma_{\text{ш}}=20$	г) $\sigma_{\text{ш}}=30$
$\bar{L}, L_n$ (4, 63)	128 1	128 1	127 1	128 1
$\sigma_{\text{вч}}$	0	10,01	20	30,02
$\sigma_{\text{ш}}$	0	10,29	20,24	31,25
$\sigma_{\text{вч}}^*, \sigma_{\text{вчн}}^*$ (56, 57)	0 0	0 0	0 0	0 0
$q, w(q)$ (58, 59)	0	0	0	0
$\overline{K_{\text{вчср}}^*}$ (61)	0	0	0	0
$\overline{K_{\text{нчср}}}$	0	0,11	0,12	0,14
$\overline{K_{\text{нчср}}^*}$ (62)	0	0,08	0,07	0,06
$Q_{\text{импк}}$ (64)	0	0,02	0,02	0,02

Таблица 7 — Статистика оценок частных показателей и комплексного интегрально-мультипликативного показателя качества для изображений «Лена» с рисунка 40

	а) $\sigma_{\text{ш}}=0$	б) $\sigma_{\text{ш}}=10$	в) $\sigma_{\text{ш}}=20$	г) $\sigma_{\text{ш}}=30$
$\bar{L}, L_n$ (4, 63)	124 1	124 1	124 1	124 1
$\sigma_{\text{вч}}$	31,37	32,92	37,14	42,99
$\sigma_{\text{ш}}$	2,03	11,05	21,28	29,5
$\sigma_{\text{вч}}^*, \sigma_{\text{вчн}}^*$ (56, 57)	31,31 0,63	31,01 0,62	30,44 0,61	31,27 0,63
$q, w(q)$ (58, 59)	15,4 1	2,8 0,79	1,4 0,34	1,1 0,2
$\overline{K_{\text{вчср}}^*}$ (61)	0,64	0,44	0,32	0,24
$\overline{K_{\text{нчср}}}$	0,24	0,24	0,22	0,21
$\overline{K_{\text{нчср}}^*}$ (62)	0,24	0,21	0,16	0,13
$Q_{\text{импк}}$ (64)	0,53	0,41	0,22	0,16

Так как в [7] показатели НПИ для каждой строки домножены на коэффициент, обеспечивающий равенство единице суммы НПИ трёх изображений, в таблице в приложении Б аналогичные манипуляции были

выполнены со значениями ИМПК и приведены значения $Q_{\text{ИМПК}}$ и нормированного

$$Q_{\text{ИМПК}_n k} = \frac{Q_{\text{ИМПК}_k}}{\sum_{n=1}^3 Q_{\text{ИМПК}_n}},$$

где $k = \overline{1, 4}$ — номер столбца таблицы.

Из полученных результатов видно, что значения большинства приводимых индексов в той или иной степени совпадают с субъективным восприятием качества. Исключение составляет ИПК, нормированные значения которого для всех исходных изображений укладываются в диапазон $0,25 \div 0,4$, что не соответствует субъективному пониманию информативности изображений соседних диапазонов, демонстрирующих кратно отличающееся количество информативных деталей. Для МПК же характерно завышение оценок информативности изображений тепловизионного диапазона по следующим причинам.

- При оценке информативности критерий резкости (15) изображения имеет то же влияние на значение комплексного показателя, что и остальные частные показатели. В случае тепловизионных изображений в строках 1 и 3 это приводит к неоправданному росту значений.
- Оценке резкости изображения характерно смещение под влиянием шума изображения (см. строки №4 и 5, где заметен характерный для тепловизионных изображений структурный шум).
- Частные показатели глобального контраста (13) и числа использованных градаций яркости (14) имеют слабую корреляцию с субъективным пониманием информативности изображения, так как напрямую связаны только с размытием гистограммы относительно математического ожидания (под воздействием шумов либо автоэкспозиции).

Для выбора каналов технического зрения использование ИМПК более предпочтительно, чем использование НПИ для изображений в строках №1 и 3. Так, в строке №1 НПИ изображений NIR и LWIR диапазонов примерно равны друг другу, а их ИМПК отличаются более, чем в два раза в пользу NIR-диапазона, где гораздо лучше видны вспаханные поля, русло реки и облака. На тепловизионном изображении эти объекты имеют низкую контрастность, из-за чего сложны для восприятия. В строке же №3, аналогично, НПИ изображений телевизионного и тепловизионного диапазонов имеют близкие друг к другу значения, что не соответствует субъективному восприятию: на телевизионном изображении видна только часть обочины дороги, а в тепловизионном — очертания дороги и линия горизонта. Отличающиеся в два раза в пользу тепловизионного диапазона значения ИМПК демонстрируют это преимущество. Для изображений в строке №4 характерно, что значения нормированного ИМПК совпадают с НПИ с погрешностью менее 0,05.

В то же время, ИМПК тепловизионного изображения в строке №5 имеет неоправданно высокие значения по причине негативного влияния на изображение структурного шума, ошибочно принимаемого за информативную составляющую [72]. Принятие гипотезы об аддитивном характере БГШ ограничивает применение ИМПК к изображениям, полученным при малом ОСШ от сенсоров инфракрасного (ИК) диапазона длин волн. Для них характерен регулярный геометрический шум, в ряде литературных источников, например, в [4, 20], описываемый упрощённой аддитивной моделью

$$Y_{ij} = X_{ij} + b_j,$$

где $i = \overline{1, H}$ — номер строки сенсора, $j = \overline{1, W}$ — номер столбца, H — высота, а W — ширина изображения, X_{ij} — яркость пикселей изображения без геометрического шума, b_j — постоянное смещение

яркости на выходе элементов j -й линейки, а Y_{ij} — яркость пикселей изображения с геометрическим шумом [113]. Геометрический шум образует характерный рисунок, состоящий из темных и светлых вертикальных (как в описанной выше модели) либо горизонтальных полос. ИМПК формирует для таких изображений завышенную оценку качества из-за увеличения СКО $\sigma_{\text{вч}}^*$. Коррекция геометрического шума заключается в вычитании его известных оценок из яркости пикселей каждого изображения:

$$X_{ij} = Y_{ij} - b_j.$$

Таким образом поступающие в обработку изображения могут быть заранее избавлены от геометрического шума.

Завышенное значение ИМПК также характерно при анализе изображений, полученных в результате нелинейных преобразований яркости (например, Multiscale Retinex [123, 124]): для них оценка СКО шума по формуле (40) является заниженной. Так, например, на рисунке 44 приведено изображение с рисунка 40 (г), прошедшее через нелинейное гамма-преобразование яркости с $\gamma=0,32$. ИМПК изображения за счёт того, что $L_Q=0,53$, $\sigma_{\text{вчн}}^*=0,57$, $w(q)=0,60$, $\overline{K_{\text{вч ср}}}^*=0,56$, $\overline{K_{\text{нч ср}}}^*=0,17$.



Рисунок 44 — Изображение «Лена» с наложенным на него белым гауссовским шумом со среднеквадратическим отклонением $\sigma_{\text{ш}}=30$ (рисунок 40, в) и гамма-коррекцией при $\gamma=0,32$

Сравнение данных результатов с приведёнными в колонке «в» таблице 7 показывает, что гамма-коррекция с параметром « γ », сильно отличающимся от единицы приводит к неоправданному завышению значений ИМПК [72].

Необходимо также отметить отсутствие в методике расчёта ИМПК целевой функции: критерий является показателем прежде всего — качества, и только потом — информативности изображения, учитывая статистику локальных контрастов и ОСШ, но не учитывая наличие или отсутствие некоторого информативного для субъективного наблюдателя элемента на изображениях одной сцены, полученных в различных диапазонах. Тем не менее, данный критерий качества позволяет выполнять автоматическое ранжирование по качеству нескольких изображений сцены для определения приоритетных при комплексировании изображений.

2.3.2 Оценка пертинентности значений показателей качества экспертным оценкам качества изображений

Ниже под **пертинентностью** стоит понимать соответствие полученных результатов потребностям пользователя. Для оценки **пертинентности** оценок качества и информативности, формируемых в соответствии с выражениями (16), (17) и (64), необходимо сопоставить их значения со значениями субъективных оценок качества изображений, полученных в соответствии с методиками экспертных оценок. Известны датасеты изображений, распространяемых вместе с наборами экспертных оценок качества: «JPEG2000» [133] и «TID2013» [140].

«TID2013» [140] — набор из 3000 изображений, сформированных из 25-и эталонных (рисунок 45) посредством применения к ним искажений одного из 24-х видов с одним из 5-и возможных уровней интенсивности воздействия по шкале «1...5», где значению «1» соответствует минимальная (нулевая) интенсивность искажающего воздействия, а значению «5» —

максимальная. Для каждого изображения приведена экспертная оценка качества Q_{MOSn} (от англ. MOS — «mean opinion score», средний рейтинг экспертного мнения), полученная усреднением по 985 экспериментам и СКО оценки, где n — номер изображения в выборке.

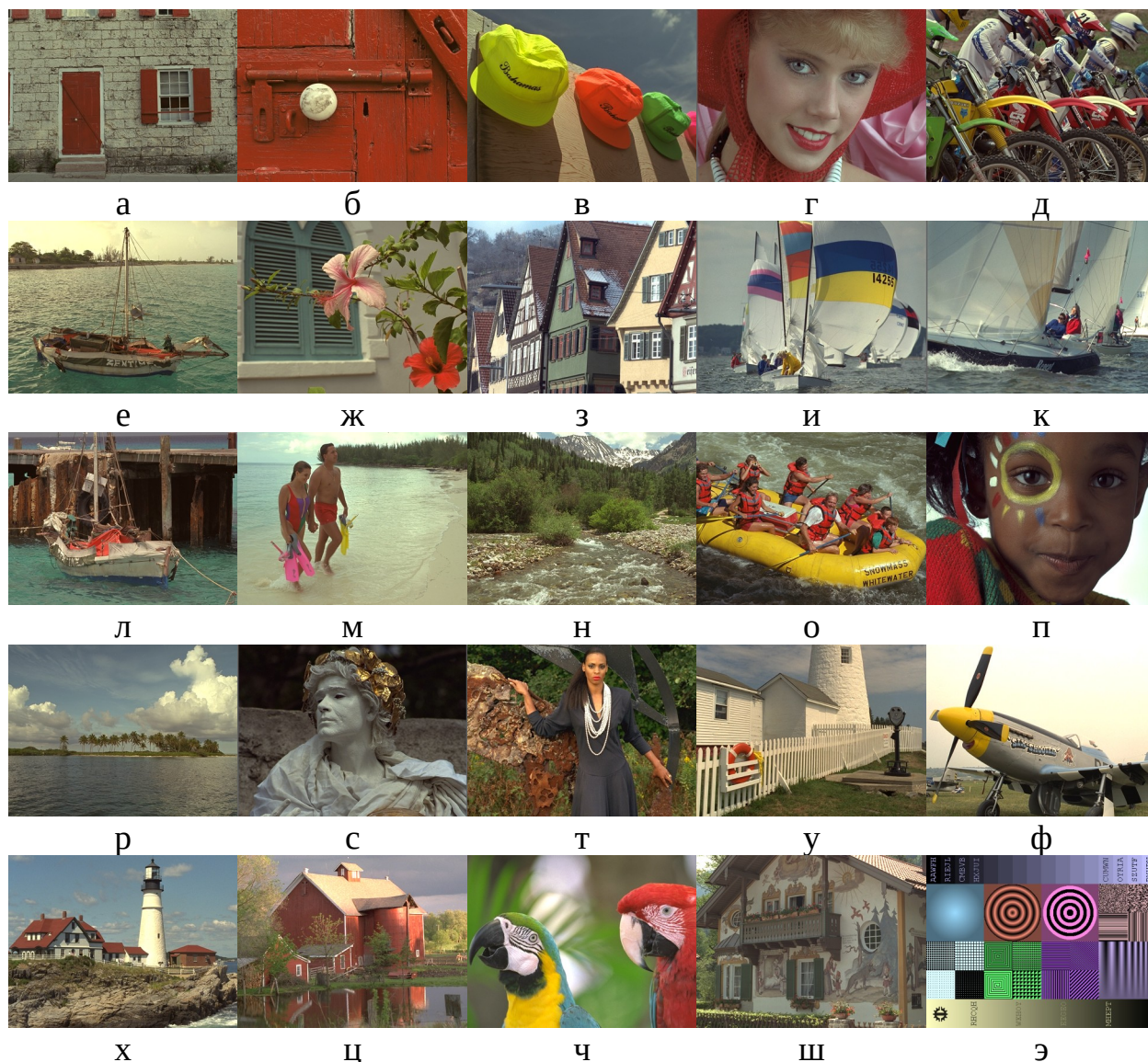


Рисунок 45 — Эталонные изображения из датасета TID2013 [140]

Все 24 вида искажений, исследуемых авторами [140, 144], моделируют следующие типовые этапы работы с изображениями, встречающиеся в различных прикладных областях:

- дискретизация и квантование яркости пикселя матрицей цифровой камеры;

- фиксация цифрового изображения программным обеспечением камеры;

- цифровая фотография;

- передача данных;

- гамма-коррекция;

- фильтрация для подавления шумов;

- заполнение пустых полей изображения;

- наложение цифровых водяных знаков;

- сжатие, в том числе с использованием прореживающей децимации и дискретного косинусного преобразования (отдельно рассмотрено влияние сжатия JPEG и JPEG2000).

Датасет «TID2013» [140] содержит изображения, полученные с применением следующих искажений:

1-2) *аддитивный гауссовский шум*, в том числе более мощный в цветовых компонентах, чем в компоненте яркости;

3) *пространственно коррелированный шум*;

4-5) *маскирующий и высокочастотный шумы*, присутствующие при сжатии изображений и встраивании отслеживающих водяных знаков;

6) *импульсный шум*;

7-8) *шум квантования и гауссово размытие*, характерные для регистрации изображения матрицей камеры;

9) *артефакты*, возникающие при фильтрации изображения от шума;

10-13) *потеря пространственного разрешения и артефакты*, как результат использования кодеков «*JPEG*» и «*JPEG2000*», а также ошибок при передаче кодированных изображений;

14) *коррелированный структурный шум*;

15) *локальные блочные искажения* различной интенсивности;

- 16-18) изменение средней яркости (сдвиг математического ожидания), контраста, насыщенности цвета, характерные для специфических условий фиксации изображения;
- 19) *мультипликативный гауссовский шум*;
- 20) так называемый «комфортный шум», используемый при кодировании изображений;
- 21) сжатие с потерями, применённое к зашумлённому изображению;
- 22) квантование сигнала цвета со сглаживанием;
- 23) *хроматические аберрации*;
- 24) сужение пространственной полосы частот, снижение локального контраста яркости.

Эффект ухудшения визуального качества исходных кадров изображения при максимальной («5» из «5») интенсивности искажений каждого вида иллюстрирует рисунок 46. На нём приведены примеры изменения изображения №21 из базы TID2013 (рисунок 45, х) для случаев действия одного из 24-х перечисленных выше деструктивных факторов.

Рассматриваемые искажения изображений охватывают множество прикладных областей. Далеко не все они известны, как деструктивные факторы восприятия изображений в обзорных МСТЗ. Так, учёт следующих факторов не входит в задачи показателя качества изображений, предназначенного для использования в обзорных МСТЗ:

- ухудшение качества при кодировании изображений кодеками «*JPEG*» и «*JPEG2000*» (пп. 10-13);
- артефакты, вызванные искажениями цвета (пп. 2, 18, 22);
- *маскирующий* (п. 4), *высокочастотный* (п. 5) и «комфортный» (п. 20) шумы, возникающие, как артефакты сжатия изображений, а также накладываемые с целью сокрытия отслеживающего водяного знака;

- *структурный шум* (п. 14), устранимый в МСТЗ на этапе предварительной обработки кадра тепловизора либо камеры коротковолнового инфракрасного диапазона.

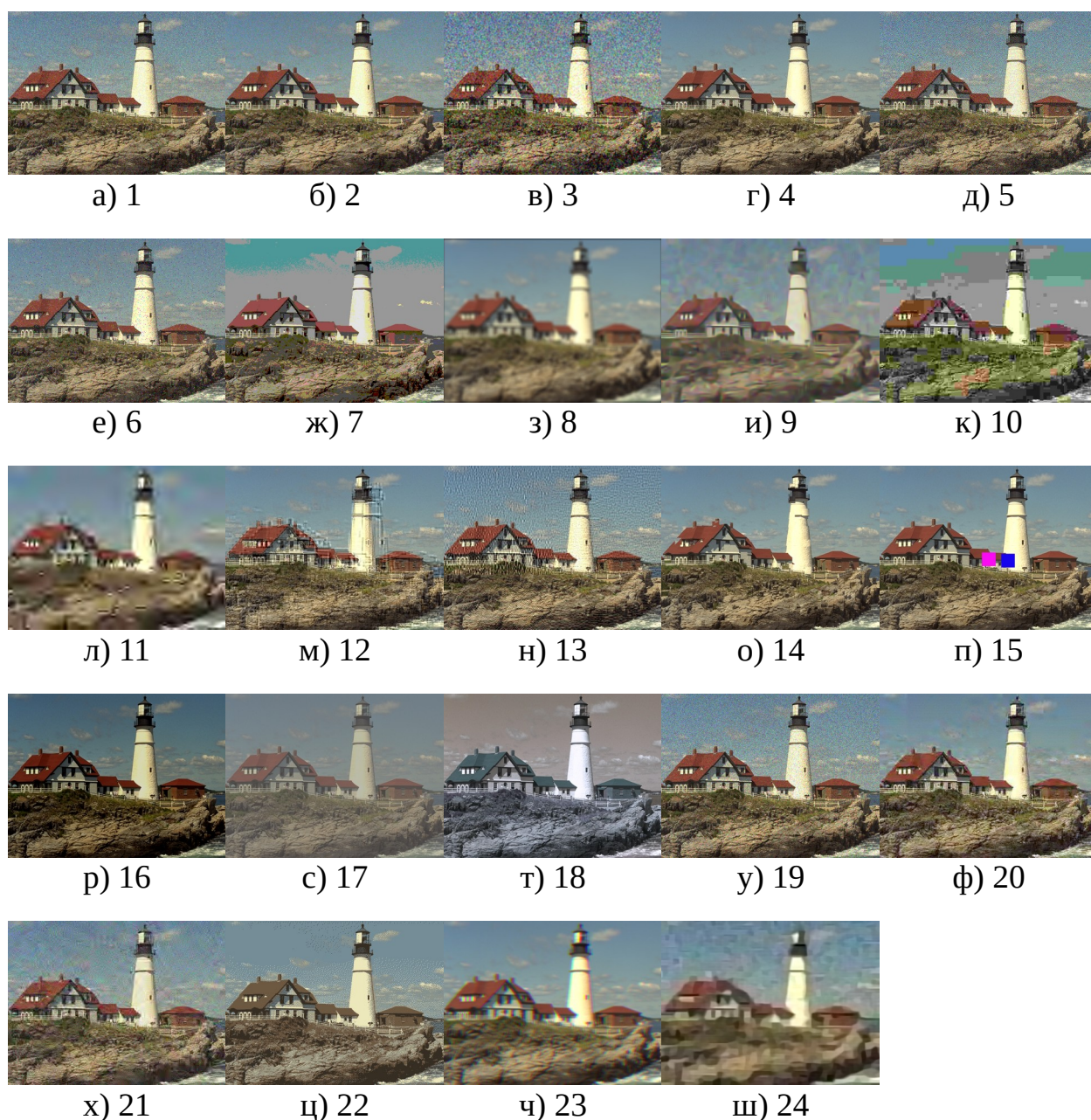


Рисунок 46 — Изображение №21 (рисунок 45, х), искажённое с использованием 24 различных алгоритмов

На основании вышеизложенного сопоставление значений экспертных оценок качества изображений со значениями МПК (16), ИПК (17) и ИМПК (64) основано на изображениях, визуальное качество которых ухудшено действием факторов 1, 3, 6-9, 16-17, 19, 21, 23-24. Блочные

искажения (п. 15, рисунок 46, п) исключены из дальнейшего исследования ввиду низкой правдоподобности результатов имитирующего их моделирования.

Кроме того, изображение № 25 не является фотографией, а представляет собой созданное в графическом редакторе изображение, и потому не будет использовано в эксперименте.

Целью разработки алгоритма **автоматической безэталонной оценки** качества цифровых изображений, обеспечивающей как можно более монотонную зависимость формируемых значений от **экспертных оценок**. Оценить пертинентность значений **автоматических** (16), (17) и (64) и **экспертных оценок** — монотонность полученной зависимости — позволяет **выборочный коэффициент r_B ранговой корреляции Спирмена** [16], что было аналогичным образом применено в исследованиях [144, 151, 168].

На графике (рисунок 47, а) каждая точка соответствует изображению из базы TID2013 [140] и показана в координатах $(Q_{MOS\ n}; Q_{ИПК\ n})$ **экспертной оценки** его качества и **автоматической безэталонной — ИПК** (17), где n — номер изображения. На рисунке 47 (б) показан аналогичный график для координат $(Q_{MOS\ n}; Q_{МПК\ n})$ **экспертной оценки** качества изображения и **МПК** (16). Значения коэффициента ранговой корреляции Спирмена между значениями численной оценки качества различными методами и значениями среднего рейтинга экспертного мнения приведены в таблице 8 [74]. Значения **ИПК** и **МПК** слабо коррелируют со значениями экспертных оценок качества, что говорит о нерациональности их применения в качестве численных критериев для задачи автоматического выбора алгоритма улучшения изображений в МСТЗ.

Как показано в [74], использование **ИМПК** позволяет повысить ранговую корреляцию Спирмена между значениями **автоматического**

показателя качества и экспертными оценками. Так, на рисунке 47 (в) аналогичная описанным выше зависимость приведена для значений экспертных оценок и значений **автоматической безэталонной оценки — ИМПК** (64): $(Q_{\text{MOS } n}; Q_{\text{ИМПК } n})$. При расчёте **ИМПК** использованы значения весов частных показателей $w_1=0,8$, $w_2=w_3=0,1$. Размеры квадратного сегмента для расчёта высокочастотного контраста и апертуры фильтра для оценки СКО шума по (44, 45) выбраны равными $\text{clip}_3\left[\frac{\sqrt{H \cdot W}}{50}\right]$. Размер ядра НЧ-свёртки для оценки информативности ВЧ-составляющей — $\text{clip}_3\left[\frac{\sqrt{H \cdot W}}{120}\right]$, кратность уменьшения разрешения изображения для оценки локального низкочастотного контраста — $\text{clip}_3\left[\frac{\sqrt{H \cdot W}}{100}\right]$.

Таблица 8 — Значения выборочного коэффициента ранговой корреляции Спирмена и средних аппаратных затрат оценки качества различными методами

	Выборочный коэффициент ранговой корреляции Спирмена	Аппаратные затраты оценки качества, мс
ИПК (16)	0,12	5,7
МПК (17)	0,188	6,4
ИМПК (64)	0,445	11,9

Исследования показали, что данные параметры расчёта ИМПК обеспечивают максимальную корреляцию получаемых оценок с экспертными. **Выборочный коэффициент ранговой корреляции Спирмена** (таблица 8) в данном случае составил 0,445.

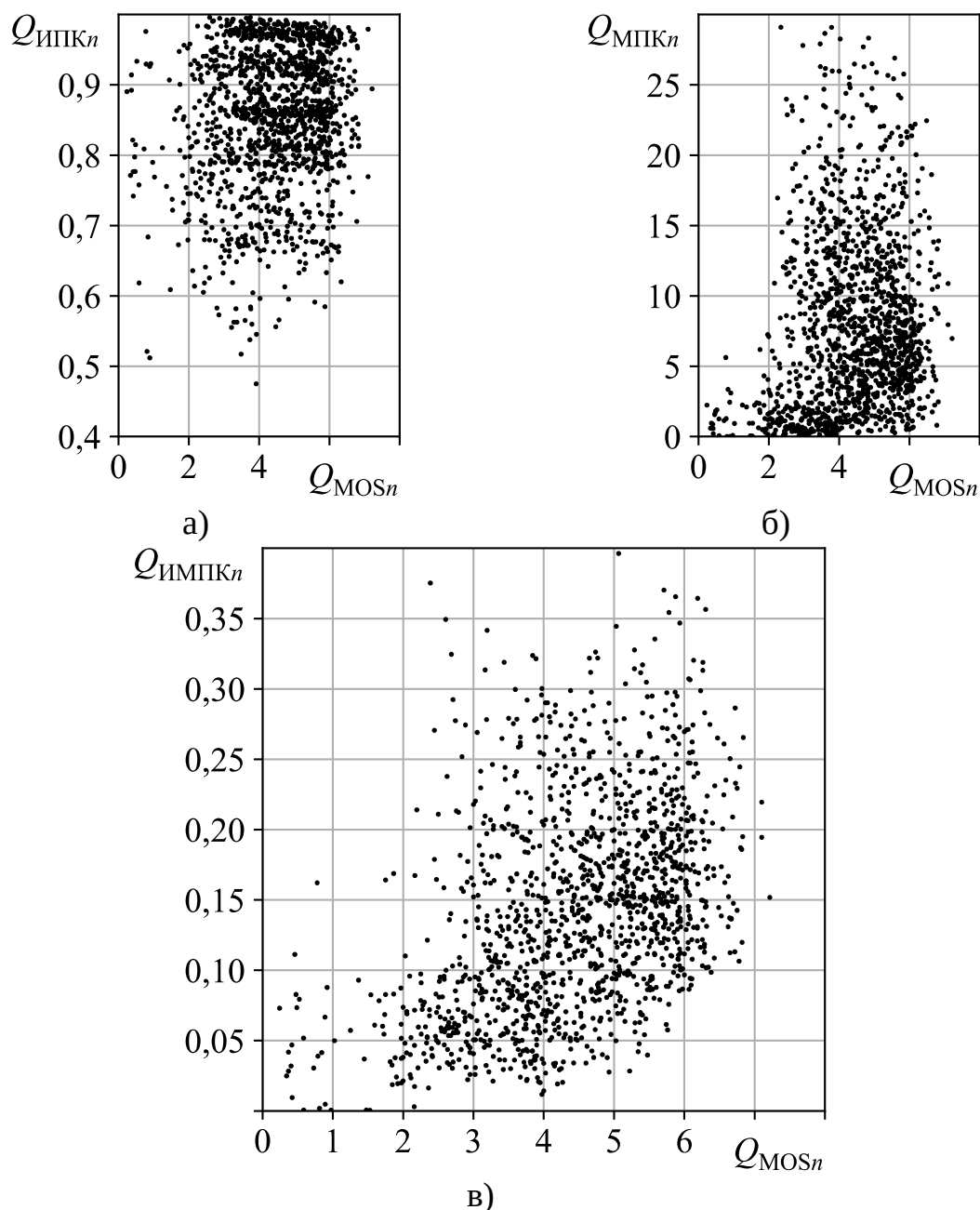


Рисунок 47 — Соответствие значений интегрального (а), мультипликативного (б) и интегрально-мультипликативного (в) показателей качества значениям математического ожидания экспертных оценок

Низкая корреляция (по сравнению с «идеальным» значением, равным 1) объяснима тем, что экспертные оценки качества получены для представленных в датасете «TID2013» цветных изображений, тогда как ИМПК оперирует полутоновыми, как было продемонстрировано в п. 2.2.

Таким образом, использование **ИМПК** обеспечивает выигрыш в 2,367 раза в коэффициенте ранговой корреляции Спирмена между

автоматической безэталонной и экспертной оценками качества по сравнению с *МПК*, и в 3,7 раза — по сравнению с *ИПК*.

Выводы по второй главе

1. Исследованные во второй главе алгоритмы оценки СКО шума изображения основаны на оценке статистических свойств ВЧ-компоненты изображения. ВЧ-составляющая может быть выделена с помощью медианной либо ВОХ-фильтрации, посредством поблочной оценки статистических свойств либо посредством оценки статистических свойств результатов преобразования изображения — автокорреляционной функции или двумерного дискретного спектра.
2. Алгоритм оценки СКО шума изображения на основе локальной меры дисперсии обеспечивает минимальную и в $1,3 \div 8,1$ раза меньшую среднеквадратическую ошибку оценки среди исследованных методов. *Это подтверждает положение №1, выносимое на защиту.*
3. Препятствием для разработки алгоритмов оценки СКО шума изображения является отсутствие априорной информации о статистических свойствах шума изображения при выполнении полунатурного имитационного моделирования. На примере естественных фотокадров съёмки в видимом и инфракрасном диапазонах показано, что присутствие на изображении естественного шума с различными формой спектра и плотностью распределения вероятностей значений приводит к формированию различными методами оценки значений, взаимная корреляция которых близка к 1 только в случае близких по своей реализации алгоритмов оценки. Это приводит к выводу об ограничениях идеи оценки СКО шума изображения: для качественного учёта свойств шума необходимо параметрически оценивать форму его спектра и функцию плотности распределения вероятностей.

4. Численные значения ИМПК коррелируют с экспертными оценками в 3,7 раза лучше, чем значения ИПК, и в 2,4 раза лучше, чем значения МПК (коэффициент корреляции Спирмена 0,445 по сравнению с 0,12 и 0,188 соответственно). Указанный технический результат достигнут за счёт учёта в ИМПК СКО БГШ изображения. Введённый критерий качества изображения с ростом СКО БГШ уменьшается, т.е. соответствует субъективному восприятию, в отличие от известного ИПК, для которого напротив, характерно увеличение значения с ростом СКО шума. На основании вышеизложенного сделан вывод: использование ИМПК в целях повышения качества изображений в МСТЗ предпочтительнее, чем использование ИПК. *Это подтверждает положение №2, выносимое на защиту.*

3 Разработка и реализация алгоритмов мультиспектрального комплексирования с учётом безэталонной оценки качества исходных изображений

В данной главе рассмотрена разработка алгоритмов комплексирования, адаптивных к качеству исходных изображений. Проанализированы аспекты практической реализации макета мультиспектральной системы технического зрения для проведения полунатурных испытаний.

3.1 Алгоритм комплексирования изображений на основе метода главных компонент и локальной меры дисперсии

При фиксации мультиспектральных изображений в сложных погодных условиях изображения, полученные в различных диапазонах спектра оптического излучения, могут в разы и даже на порядки отличаться друг от друга по качеству. Причиной различия может являться влияние в одном из диапазонов тепловых шумов матрицы, низкой освещённости, дымки в атмосфере. Изображения в других диапазонах спектра притом могут оставаться качественными и комфортными для восприятия. Как будет показано ниже, при комплексировании таких изображений качество результата снижается под воздействием деструктивных факторов, действующих в одном из диапазонов спектра. Разработанный алгоритм [77] призван скомпенсировать влияние одного из основных негативных факторов — шума на изображении — и заключается в учёте **локального ОСШ**.

Для формирования изображения, представляющего собой результат комплексирования L изображений [156], зафиксированных в разных диапазонах оптического излучения, предложено для каждого из исходных изображений вычислить его низкочастотную $I_{\text{нч}}$ и высокочастотную $I_{\text{вч}}$ компоненты, выполнить расчёт **локального СКО** σ по (46) и рассчитать

оценку *СКО шума* $\sigma_{\text{ш}}$ по (49), после чего рассчитать оценку **локального ОСШ** q для каждого из исходных изображений: $q_{ij}^p = \sqrt{(\sigma_{ij}^{p,2} - \sigma_{\text{ш}}^2)} / \sigma_{\text{ш}}$, где $p = \overline{1, L}$ — номер изображения, $i = \overline{1, W}$, $j = \overline{1, H}$, а W и H — ширина и высота изображения. Имея информацию о локальных оценках ОСШ, нужно выполнить их нормировку для учёта их в качестве весовых коэффициентов высокочастотных компонент исходных изображений:

$$q_{n\ ij}^p = \frac{L q_{ij}^p}{\sum_{m=1}^L |q_{ij}^m|}.$$

После этого нужно найти центрированную относительно математического ожидания низкочастотную компоненту каждого изображения: $I_{\text{НЧ}\Delta\ ij}^p = I_{\text{НЧ}\ ij}^p - \overline{I_{\text{НЧ}}^p}$, где $\overline{I_{\text{НЧ}}^p}$ — математическое ожидание яркости низкочастотной компоненты изображения $I_{\text{НЧ}}^p$. После этого следует сформировать ковариационную матрицу центрированных низкочастотных компонент исходных изображений

$$C_{mn} = \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W I_{\text{НЧ}\Delta\ ij}^m I_{\text{НЧ}\Delta\ ij}^n,$$

где $m = \overline{1, L}$, $n = \overline{1, L}$, и найти её собственные числа Λ и собственные вектора λ^p , где p -й собственный вектор λ^p соответствует p -му собственному числу Λ_p , а собственные числа ранжированы в порядке убывания.

Вектор весовых коэффициентов λ_{Γ} должен быть получен из собственного вектора λ^1 , соответствующего максимальному собственному числу, с нормировкой суммы модулей коэффициентов к единице. Использование элементов вектора λ^1 в качестве весовых коэффициентов при комплексировании мультиспектральных изображений является одним из применений метода главных компонент (РСА — principal component analysis)

в цифровой обработке сигналов [13, 68, 77, 87]. Чтобы обеспечить положительный коэффициент ковариации результирующего изображения с изображением, полученным в видимом диапазоне оптического излучения, что желательно для более комфортного восприятия оператором, необходимо ввести дополнительное условие инверсии собственного вектора:

$$\lambda_{\Gamma} = \begin{cases} \frac{\lambda^1}{\sum_{p=1}^L |\lambda_p^1|}, & \lambda_{\text{ТВ}}^1 > 0, \\ -\frac{\lambda^1}{\sum_{p=1}^L |\lambda_p^1|}, & \text{иначе,} \end{cases}$$

где $\lambda_{\text{ТВ}}^1$ — компонента собственного вектора, соответствующая максимальному собственному числу и низкочастотной компоненте изображения, полученного в видимом (телевизионном) диапазоне оптического излучения.

Результат комплексирования $\mathbf{I}_{\Sigma}$ может быть вычислен тогда следующим образом:

$$I_{\Sigma \Pi ij} = \sum_{p=1}^L \lambda_{\Gamma p} (q_{\Pi ij}^p I_{\text{ВЧ} ij}^p + I_{\text{НЧ} \Delta ij}^p), \quad I_{\Sigma ij} = I_{\Sigma \Pi ij} - \min(\mathbf{I}_{\Sigma \Pi}), \quad (65)$$

где $\min$ — функция поиска минимума.

Таким образом, алгоритм комплексирования изображений на основе меры GLVM (45) включает следующие основные этапы:

1. расчёт оценки локального СКО изображений;
2. оценка СКО шума изображений;
3. расчёт локального ОСШ изображений;
4. нормировка локальных ОСШ к количеству исходных изображений L ;
5. ортогональное РСА-комплексирование, в котором весами для ВЧ-компонент выступают нормированные локальные ОСШ.

Данный метод позволяет получить изображение с многомодовой гистограммой, максимально возможными низкочастотным контрастом, числом информационных уровней и информационной энтропией, уменьшив притом влияние шума на высокочастотную компоненту результирующего изображения.

3.1.1 Иллюстрация работы алгоритма

Продemonстрируем работу описанного в разделе 3.1 алгоритма комплексирования на основе метода главных компонент и локальной меры дисперсии на примере мультиспектрального изображения «Movie_18» из датасета «TNO» [163]. На рисунке 48 представлены исходные изображения, полученные в диапазонах видимого (а), ближнего инфракрасного (б) и тепловизионного (в) излучения.

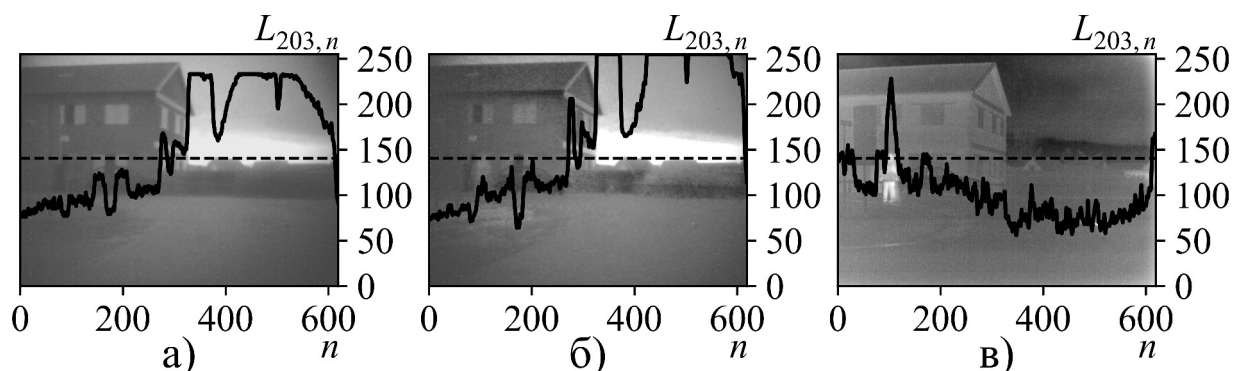


Рисунок 48 — Мультиспектральное изображение в видимом (а), NIR (б) и LWIR (в) диапазонах, а также распределение яркости вдоль 203 строки изображения в каждом диапазоне

Поверх каждого изображения показано распределение яркости изображения вдоль строки 203 каждого из них, выделенной курсивом. Как видно по приведённым графикам, динамический диапазон яркости изображения видимого диапазона оптического спектра использован не полностью. В ближнем инфракрасном диапазоне наиболее контрастна линия горизонта и контур между стеной дома и засвеченной областью небосвода. Тепловизионное изображение характерно низким контрастом большей части

контуров: контрастным в кадре является только один объект — стоящий у стены дома человек. Описываемая информативность изображения отображена на рисунке 49 в виде оценки локального СКО яркости в цветовой палитре «радуга» от синего цвета (нулевое значение) до красного (максимальное отображаемое значение, равное 25). Рисунок 49 аналогично распределениям яркости на рисунке 48 демонстрирует распределения оценок локального СКО вдоль 203-й строки изображения. Горизонтальными сплошными чёрными линиями на рисунке 49 (а, б, в) показаны оценки СКО шума (49) соответствующих изображений [156].

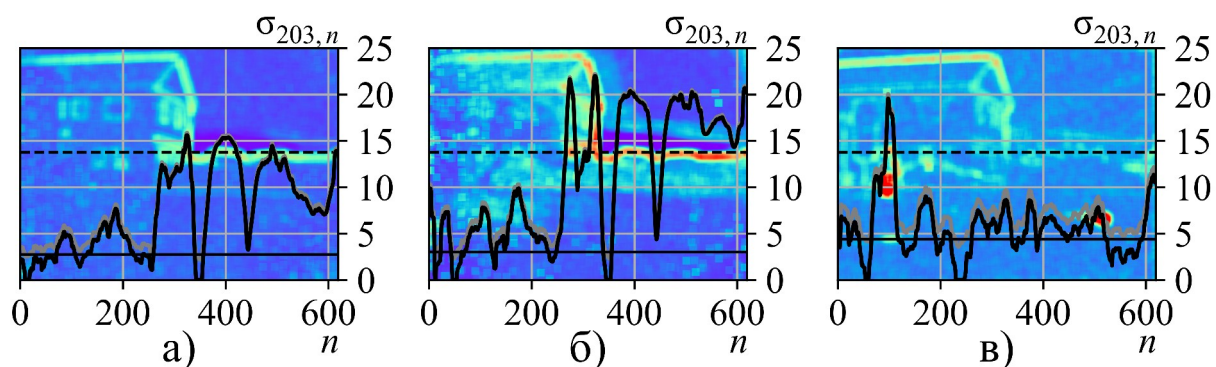


Рисунок 49 — Локальное СКО комплексируемого мультиспектрального изображения в видимом (а), ближнем инфракрасном (б) и тепловизионном (в) диапазонах, а также распределение локального СКО яркости вдоль одной строки изображения в каждом диапазоне

Как видно, изображения с рисунка 49 подтверждают сделанные ранее выводы: для изображения в ближнем инфракрасном диапазоне характерно высокое локальное СКО (и, соответственно, высокий контраст) вдоль линии горизонта (и крыш домов), а также перехода между стеной дома и небосводом. Положение пика яркости на изображении тепловизионного диапазона соответствует положению находящегося в кадре человека (строка № 203 проходит на уровне его головы).

На рисунке 50 показаны гистограммы приведённого на рисунке 49 локального СКО изображений с рисунка 48 (ступенчатые кривые) и их аппроксимации гамма-распределением (гладкие кривые). В качестве значений

оценки СКО шума $\sigma_{\text{ш}}$ (49) указаны отмеченные вертикальными штриховыми курсорами значения моды функции плотности распределения локального СКО.

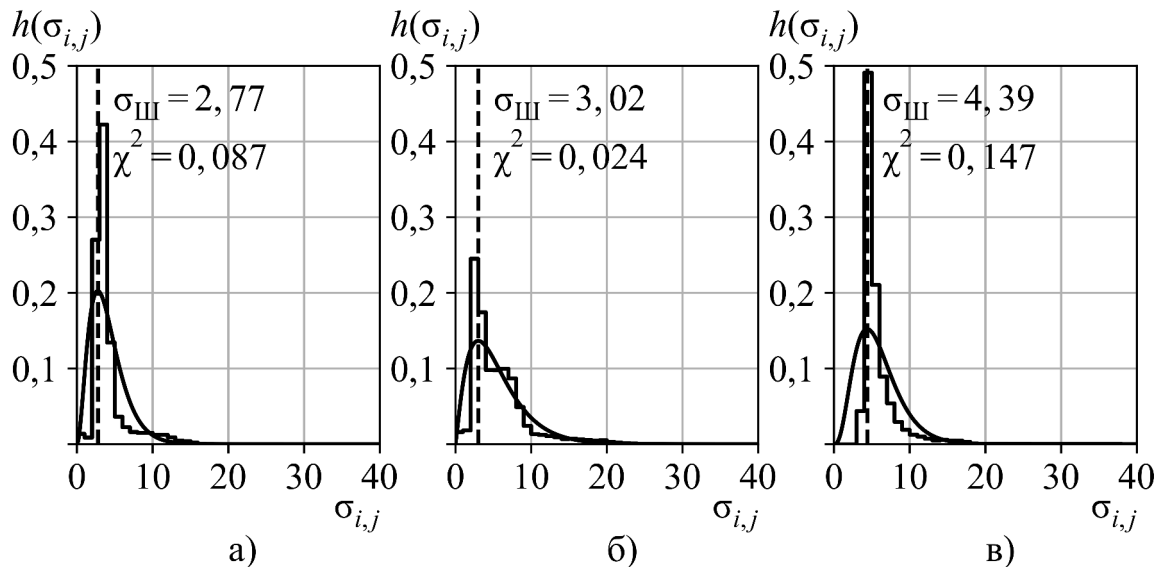


Рисунок 50 — Гистограмма локального СКО комплексированного мультиспектрального изображения в видимом (а), ближнем инфракрасном (б) и тепловизионном (в) диапазонах

Как видно, аппроксимации гистограмм локального СКО изображений функцией плотности гамма-распределения вероятности оказываются близки по своей форме к самим гистограммам. Это количественно подтверждается значениями критерия согласия χ^2 , не превышающими 0,1 в 5 случаях из 6 (аналогичная статистика ниже приведена для результатов комплексирования тремя рассматриваемыми методами). Рисунок 51 демонстрирует изображения, являющиеся результатами комплексирования **арифметическим усреднением** (24) (рисунок 51, а) **методом главных компонент** (25) (рисунок 51, б) и **модифицированным методом главных компонент** с использованием **меры локальной дисперсии GLVM** (65) (рисунок 51, в). Аналогично приведённому выше рисунку 48 на рисунке 51 показаны распределения яркости вдоль строки изображения. Как видно, результат комплексирования арифметическим

усреднением характерен слабым изменением яркости вдоль строки изображения, что является показателем низкого контраста яркости изображения. Это вызвано отрицательной ковариацией между яркостями исходных изображений [77]. Оба изображения на рисунке 51 (б, в) демонстрируют высокий контраст низкочастотной составляющей и внешне отличаются большей визуальной различимостью на изображении (рисунок 51, в) стоящего у стены здания человека.

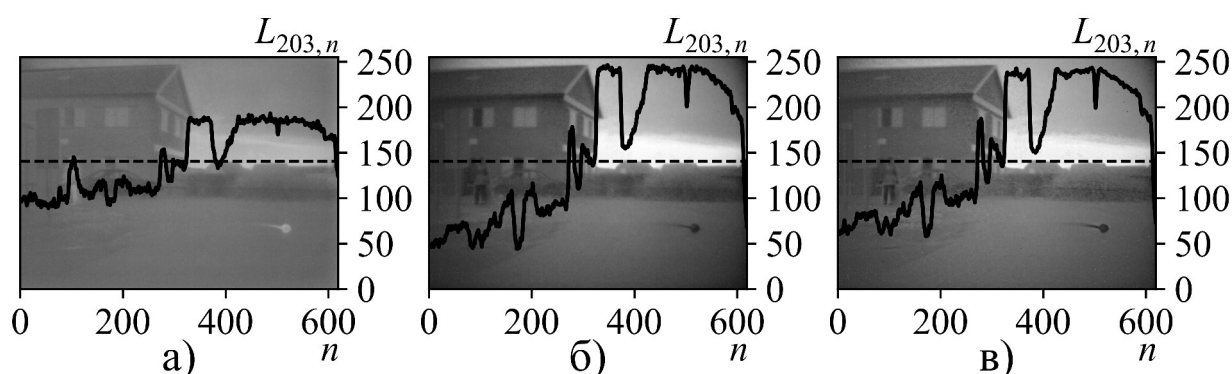


Рисунок 51 — Результат комплексирования изображений с рисунка 48: методом арифметического усреднения (а), методом главных компонент (б), модифицированным методом главных компонент (в)

Показанные на рисунке 52 локальное СКО яркости изображений с рисунка 51 и его распределение вдоль выборочной строки с номером 203 численно демонстрируют низкую информативность результата арифметического усреднения исходных изображений: локальное СКО яркости (рисунок 52, а) вдоль строки изображения (рисунок 51, а) не превышает значения 11. Модифицированный с использованием меры локальной дисперсии метод главных компонент (рисунок 52, в) демонстрирует большее, по сравнению с классическим методом главных компонент (рисунок 52, б) локальное СКО яркости вдоль линии горизонта (уровень СКО превышает значение 20), а также большее СКО яркости в области ног стоящего у здания человека.

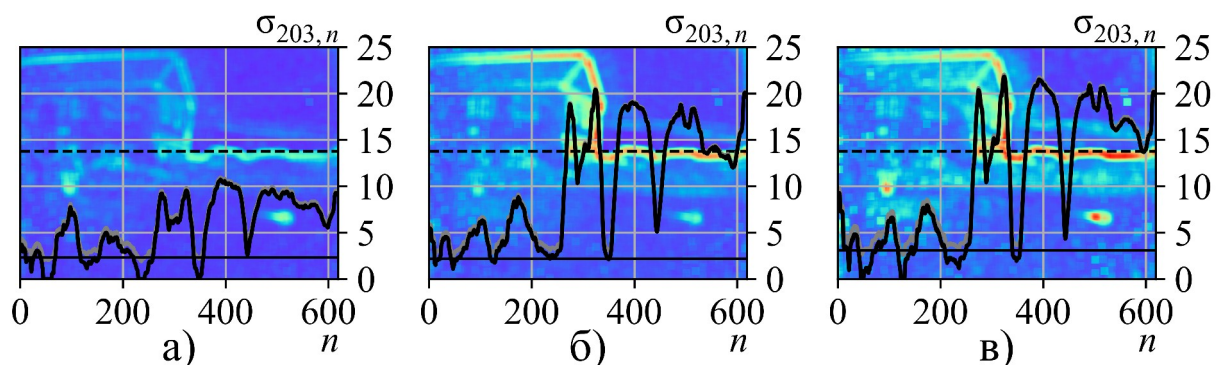


Рисунок 52 — Локальное СКО результата комплексирования изображений с рисунка 48: методом арифметического усреднения (а), методом главных компонент (б), модифицированным методом главных компонент (в)

На рисунке 53 приведены распределения показанного на рисунке 52 локального СКО изображений с рисунка 51. Вертикальными курсорами показаны оценённые по (49) значения СКО шума.

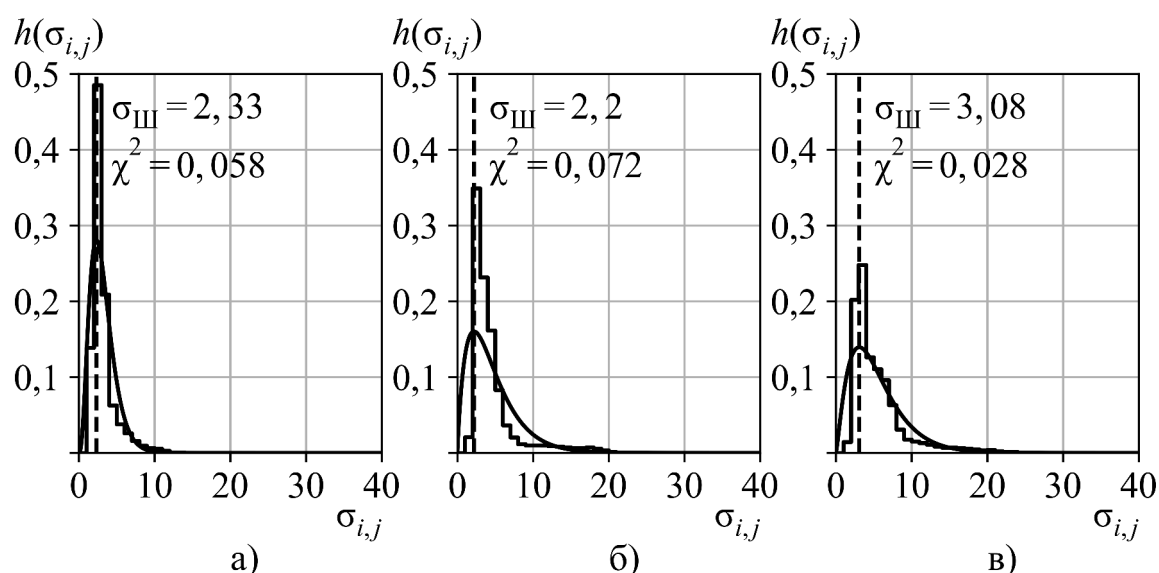


Рисунок 53 — Гистограмма локального СКО результатов комплексирования мультиспектрального изображения арифметическим усреднением (а), методом главных компонент (б) и модифицированным методом главных компонент (в)

Указанные в таблице 9 значения показателей качества изображений с рисунка 51 демонстрируют прирост интегрально-мультипликативного показателя качества и спад пикового ОСШ. Этот факт объясняется появлением в кадре протяжённых областей промежуточных значений локального СКО и, как следствие, размытием моды гистограммы

на рисунке 53 (в): отображённые зелёным цветом значения СКО занимают на рисунке 52 (в) большую площадь, чем на рисунке 52 (б).

Таблица 9 — Значения показателей качества изображений (рисунок 51)

	арифметическое усреднение (24)	метод главных компонент (25)	модифицированный метод главных компонент (65)
ИМПК	0,02	0,036	0,06
ПОСШ	5,87	10,521	7,94

Такие соотношения характерны при комплексировании мультиспектральных изображений с сопоставимым (отличающимся менее чем в 2 раза) в соседних диапазонах ОСШ. В среднем же, как будет показано ниже, использование модифицированного метода главных компонент на основе меры локальной дисперсии GLVM, приводит к росту обоих индексов — ИМПК и ПОСШ.

3.1.2 Сравнение с известными алгоритмами комплексирования

Предложенный алгоритм комплексирования (65) основан на *мере локальной дисперсии GLVM* и *методе главных компонент*, являющемся видом весового сложения, так как лишь описывает методику формирования весовых коэффициентов. По этой причине оценка качества изображений, формируемых в результате комплексирования мультиспектральных кадров рассматриваемым алгоритмом (65), выполнена в сравнении с качеством изображений, формируемых *арифметическим усреднением* и *методом главных компонент*.

В приложении В приведены значения **ИМПК** для нескольких результатов комплексирования мультиспектральных изображений из [7, 163]. Каждое исходное мультиспектральное изображение имеет низкое качество минимум в одном из диапазонов оптического излучения: зашумлено в процессе фиксации, смазано движением объекта съёмки либо носителя камеры, и т. д.

Для каждого результирующего изображения рассчитано значение интегрально-мультипликативного показателя качества (64). Значения коэффициента улучшения ИМПК $k_{\text{ИМПК}} = Q_{\text{PCA GLVM}} / Q_{\text{прототип}}$, где $Q_{\text{PCA GLVM}}$ — ИМПК результата комплексирования (65), а $Q_{\text{прототип}}$ — ИМПК результата комплексирования арифметическим усреднением либо методом главных компонент, указаны в соответствующих столбцах « $k_{\text{ИМПК}}$ ». Для всех указанных статистических параметров приведены математическое ожидание μ (среднее арифметическое), μ_g (среднее геометрическое), квантиль распределения по уровню 0,2 $F^{-1}(0,2)$ и квантиль распределения по уровню 0,8 $F^{-1}(0,8)$, где $F^{-1}(p)$ — обратная интегральная функция распределения каждого параметра p .

На рисунке 54 в графическом виде представлена приведённая в приложении В зависимость $Q_{\text{ИМПК}}$ результата комплексирования по (65) (по оси ординат) от $Q_{\text{ИМПК}}$ результатов комплексирования известными методами (по оси абсцисс).

Как видно в приложении В и на рисунке 54, среднее геометрическое коэффициента улучшения ИМПК результата комплексирования, выполняемого в соответствии с выражением (65), по сравнению с ИМПК результата комплексирования арифметическим усреднением (24) составляет 3,2 раза; а по сравнению с ИМПК результата комплексирования в соответствии с методом главных компонент (25) — 2,1 раза.

Статистика значений ПОСШ (аналогичная приведённой в приложении В статистике значений ИМПК) изображений, являющихся результатами комплексирования арифметическим усреднением, методом главных компонент и модифицированным методом главных компонент (65), приведена в приложении Г.

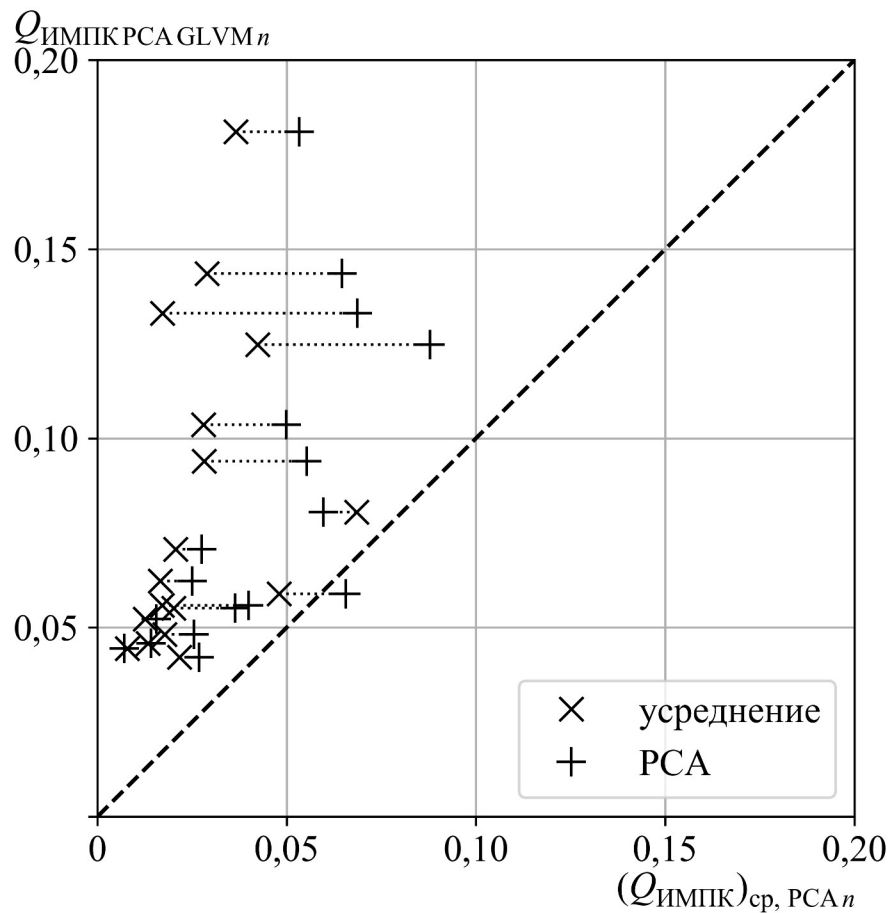


Рисунок 54 — Зависимость значений ИМПК изображения (65) от значений ИМПК изображений, полученных арифметическим усреднением исходных и методом главных компонент

На рисунке 55 в графическом виде представлена приведённая в приложении Г зависимость $Q_{ПОСШ}$ результата комплексирования по (65) (по оси ординат) от $Q_{ПОСШ}$ результатов комплексирования конкурентными методами (по оси абсцисс).

Как видно из в приложения Г и рисунка 55, среднее геометрическое коэффициентов улучшения ПОСШ результата комплексирования, выполняемого соответствии с выражением (65), по сравнению с ПОСШ результата комплексирования арифметическим усреднением составляет 4,1 раза, а по сравнению с ПОСШ результата комплексирования классическим методом главных компонент — 3,1 раза.

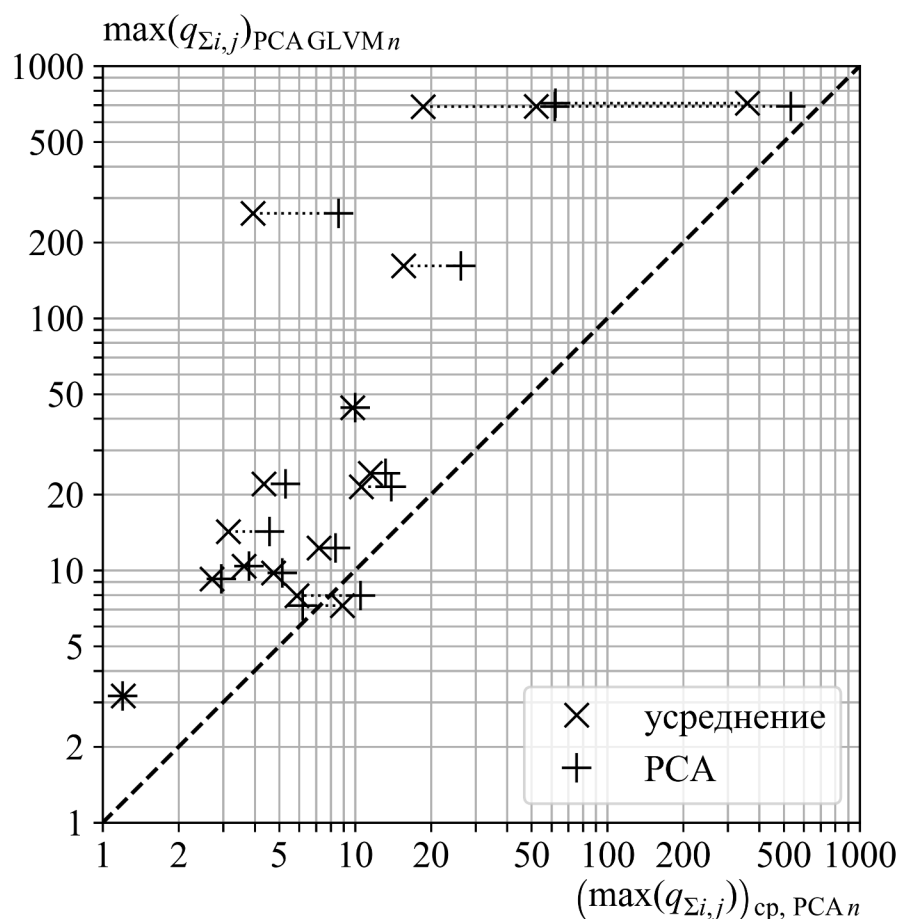


Рисунок 55 — Зависимость ПОСШ изображения (65) от ПОСШ изображений, полученных конкурентными методами

Итоговая статистика коэффициента улучшения численных показателей качества приведена в таблице 10. Приведённые в таблице 10 значения подтверждают положение №3, выносимое на защиту.

Таблица 10 — Среднее геометрическое коэффициента улучшения ИМПК и ПОСШ изображений, являющихся результатом комплексирования методом (65) по сравнению с конкурентными методами

	По сравнению с комплексированием посредством арифметического усреднения	По сравнению с комплексированием посредством метода главных компонент
$k_{\text{ПОСШ}}$	4,1	3,1
$k_{\text{ИМПК}}$	3,2	2,1

3.2 Разработка способа комплексирования мультиспектральных изображений на основе интегрально-мультипликативного показателя качества

Исходными данными для комплексирования в соответствии с методом [84] являются L восьмиразрядных полутоновых изображений I^k , $k=\overline{1,L}$, зафиксированных в L различных диапазонах оптического электромагнитного излучения. Каждое изображение I^k имеет разрешение $H \times W$, где H — высота, а W — ширина изображения в пикселях. Так, на рисунке 56 приведены изображения в разрешении 640×480 , зафиксированные в диапазонах видимого, ближнего инфракрасного и тепловизионного излучения.

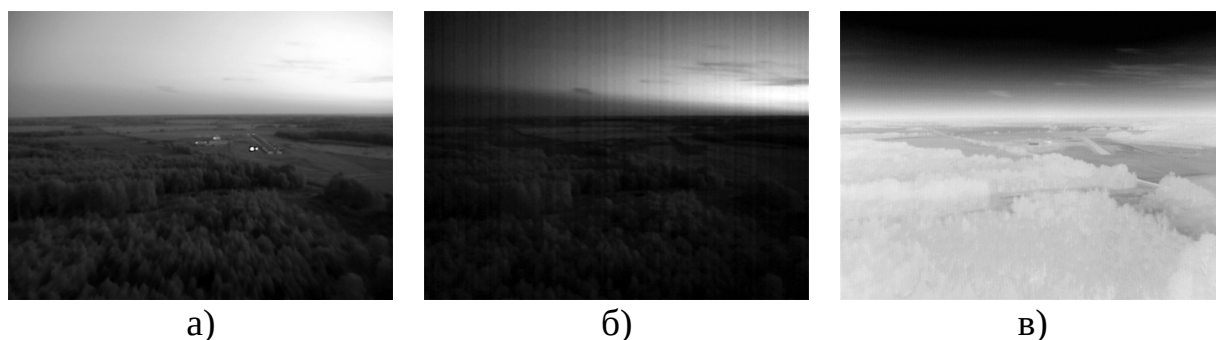


Рисунок 56 — Изображения трёх диапазонов оптического излучения: видимого (а), коротковолнового инфракрасного (б), тепловизионного (в)

Для каждого изображения рассчитывают ИМПК, численные значения частных и комплексных показателей качества приведены в таблице 11. Принцип формирования перечисленных в таблице 11 статистик поэтапно продемонстрирован ниже.

Для оценки контраста высокочастотной сигнальной составляющей рассчитывают контраст $K_{\text{блок } i, j}$ внутри блоков исходных изображений — результат приведён на рисунке 57 (а-в). Для компенсации влияния шума на оценку контраста сигнальной составляющей её корректируют (рисунок 57 г-е) с поправочным коэффициентом $6/255$ [72]:

$$K_{\text{блок корр } i, j} = \text{clip}_0 \left(K_{\text{блок } i, j} - \frac{6}{255} \cdot \sigma_{\text{ш}} \right),$$

где функция $\text{clip}_a^b(x)$ ограничивает аргумент x значением a снизу и значением b сверху.

Таблица 11 — Значения интегрально-мультипликативного показателя качества, рассчитанные для изображений с рисунка 56

	видимый	КВ ИК	ДВ ИК (ТПВ)
$\bar{L}, L_n$ (4, 63)	94,1 0,84	47,3 0,42	152,6 0,91
$\sigma_{\text{ВЧ}}$	3,4	2,8	3,3
$\sigma_{\text{Ш}}$	0,1	0,8	1,5
$\sigma_{\text{ВЧ}}^*, \sigma_{\text{ВЧн}}^*$ (56, 57)	3,4 0,07	2,7 0,05	3,0 0,06
$q, w(q)$ (58, 59)	64,6 1,00	3,2 0,88	2,1 0,57
$\overline{K_{\text{ВЧср}}^*}$ (61)	0,10	0,05	0,06
$\overline{K_{\text{НЧср}}}$	0,16	0,15	0,13
$\overline{K_{\text{НЧср}}^*}$ (62)	0,16	0,15	0,12
$Q_{\text{ИМПК}}$ (64)	0,068	0,025	0,041

Гистограммы внутриблочных (серая кривая) и скорректированных внутриблочных (чёрная кривая) контрастов приведены на рисунке 57 (ж-и). Как видно на примере рисунка 57 (и), мода распределения внутриблочных контрастов яркости некоторых изображений отклоняется от начала координат, а коррекция значений с учётом оценки СКО шума приближает моду распределения к околонулевым значениям.

Значения внутриблочного контраста принимают значимые для расчёта значения в областях с высоким локальным контрастом яркости. Средний контраст высокочастотной составляющей $K_{\text{лок ВЧ}}^*$ рассчитывают, усредняя те контрасты блоков, что удовлетворяют условию: $K_{\text{блок корр } i, j} > 0,1$. В случае отсутствия таковых считают $K_{\text{ВЧср}} = \max(K_{\text{блок корр}})$.

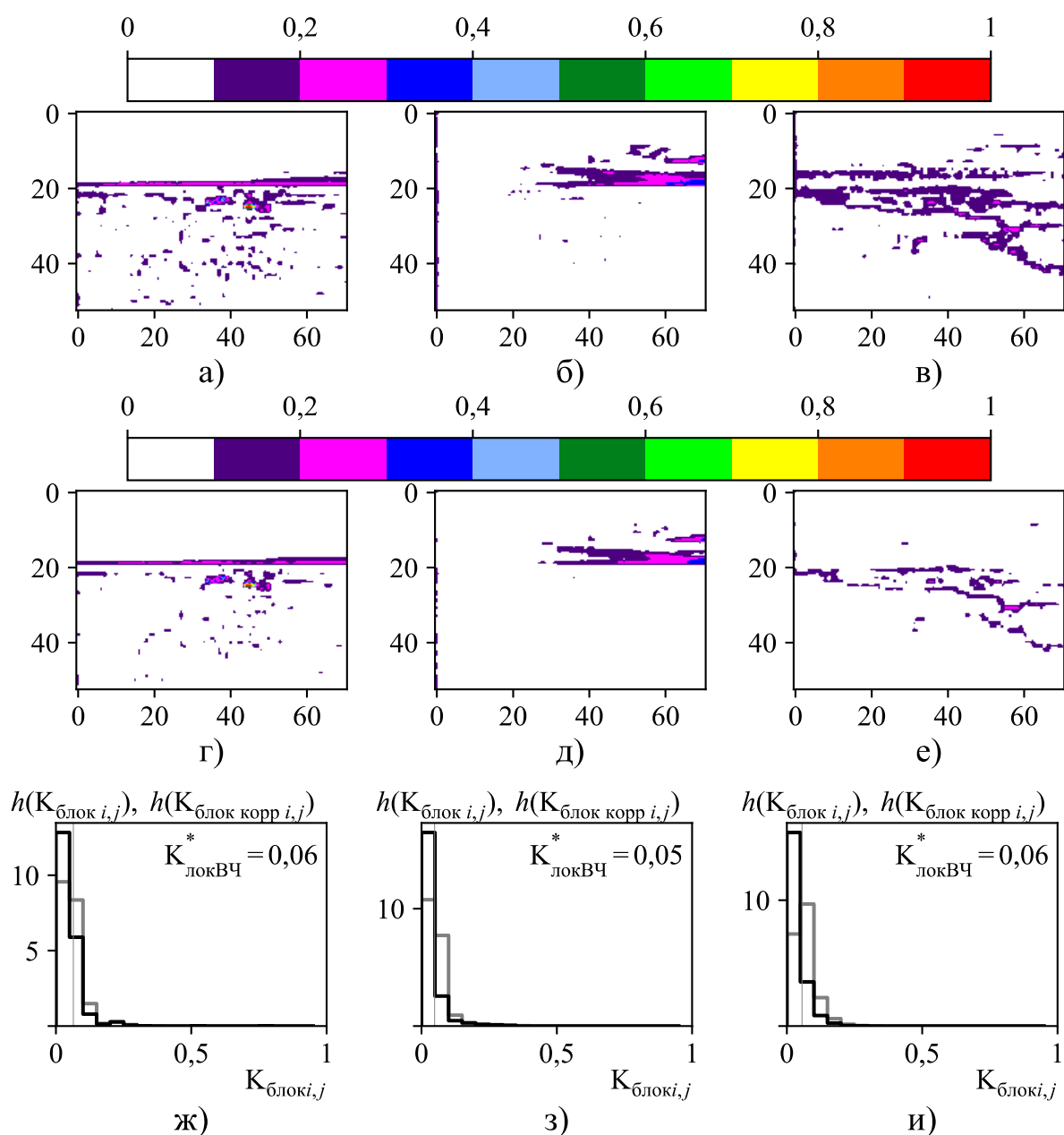


Рисунок 57 — Контрасты яркости блоков 16×16 (а-в), исправленные к значению шума контрасты (г-е) и гистограммы (ж-и) обеих выборок: исходных контрастов (серая кривая) и исправленных (чёрная кривая)

Для оценки низкочастотного контраста изображения $K_{\text{нчср}}^*$ его разрешение уменьшают в $\lfloor \sqrt{WH}/100 \rfloor$ раз по горизонтальной и вертикальной оси (рисунок 58, а-в), формируя значения низкочастотной яркости $M_{i,j}$.

Локальный низкочастотный контраст рассчитывают в соответствии с выражением

$$K_{\text{блок НЧ } y, x} = \max(M_{y, x} - M_{y+1, x}, M_{y, x} - M_{y, x+1}),$$

$$y = \overline{1, H_M - 1}, \quad x = \overline{1, W_M - 1} \quad (\text{рисунок 58, г-е}), \quad \text{где } H_M \text{ и } W_M —$$

соответственно высота и ширина низкочастотной компоненты яркости изображения.

Как видно, величина $K_{\text{блок НЧ } y, x}$ принимает значимые для расчёта значения ($K_{\text{блок НЧ } y, x} > 0,1$) только на имеющих большие перепады яркости границах протяжённых областей. Средний низкочастотный контраст $K_{\text{лок НЧ}}$ рассчитывают, как математическое ожидание удовлетворяющих условию ($K_{\text{блок НЧ } y, x} > 0,1$) значений. В случае отсутствия таковых считают $K_{\text{лок НЧ}} = \max(K_{\text{блок НЧ}})$. Влияние шумовой компоненты компенсируют (рисунок 58 ж-и) вычитанием СКО шума, домноженного на поправочный коэффициент 0,003 [72]:

$$K_{\text{лок НЧ}}^* = \text{clip}_0(K_{\text{лок НЧ}} - 0,003 \sigma_{\text{ш}}).$$

На основании полученных значений интегрально-мультипликативного показателя качества необходимо рассчитать бинарный признак включения исходного изображения в комплексирование по факту превышения порогового значения качества:

$$k_{\text{вкл } m} = \begin{cases} 1, & Q_{\text{ИМПК } m} > 0,08 \text{ и } Q_{\text{ИМПК } m} > 0,5 \max_{k=\overline{1, L}}(Q_{\text{ИМПК } k}), \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases}$$

а после нормировать значения ИМПК к сумме значений:

$$Q_{\text{ИМПК норм } m} = \frac{Q_{\text{ИМПК } m}}{\sum_{k=1}^L Q_{\text{ИМПК } k}}.$$

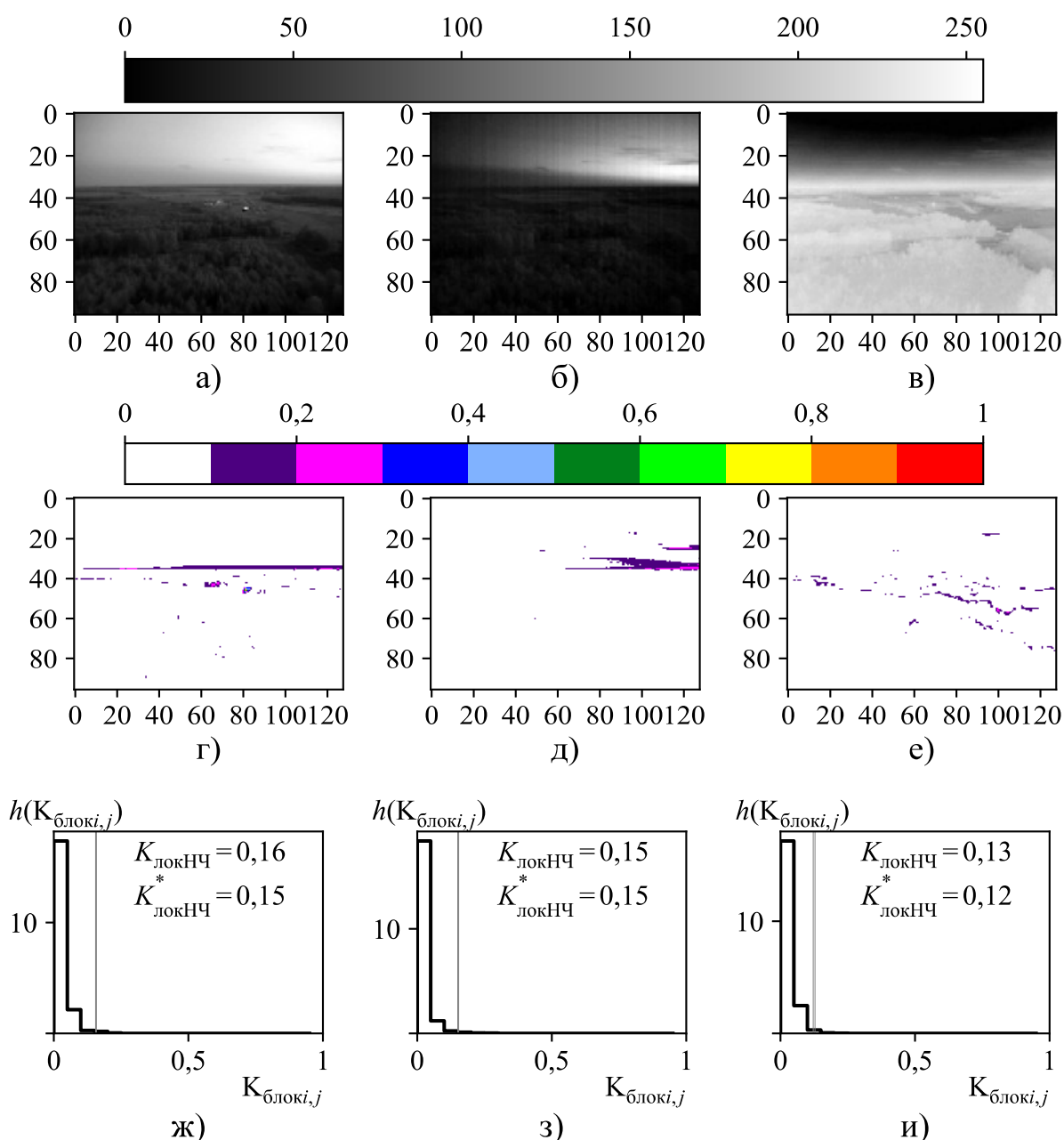


Рисунок 58 — Математические ожидания яркости блоков изображения размером 8×8 (а-в), контрасты математического ожидания между блоками (г-е), гистограммы контрастов (ж-и)

Для исходных изображений $\mathbf{I}^k$ была выполнена низкочастотная фильтрация ВОХ-фильтром с апертурой 64×64 , результат низкочастотной фильтрации $\mathbf{I}_{\text{НЧ}}^k$ вычтен из исходных, результатом является высокочастотная компонента каждого изображения $\mathbf{I}_{\text{ВЧ}}^k$.

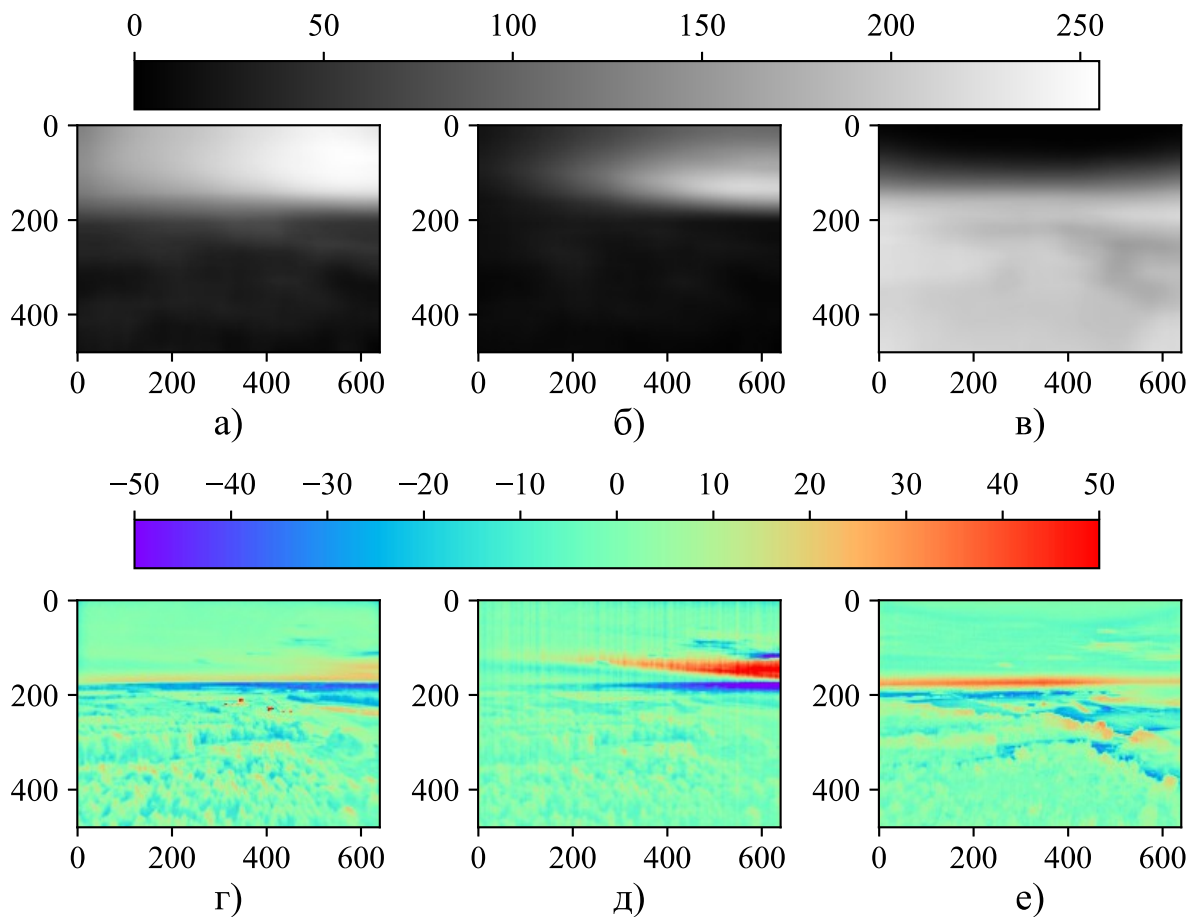


Рисунок 59 — Низкочастотные (а-в) и высокочастотные (г-е) компоненты изображений

Для выполнения комплексирования методом главных компонент матрицу ковариации находят усредняя произведение яркостей пикселей высокочастотных компонент изображений:

$$C_{m,n} = \frac{1}{WH} \sum_{i=1}^H \sum_{j=1}^W I_{BЧi,j}^m I_{BЧi,j}^n.$$

Собственные вектора и их собственные значения находят, как удовлетворяющие условию

$$\Lambda \lambda = C \lambda.$$

Ковариационная матрица в данном случае представлена значениями

$$C = \begin{pmatrix} 93,2 & 63,36 & -13,7 \\ 63,36 & 111,72 & -17,97 \\ -13,7 & -17,97 & 92,2 \end{pmatrix}$$

Её собственные числа и вектора:

$$\Lambda_1=172,81, \lambda_1=\begin{pmatrix} -0,63 \\ -0,73 \\ 0,27 \end{pmatrix}; \Lambda_2=38,39, \lambda_2=\begin{pmatrix} -0,75 \\ 0,66 \\ 0,03 \end{pmatrix}; \Lambda_3=85,92, \lambda_3=\begin{pmatrix} 0,2 \\ 0,19 \\ 0,96 \end{pmatrix}.$$

Тогда число обусловленности ковариационной матрицы равно

$$\frac{\max(\Lambda)}{\min(\Lambda)} = \frac{172,81}{38,39} = 4,5.$$

Собственные вектора некоторой матрицы всегда ортогональны друг другу, а потому смена знака вектора не имеет критического значения — каждый собственный вектор λ может быть заменён на соответствующий ему вектор $-\lambda$. На рисунке 60 в логарифмическом масштабе показаны двумерные гистограммы взаимного соответствия яркостей пикселей высокочастотных компонент изображений с рисунка 59 (г-е). Поверх гистограмм показаны также собственные вектора λ_m , домноженные на корень квадратный соответствующего собственного числа $\sqrt{\Lambda_m}$. Наибольшую длину имеет показанный красным цветом собственный вектор с наибольшим собственным числом, наименьшую (показанный зелёным) — с наименьшим.

Как видно, наиболее сильное взаимное соответствие яркостей демонстрирует корреляция яркости пикселей изображений видимого и тепловизионного диапазонов. Характерно, что негативная корреляция отражена в ковариационной матрице отрицательным коэффициентом ковариации.

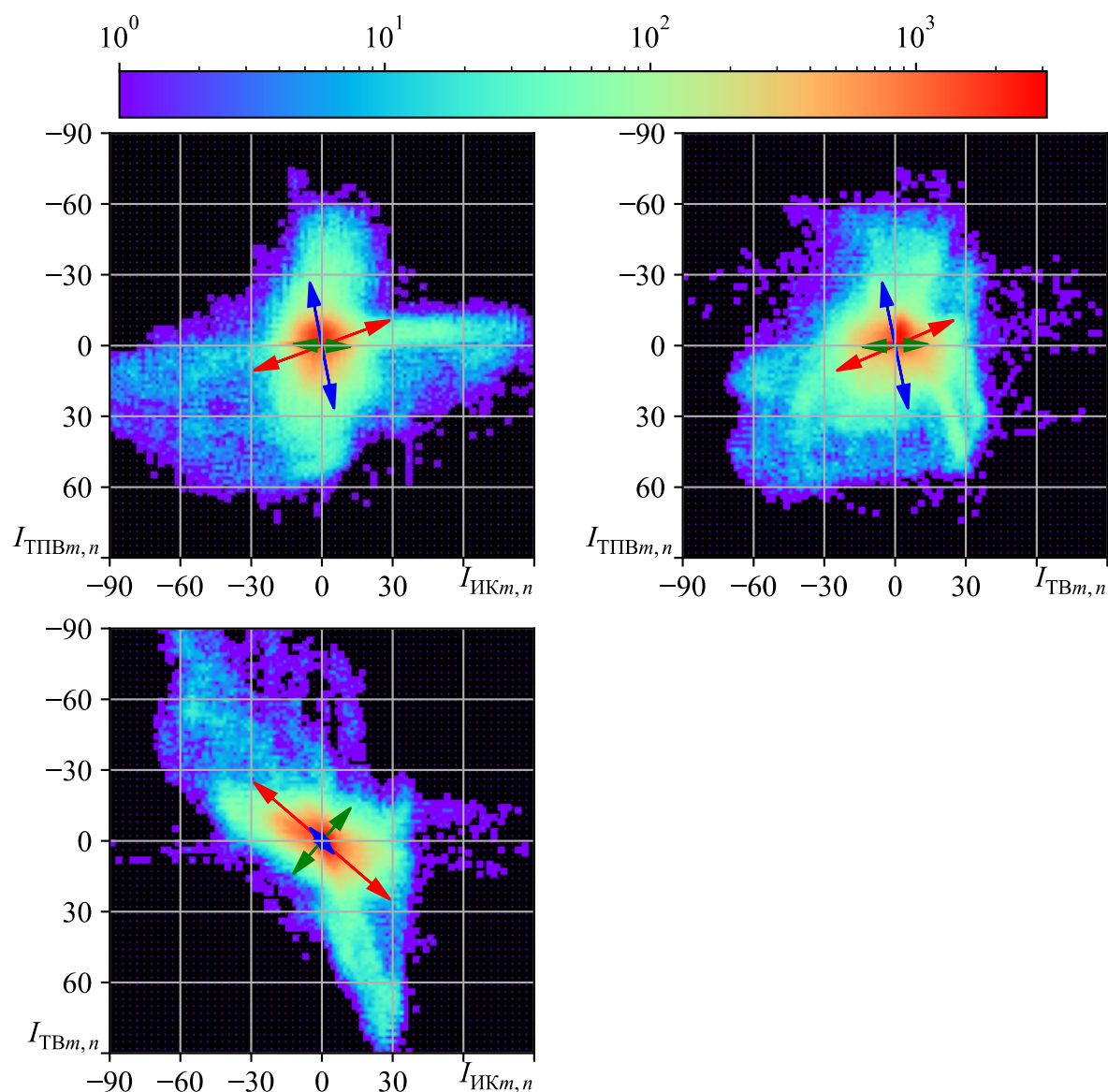


Рисунок 60 — Двумерные гистограммы взаимного соответствия между яркостями пикселей высокочастотной компоненты отдельных изображений, проекции собственных векторов ковариационной матрицы

Следующим шагом работы алгоритма является расчёт главных компонент, необходимых для использования в качестве весовых коэффициентов высокочастотных компонент исходных изображений:

$$I_{ГКi,j}^m = \sum_{n=1}^L |\lambda_n^m| I_{ВЧi,j}^n, \quad I_{ГК\text{модуль}i,j}^m = |I_{ГКi,j}^m|, \quad \mathbf{I}_{ГК\text{смаз}}^m = \mathbf{I}_{ГК\text{модуль}}^m * \mathbf{h}.$$

На рисунке 61 показаны матрицы значений $I_{ГКi,j}^m$. Для демонстрации преимуществ описываемого алгоритма перед классическим методом главных

компонент необходимо рассчитать ковариационную матрицу трёх промежуточных результатов комплексирования, а также её собственные числа:

$$C = \begin{pmatrix} 427 & 414 & 290 \\ 414 & 463 & 187 \\ 290 & 187 & 350 \end{pmatrix}; \Lambda_1 = 1029, \Lambda_2 = 0,968, \Lambda_3 = 211.$$

Как видно, в отличие от классического метода главных компонент, который не изменяет значения собственных чисел, модифицированный алгоритм увеличил число обусловленности ковариационной матрицы, равное в данном случае

$$\frac{\max(\Lambda)}{\min(\Lambda)} = \frac{1029}{0,968} = 1063,$$

что говорит о росте линейной корреляции между яркостями пикселей комплексиремых изображений. Полученные вышеописанным методом высокочастотные компоненты изображений показаны на рисунке 61; в подписях к рисункам 61 (а-в) указаны собственные числа, соответствующие использованным для комплексирования собственным векторам, а также дисперсии полученных изображений.

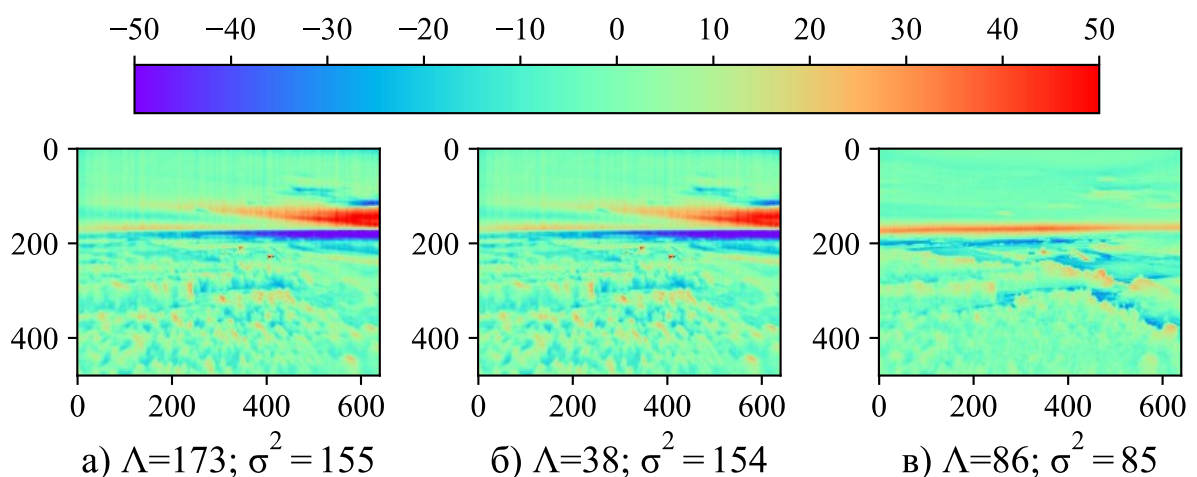


Рисунок 61 — Результат комплексирования высокочастотных компонент методом главных компонент

Для использования полученных на последнем шаге матриц необходимо выполнить их нормировку к сумме значений, что превращает их в попиксельные весовые коэффициенты высокочастотной компоненты:

$$w_{ГК i, j}^m = \frac{k_{вкл\ m} I_{ГК\ смаз\ i, j}^m}{\sum_{k=1}^L (k_{вкл\ k} I_{ГК\ смаз\ i, j}^k)}.$$

Матрицы относительных весов w^m показаны на рисунке 62. Как видно, весовые коэффициенты принимают значения в диапазоне $[0; 1]$, но бóльшая часть значений сконцентрирована в диапазоне $[0,1; 0,7]$. Высокочастотная компонента изображения ближнего инфракрасного диапазона не участвует в комплексировании по причине низкой информативности исходного изображения — это продемонстрировано равенством нулю элементов весовой матрицы на рисунке 62 (б).

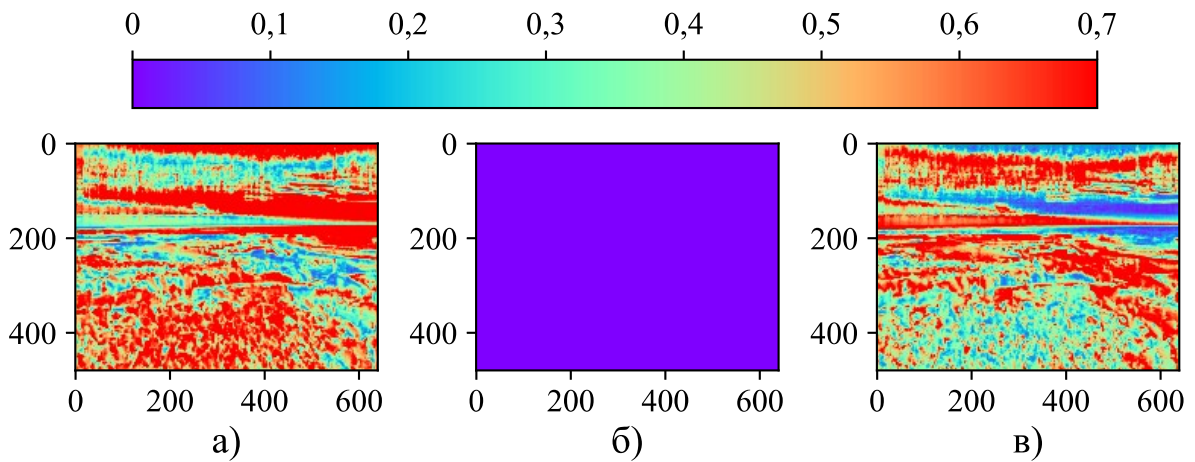


Рисунок 62 — Весовые коэффициенты высокочастотных главных компонент

Высокочастотные компоненты комплексируют весовым сложением высокочастотных компонент тех изображений, ИМПК которых превысил пороговое значение:

$$I_{\Sigma ВЧ\ i, j} = \sum_{m=1}^L k_{вкл\ m} w_{ГК\ i, j}^m I_{ВЧ\ i, j}^m.$$

Низкочастотные компоненты комплексируют весовым сложением низкочастотных компонент тех изображений, ИМПК которых превысил пороговое значение:

$$I_{\Sigma \text{НЧ} i, j} = \sum_{m=1}^L k_{\text{вкл } m} Q_{\text{ИМПК норм } m} I_{\text{НЧ } i, j}^m .$$

Результирующее изображение (рисунок 63) для вывода на устройство отображения рассчитывают сложением рассчитанных ранее низкочастотной и высокочастотной компонент:

$$I_{\Sigma} = I_{\Sigma \text{НЧ}} + I_{\Sigma \text{ВЧ}} . \quad (66)$$



Рисунок 63 — Результат комплексирования исходных изображений

ИМПК результирующего изображения равен 0,096, что больше, чем у любого из исходных изображений.

3.3 Полунатурное макетирование мультиспектральной системы технического зрения

Данный раздел описывает практические аспекты реализации макета мультиспектральной системы технического зрения с целью полунатурного имитационного моделирования работы алгоритмов оценки качества и комплексирования мультиспектральных изображений. Реализованный макет включает в себя аппаратную часть и программное обеспечение.

3.3.1 Практические аспекты фиксации и предварительной обработки мультиспектральных изображений в ходе полунатурного эксперимента

Для проведения полунатурного эксперимента разработан макет мультиспектральной системы технического зрения, аппаратная часть которого включает в себя видеокамеру «Axis P1355-E» и тепловизор «Xeneth Gobi 384» с интерфейсом Ethernet. Программная реализация алгоритмов обработки данных и имитационное моделирование работы МСТЗ выполнены с использованием интерпретируемого языка программирования Python 3.8 применением популярных библиотек *Open CV*, *PyQt5*, а также некоторых других [79].

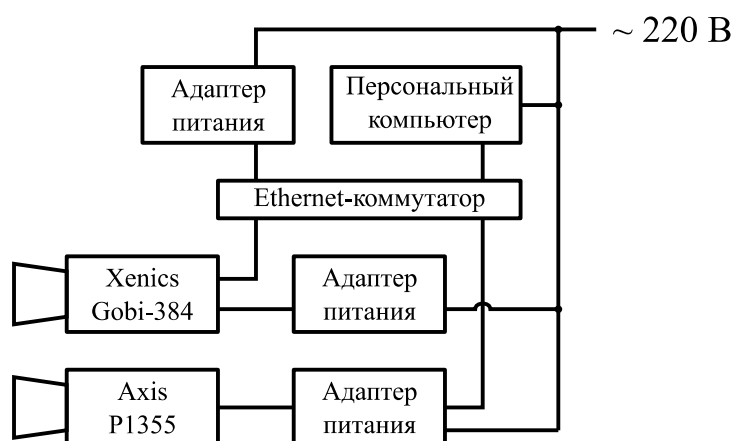
Python — высокоуровневый, объектноориентированный, тьюринг-полный, интерпретируемый язык программирования, предназначенный для решения широкого круга задач [61].

Qt — набор кроссплатформенных библиотек C++, реализующих высокоуровневый API (application programming interface) для реализации широкого функционала современных программных систем. К ним относится в том числе и разработка традиционного пользовательского интерфейса. **PyQt5** — это полный набор привязок Python для Qt, который позволяет использовать Python в качестве языка разработки приложений, альтернативного C++ на всех поддерживаемых платформах, включая iOS и Android [145].

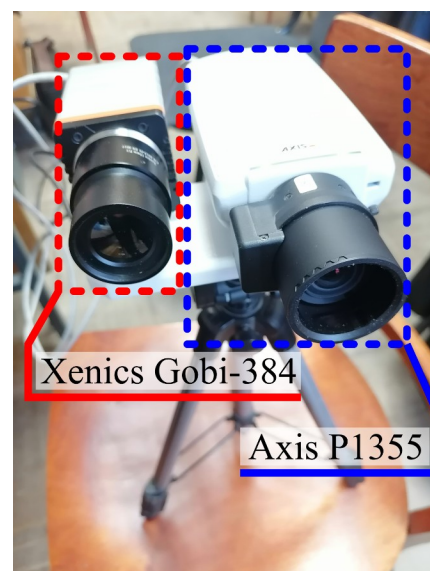
OpenCV (*Open Source Computer Vision Library*) — библиотека функций компьютерного зрения и машинного обучения с открытым исходным кодом. OpenCV разработан для обобщения инфраструктуры приложений компьютерного зрения и увеличения быстродействия приложений машинного зрения в коммерческих продуктах, ориентированных на работу в режиме реального времени. Библиотека имеет интерфейсы C++, Python, Java и MATLAB, поддерживает операционные системы Windows, Linux, Android и Mac OS [99].

Структурная схема макета показана на рисунке 64 (а). Для крепления камер на типовой штатив для фото- и видеооборудования применён специально разработанный конструктив адаптера-переходника (рисунок 64, б). Адаптер изготовлен студентом группы 614 факультета радиотехники и телекоммуникаций И.В. Астаркиным с использованием технологии 3D-печати. Камера «Axis P1355-E» с разрешением цветного кадра 1920×1080 и тепловизор «Xeneth Gobi 384» с разрешением 384×288 , установленные на адаптер, показаны на рисунке 64 (в, г) [79].

В ходе полунатурного эксперимента, проведённого на стадионе ФГБОУ РГРТУ с использованием макета МСТЗ были получены записи мультиспектральных видеоизображений.



а)



б)



в)



г)

Рисунок 64 — Полунатурный макет МСТЗ: структурная схема (а), адаптер-переходник (б), закреплённый на штативе макет МСТЗ (в, г)

Для проведения полунатурного эксперимента в части калибровки используемых камер и фиксации видеоизображений адаптер был закреплён на штативе. В эксперименте был задействован персональный компьютер с процессором «Intel Core i5-4570» с тактовой частотой 3,2 ГГц и 8 ГБ оперативной памяти на тактовой частоте 1,6 ГГц, а также алюминиевый калибровочный тест-объект [41] с графическим шаблоном типа «шахматное поле» из виниловой плёнки (рисунок 65).



Рисунок 65 — Использованное в ходе полунатурного эксперимента оборудование: камеры на закреплённом на штативе адаптере, ПК, калибровочный тест-объект с шаблоном типа «шахматное поле»

Для фиксации видео была использована программа «Программа синхронного захвата мультиспектрального видеоизображения с камер видимого и тепловизионного диапазонов»⁵ [80]. Её графический интерфейс пользователя показан на рисунке 66. Поля ввода в верхнем левом углу предназначены для указания IP-адресов либо номеров камер, с которых необходимо осуществить захват видеоизображений. Подключение к камерам осуществляется нажатием кнопки «Обновить». Кнопки «Старт» и «Стоп» соответственно начинают синхронизированную запись видеоизображений в файлы и останавливают запись с автоматическим сохранением файла.

Для фокусировки видеокамеры и тепловизора с целью обеспечения резкости изображения в интерфейс программы крупным шрифтом выведены значения СКО высокочастотной составляющей в апертуре скользящего окна размером 3×3 , что позволяет сфокусировать изображение даже при использовании монитора с низким разрешением экрана, не позволяющим визуально оценить качество фокусировки.

5 Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ приведено в приложении Д.

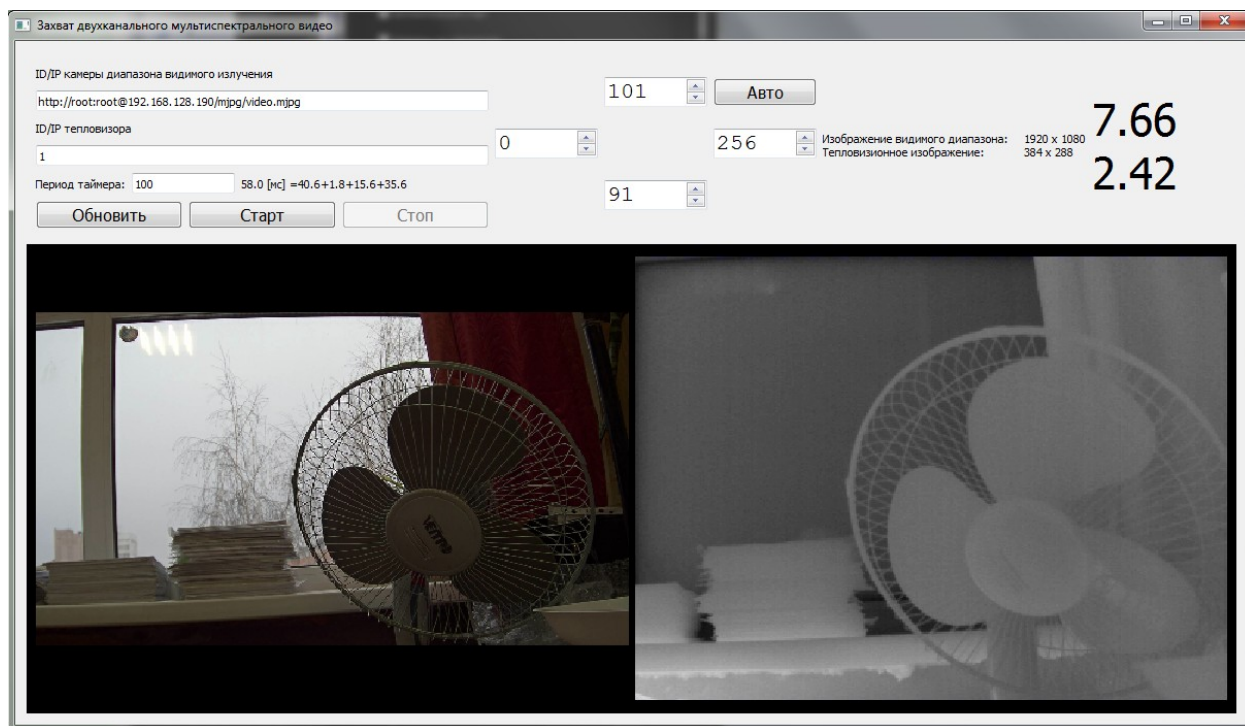
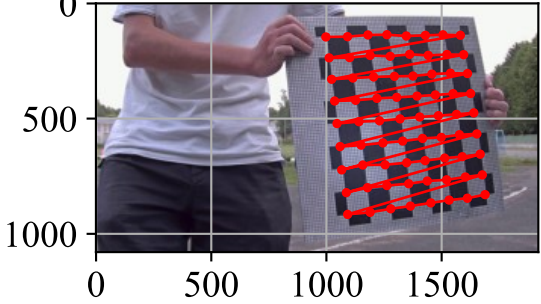
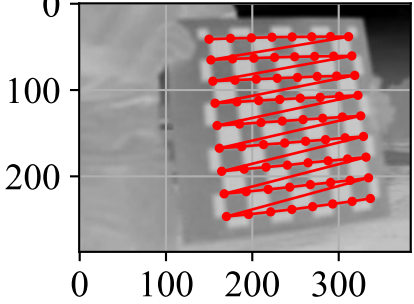


Рисунок 66 — Графический интерфейс пользователя программы «EVS_grabber» [80]

Калибровка каждой камеры с использованием тест-объекта с шаблоном типа «шахматное поле» включает в себя следующие этапы.

- 1) Фиксация мультиспектрального видеоизображения.
- 2) Выборка отдельных кадров с каждого из видеороликов. Использовано суммарно 28 двухдиапазонных кадров.
- 3) Обнаружение тест-объекта в каждом из используемых кадров (функция «findChessboardCorners» пакета Open CV) и уточнение положений углов тест-объекта с шаблоном типа «шахматное поле» (функция «cornerSubPix» пакета Open CV). Пример обнаруженных углов клеток тест-объекта на одном из использованных для калибровки кадров показан в строке 1 таблицы 12.
- 4) Оценка параметров камеры по массиву обнаруженных в нескольких кадрах точек тест-объекта. Параметры включают в себя матрицу внутренних параметров, коэффициенты полиномов радиальной и тангенциальной дисторсии [174] (соответственно строки 2, 3 и 4 таблицы 12).

Таблица 12 — Калибровка камер с использованием тест-объекта с шаблоном типа «шахматное поле»

	Видимый диапазон излучения	Тепловизионный диапазон излучения
Модель камеры	Axis P1355-E	Xeneth Gobi 384
1) Пример полученных с видеокамер изображений		
2) Матрица внутренних параметров	$\begin{pmatrix} 2163,7 & 0 & 920,4 \\ 0 & 2169,1 & 599 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 596,2 & 0 & 191,2 \\ 0 & 597,4 & 149 \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$
3) Полином радиальной дисторсии	$\begin{pmatrix} -0,369216036 \\ 0,203165841 \\ 0,0874961091 \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} -0,456695170 \\ 0,420290375 \\ -0,697113418 \end{pmatrix}$
4) Полином тангенциальной дисторсии	$\begin{pmatrix} -3,68426415 \cdot 10^{-04} \\ -7,94870074 \cdot 10^{-04} \end{pmatrix}$	$\begin{pmatrix} 4,53901841 \cdot 10^{-04} \\ -6,93235585 \cdot 10^{-04} \end{pmatrix}$

После калибровки, выполненной, как описано выше, были зафиксированы несколько мультиспектральных видеороликов. В таблице 13 показан пример обработки данных для получения мультиспектрального кадра.

Таблица 13 — Этапы предобработки изображений в мультиспектральной системе технического зрения

	Видимый диапазон излучения	Тепловизионный диапазон излучения
Модель камеры	Axis P1355-E	Xeneth Gobi 384
1) Полученные с видеокамер изображения		
2) Изображения с устранённой дисторсией		
3) Матрица гомографии преобразования координат от тепловизионного к телевизионному изображению $\begin{pmatrix} 3,50474017 & 0,162978017 & 278,120520 \\ -0,0660386302 & 3,53306814 & 59,2362809 \\ -4,77426690 \cdot 10^{-5} & 8,70693474 \cdot 10^{-5} & 1 \end{pmatrix}$		
4) Совмещённые изображения		
5) Кадрированные по области перекрытия изображения		

Такая обработка включает в себя следующие этапы.

- 1) Получение изображений с камеры и тепловизора (*строка 1* таблицы 13).
- 2) Устранение дисторсии с учётом оценённых на этапе калибровки матриц внутренних параметров и коэффициентов дисторсии каждой из камер (*строка 2* таблицы 13). Для выполнения данного шага необходимо рассчитать карту соответствия пикселей целевого изображения пикселям исходного изображения (функция **«*initUndistortRectifyMap*»** пакета ***Open CV***) и применить рассчитанную карту соответствий к исходному изображению (функция **«*remap*»** пакета ***Open CV***).
- 3) Оценка матрицы гомографии, преобразующей систему координат тепловизора в систему координат видеокамеры (этап выполняют один раз для всего мультиспектрального видеоизображения), для чего использована функция ***findHomography*** пакета ***Open CV***, аргументами которой выступают $\mathbf{D}_{\text{ТПВ}}$ и $\mathbf{D}_{\text{ТВ}}$ — матрицы координат соответствующих друг другу точек изображений, полученных соответственно с тепловизора и с видеокамеры. Соответствующие друг другу точки показаны крестиками на изображениях в *строке 2* таблицы 13. В случае описываемого макета МСТЗ, из-за имеющихся на текущем этапе развития работы конструктивных люфтов крепления камер элементы матрицы гомографии являются различными для различных видеоизображений, а потому их необходимо отдельно оценивать для каждого нового видеосюжета. Пример матрицы гомографии, рассчитанной по показанным в строке 2 точкам, приведён в *строке 3* таблицы 13.
- 4) Применение матрицы гомографии к ТПВ-изображению (функция ***warpPerspective*** пакета ***Open CV***, см. *строку 4* таблицы 13).
- 5) Кадрирование изображений обоих диапазонов по области взаимного перекрытия (*строка 5* таблицы 13).

Полученные после выполнения перечисленных выше шагов изображения являются компонентами мультиспектрального изображения. К

ним возможно применение алгоритмов комплексирования, сопоставления их информативности и т.д. [79].

3.3.2 Практические аспекты программной реализации комплексирования и визуализации мультиспектральных изображений

Программа комплексирования и отображения мультиспектральных изображений «*EVS fusier*» разработана на интерпретируемом языке программирования «*Python 3.8*» и представляет из себя объект класса *MainWindow*, наследуемого от *QWidget* модуля *QtWidgets* библиотеки *PyQt5* [79]. Используемый объектом графический интерфейс пользователя (рисунок 67) разработан в среде «Qt Designer» (файл с расширением «ui») и включает в себя следующие элементы, условно обозначенные на рисунке 67 разноцветными областями 1-8.

1) Панель взаимодействия с файлами изображений и настройки параметров комплексирования и отображения:

- кнопка «Открыть папку» и панель выбора изображения из списка хранящихся в выбранной папке (область 1);
- отображаемые при обработке видеоизображений слайдер настройки желаемой частоты кадров (область 2) и слайдер перемещения по видеоролику с кнопками паузы и продолжения воспроизведения (область 8);
- панель выбора отображаемого на экране изображения с кнопкой «Сохранить изображение» (область 3);
- виджет настройки (область 4), включающий в себя панели «Предупреждение», «Комплексирование», «Постобработка».

2) Центральный виджет отображения изображения (область 6) и его гистограммы (область 5).

3) Панель отображения результатов расчёта интегрально-мультипликативного показателя качества (область 7).

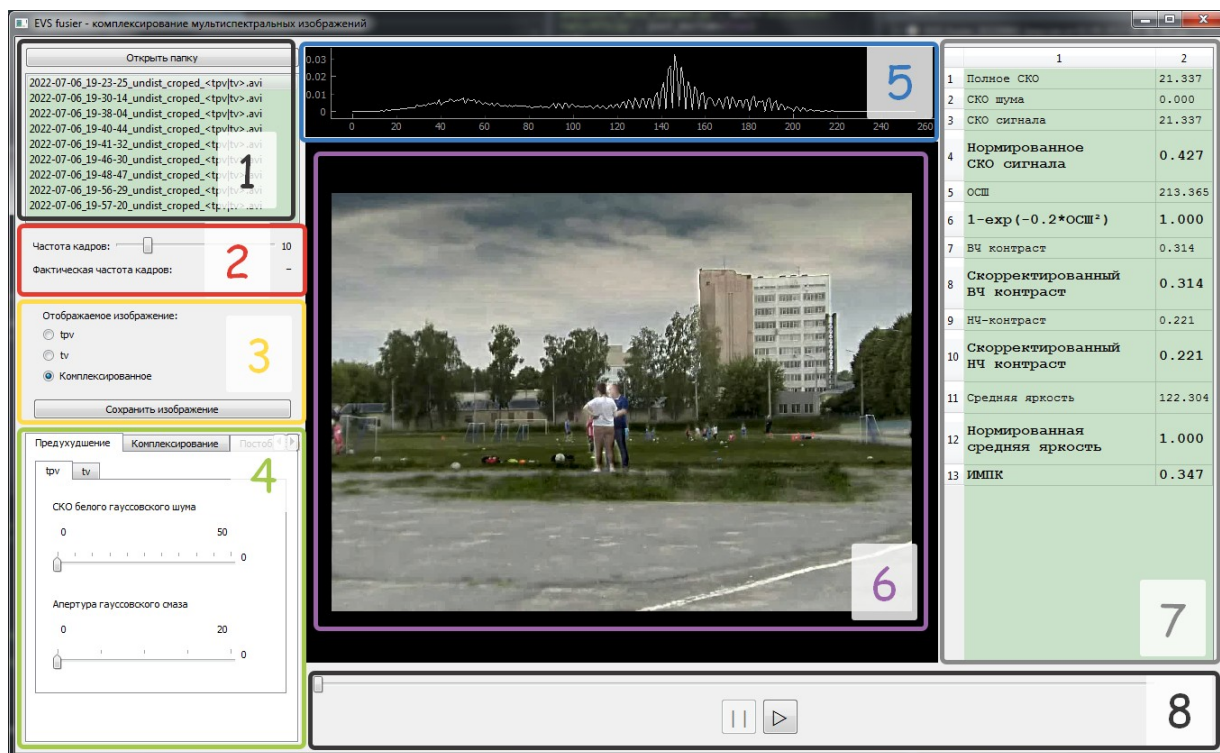


Рисунок 67 — Внешний облик окна программы «*EVS fusier*»

Работа в программе «*EVS fusier*» начинается с выбора директории на жёстком диске посредством нажатия на кнопку «Открыть папку». В папке должны быть сохранены мультиспектральные изображения в виде совокупности файлов (обычно — 2 либо 3 файла), каждый из которых должен иметь имя с названием диапазона в конце и расширением, соответствующим файлам изображений (bmp, jpeg, jpg, tif, tiff, png) либо видео (mp4, avi, mov). После указания директории на панели выбора изображения из списка будет отображён список изображений, из которых нужно выбрать интересное.

Виджет выбора «Отображаемое изображение» по принципу «один из ...» позволяет выбрать, какое изображение необходимо вывести на экран (полученное в одном из диапазонов оптического излучения либо результат комплексирования). Кнопка «Сохранить изображение» позволяет сохранить отображаемое в данный момент изображение на жёсткий диск с произвольным именем файла и расширением «bmp», «png» либо «jpeg».

Виджет настроек позволяет установить параметры имитационного моделирования работы мультиспектральной системы технического зрения. Внешний облик его вкладок показан на рисунке 68.

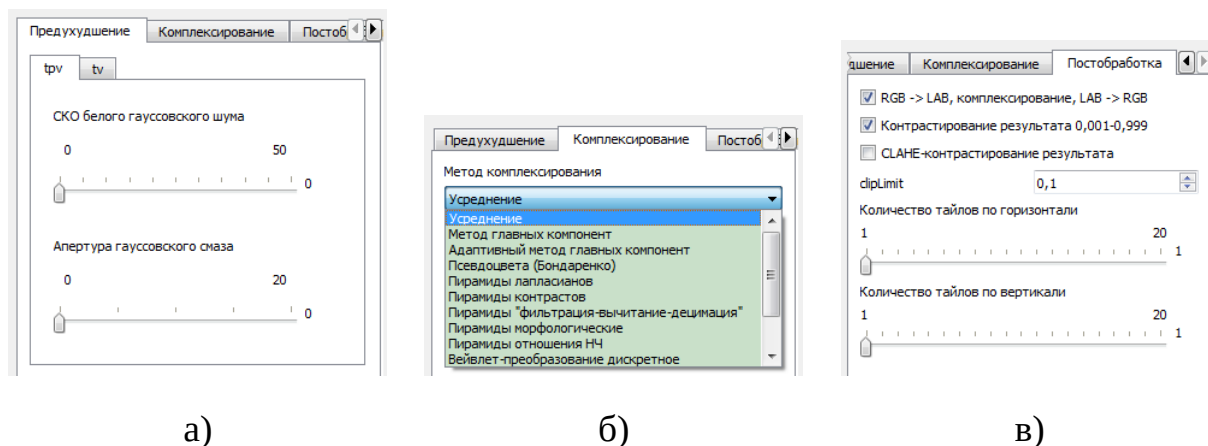


Рисунок 68 — Виджет настройки в графическом интерфейсе пользователя программы «*EV S fusier*»

Вкладка «Предухудшение» (рисунок 68, а) виджета настроек позволяет выполнять размытие исходных изображений гауссовским фильтром и зашумление их белым гауссовским шумом. Для этого на панели размещены слайдеры изменения параметра « σ » гауссовского размытия и изменения среднеквадратического отклонения аддитивного шума.

Вкладка «Комплексирование» (рисунок 68, б) виджета настроек позволяет выбрать из выпадающего списка метод комплексирования и настроить его параметры (различные — для различных методов).

Вкладка «Постобработка» (рисунок 68, в) предназначена для настройки постобработки результата комплексирования и позволяет выполнить:

- подмену сигнала цвета комплексированного изображения сигналом цвета изображения видимого диапазона;
- линейное контрастирование результата комплексирования от уровня яркости квантиля 0,001 до уровня яркости квантиля 0,999;
- CLAHE-контрастирование (contrast limited adaptive histogram equalization) [176].

Выводы по третьей главе

1. Описанные в третьей главе алгоритмы комплексирования предназначены для повышения качества и информативности результата комплексирования мультиспектральных изображений за счёт учёта качества и информативности каждого из исходных изображений, полученных в различных диапазонах оптического излучения.
2. Критерием качества в алгоритме комплексирования на основе оценки локальной дисперсии изображения (65) является локальное ОСШ, а в случае комплексирования на основе интегрально-мультипликативного показателя качества (66) — численное значение комплексной оценки качества изображения.
3. Оба метода — и на основе вычисления (65), и на основе вычисления (66) — используют метод главных компонент для максимизации дисперсии сигнальной составляющей результата комплексирования, повышая тем самым его информативность.
4. Среднее геометрическое коэффициентов улучшения ИМПК изображений, формируемых алгоритмом комплексирования (65), по сравнению с ИМПК изображений, формируемых арифметическим усреднением, составляет 3,243 раза, а по сравнению с ИМПК изображений, формируемых методом главных компонент — 2,075 раза. Среднее геометрическое коэффициента улучшения ПОСШ аналогичным образом составляет 4,136 и 3,142 раза. *Это подтверждает положение №3, выносимое на защиту.*
5. Программное обеспечение «EVS_fusier» обеспечивает комплексирование мультиспектральных изображений с использованием основных, описанных в данной работе алгоритмов — в том числе (65, 66). Разработанное программное обеспечение открывает перспективы для его модификации с целью разработки и отладки способов и алгоритмов

обработки мультиспектральных изображений с возможностью расширения на терагерцовый и ультрафиолетовый диапазоны электромагнитного излучения — в том числе комплексирования и оценки качества.

Заключение

В процессе выполнения работы автором успешно решены поставленные задачи. Получены следующие результаты.

1. Исследованы основные известные к сегодняшнему дню алгоритмы комплексирования мультиспектральных изображений. Показаны их недостатки, приводящие к ухудшению качества результата комплексирования по сравнению с результатами комплексирования другими методами либо по сравнению с изображением в одном из диапазонов оптического спектра.
2. Исследованы известные алгоритмы оценки СКО шума на изображении. Показаны общие черты алгоритмов и ограничения, существующие при безэталонной оценке статистических свойств шума натуральных изображений.
3. Разработан новый алгоритм оценки СКО шума изображения на основе локальной меры дисперсии, обеспечивающий минимальную и в 1,3...8,1 раза меньшую погрешность оценки по сравнению с известными методами.
4. Исследованы известные алгоритмы оценки качества изображений. Показаны их недостатки, ограничивающие их применимость для автоматического ранжирования изображений в МСТЗ.
5. Разработан новый интегрально-мультипликативный показатель качества цифрового полутонового изображения. Эффективность его работы доказана статистически — выигрышем в значении коэффициента ранговой корреляции Спирмена получаемых значений оценки со значениями экспертных оценок, составившим $2,4 \div 3,7$ раза в сравнении с известными методами. ИМПК предназначен для ранжирования изображений, получаемых в различных каналах МСТЗ, по численному критерию их качества и информативности с целью повышения качества и информативности результата комплексирования.
6. Предложена модификация метода главных компонент, повышающая ОСШ результата комплексирования. Выигрыш в ИМПК по сравнению с

известными методами составил $2,1 \div 3,2$ раза. ПОСШ при этом выросло в $3,1 \div 4,1$ раза.

7. Предложен новый способ комплексирования мультиспектральных изображений на основе интегрально-мультипликативного показателя качества. Продемонстрировано преимущество ранжирования изображений, полученных от различных каналов МСТЗ, по критерию их информативности. Научная новизна разработанного алгоритма подтверждена патентом на способ комплексирования [84].

8. На языке программирования Python разработано программное обеспечение, реализующее полунатурное моделирование работы известных алгоритмов комплексирования мультиспектральных изображений. Достоверность результатов исследования подтверждена в ходе полунатурных экспериментов с макетным образцом МСТЗ, включающим в себя видеокамеру, тепловизор и адаптер для их установки на штатив для видеоборудования, а также персональный компьютер с программным обеспечением синхронного захвата мультиспектрального видеоизображения с камер видимого и тепловизионного диапазонов, а также комплексирования и оценки качества.

9. Разработанное программное обеспечение открывает перспективы для его модификации с целью разработки и отладки способов и алгоритмов обработки мультиспектральных изображений с возможностью расширения на терагерцовый и ультрафиолетовый диапазоны электромагнитного излучения, в том числе комплексирования и оценки качества.

Автор выражает благодарность ведущему научному сотруднику ООО «РАСТР ТЕХНОЛОДЖИ» Бондаренко М. А. за предоставленные наборы изображений видимого и инфракрасного диапазонов для проведения сопоставительного анализа ИМПК с нормированным показателем информативности.

Автор выражает благодарность выпускнику группы 614 факультета радиотехники и телекоммуникаций РГРТУ Астаркину И. В. за изготовление с использованием 3D-печати адаптера в составе макета МСТЗ.

Список сокращений и условных обозначений

АКФ	—	автокорреляционная функция
АЧХ	—	амплитудно-частотная характеристика
БГШ	—	белый гауссовский шум
ВАК	—	Высшая аттестационная комиссия
ВЧ	—	высокочастотный (либо «высокие частоты»)
ИК	—	инфракрасный
ИМПК	—	интегрально-мультипликативный показатель качества
ИПК	—	интегральный показатель качества
НИР	—	научно-исследовательская работа
НПИ	—	нормированный показатель информативности
НЧ	—	низкочастотный (либо «низкие частоты»)
МПК	—	мультипликативный показатель качества
МСТЗ	—	мультиспектральная система технического зрения
ОСШ	—	отношение сигнал-шум
ПК	—	показатель качества
ПО	—	программное обеспечение
ПОСШ	—	пиковое отношение сигнал-шум
СКО	—	среднеквадратическое отклонение
СТЗ	—	система технического зрения
ТВ	—	телевизионный
ТПВ	—	тепловизионный
ФГУП	—	федеральное государственное унитарное предприятие
ФПРВ	—	функция плотности распределения вероятностей
ЭВМ	—	электронная вычислительная машина
API	—	application programming interface
CLANE	—	contrast limited adaptive histogram equalization
FSD	—	filter-subtract-decimate

GLVM	—	gray level variance modified	
iOS	—	iPhone operating system	
IP	—	Internet Protocol	
JPEG	—	Joint Photographic Experts Group	
LISQ	—	Lifting Scheme on Quincunx Grids	
LWIR	—	Long-wavelength infrared	
MOS	—	mean opinion score	
NFC	—	near-field communication	
NIR	—	Near-infrared	
PCA	—	principal component analysis	
SIPI	—	Signal and Image Processing Institute	
SSIM	—	structural similarity index measure	
SWIR	—	Short-wavelength infrared	
TNO	—	Toegepast Natuurwetenschappelijk Onderzoek	(от нем. [организация] «прикладных научных исследований»)
USC	—	University of Southern California	

Список литературы

1. Алпатов Б.А. Алгоритм оценки параметров геометрических преобразований изображений при мультиспектральном наблюдении / Б.А. Алпатов и В.В. Стротов // Цифровая обработка сигналов. — 2010. — №4. — С. 2-6.
2. Алпатов Б.А. Семейство многофункциональных систем обработки видеоизображений «Охотник» / Б.А. Алпатов, А.Н. Блохин, Л.Н. Костяшкин, Ю.Н. Романов и С.В. Шапка // Цифровая обработка сигналов. — 2010. — №4. — С. 44-51.
3. Антонушкина С.В. Особенности анализа и обработки информации от систем гиперспектральной съемки земной поверхности / С.В. Антонушкина, В.В. Еремеев, А.А. Макаренков и А.Э. Москвитин // Цифровая обработка сигналов. — 2010. — №4. — С. 38-43.
4. Бехтин Ю.С. Комплексирование зашумленных мультиспектральных изображений с использованием пространственно-ориентированных деревьев вейвлет-преобразования // Цифровая обработка сигналов. — 2012. — №1. — С. 27-31.
5. Богданов А.П. Оценка качества цифровых изображений / А.П. Богданов и Ю.Н. Романов // Механика, управление и информатика. — 2012. — №3. — С. 218-226.
6. Богданов А.П. Способ комплексирования цифровых полутоновых телевизионных и тепловизионных изображений: пат. №2451338 / А.П. Богданов, Л.Н. Костяшкин, А.В. Морозов и др.; патентообладатель Открытое акционерное общество «Государственный Рязанский приборный завод» (ОАО «ГРПЗ») (RU).
7. Бондаренко А. Аппаратно-программная реализация мультиспектральной системы улучшенного видения / А. Бондаренко и М. Бондаренко // Современная электроника. — 2017. — №1. — С. 32-37.

8. Бондаренко М.А. Адаптивный алгоритм выбора информативных каналов в бортовых мультиспектральных видеосистемах / М.А. Бондаренко, В.Н. Дрынкин, С.А. Набоков и Ю.В. Павлов // Программные системы и вычислительные методы. — 2017. — №1. — С. 46-52.

9. Бондаренко М.А. Оценка информативности комбинированных изображений в мультиспектральных системах технического зрения / М.А. Бондаренко и В.Н. Дрынкин // Программные системы и вычислительные методы. — 2016. — №1. — С. 64-79.

10. Бондаренко М.А. Разработка методов и алгоритмов совмещения 2D и 3D информации для авиационных систем улучшенного и синтезированного видения: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // М: Московский государственный университет имени М. В. Ломоносова. — 2016. — 131 с.

11. Бондаренко М.А. Формирование изображений в мультиспектральных видеосистемах для визуального и автоматического неразрушающего контроля / М.А. Бондаренко и А.В. Бондаренко // Успехи прикладной физики. — 2018. — С. 235-332.

12. Васильев А.С. Исследование и разработка многоспектральной оптико-электронной системы комплексирования изображений для обнаружения и мониторинга лесных пожаров // СПб.: Санкт-Петербургский национальный исследовательский университет информационных технологий, механики и оптики. — 2015. — 164 с.

13. Васильев А.С. Методы комплексирования изображений в многоспектральных оптико-электронных системах / А.С. Васильев и А.В. Трушкина // ГРАФИКОН'2016. — 2016. — С. 314-318.

14. Визильтер Ю.В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения / Ю.В. Визильтер, С.Ю. Желтов, А.В. Бондаренко, М.В. Ососков и А.В. Моржин // М: Физматкнига. — 2010. — 672 с.

15. Визильтер Ю.В. Проблемы технического зрения в современных авиационных системах / Ю.В. Визильтер и С.Ю. Желтов // Техническое зрение в системах управления мобильными объектами. — 2011. — С. 11-44.
16. Гмурман В.Е. Теория вероятностей и математическая статистика // М.: Юрайт. — 2015. — 479 с.
17. Голуб Ю.И. Оценка качества цифровых изображений // Минск: ОИПИ НАН Беларуси. — 2023. — 252 с.
18. Голуб Ю.И. Сравнительный анализ безэталонных оценок резкости цифровых изображений / Ю.И. Голуб, Ф.В. Старовойтов и В.В. Старовойтов // Доклады БГУИР. — 2019. — №7. — С. 113-120.
19. Гонсалес Р.С. Цифровая обработка изображений / Р.С. Гонсалес и Р.Е. Вудс // М: Техносфера. — 2012. — 1104 с.
20. Грузевич Ю.К. Оптико-электронные приборы ночного видения // М: ФИЗМАТЛИТ. — 2014. — 276 с.
21. Госсорг Ж. Инфракрасная термография. Основы, техника, применение: пер. с франц. — М.: Мир — 1988. — 416 с.
22. Гривачевський А.П. Підвищення інформативності мультиспектральних зображень шляхом мультимодального комплексування / А.П. Гривачевський и І.Н. Прудіус // Visnyk NTUU KPI Seriia – Radiotekhnika Radioaparatabuduvannia. — 2018. — №73. — С. 40-49.
23. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах / И.С. Грузман и В.С. Киричук // Новосибирск: НГТУ. — 2002. — 352 с.
24. Гуров В.С. Обработка изображений в авиационных системах технического зрения / В.С. Гуров, Г.Н. Колодько, Л.Н. Костяшкин и др.; под ред. Л.Н. Костяшкина и М.Б. Никифорова // М: ФИЗМАТЛИТ. — 2016. — 235 с.
25. Дрынкин В.Н. Разработка и применение многомерных цифровых фильтров // М: ФГУП «ГосНИИАС». — 2016. — 180 с.

26. Дрынкин В.Н. Формирование комбинированного изображения в двухзональной бортовой авиационно-космической системе / В.Н. Дрынкин, Э.Я. Фальков и Т.И. Царева // Механика, управление и информатика. — 2012. — №3. — С. 33-39.

27. Еремеев В.В. Статистическая оценка степени зашумленности космических изображений земной поверхности / В.В. Еремеев, В.А. Зенин и П.А. Князьков // Вестник РГРТУ. — 2008. — №2. — С. 3-7.

28. Ефимов А.И. Ввод–вывод изображений в авиационных системах технического зрения / А.И. Ефимов, Д.А. Колчаев, А.А. Логинов и др.; под ред. А.В. Воробьёва и М.Б. Никифорова // М.: ФИЗМАТЛИТ. — 2020. — 248 с.

29. Журавель И.М. Краткий курс теории обработки изображений. Оценка визуального качества цифровых изображений [Электронный ресурс] URL: <https://web.archive.org/web/20070323040306/http://matlab.exponenta.ru/imageprocess/book2/2.php> (дата обращения: 25.10.2023).

30. Злобин В.К. Обработка аэрокосмических изображений / В.К. Злобин и В.В. Еремеев // М.: ФИЗМАТЛИТ. — 2006. — 288 с.

31. Злобин В.К. Цифровая обработка и распознавание аэрокосмических изображений // Вестник РГРТА. — 2001. — №9. — С. 6-11.

32. Ивин А.А. Логика: Учебное пособие для вузов // М.: ООО «Издательство Оникс». — 2008. — 336 с.

33. Илюшкина Н. Применение новых критериев оценки качества изображений после их сжатия с потерями / Н. Илюшкина и М. Чобану // Современная электроника. — 2007. — №3. — С. 66-69.

34. Инсаров В.В. Проблемы построения систем технического зрения использующих комплексирование информационных каналов различных спектральных диапазонов / В.В. Инсаров, С.В. Тихонова и И.И. Михайлов // Информационные технологии. — 2014. — №3. — С. 1-32.

35. Кисляков А.Н. Повышение эффективности алгоритмов комплексирования цифровых многоспектральных изображений земной поверхности: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // Владимир: Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых. — 2013. — 203 с.

36. Конюхов А.Л. Критерии оценки отношения сигнал/шум в активно-импульсных телевизионно-вычислительных системах / А.Л. Конюхов, А.Г. Костевич и М.И. Курячий // Доклады ТУСУРа. — 2012. — №2. — С. 111-115.

37. Колчаев Д.И. Автоматическая настройка конвейера обработки изображений / Д.И. Колчаев, Е.Р. Муратов и М.Б. Никифоров // Информационные технологии и нанотехнологии. — 2017. — С. 624-628.

38. Колчаев Д.А. Математическое обеспечение системы динамического выбора метода улучшения изображений в реальном времени / Д.А. Колчаев, Е.Р. Муратов и М.Б. Никифоров // Известия ТулГУ. Технические науки. — 2017. — №2. — С. 83-89.

39. Костяшкин Л.Н. Проблемные аспекты системы комбинированного видения летательных аппаратов / Л.Н. Костяшкин, А.А. Логинов, М.Б. Никифоров // Известия Южного федерального университета. Технические науки. — 2013. — С. 61-65.

40. Костяшкин Л.Н. Технологии систем улучшенного / синтезированного зрения для управления летательными аппаратами / Л.Н. Костяшкин, С.И. Бабаев, А.А. Логинов и О.В. Павлов // Техническое зрение в системах управления мобильными объектами. — 2011. — С. 45-56.

41. Кудинов И.А. Калибровка видеокамер многоспектральной системы технического зрения с помощью универсального тест-объекта // Современные технологии в науке и образовании — СТНО-2020. — 2020. — Т. 5 из 10. — С. 219-222.

42. Кузин Ф.А. Кандидатская диссертация. Методы написания, правила оформления и порядок защиты // М.: «Ось-89». — 1998. — 208 с.

43. Лапшенков Е.М. Неэталонная оценка уровня шума цифрового изображения на основе гармонического анализа // Компьютерная оптика. — 2012. — №3. — С. 439-447.

44. Ллойд Дж. Системы тепловидения // М: Мир. — 1978. — 417 с.

45. Майгурова Н.И. Сравнительный анализ датчиков регистрации физических возмущений окружающей среды / Н.И. Майгурова, И.Н. Назаренко, Г.Л. Федий // Всестороннее обеспечение войск (сил). — 2017. — №1. — С. 118-130.

46. Матвеев Д.В. Оценка качества цифровых изображений и видеоданных: учебно-методическое пособие / Д.В. Матвеев, А.Г. Седов, В.В. Хрящев и А.Л. Приоров // Ярославль: Яросл. гос. ун-т им. П. Г. Демидова. — 2018. — 76 с.

47. Михеев С.М. Комплексирование изображений разных диапазонов спектра в многоканальных системах наблюдения: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // М.: Московский авиационный институт. — 2011. — 112 с.

48. Мониц Ю.И. Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю.И. Мониц и В.В. Старовойтов // Искусственный интеллект. — 2008. — №4. — С. 376-386.

49. Москвитин А.Э. Методы и алгоритмы комплексирования видеоинформации от различных систем космического наблюдения Земли: диссертация на соискание учёной степени доктора технических наук // Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина. — 2021. — 273 с.

50. Москвитин А.Э. Технологии и алгоритмы повышения качества изображений земной поверхности на основе комплексирования спектрально-зональной видеоинформации: диссертация на соискание учёной

степени кандидата технических наук // Рязань: Рязанская государственная радиотехническая академия. — 2003. — 130 с.

51. Ненахов И.С. Неэталонная оценка качества телевизионных изображений на основе локальных бинарных шаблонов и алгоритмов машинного обучения: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // Ярославль: Ярославский государственный университет им. П.Г. Демидова. — 2016. — 132 с.

52. Неретина В.В. Алгоритм вычисления цветовых характеристик полутонового комплексированного многоспектрального изображения на основе кластеризации изображения-эталона / В.В. Неретина, В.Н. Ефанов // Информационно-управляющие системы. — 2017. — № 6 — С. 15-23.

53. Никитин О.Р. Комплексирование многоспектральных изображений с использованием методов морфологического анализа и цветового кодирования / О.Р. Никитин и А.Н. Кисляков // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. — 2012. — №4. — С. 52-57.

54. Никитин О.Р. Повышение эффективности использования информации при комплексировании цифровых многоспектральных изображений / О.Р. Никитин и А.Н. Кисляков // Радиотехнические и телекоммуникационные системы. — 2014. — №2. — С. 50-56.

55. Никишин Ю.А. Разработка и исследование методов геометрической коррекции и фотограмметрической обработки материалов воздушной нестабилизированной гиперспектральной съемки: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // Москва: Московский государственный университет геодезии и картографии. — 2011. — 135 с.

56. Никоноров А.В. Теоретические основы восстановления цветных и мультиспектральных изображений на основе идентификации модели дихроматического отражения: диссертация на соискание учёной степени доктора технических наук // Самара: Самарский государственный аэрокосмический университет имени академика С.П. Королева

(национальный исследовательский университет); Институт систем обработки изображений Российской академии наук. — 2015. — 312 с.

57. Новиков А.И. Метод оценки уровня шума цифрового изображения / А.И. Новиков и А.В. Пронькин // Компьютерная оптика. — 2021. — №45. — С. 713-720.

58. Новиков А.И. Модели и методы совмещения 2D и 3D изображений в системах технического зрения авиационного применения: диссертация на соискание учёной степени доктора технических наук // Пенза: Пензенский государственный университет. — 2018. — 317 с.

59. Приоров А.Л. Неэталонная оценка качества JPEG изображений / А.Л. Приоров, Е.Ю. Саутов и В.В. Хрящев // Цифровая обработка сигналов. — 2007. — №3. — С. 15-19.

60. Приоров А.Л. Разработка и анализ алгоритма неэталонной оценки качества изображений на основе локальных бинарных шаблонов / А.Л. Приоров, И.С. Ненахов и В.В. Хрящев // Успехи современной радиоэлектроники. — 2016. — №7. — С. 46-52.

61. Прохоренок Н.А. Python 3 и PyQt 5. Разработка приложений / Н.А. Прохоренок и В.А. Дронов // СПб.: БХВ-Петербург. — 2018. — 832 с.

62. Прэтт У. Цифровая обработка изображений // М: Мир — В 2-х томах. — 1982. — 312 и 480 с.

63. Розенфельд А. Распознавание и обработка изображений с помощью вычислительных машин // М: Мир — 1972. — 230 с.

64. Рубис А.Ю. Алгоритм комплексирования изображений на основе диффузной морфологии / А.Ю. Рубис, Ю.В. Визильтер, В.С. Горбачевич и О.В. Выголов // Техническое зрение в системах управления - 2015. — 2015. — С. 112-113.

65. Рубис А.Ю. Морфологическое комплексирование изображений различных спектральных диапазонов / А.Ю. Рубис, О.В. Выголов и

Ю.В. Визильтер // Техническое зрение в системах управления 2011. — 2012. — №2. — С. 143-148.

66. Светелкин П.Н. Алгоритмическое обеспечение систем комплексирования изображений от многоматричных сканирующих устройств: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // Рязань: Рязанский государственный радиотехнический университет. — 2009. — 129 с.

67. Сконников П.Н. Алгоритмы комплексирования изображений различных спектральных диапазонов в телевизионных системах улучшенного видения для поисково-спасательных работ: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // Рязань: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В. Ф. Уткина». — 2022. — 162 с.

68. Смагин М.С. Разработка методики синтеза структуры вычислительных устройств слияния изображений: диссертация на соискание учёной степени кандидата технических наук // М: Московский институт Радиотехники, Электроники и Автоматики (Технический Университет) — 2008. — 198 с.

69. Сойфер В.А. Введение в цифровую обработку сигналов и изображений: критерии качества изображений и погрешности их представления / В.А. Сойфер, В.В. Сергеев, С.Б. Попов, В.В. Мясников и А.В. Чернов // Самара: Издательство Самарского государственного аэрокосмического университета. — 2006. — 36 с.

70. Старовойтов В.В. Сравнительный анализ безэталонных мер оценки качества цифровых изображений / В.В. Старовойтов и Ф.В. Старовойтов // Системный анализ и прикладная информатика. — 2017. — №1. — С. 24-32.

71. Старовойтов Ф.В. Параметры кривой распределения локальных оценок как меры качества изображений / Ф.В. Старовойтов и

В.В. Старовойтов // Системный анализ и прикладная информатика. — 2018. — №3. — С. 26-41.

72. Сычев А.С. Безэталонный интегрально-мультипликативный показатель качества цифровых полутоновых изображений / А.С. Сычев и И.С. Холопов // Цифровая обработка сигналов. — 2018. — №3. — С. 51-57.

73. Сычев А.С. Библиотека функций оптимизации вектора параметров нелинейной функции / А.С. Сычев и А.В. Сафонова // Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022666896.

74. Сычев А.С. Исследование соответствия интегрально-мультипликативного показателя качества цифровых изображений экспертным оценкам качества и информативности цифровых изображений // Цифровая обработка сигналов. — 2023. — №4. — С. 47-52.

75. Сычев А.С. Исследование эффективности алгоритмов комплексирования зашумлённых мультиспектральных изображений на базе алгоритмов кратномасштабного разложения / А.С. Сычев и И.С. Холопов // GraphiCon. — 2022. — С. 462-469.

76. Сычев А.С. Комплексирование изображений на основе метода главных компонент и локальной оценки мощности // III Международный научно-технический форум СТНО-2020. Сборник трудов. — 2020. — С. 31-36.

77. Сычев А.С. Комплексирование изображений по методу главных компонент с адаптацией к мощности шума / А.С. Сычев и И.С. Холопов // Вестник РГРТУ. — 2020. — №71. — С. 3-14.

78. Сычев А.С. Методы комплексирования изображений на основе кратномасштабного разложения // V Международный научно-технический форум СТНО-2022. Сборник трудов. — 2022. — Т. 1 из 10. — С. 48-53.

79. Сычев А.С. Полунатурный макет мультиспектральной системы технического зрения // Современные технологии в науке и образовании — СТНО-2023. — 2023. — Т. 1 из 10. — С. 99-103.

80. Сычев А.С. Программа синхронного захвата мультиспектрального видеоизображения с камер видимого и тепловизионного диапазонов / А.С. Сычев, Т.С. Кислицына // свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2022666897.

81. Сычев А.С. Разработка безэталонного интегрально-мультипликативного показателя качества цифровых изображений // Современные технологии в науке и образовании — СТНО-2018. — 2018. — Т. 4 из 10. — С. 85-91.

82. Сычёв А.С. Разработка безэталонного показателя качества цифровых полутоновых изображений // VI научно-практическая конференция молодых учёных и специалистов АО «ГРПЗ». — 2019. — С. 37-48.

83. Сычев А.С. Реализация численных методов оптимизации параметров нелинейной функции на языке программирования Python // IV Международный научно-технический форум СТНО-2021. Сборник трудов. — 2021. — С. 73-79.

84. Сычев А.С. Способ комплексирования цифровых полутоновых изображений нескольких диапазонов оптического спектра / А.С. Сычев и И.С. Холопов: пат. № RU 2775592 // патентообладатель ФГБОУ ВО «РГРТУ имени В.Ф. Уткина».

85. Сычев А.С. Сравнительный анализ двух алгоритмов комплексирования цифровых полутоновых изображений с применением безэталонного показателя качества // Современные технологии в науке и образовании — СТНО-2019. — 2019. — Т. 1 из 10. — С. 78-83.

86. Сычев А.С. Сравнительный анализ методик оценки мощности шума на цифровом изображении / А.С. Сычев и И.С. Холопов // VII Международная конференция и молодёжная школа «Информационные технологии и нанотехнологии» (ИТНТ-2021). — 2021. — С. 020392.

87. Тарасов В.В. Двух- и многодиапазонные оптико-электронные системы с матричными приёмниками излучения / В.В. Тарасов и Ю.Г. Якушенков // М: Логос — 2007. — 192 с.

88. Тикменов В.Н. Способ комплексирования двух цифровых полутоновых изображений: пат. №2667800 / В.Н. Тикменов, С.В. Купцов, И.А. Козлитин и А.П. Федотов; патентообладатель Открытое акционерное общество «Государственный Рязанский приборный завод» (ОАО «ГРПЗ») (RU).

89. Тимофеев Ю.М. Основы теоретической атмосферной оптики / Ю.М. Тимофеев и А.В. Васильев // СПб: Санкт-Петербургский государственный университет — 2007. — 152 с.

90. Титов Д.В. Разработка и исследование методов, алгоритмов и технических средств обработки спектрально-зональных изображений: диссертация на соискание учёной степени доктора технических наук // Курск: Юго-западный государственный университет. — 2018. — 335 с.

91. Травникова Н.П. Эффективность визуального поиска // М: Машиностроение — 1985. — 128 с.

92. Фотоника. Научно-производственная компания. Электронные компоненты. Каталог продукции. [Электронный ресурс] URL: <http://www.npk-photonica.ru/content/products/catalog> (дата обращения: 25.04.2019).

93. Хрящев Д.А. Об одном методе анализа цифрового изображения с применением гистограмм // Вестник АГТУ. Сер.: Управление, вычислительная техника и информатика. — 2010. — №1. — С. 109-113.

94. Хрящев Д.А. Предварительная обработка и анализ цифровых изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности // Астрахань: Астраханский государственный технический университет. — 2014. — 114 с.

95. Цыцулин А.К. Твердотельные телекамеры: накопление качества информации / А.К. Цыцулин, Д.Ю. Адамов, А.А. Манцветов и И.А. Зубакин // СПб.: Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ». — 2014. — 234 с.

96. Шипко В.В. Алгоритм комплексирования двух разносектральных изображений на основе цветового синтеза // Цифровая обработка сигналов. — 2017. — №3. — С. 33-39.

97. Шипко В.В. Метод комплексирования многосектральных изображений на основе переноса градиентов // Цифровая обработка сигналов. — 2019. — №3. — С. 3-9.

98. Ярославский Л.П. Введение в цифровую обработку изображений // М.: Сов. радио. — 1979. — 312 с.

99. About - OpenCV [Электронный ресурс] URL: <https://opencv.org/about/> (дата обращения: 13.03.2023).

100. Aja-Fernández S. Automatic noise estimation in images using local statistics. Additive and multiplicative cases / S. Aja-Fernández, and G. Vegas-Sánchez-Ferrero // Image and Vision Computing. — 2009. — vol. 27. — P. 756-770.

101. Aja-Fernández S. Noise and Signal Estimation in Magnitude MRI and Rician Distributed Images: A LMMSE Approach / S. Aja-Fernández, and C. Alberola-López // IEEE Transactions on Image Processing. — 2008. — №8. — P. 1383-1398.

102. Al-bandawi H. Image Quality Assessment using Benford's Law and Natural Scene Statistics // Victoria: La Trobe University. — 2020. — 139 p.

103. Alparone L. Remote Sensing Image Fusion / L. Alparone, and B. Aiazzi; ed. by C.H. Chen // Boca Raton: Taylor & Francis Group, LLC. — 2015. — 299 p.

104. Azarang A. Image Fusion in Remote Sensing: Conventional and Deep Learning Approaches / A. Azarang, and N. Kehtarnavaz; ed. by A.C. Bovik // Morgan & Claypool. — 2021. — 81 p.

105. Azarang A. Multi-objective deep learning for image fusion in remote sensing // The University of Texas. — 2021. — 119 p.
106. Barten P.G.J. Contrast sensitivity of the human eye and its effects on image quality // Kneegsel: HV Press. — 1999. — 210 p.
107. Begin I. Camera-Independent Learning and Image Quality Assessment for Super-Resolution // Montreal: McGill University. — 2007. — 175 p.
108. Bloch I. Information Fusion in Signal and Image Processing: Major Probabilistic and Non-Probabilistic Numerical Approaches; ed. by I. Bloch // London: ISTE LTD. — 2008. — 295 p.
109. Blum R. Multi-Sensor Image Fusion and Its Applications; ed. by R.S. Blum, and Z. Liu // Boca Raton, FL: Taylor & Francis Group, LLC. — 2006. — 499 p.
110. Burt P.J. Enhanced Image Capture Through Fusion / P.J. Burt, and R.J. Kolczynski // Fourth International Conference. — 1993. — P. 173-182.
111. Burt P.J. Merging Images Through Pattern Decomposition / P.J. Burt, E.H. Adelson // SPIE Vol. 575 Applications of Digital Image Processing VIII (1985). — P. 173-181.
112. Burt P.J. The Laplacian Pyramid as a Compact Image Code / P.J. Burt, and E.H. Adelson // IEEE Transactions on Communications. — 1983. — P. 532-540.
113. Cao Y. Spatially Adaptive Column Fixed-Pattern Noise Correction in Infrared Imaging System Using 1D Horizontal Differential Statistics / Y. Cao, and Z. He // IEEE Photonics Journal. — 2017. — №5. — P. 1-13.
114. Chang N.B. Multisensor Data Fusion and Machine Learning for Environmental Remote Sensing / N.B. Chang, and K. Bai // Boca Raton: Taylor & Francis Group, LLC. — 2018. — 508 p.
115. Chaudhuri S. Hyperspectral Image Fusion / S. Chaudhuri, and K. Kotwal // NY: Springer-Verlag GmbH. — 2013. — 191 p.

116. Donoho D.L. De-Noising by Soft-Thresholding // IEEE Transactions on Information Theory. — 1995. — №3. — P. 613-627.
117. Ellmauthaler A. Multiscale image fusion // Andreas Ellmauthaler: Dezembro. — 2013. — 161 p.
118. Ghosh S.S. Individual Recognition from Low Quality and Occluded Images and Videos Using GAN // Queen's University Belfast. — 2021. — 141 p.
119. GitHub - pui-nantheera / pixel-based-fusion. [Электронный ресурс] URL: <https://github.com/pui-nantheera/pixel-based-fusion> (дата обращения: 17.02.2023).
120. Hall D.L. Handbook of multiresolution data fusion; ed. by D.L. Hall, and J. Llinas // Boca Raton: CRC Press. — 2001. — 541 p.
121. image fusion toolbox. [Электронный ресурс] URL: <http://metapix.de/download.htm> (дата обращения: 17.02.2023).
122. Jähne B. Digital Image Processing // Berlin: Springer. — 2005. — 639 p.
123. Jobson D.J. A Multiscale Retinex for Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes / D.J. Jobson, and Z. Rahman // IEEE transactions on image processing. — 1997. — Vol. 6. — P. 965-976.
124. Jobson D.J. Properties and Performance of a Center/Surround Retinex / D.J. Jobson, and Z. Rahman // IEEE Transactions on Image Processing. — 1997. — №3. — P. 451-462.
125. Joshi M.V. Multi-Resolution Image Fusion in Remote Sensing / M.V. Joshi, and K.P. Upla // Cambridge: CAMBRIDGE. — 2019. — 234 p.
126. Kaba E. Soil Classification with spaceborn multi-temporal hyperspectral imagery using spectral unmixing and image fusion // ADDR: Middle East Technical University. — 2023. — 93 p.
127. Keelan B.W. Handbook of Image Quality. Characterization and Prediction // New York, Basel: Marcel Dekker, Inc.. — 2002. — 516 p.

128. Klein L.A. Sensor and Data Fusion: A Tool for Information Assessment and Decision Making // Bellingham, Washington: SPIE. — 2004. — 306 p.
129. Klein L.A. Sensor and Data Fusion: A Tool for Information Assessment and Decision Making // Bellingham, Washington: SPIE. — 2012. — 474 p.
130. Kundu D. Perceptual quality evaluation of synthetic pictures distorted by compression and transmission / D. Kundu, and L.K. Choi // Signal Processing: Image Communication. — 2018. — Vol. 61. — P. 54-72.
131. Kuntner-Hannes C. Image Fusion in Preclinical Applications; ed. by C. Kuntner-Hannes, and Y. Haemisch // Cham: Springer. — 2019. — 209 p.
132. Kuras A.K. Airborne hyperspectral imaging for multisensor data fusion // Norwegian University of Life Sciences. — 2022. — 42 p.
133. Laboratory for Image & Video Engineering - The University of Texas at Austin [Электронный ресурс] URL: <https://live.ece.utexas.edu/research/quality/subjective.htm> (дата обращения: 10.03.2023).
134. Li H. Multisensor Image Fusion Using the Wavelet Transform / H. Li, and B.S. Manjunath // Graphical models and image processing. — 1995. — №3. — P. 235-245.
135. Liggins M.E. Handbook of Multisensor Data Fusion: Theory and Practice; ed. by M.E. Liggins, D.L. Hall, and J. Llinas // Boca Raton: CRC Press. — 2009. — 849 p.
136. Marzullo P. From Basic Cardiac Imaging to Image Fusion: Core Competencies Versus Technological Progress; ed. by P. Marzullo, and G. Mariani // Milan: Springer. — 2013. — 134 p.
137. Mezouar M.C. Image fusion in satellite remote sensing // L'universite de Sidi Bel-Abbes. — 2013. — 177 p.
138. Michelson A.A. Studies in Optics // Chicago, Illinois: The University of Chicago. — 1927. — 176 p.

139. Mitchell H.B. Image Fusion: Theories, Techniques and Applications // Heidelberg: Springer-Verlag GmbH. — 2010. — 247 p.
140. Nikolay Ponomarenko homepage - TID2013 [Электронный ресурс] URL: <https://www.ponomarenko.info/tid2013.htm> (дата обращения: 10.03.2023).
141. Pertuz S. Analysis of focus measure operators for shape-from-focus / S. Pertuz, and D. Puig // Pattern Recognition. — 2013. — №5. — P. 1415-1432.
142. Pohl C. Remote Sensing Image Fusion: A Practical Guide / C. Pohl, and J. Genderen // Boca Raton: Taylor & Francis Group, LLC. — 2017. — 253 p.
143. Piella G. A new quality metric for image fusion / G. Piella, and H. Heijmans // Proceedings 2003 International Conference on Image Processing. — 2003. (DOI: 10.1109/ICIP.2003.1247209)
144. Ponomarenko N. Image database TID2013: Peculiarities, results and perspectives / N. Ponomarenko, and L. Jin // Signal Processing: Image Communication. — 2015. — Vol. 30. — P. 57-77.
145. PyQt5 · PyPI [Электронный ресурс] URL: <https://pypi.org/project/PyQt5/> (дата обращения: 13.02.2023).
146. Ratliff F. Spatial and Temporal Aspects of Retinal Interaction / F. Ratliff, and H.K. Hartline // Journal of the optical society of America. — 1963. — №1. — P. 110-120.
147. Rockinger O. Image Sequence Fusion Using a Shift-Invariant Wavelet Transform // Proceedings of International Conference on Image Processing. — 26-29 October 1997. — P. 288-291.
148. Rockinger O. Pixel-Level Image Fusion: The Case of Image Sequences / O. Rockinger, and T. Fechner // Part of the SPIE Conference on Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VII. — 1998. — P. 378-388.
149. Ruderman D.L. The statistics of natural images // Network: Computation in Neural Systems. — 1994. — №5. — P. 517-548.
150. Sadhasivam S.K. Implementation of Max Principle with PCA in Image Fusion for Surveillance and Navigation Application / S.K. Sadhasivam, and

M.B. Keerthivasan // Electronic Letters on Computer Vision and Image Analysis. — 2011. — №10(1). — P. 1-10.

151. Sheikh H.R. A Statistical Evaluation of Recent Full Reference Image Quality Assessment Algorithms / H.R. Sheikh, and M.F. Sabir // IEEE Transactions in Image Processing. — 2006. — №11. — P. 3441-3452.

152. SIPI Image Database - misc [Электронный ресурс] URL: <https://sipi.usc.edu/database/database.php?volume=misc> (дата обращения: 05.07.2023).

153. Stathaki T. Image Fusion Algorithms and Applications; ed. by T. Stathaki // Amsterdam: Elsevier Ltd.. — 2008. — 500 p.

154. Sweldens W. The Lifting Scheme: A Custom-Design Construction of Biorthogonal Wavelets // Applied and Computational Harmonic Analysis. — 1996. — №3. — P. 186-200.

155. Sychev A.S. Comparative analysis of image noise estimation methods / A.S. Sychev, and I.S. Kholopov // 2021 International Conference on Information Technology and Nanotechnology (ITNT). — 2021. — P. 1-7.

156. Sychev A.S. Image Fusion Based on Principle Component Analysis and Modified Gray-level Variance / A.S. Sychev, and I.S. Kholopov // 2020 9th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO). — 2020. — P. 1-4.

157. Sychev A.S. Nonlinear function parameters optimization implementation by Python programming language // 2021 10th Mediterranean Conference on Embedded Computing (MECO). — 2021. — P. 246-249.

158. Tai Y. Single image defocus map estimation using local contrast prior / Y. Tai, and M.S. Brown // 2009 16th IEEE International Conference on Image Processing (ICIP). — 2009. — P. 1797-1800.

159. TAMPERE17 noise-free image database [Электронный ресурс] URL: <https://webpages.tuni.fi/imaging/tampere17/> (дата обращения: 10.03.2023).

160. Taylor J.H. Atmospheric Transmission in the Infrared / J.H. Taylor, and H.W. Yates // Journal of the Optical Society of America. — 1957. — №3. — P. 223-226.
161. The Ultimate Infrared Handbook for R&D Professionals [Электронный ресурс] URL: <https://www.flir.com/discover/rd-science/the-ultimate-infrared-handbook-for-rnd-professionals/> (дата обращения: 14.02.2019).
162. Thong J.T.L. Single-Image Signal-to-Noise Ratio Estimation / J.T.L. Thong, and K.S. Sim // Scanning. — 2001. — Vol. 23, iss. 5. — P. 328-336.
163. TNO Image Fusion Dataset [Электронный ресурс] URL: https://figshare.com/articles/TNO_Image_Fusion_Dataset/1008029 (дата обращения: 14.02.2019).
164. Toet A. Image fusion by a ratio of low-pass pyramid // Pattern Recognition Letters. — 1989. — №9. — P. 245-253.
165. Tusa Jumbo E.A. Fusion of 3D point clouds and hyperspectral data for the extraction of geometric and radiometric features of trees // Université Grenoble Alpes. — 2016. — 141 p.
166. Ursani A.A. Multilevel fusion for classification of very high resolution remote sensing images // L'institut National des Sciences Appliquees. — 2010. — 136 p.
167. Vivek M. Pattern Selective Image Fusion for Multi-focus Image Reconstruction / V. Maik, and J. Shin // Computer Analysis of Images and Patterns, 11th International Conference, Versailles, France, September 5-8, 2005. — P. 677-684.
168. Wang Z. Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity / Z. Wang, and A.C. Bovik // IEEE transactions on image processing. — 2004. — №4. — P. 600-612.
169. Wavelets in Signal and Image Analysis; ed. by A.A. Petrosian, and F.G. Meyer // Springer Netherlands. — 2001. — 543 p.

170. Wayback Machine. [Электронный ресурс] URL: <https://web.archive.org/web/20070610150433/http://www.metapix.de/download.htm> (дата обращения: 31.01.2024).
171. Xiao G. Image Fusion / G. Xiao, and D.P. Bavisetti // Singapore: Springer Nature Singapore Pte Ltd. and Shanghai Jiao Tong University Press. — 2020. — 404 p.
172. Zeeuw P.M. Probability, Networks and Algorithms. A toolbox for the lifting scheme on quincunx grids (LISQ). Report PNA-R0224 // Centrum voor Wiskunde en Informatica — Amsterdam — 2002. — 23 p.
173. Zhang W. Visual Saliency in Image Quality Assessment // Cardiff: Cardiff Universities School of Computer Science and Informatics. — 2017. — 146 p.
174. Zhang Y. Handbook of Image Engineering // Beijing: Tsinghua University. — 2021. — 1967 p.
175. Zhang Z. Region-based image fusion scheme for concealed weapon detection / Zhong Zhang and Rick S. Blum. — 2003.
176. Zuiderveld K. Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization // Graphics Gems IV. — 1994. — P. 474-485.

Список иллюстративного материала

Рисунки

Рисунок 1 — Деление диапазона оптического электромагнитного излучения на поддиапазоны в зависимости от частоты или длины волны

Рисунок 2 — Зависимость коэффициента пропускания атмосферы от длины волны оптического излучения на трассе длиной 1,852 км при толщине слоя осаждённой воды 17 мм, метеорологической дальности, равной 20 км, и длине волны — 0,6 мкм [21]

Рисунок 3 — Зависимость удельной мощности собственного излучения абсолютно чёрного тела от длины волны при различной температуре

Рисунок 4 — Спектральная плотность светимости ночного неба

Рисунок 5 — Кривые видности дневного и темнового зрения глаза человека и зависимости от длины волны относительной спектральной чувствительности рецепторов L-, M- и S-типа (колбочек)

Рисунок 6 — Спектральная плотность солнечного излучения на поверхности атмосферы и на поверхности Земли, а также аппроксимация спектральной интенсивности солнечного излучения функцией (2)

Рисунок 7 — АЧХ фотоприёмников различных спектральных поддиапазонов инфракрасного излучения

Рисунок 8 — Слияние на уровне пикселей (а) и на уровне признаков (б)

Рисунок 9 — Демонстрация принципа расчёта локальных бинарных шаблонов

Рисунок 10 — Примеры исходных изображений сцены в трёх каналах МСТЗ и результата комплексирования, полученного объединением изображений, оценки качества которых превысили порог

Рисунок 11 — Легенда обозначений на схемах текущего раздела

Рисунок 12 — Комплексирование «фильтрация-вычитание-децимация» (FSD — англ. «filter-subtract-decimate»)

Рисунок 13 — Одна итерация комплексирования с использованием пирамид Лапласа

Рисунок 14 — Результат комплексирования изображения «Karpein_1123» методом «фильтрация-вычитание-децимация» (а) и с использованием пирамид Лапласа (б)

Рисунок 15 — Одна итерация комплексирования с использованием морфологических пирамид

Рисунок 16 — Результат комплексирования изображений методом морфологических пирамид на 5 уровнях разложения с маской фильтра размером и на 8 уровнях с маской фильтра

Рисунок 17 — Одна итерация комплексирования с использованием пирамид контрастов

Рисунок 18 — Одна итерация комплексирования с использованием отношений низкочастотных пирамид

Рисунок 19 — Результаты комплексирования изображений на 5 уровнях разложения и с апертурой маски размером методом контрастных пирамид (а) и методом отношений НЧ-пирамид (б)

Рисунок 20 — Одна итерация комплексирования с использованием пирамид градиентов

Рисунок 21 — Одна итерация комплексирования с использованием дискретного вейвлет-преобразования

Рисунок 22 — Одна итерация комплексирования с использованием инвариантного к сдвигу преобразования

Рисунок 23 — Тестовое изображение «Лена» (а), его зашумлённая копия (б), фрагменты этих изображений из левого верхнего угла (в и г соответственно)

Рисунок 24 — Амплитудный спектр изображения (а, б — для эталонного и зашумлённого изображений); гистограмма амплитуд гармоник (в, г — для эталонного и зашумлённого изображений)

Рисунок 25 — Автокорреляционная функция изображения (рисунок 23, а): (а, в, д, ж) и его зашумлённой копии (рисунок 23, б): (б, г, е, з) и её аппроксимации (36): (а-б), (37): (в-г), (38): (д-е), (39): (ж-з)

Рисунок 26 — Значения среднеквадратического отклонения яркости блоков изображения с рисунка 23 (а и б соответственно)

Рисунок 27 — Исходное изображение (а), его локальное СКО (б), аппроксимация распределения значений локального СКО различными функциями (в, в легенде графика указаны значения критерия согласия)

Рисунок 28 — Распределения значений критерия согласия оценок параметров распределения локального СКО яркости изображений

Рисунок 29 — Локальное СКО ВЧ компоненты (46) изображения и его зашумлённой копии с рисунка 23 (а, б), гистограмма и аппроксимация ФПРВ, а также оценка СКО шума (49) (в, г)

Рисунок 30 — Высокочастотная компонента изображений с рисунка 23 (а, б) (50), функция плотности распределения вероятностей значений яркости высокочастотной компоненты (в, г), функция распределения значений яркости высокочастотной компоненты (д, е)

Рисунок 31 — Вид масок свёртки в соответствии с (52) [57] при $k=3$

Рисунок 32 — Зависимость значения истинного СКО шума изображения «Лена» размером от СКО выборки нормального распределения, используемой в качестве модели аддитивного БГШ

Рисунок 33 — Зависимости оценки СКО шума путём аппроксимации автокорреляционной функции изображения от СКО аддитивного белого гауссовского шума: а — (36), б — (37), в — (38), г — (39)

Рисунок 34 — Зависимости оценки СКО шума изображения различными алгоритмами от СКО аддитивного белого гауссовского шума: а — (34), б — (51), в — (53), г — (54)

Рисунок 35 — Зависимости оценки СКО шума изображения разработанными в диссертации методами от СКО аддитивного белого гауссовского шума: а — (40), б — (49)

Рисунок 36 — Столбчатая диаграмма времени вычислений оценки СКО шума различными методами

Рисунок 37 — Графики зависимостей взаимного соответствия оценок СКО шума, выполняемых различными методами

Рисунок 38 — Графики зависимостей взаимного соответствия оценок СКО шума, выполняемых различными методами

Рисунок 39 — Фрагменты изображений белого гауссовского шума с математическим ожиданием 128 и среднеквадратическим отклонением 0 (а), 10 (б), 20 (в), 30 (г)

Рисунок 40 — Изображения «Лена» размером с наложенным на них БГШ со среднеквадратическим отклонением: 0 (а), 10 (б), 20 (в), 30 (г)

Рисунок 41 — Фрагменты представленных на рисунке 40 изображений «Лена» с наложенным на них БГШ со среднеквадратическим отклонением: 0 (а), 10 (б), 20 (в), 30 (г)

Рисунок 42 — а) малоинформативное изображение [163], б) гистограмма изображения и её аппроксимация нормальным распределением с математическим ожиданием μ и СКО σ

Рисунок 43 — График зависимости $w(q)$ (59), учитывающей влияние шума на качество изображения

Рисунок 44 — Изображение «Лена» с наложенным на него белым гауссовским шумом со среднеквадратическим отклонением (рисунок 40, в) и гамма-коррекцией при $\gamma=0,32$

Рисунок 45 — Эталонные изображения из датасета TID2013 [140]

Рисунок 46 — Изображение №21 (рисунок 45, х), искажённое с использованием 24 различных алгоритмов

Рисунок 47 — Соответствие значений интегрального (а), мультипликативного (б) и интегрально-мультипликативного (в) показателей качества значениям математического ожидания экспертных оценок

Рисунок 48 — Мультиспектральное изображение в видимом (а), NIR (б) и LWIR (в) диапазонах, а также распределение яркости вдоль 203 строки изображения в каждом диапазоне

Рисунок 49 — Локальное СКО комплексируемого мультиспектрального изображения в видимом (а), ближнем инфракрасном (б) и тепловизионном (в) диапазонах, а также распределение локального СКО яркости вдоль одной строки изображения в каждом диапазоне

Рисунок 50 — Гистограмма локального СКО комплексируемого мультиспектрального изображения в видимом (а), ближнем инфракрасном (б) и тепловизионном (в) диапазонах

Рисунок 51 — Результат комплексирования изображений с рисунка 48: методом арифметического усреднения (а), методом главных компонент (б), модифицированным методом главных компонент (в)

Рисунок 52 — Локальное СКО результата комплексирования изображений с рисунка 48: методом арифметического усреднения (а), методом главных компонент (б), модифицированным методом главных компонент (в)

Рисунок 53 — Гистограмма локального СКО результатов комплексирования мультиспектрального изображения арифметическим усреднением (а), методом главных компонент (б) и модифицированным методом главных компонент (в)

Рисунок 54 — Зависимость значений ИМПК изображения (65) от значений ИМПК изображений, полученных арифметическим усреднением исходных и методом главных компонент

Рисунок 55 — Зависимость ПОСШ изображения (65) от ПОСШ изображений, полученных конкурентными методами

Рисунок 56 — Изображения трёх диапазонов оптического излучения: видимого (а), коротковолнового инфракрасного (б), тепловизионного (в)

Рисунок 57 — Контрасты яркости блоков (а-в), исправленные к значению шума контрасты (г-е) и гистограммы (ж-и) обеих выборок: исходных контрастов (серая кривая) и исправленных (чёрная кривая)

Рисунок 58 — Математические ожидания яркости блоков изображения размером контрасты математического ожидания между блоками (г-е), гистограммы контрастов (ж-и)

Рисунок 59 — Низкочастотные (а-в) и высокочастотные (г-е) компоненты изображений

Рисунок 60 — Двумерные гистограммы взаимного соответствия между яркостями пикселей высокочастотной компоненты отдельных изображений, проекции собственных векторов ковариационной матрицы

Рисунок 61 — Результат комплексирования высокочастотных компонент методом главных компонент

Рисунок 62 — Весовые коэффициенты высокочастотных главных компонент

Рисунок 63 — Результат комплексирования исходных изображений

Рисунок 64 — Полунатурный макет МСТЗ: структурная схема (а), адаптер-переходник (б), закреплённый на штативе макет МСТЗ (в, г)

Рисунок 65 — Использованное в ходе полунатурного эксперимента оборудование: камеры на закреплённом на штативе адаптере, ПК, калибровочный тест-объект с шаблоном типа «шахматное поле»

Рисунок 66 — Графический интерфейс пользователя программы «EVS_grabber» [80]

Рисунок 67 — Внешний облик окна программы «EVS fusier»

Рисунок 68 — Виджет настройки в графическом интерфейсе пользователя программы «EVS fusier»

Таблицы

Таблица 1 — Медианные значения критерия согласия и аппаратных затрат аппроксимации значений локального СКО различными функциями плотности распределений вероятности

Таблица 2 — Значения средней погрешности оценки СКО модельного БГШ и среднего времени вычислений

Таблица 3 — Нормированная взаимная ковариация оценок СКО шума, полученных различными методами

Таблица 4 — Статистика оценок ИПК и МПК, а также их частных показателей для изображений, фрагменты которых приведены на рисунке 39

Таблица 5 — Статистика оценок частных показателей и интегрального показателя качества для изображений с рисунка 40.

Таблица 6 — Статистика оценок частных показателей и комплексного интегрально-мультипликативного показателя качества для изображений белого гауссовского шума с рисунка 39

Таблица 7 — Статистика оценок частных показателей и комплексного интегрально-мультипликативного показателя качества для изображений «Лена» с рисунка 40

Таблица 8 — Значения выборочного коэффициента ранговой корреляции Спирмена и средних аппаратных затрат оценки качества различными методами

Таблица 9 — Значения показателей качества изображений (рисунок 51)

Таблица 10 — Среднее геометрическое коэффициента улучшения ИМПК и ПОСШ изображений, являющихся результатом комплексирования методом (65) по сравнению с конкурентными методами

Таблица 11 — Значения интегрально-мультипликативного показателя качества, рассчитанные для изображений с рисунка 56

Таблица 12 — Калибровка камер с использованием тест-объекта с шаблоном типа «шахматное поле»

Таблица 13 — Этапы предобработки изображений в мультиспектральной системе технического зрения

Приложения

Приложение А. Изображения из датасета «TAMPERE17»

Номера изображений из датасета: 006 (а), 011 (б), 060 (в), 062 (г), 068 (д), 069 (е), 078 (ж), 125 (з), 126 (и), 129 (к), 156 (л), 166 (м), 213 (н), 277 (о), 294 (п), 298 (р)



а)



б)



в)



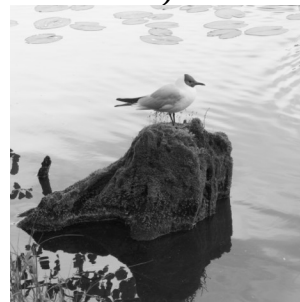
г)



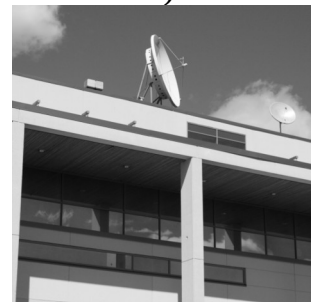
д)



е)



ж)



з)



и)



к)



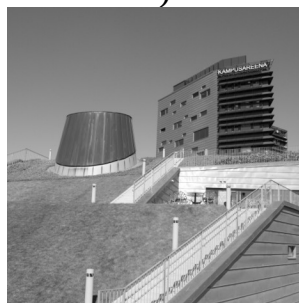
л)



м)



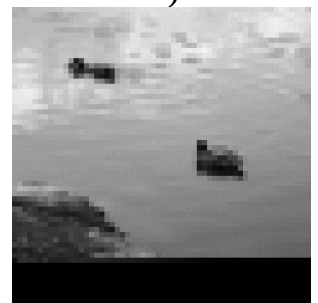
н)



о)



п)

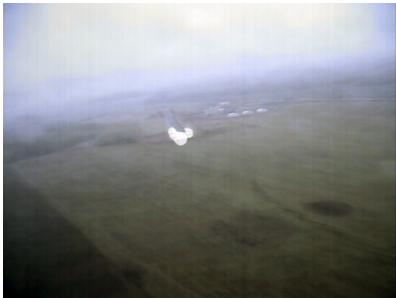
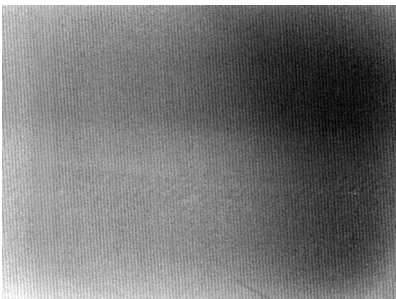


р)

Приложение Б. Примеры оценок качества изображений методами «НПИ», «МПК», «ИПК», «ИМПК»

	0,4 — 0,9 мкм	0,9 — 1,7 мкм	8 — 14 мкм	Комбинированное
1	 $Q_{\text{НПИ}}=0,19$ — исключён $Q_{\text{МПК}}=1,335$; $Q_{\text{МПКн}}=0,14$ $Q_{\text{ИПК}}=0,903$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,34$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,047$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,27$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,42$ $Q_{\text{МПК}}=1,848$; $Q_{\text{МПКн}}=0,19$ $Q_{\text{ИПК}}=0,923$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,35$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,090$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,52$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,4$ $Q_{\text{МПК}}=6,346$; $Q_{\text{МПКн}}=0,67$ $Q_{\text{ИПК}}=0,831$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,31$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,038$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,22$	 $Q_{\text{МПК}}=4,596$; $Q_{\text{МПКн}}=0,48$ $Q_{\text{ИПК}}=0,976$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,37$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,056$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,32$

	0,4 — 0,9 мкм	0,9 — 1,7 мкм	8 — 14 мкм	Комбинированное
2	 $Q_{\text{НПИ}}=0,4$ $Q_{\text{МПК}}=2,693$; $Q_{\text{МПКн}}=0,52$ $Q_{\text{ИПК}}=0,725$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,34$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,067$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,51$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,21$ — исключён $Q_{\text{МПК}}=0,416$; $Q_{\text{МПКн}}=0,08$ $Q_{\text{ИПК}}=0,672$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,32$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,024$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,18$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,39$ $Q_{\text{МПК}}=2,051$; $Q_{\text{МПКн}}=0,40$ $Q_{\text{ИПК}}=0,733$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,34$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,041$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,31$	 $Q_{\text{МПК}}=2,791$; $Q_{\text{МПКн}}=0,54$ $Q_{\text{ИПК}}=0,963$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,45$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,082$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,62$
3	 $Q_{\text{НПИ}}=0,25$ — исключён $Q_{\text{МПК}}=0,073$; $Q_{\text{МПКн}}=0,02$ $Q_{\text{ИПК}}=0,466$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,25$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,007$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,09$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,47$ $Q_{\text{МПК}}=0,879$; $Q_{\text{МПКн}}=0,28$ $Q_{\text{ИПК}}=0,717$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,39$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,057$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,72$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,28$ $Q_{\text{МПК}}=2,142$; $Q_{\text{МПКн}}=0,69$ $Q_{\text{ИПК}}=0,654$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,36$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,015$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,18$	 $Q_{\text{МПК}}=4,380$; $Q_{\text{МПКн}}=1,42$ $Q_{\text{ИПК}}=0,853$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,46$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,088$; $Q_{\text{ИМПКн}}=1,11$

	0,4 — 0,9 мкм	0,9 — 1,7 мкм	8 — 14 мкм	Комбинированное
4	 $Q_{\text{НПИ}}=0,45$ $Q_{\text{МПК}}=2,837$; $Q_{\text{МПКн}}=0,29$ $Q_{\text{ИПК}}=0,853$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,36$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,058$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,41$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,35$ $Q_{\text{МПК}}=0,120$; $Q_{\text{МПКн}}=0,01$ $Q_{\text{ИПК}}=0,671$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,29$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,050$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,35$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,2$ — исключён $Q_{\text{МПК}}=6,693$; $Q_{\text{МПКн}}=0,69$ $Q_{\text{ИПК}}=0,830$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,35$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,033$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,23$	 $Q_{\text{МПК}}=2,754$; $Q_{\text{МПКн}}=0,29$ $Q_{\text{ИПК}}=0,882$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,37$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,060$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,43$
5	 $Q_{\text{НПИ}}=0$ $Q_{\text{МПК}}=0,083$; $Q_{\text{МПКн}}=0,02$ $Q_{\text{ИПК}}=0,550$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,25$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,002$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,03$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,76$ $Q_{\text{МПК}}=0,856$; $Q_{\text{МПКн}}=0,23$ $Q_{\text{ИПК}}=0,792$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,36$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,022$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,29$	 $Q_{\text{НПИ}}=0,26$ — исключён $Q_{\text{МПК}}=2,797$; $Q_{\text{МПКн}}=0,75$ $Q_{\text{ИПК}}=0,863$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,39$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,051$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,68$	 $Q_{\text{МПК}}=0,856$; $Q_{\text{МПКн}}=0,23$ $Q_{\text{ИПК}}=0,792$; $Q_{\text{ИПКн}}=0,36$ $Q_{\text{ИМПК}}=0,022$; $Q_{\text{ИМПКн}}=0,29$

**Приложение В. Значения ИМПК изображений, формируемых
различными алгоритмами комплексирования, а также их соотношения**

		$Q_{\text{импк}}$ (усредн.)	$Q_{\text{импк}}$ (РСА)	$Q_{\text{импк}}$ (65)	$K_{\text{импк}}$ (65, усредн.)	$K_{\text{импк}}$ (65, РСА)
$F^{-1}(0,2)$		0,017	0,025	0,049	2,716	1,439
μ_{Γ}		0,023	0,036	0,074	3,243	2,075
μ		0,026	0,042	0,082	3,594	2,313
$F^{-1}(0,8)$		0,035	0,064	0,121	4,789	3,107
TNO dataset [163]	Marne_11	0,018	0,025	0,048	2,71	1,893
	Movie_14	0,037	0,053	0,181	4,952	3,397
	Movie_18	0,02	0,036	0,055	2,738	1,513
	10	0,017	0,069	0,133	7,746	1,939
	12	0,042	0,088	0,125	2,947	1,42
	19	0,068	0,06	0,08	1,175	1,349
	Kaptein_1123	0,028	0,055	0,094	3,333	1,701
	Kaptein_1654	0,048	0,066	0,059	1,227	0,899
	sandpath	0,017	0,04	0,056	3,264	1,399
	MarnehNew	0,017	0,025	0,062	3,761	2,491
	bench	0,029	0,065	0,144	4,962	2,225
	wall	0,028	0,05	0,104	3,702	2,079
Приложение Б [7]	Строка №1	0,013	0,014	0,046	3,426	3,24
	Строка №2	0,022	0,027	0,042	1,948	1,57
	Строка №3	0,021	0,027	0,071	3,42	2,574
	Строка №4	0,013	0,016	0,052	4,138	3,358
	Строка №5	0,008	0,007	0,044	5,655	6,274

**Приложение Г. Значения ПОСШ изображений, формируемых
различными алгоритмами комплексирования, а также их соотношения**

		$Q_{\text{ПОСШ}}$ (усредн.)	$Q_{\text{ПОСШ}}$ (РСА)	$Q_{\text{ПОСШ}}$ (65)	$k_{\text{ПОСШ}}$ (65, усредн.)	$k_{\text{ПОСШ}}$ (65, РСА)
	$q_{0,2}$	3,691	4,694	9,364	1,999	1,483
	μ_{Γ}	8,572	11,283	35,455	4,136	3,142
	μ	30,729	45,724	159,161	9,537	5,252
	$q_{0,8}$	14,751	23,77	240,859	9,311	5,808
TNO dataset [163]	Marne_11	7,19	8,37	12,29	1,71	1,47
	Movie_14	4,35	5,3	22,06	5,07	4,16
	Movie_18	5,87	10,52	7,94	1,35	0,75
	10	3,15	4,58	14,26	4,53	3,11
	12	52,18	533,14	693,12	13,28	1,3
	19	10,57	13,93	21,48	2,03	1,54
	Kaptein_1123	18,61	61,92	690,19	37,08	11,15
	Kaptein_1654	11,48	13,19	24,3	2,12	1,84
	sandpath	3,63	3,8	10,39	2,86	2,73
	MarnehNew	9,76	10	44,15	4,52	4,41
	bench	2,71	2,95	9,26	3,42	3,14
	wall	8,9	6,19	7,25	0,81	1,17
Приложение Б [7]	Строка №1	4,74	5,15	9,78	2,06	1,9
	Строка №2	15,57	26,23	161,49	10,37	6,16
	Строка №3	358,54	62,23	713,89	1,99	11,47
	Строка №4	3,93	8,6	260,7	66,27	30,3
	Строка №5	1,2	1,2	3,18	2,64	2,66

Приложение Д. Свидетельство о государственной регистрации
программы для ЭВМ №2022666897

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022666897

Программа синхронного захвата мультиспектрального
видеоизображения с камер видимого и тепловизионного
диапазонов

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

Авторы: *Сычев Алексей Сергеевич (RU), Кислицына Татьяна
Сергеевна (RU)*

Заявка № 2022665930

Дата поступления 29 августа 2022 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 09 сентября 2022 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

Приложение Е. Свидетельство о государственной регистрации
программы для ЭВМ №2022666896

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2022666896

**Библиотека функций оптимизации вектора параметров
нелинейной функции**

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

Авторы: *Сычев Алексей Сергеевич (RU), Сафонова
Анастасия Владимировна (RU)*

Заявка № 2022665932

Дата поступления 29 августа 2022 г.

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ 09 сентября 2022 г.



Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

Ю.С. Зубов

**Приложение Ж. Акт внедрения результатов диссертационной работы на
соискание степени кандидата технических наук Сычева Алексея
Сергеевича в учебный процесс Рязанского государственного
радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина**



УТВЕРЖДАЮ

Проректор по учебной работе

 / А.В. Корячко
06 » 03 2023

внедрения результатов диссертационной работы
на соискание ученой степени кандидата технических наук
Сычева Алексея Сергеевича
в учебный процесс

Рязанского государственного радиотехнического университета им. В.Ф. Уткина

Настоящим актом удостоверяется, что полученные Сычевым А.С. в ходе работы над кандидатской диссертацией результаты экспериментальных исследований, разработанные алгоритмы комплексирования и оценки качества полутоновых изображений, сформированных фоточувствительными сенсорами в различных диапазонах оптического спектра, а также прикладное программное обеспечение по исследованию указанных алгоритмов внедрены в учебный процесс кафедры радиотехнических систем Рязанского государственного радиотехнического университета имени В.Ф. Уткина по следующей дисциплине:

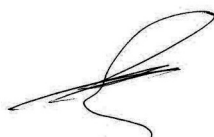
№	Дисциплина	Направление	ОПОП
1.	Цифровая обработка изображений	11.04.01 «Радиотехника»	Радиоэлектронные системы и устройства локации, навигации и радиоэлектронной борьбы

Изданы методические указания:

№ 7482, Алгоритмы комплексирования и оценки качества изображений в многоспектральных системах технического зрения: методические указания для упражнения / Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина; сост. Сычев А.С. Рязань, 2023. 12 с, доступ из ЭИОС РГРТУ по ссылке: <https://elib.rsreu.ru/ebs/download/3542>,

которые используются при проведении практических занятий.

Декан факультета
радиотехники и телекоммуникаций,



А.В. Егоров

Зав. кафедрой радиотехнических систем



В.И. Кошелев

Председатель методической комиссии ФРТ



В.А. Корнеев

**Приложение 3. Акт внедрения результатов диссертационной работы на
соискание ученой степени кандидата технических наук
Сычева Алексея Сергеевича**

**kvan
tron**

ООО «Квантрон Групп»

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

10.01.2024 г. № 1

АКТ

внедрения результатов диссертационной работы
на соискание ученой степени кандидата технических наук
Сычева Алексея Сергеевича

Настоящим актом удостоверяется, что полученные Сычевым А.С. в ходе работы над кандидатской диссертацией результаты экспериментальных исследований, разработанные алгоритмы оценки качества полутонных изображений, а также прикладное программное обеспечение реализации указанных алгоритмов внедрены в ООО "Квантрон Групп" в составе программного-аппаратного комплекса дефектоскопии проволоочных фильтров и программного решения калибровки оптических сенсоров.

Использование результатов диссертации обеспечивает:

- 1) автоматизированную подстройку расположения камеры относительно продукции при измерении щелевого зазора на проволоочных фильтрах;
- 2) формирование нормированной характеристики качества получаемого изображения при калибровке оптического сенсора (автоматическая подстройка параметров фокусировки, экспозиции и усиления регистрирующей камеры).

Генеральный директор



М.В. Шадрин