

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



**Бауков Андрей Алексеевич**

**«Алгоритмы обработки видеоизображений, полученных в условиях  
недостаточной видимости, для применения в системах телевидения  
и технического зрения»**

Специальность:

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

Научный руководитель:  
доктор технических наук, доцент  
Дмитриев Владимир Тимурович

Рязань 2025

## ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	5
1 Обзор алгоритмов обработки видеоизображений при действии мешающих факторов .....	12
1.1 Обзор известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях.....	12
1.1.1 Алгоритм пространственной медианной фильтрации.....	12
1.1.2 Алгоритм, основанный на фотометрической и динамической моделях дождя .....	12
1.1.3 Алгоритм, основанный на использовании характеристик формы частиц дождя.....	15
1.1.4 Алгоритм, основанный на временной кластеризации пикселей видеоизображения .....	17
1.2 Обзор известных алгоритмов увеличения контрастности видеоизображений.....	18
1.2.1 Алгоритмы, основанные на технологии Retinex .....	18
1.2.2 Алгоритм, основанный на модели атмосферной оптики.....	27
1.2.3 Алгоритмы, основанные на технологии гистограммной обработки изображений.....	31
1.3 Анализ недостатков известных алгоритмов и возможных способов их устранения .....	38
1.4 Выводы .....	48
2 Разработка алгоритмов обработки видеоизображений, полученных в условиях недостаточной видимости .....	50
2.1 Анализ скорости движения частиц атмосферных осадков на видеоизображениях .....	50
2.2 Статистический анализ геометрических характеристик частиц атмосферных осадков на видеоизображениях.....	54

2.2.1	Процедура статистического анализа геометрических параметров .	54
2.2.2	Результаты статистического анализа геометрических характеристик частиц снега .....	60
2.2.3	Результаты статистического анализа геометрических характеристик капель дождя на видеоизображениях.....	65
2.3	Статистический анализ цветоярких характеристик частиц атмосферных осадков на видеоизображениях.....	69
2.3.1	Процедура статистического анализа цветоярких параметров .	69
2.3.2	Результаты статистического анализа цветоярких характеристик частиц снега .....	71
2.3.3	Результаты статистического анализа цветоярких характеристик капель дождя.....	73
2.4	Обоснование решающих правил обнаружения частиц снега на видеоизображениях .....	75
2.5	Обоснование решающих правил обнаружения капель дождя на видеоизображениях .....	79
2.6	Алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях .....	80
2.7	Статистический анализ характеристик слабоконтрастных участков кадров видеоизображений .....	84
2.8	Процедура автоматического определения оптимальной степени увеличения контрастности на различных участках кадра .....	89
2.9	Процедура коррекции интенсивности и цветовой насыщенности слабоконтрастных кадров видеоизображений .....	91
2.10	Алгоритм усиления контраста видеоизображений.....	95
2.11	Выводы .....	98
3	Исследование эффективности разработанных алгоритмов обработки видеоизображений.....	100
3.1	Обоснование показателей качества алгоритмов обработки видеоизображений .....	100

3.1.1 Безэталонные показатели качества .....	100
3.1.2 Эталонные показатели качества .....	105
3.2 Определение оптимальных параметров разработанного алгоритма усиления контраста видеоизображений .....	114
3.3 Экспериментальное сравнение результатов работы предложенного и известных алгоритмов уменьшения видимости атмосферных осадков .....	118
3.4 Экспериментальное сравнение результатов работы предложенного и известных алгоритмов увеличения контрастности видеоизображений .....	122
3.5 Оценка скорости работы предложенных и известных алгоритмов обработки видеоизображений .....	131
3.6 Выводы .....	133
Заключение .....	136
Список сокращений и условных обозначений .....	139
Список литературы .....	148
Приложение А. Акты внедрения результатов диссертационной работы.....	159
Приложение Б. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ .....	162

## **ВВЕДЕНИЕ**

**Актуальность темы исследования.** Видеоизображения, используемые в телевизионных системах и системах технического зрения (СТЗ) и снятые неподвижными камерами, часто могут быть получены в неблагоприятных погодных условиях. Атмосферные осадки в виде падающих частиц, например, дождь, снег, град, создают эффект динамических помех и могут привести к ограничению видимости объектов в кадре, а также к полному перекрытию падающими частицами обзора мелких деталей видеосцены. А такие явления, как туман, дым, смог, осадки на дальнем плане, а также пребывание части или всей сцены в тени или темноте приводят к статическим помехам, например, к уменьшению контрастности и цветовой насыщенности видеоизображений. Вследствие этого значительно ухудшается видимость предметов в кадре, при этом некоторые объекты практически невозможно заметить [1].

Поскольку для обработки видеоизображений часто используются различные алгоритмы СТЗ, то нежелательные эффекты, вызванные описанными динамическими и статическими помехами, могут привести к ошибкам и сбоям при выполнении данных алгоритмов. Так, наличие дождя, снега, тумана или дыма способно значительно снизить качество работы алгоритмов распознавания и классификации образов. В настоящее время СТЗ часто используются при функционировании таких автоматизированных систем, как беспилотные робототехнические комплексы или транспортные средства [2]. Поэтому описанные мешающие факторы могут вызвать неправильное распознавание препятствия, что может привести к аварийной ситуации. Кроме того, неблагоприятные погодные явления, присутствующие в кадре, ухудшают восприятие видеосцены наблюдателем или телезрителем, снижают дальность наблюдения, уменьшают информативность видеоизображений.

К снижению контрастности видеопоследовательностей приводят также и нелинейные искажения телевизионного сигнала при передаче по системам связи [3]. Данные искажения образуются в устройствах оптоэлектронного и электронно-

оптического преобразования по причине нелинейного характера световой и модуляционной зависимостей. Также нелинейные искажения возникают в оборудовании электрического канала передачи, например, в каскадах видеоусилителя. В результате данные искажения являются причиной нарушения правильной передачи яркостной и цветовой информации. При определённых характеристиках телевизионного тракта кадр видеопоследовательности оказывается бледным, уменьшается его динамический диапазон, что означает снижение контрастности передаваемого изображения объекта относительно контрастности реального объекта. Кроме того, нелинейные искажения могут привести к некорректной цветопередаче [3]. Эти нежелательные эффекты также снижают качество видеоизображений, ухудшают восприятие сцены, представленной на экране телевизора.

Таким образом, целесообразным является включение в состав систем телевидения и технического зрения алгоритмов обработки видеоизображений, полученных в условиях недостаточной видимости, которые должны решать задачи снижения негативных влияний присутствия мешающих факторов в кадре.

**Степень разработанности темы исследования.** В настоящее время задачи улучшения качества и ослабления помех видеоизображений решаются, как правило, с помощью цифровых методов обработки. Применение цифровых методов передачи, консервации и обработки телевизионных сигналов открывает новые возможности для улучшения качества видеоданных [4]. Большой вклад в разработку и исследование данных методов сделали такие отечественные учёные, как Б. А. Алпатов [5], Ю. В. Визильтер [2], И. С. Грузман [6], С. Ю. Желтов [2], В. А. Коротков [7], А. А. Потапов [8], В. А. Соيفер [9], В. В. Старовойтов [10], В. Т. Фисенко [11], Я. А. Фурман [12] и другие. Работали в данной области и зарубежные учёные: N. Brewer [13], M. Ebner [14], K. Garg [15], R. Gonzalez [16, 17], K. He [18, 19], Z. Jia [20], D. Jobson [21, 22], E. Land [23-25], N. Limare [26], S. Nayar [15], W. Pratt [27], R. Woods [16, 17], K. Zuiderveld [28] и другие.

Известен ряд работ [13, 15, 20, 29], в которых описаны алгоритмы, решающие задачи обработки видеоизображений, подверженных искажениям в

виде «следов» частиц атмосферных осадков в кадре. Также представлены алгоритмы, позволяющие увеличить контрастность изображений, в том числе в условиях тумана или дыма [6, 7, 11, 20, 22, 23, 28, 30-32]. Каждый из этих алгоритмов имеет свои особенности и недостатки. К недостаткам можно отнести недостаточную степень уменьшения видимости частиц осадков, возникновение различных искажений видеоизображений при обработке алгоритмами и другие. Поэтому актуальной является задача модификации известных подходов или разработки новых алгоритмов обработки видеоизображений, которые в зависимости от вида и степени проявления мешающих факторов должны обеспечивать требуемое улучшение качества видеопоследовательности, и в которых должны быть значительно уменьшены недостатки известных подходов.

**Цель работы и основные задачи.** Целью является разработка алгоритмов обработки видеоизображений для применения в системах телевидения и СТЗ, которые позволят усиливать контраст видеопоследовательностей и уменьшать видимость частиц атмосферных осадков на видеоизображениях, полученных с помощью неподвижных камер, а также ослаблять проявления сопутствующих съёмке и обработке цветоярких искажений.

Для достижения поставленной цели работы предполагается решить следующие задачи:

- провести анализ особенностей, преимуществ и недостатков известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков и усиления контраста на видеоизображениях;

- обосновать применение показателей качества (ПК) видеоизображений, характеризующих контраст, полноту цвета, цветояркие и градиентные искажения, общее качество видеокадров, правильность обнаружения частиц атмосферных осадков в целях оценки работы предложенных и известных алгоритмов обработки;

- провести статистический анализ характеристик изображений частиц дождя и снега, а также слабоконтрастных участков кадров;

– по результатам статистического анализа разработать процедуру обнаружения частиц осадков и процедуру автоматического определения оптимальной степени усиления контраста каждого участка кадра;

– разработать алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков и алгоритм усиления контраста, в которых будет снижено проявление недостатков известных методов;

– выполнить экспериментальный сравнительный анализ разработанных и известных алгоритмов.

**Объект исследования.** Объектом исследования являются видеоизображения, снятые в сложных метеоусловиях и в условиях недостаточной видимости, кадры которых искажены мешающими факторами в виде атмосферных осадков, тумана, дыма или тени.

**Предмет исследования.** Предметом исследования являются методы и алгоритмы уменьшения видимости частиц атмосферных осадков и усиления контраста видеоизображений.

**Методы исследования.** В представленном исследовании использованы методы математической статистики, например, метод семейства кривых Пирсона и метод моментов для аппроксимации гистограмм распределений, метод минимизации целевой функции симплекс-алгоритмом Нелдера – Мида, многокритериальный подход и метод анализа иерархий для оценки работы алгоритмов по нескольким ПК, а также методы цифровой обработки изображений, например, морфологические методы и методы гистограммной обработки.

**Научная новизна.** В процессе работы над диссертацией получены нижеперечисленные новые научные результаты:

1) выполнен статистический анализ геометрических и цветоярких параметров изображений частиц дождя и снега, в результате которого установлены законы распределений данных характеристик: бета-распределение II рода, обобщённое бета-распределение I рода, распределение Пирсона IV типа;

2) предложен алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков, включающий разработанную процедуру обнаружения данных частиц, основанную на применении решающих правил выделения пикселей осадков из совокупности точек всех движущихся объектов кадра, которые обоснованы с помощью полученных законов распределения параметров изображений капель дождя и снежинок;

3) выполнен статистический анализ цветоярких характеристик пикселей слабоконтрастных участков изображений, в результате которого установлены законы распределений данных параметров: бета-распределение I рода и бимодальный закон распределения;

4) предложен алгоритм усиления контраста, включающий разработанные процедуру автоматического определения оптимальной степени усиления контраста каждого участка кадра и процедуру коррекции интенсивности и цветовой насыщенности с автоматическим определением степени коррекции для каждой точки кадра.

#### **Основные положения, выносимые на защиту:**

1) Законы распределений геометрических (размер, форма и ориентация) и цветоярких (интенсивность и насыщенность цвета пикселей) характеристик изображений частиц дождя и снега, а также параметров (насыщенность цвета и модуль вектора градиента интенсивности) точек слабоконтрастных участков кадров, установленные в результате статистического анализа данных характеристик: бета-распределение I и II рода, распределение Пирсона IV типа, бимодальный закон распределения.

2) Алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеопоследовательностях, полученных с помощью неподвижных камер, обеспечивающий меньший нормированный уровень ошибок второго рода (до 67 % при обнаружении частиц снега и до 22 % при обнаружении частиц дождя) при сопоставимом или меньшем уровне ошибок первого рода, а также достигающий на 3...40 % лучших значений безэталонного критерия качества обработанных видеоизображений по сравнению с известными алгоритмами.

3) Алгоритм усиления контраста видеоизображений, полученных с помощью как неподвижных, так и подвижных камер, превосходящий известные алгоритмы по большинству из рассмотренных ПК, в том числе по многокритериальному показателю на 13...40 %.

**Теоретическая и практическая значимость диссертации.** Теоретическая и практическая ценность результатов исследования состоит в возможности применения разработанных алгоритмов для улучшения качества видеоизображений, снятых при неблагоприятных погодных явлениях и сложных условиях видимости, в системах телевидения, видеонаблюдения и технического зрения и реализации данных алгоритмов в реальном масштабе времени, а также в возможности использования результатов проведённого статистического анализа для других научных и практических целей.

**Апробация результатов.** Апробация результатов исследования производилась на следующих конференциях и форумах:

1) XXIII Всероссийская научно-техническая конференция студентов, молодых учёных и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (НИТ-2018), Россия, Рязань, 2018 г.

2) 21-ая Международная конференция «Цифровая обработка сигналов и её применение – DSPA-2019», Россия, Москва, 2019 г.

3) Международная IEEE-Сибирская конференция по управлению и связи (SIBCON-2019), Россия, Томск, 2019 г.

4) Международная научно-практическая конференция ICIT-2019 «Информационно-коммуникационные технологии в науке, образовании и производстве», Россия, Саратов, 2019 г.

5) Всероссийская научно-техническая конференция «Техническое зрение в системах управления – 2019» (ТЗСУ-2019), Россия, Москва, 2019 г.

6) II Международный научно-технический Форум «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2019), Россия, Рязань, 2019 г.

7) 4-я международная научная конференция «Арктика: история и современность», Россия, Санкт-Петербург, 2019 г.

8) III Международный научно-технический Форум «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2020), Россия, Рязань, 2020 г.

9) 3-я Международная научно-техническая конференция «Современные сетевые технологии» («Modern Network Technologies»), Россия, Москва, 2020 г.

10) XXVI Всероссийская научно-техническая конференция студентов, молодых учёных и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (НИТ-2021), Россия, Рязань, 2021 г.

11) 32-я Международная конференция по компьютерной графике и машинному зрению GraphiCon-2022, Россия, Рязань, 2022 г.

12) VI Международный научно-технический Форум «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2023), Россия, Рязань, 2023 г.

13) XXVIII Всероссийская научно-техническая конференция студентов, молодых учёных и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (НИТ-2023), Россия, Рязань, 2023 г.

14) VII Международный научно-технический Форум «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2024), Россия, Рязань, 2024 г.

**Публикации.** По теме исследования, представленного в диссертации, опубликовано 22 работы [33-54], включая 5 статей в журналах, включенных в перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание учёной степени кандидата наук (перечень ВАК) [33-37], и 5 работ, проиндексированных в базе Scopus [38-42].

Получено свидетельство о государственной регистрации программы автоматического определения оптимальной степени усиления контраста на различных участках изображения, приведённое в приложении А.

**Структура и объём диссертации.** Представленная диссертация состоит из введения, трёх глав, заключения, списка сокращений и условных обозначений, списка литературы, включающего 96 наименования, и приложения. Общий объём диссертации составляет 162 страницы, включающих 30 рисунков и 9 таблиц.

# **1 Обзор алгоритмов обработки видеоизображений при действии мешающих факторов**

## **1.1 Обзор известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях**

### **1.1.1 Алгоритм пространственной медианной фильтрации**

Одним из распространённых способов устранения видеозума на изображении является использование медианного фильтра [16, 17]. Данный алгоритм предусматривает обработку каждого кадра в отдельности, то есть не учитывает межкадровые связи. Алгоритм, основанный на пространственной медианной фильтрации, включает следующие действия для каждого кадра [16]:

- 1) разделение исходного RGB-изображения на каналы цветов R, G и B;
- 2) упорядочивание по величине значений пикселей, содержащихся в окрестности размера  $m_{\phi} \times n_{\phi}$  каждого пиксела каждого канала;
- 3) определение медианы (серединного значения) упорядоченного ряда (окрестности), при этом если количество элементов окрестности чётно, то в качестве медианы принимается среднее значение двух пикселей, расположенных в середине упорядоченного ряда;
- 4) замена значений пикселей исходного изображения каждого канала медианами окрестностей данных пикселей;
- 5) объединение изображений каналов R, G и B в единое цветное изображение.

Так как изображения капель дождя, а во многих случаях и снежинок, имеют вертикально вытянутую форму [15], то целесообразно использовать медианный фильтр размером  $m_{\phi} \times n_{\phi}$ , где  $n_{\phi} > m_{\phi}$ . При этом, чем больше размер медианного фильтра, тем значительнее размытость объектов на изображении кадра.

### **1.1.2 Алгоритм, основанный на фотометрической и динамической моделях дождя**

Данный алгоритм включает этап обнаружения частиц дождя и этап уменьшения видимости обнаруженных частиц. Согласно фотометрической

модели, представленной в работе [15], движение дождевой капли приводит к положительному отклонению значения пиксела длительностью в 1 кадр. Следовательно, для обнаружения дождевых пикселей в  $k$ -ом кадре рассматриваются 3 последовательных кадра:  $(k-1)$ -ый,  $k$ -ый и  $(k+1)$ -ый. При неподвижном на протяжении трёх рассматриваемых кадров фоне изображения, изменение значения пиксела  $\Delta I$ , вызванное наличием капли дождя в  $k$ -ом кадре, удовлетворяет выражению

$$\Delta I = I_k - I_{k-1} = I_k - I_{k+1} \geq c, \quad (1.1)$$

где  $c$  – пороговое значение,  $I_k$  – значение пиксела в  $k$ -ом кадре [15].

Далее в рассматриваемом алгоритме к обнаруженным пикселям-кандидатам применяется линейное фотометрическое ограничение:

$$\Delta I = -\beta_0 I_{k-1} + \alpha_0, \quad \beta_0 = \frac{\tau}{T}, \quad (1.2)$$

где  $\beta_0$  и  $\alpha_0$  – коэффициенты линейной зависимости,  $\tau$  – время, в течение которого капля расположена в пределах пиксела,  $T$  – время экспозиции камеры.

Согласно данному ограничению, изменение  $\Delta I$  значения пиксела капли в  $k$ -ом кадре линейно связано с пикселем фона  $I_{k-1}$ , перекрытым этой каплей. Показано [15], что коэффициент наклона линейной зависимости расположен в пределах  $0 < \beta_0 < 0,039$ . Области обнаруженных на этапе порогового сравнения (1.1) пикселей-кандидатов, значения которых не удовлетворяют условию (1.2), или для которых коэффициенты  $\beta_0$  не расположены в пределах допустимого диапазона  $0 \dots 0,039$ , не могут быть отнесены к дождевым частицам, поэтому не подвергаются последующей обработке данным алгоритмом.

На следующем этапе обнаружения пикселей дождя применяются ограничения динамической модели. Данные ограничения направлены на уменьшение количества ложных срабатываний алгоритма, когда пиксели принимаются за дождевые и устраняются, но в действительности они принадлежат другим движущимся объектам (люди, автомобили и т. д.). Показано [15], что в двоичном поле изображения дождя имеется значительная временная корреляция между соседними пикселями в направлении движения капель.

Полагая, что распределение дождевых частиц в пространстве и времени равномерно, установлено, что двоичное случайное поле

$$b(\vec{r}, t) = \begin{cases} 1, & \text{если капля расположена в точке } \vec{r} \text{ в момент времени } t, \\ 0, & \text{иначе,} \end{cases} \quad (1.3)$$

в широком смысле стационарно в пространстве и времени. Отсюда следует, что корреляционная функция  $R_b(\vec{r}_1, t_1; \vec{r}_2, t_2)$  зависит только от разности координат местоположения  $\Delta\vec{r} = \vec{r}_1 - \vec{r}_2$  и разности по времени  $\Delta t = t_1 - t_2$ . Тогда

$$R_b(\vec{r}_1, t_1; \vec{r}_2, t_2) = \frac{1}{L_R} \int_0^{L_R} b(\vec{r}_1, t_1 + t) b(\vec{r}_2, t_2 + t) dt = R_b(\Delta\vec{r}, \Delta t), \quad (1.4)$$

где корреляция  $R_b$  вычисляется за большой промежуток времени  $[0, L_R]$ . В дискретном виде

$$R_b(\Delta\vec{r}, \Delta t) = R_b(\vec{m}p_0, N_k T), \quad (1.5)$$

где  $\vec{m}$  – смещение координаты (целое число),  $p_0$  – размер (сторона) пиксела,  $N_k$  – временная задержка в кадрах,  $T$  – интервал времени между двумя последовательными кадрами [15].

С использованием полученной на предыдущих этапах оценки бинарного поля  $b$  для пиксела вычисляется корреляционная функция  $R_b$  нулевого порядка  $N_k = 0$  с каждым пикселем из его окрестности  $l \times l$  по ряду из  $(k_f + 1)$  кадров  $k, k-1, \dots, k-k_f$ . Таким образом, рассчитывается значение  $R_b(\vec{m}p_0, 0)$ , где  $m_x$  и  $m_y$  изменяются от  $-(l-1)/2$  до  $(l-1)/2$ . Далее для уменьшения влияния шумов вычисленные значения  $R_b$  усредняются по окрестностям из  $3 \times 3$  пикселей. Области с наименьшей корреляцией, а также неориентированные области исключаются из последующей обработки как несоответствующие дождевым областям [15].

На этапе уменьшения видимости обнаруженных частиц осадков в  $k$ -ом кадре значение каждого дождевого пиксела заменяется на среднее значение соответствующих пикселей предыдущего и последующего кадров. Таким образом, каждый пиксель дождя заменяется пикселем фона. Значение дождевого

пиксела в каждом цветовом канале после обработки алгоритмом принимает вид [15]

$$I'_k = \frac{I_{k-1} + I_{k+1}}{2}. \quad (1.6)$$

Если рассматриваемый пиксель находится под действием капли дождя на протяжении нескольких подряд кадров, то его значение заменяется на среднее значение двух соседних по времени с данной последовательностью недождевых пикселей.

Таким образом, алгоритм, основанный на фотометрической и динамической моделях дождя, содержит следующие действия, выполняемые для каждого кадра [15]:

- 1) обнаружение пикселей-кандидатов с помощью порогового сравнения трёх последовательных кадров (1.1) согласно фотометрической модели;
- 2) применение линейного фотометрического ограничения (1.2) к пикселям-кандидатам;
- 3) вычисление карты корреляции по окрестностям размером  $l \times l$  и  $k_f$  предыдущим кадрам;
- 4) усреднение карты корреляции по  $3 \times 3$  соседним пикселям;
- 5) применение к пикселям-кандидатам ограничений динамической модели и окончательное обнаружение частиц дождя;
- 6) уменьшение видимости обнаруженных дождевых пикселей по формуле (1.6).

В работе [15] авторами используются значения  $c = 3$ ,  $k_f = 30$  и  $l = 11$ .

### **1.1.3 Алгоритм, основанный на использовании характеристик формы частиц дождя**

Данный подход также состоит из этапа обнаружения и этапа уменьшения видимости дождевых пикселей [13]. На этапе обнаружения сначала используется то же правило порогового сравнения (1.1), что и в алгоритме, основанном на фотометрической и динамической моделях дождя. Далее смежные пиксели-

кандидаты группируются в области. С целью уменьшения влияния шума на изображении выполняется операция морфологического заполнения [16], а области, содержащие менее пяти пикселей, не подлежат дальнейшей обработке алгоритмом и удаляются из рассмотрения.

Для уменьшения количества пикселей, отображающих другие движущиеся объекты в кадре, но ошибочно отнесённые к дождевым пикселям на первых этапах рассматриваемого алгоритма, в работе [13] предложено дополнительно использовать форму (отношение сторон) областей-кандидатов с целью их правильной идентификации. Под формой понимается отношение большой и малой осей эллипса с теми же вторыми моментами, что и данная область пикселей-кандидатов. В работе [13] установлено, что данное отношение зависит только от диаметра капли и времени экспозиции камеры. При неизвестном времени экспозиции, в предположении, что его значение лежит в диапазоне от 1 мс до 40 мс, что соответствует типичным видеокамерам, параметр формы дождевых капель принимает значения от 3,9 до 95. Таким образом, области пикселей-кандидатов, форма которых не удовлетворяет данным значениям, не относятся к частицам дождя и отбрасываются из рассмотрения.

Если число дождевых капель достаточно велико, а видеоизображение не содержит большого числа других движущихся объектов, то для каждого кадра строится гистограмма ориентаций областей-кандидатов с шириной интервалов  $5^\circ$ . В предположении, что в пределах одного кадра направления движения капель примерно одинаковы, интервалы гистограммы, содержащие менее 10% областей-кандидатов, также отбрасываются [13].

Для устранения обнаруженных частиц дождя используется та же процедура замены дождевых пикселей фоновыми (1.6), что и в предыдущем рассмотренном алгоритме. Для уменьшения видимости границ удалённых дождевых капель используется морфологическое замыкание [16].

Таким образом, алгоритм, основанный на использовании характеристик формы частиц дождя, включает следующие действия, выполняющиеся для каждого кадра [13]:

- 1) обнаружение пикселей-кандидатов с помощью порогового сравнения трёх последовательных кадров (1.1) согласно фотометрической модели дождя;
- 2) группирование обнаруженных смежных пикселей в области;
- 3) морфологическое заполнение;
- 4) удаление из рассмотрения обнаруженных областей-кандидатов с малыми размерами (менее пяти пикселей);
- 5) применение ограничений на форму областей-кандидатов;
- 6) применение ограничений на ориентацию областей-кандидатов;
- 7) уменьшение видимости обнаруженных дождевых пикселей по формуле (1.6);
- 8) морфологическое замыкание.

#### **1.1.4 Алгоритм, основанный на временной кластеризации пикселей видеоизображения**

В данном алгоритме первые кадры видеоизображения (например, первые 60) используются в качестве обучающей последовательности [20]. В результате значения каждого пиксела, принимаемые им в процессе данной последовательности кадров, группируются (кластеризуются) по величине вблизи двух центров – значений пиксела в моменты, когда пиксель является фоновым, и когда он относится к частице атмосферных осадков. С использованием хроматических свойств осадков [20] на основе результатов кластеризации для каждого кадра строятся карта осадков и карта фона, то есть пиксели осадков отделяются от пикселей фона.

Далее с использованием вычитания фона выполняется обнаружение движущихся объектов переднего плана, не относящихся к частицам осадков. На основе расчёта расстояний от пикселей осадков до центров объектов переднего плана, а также направления движения частиц, определяется, где расположена частица: на объекте переднего плана или на фоне неподвижного дальнего плана. В результате этого решается, чем заменить пиксели капель и снежинок: пикселями объектов переднего плана или пикселями фона.

Таким образом, данный алгоритм представляет собой следующую последовательность действий [20]:

- 1) временная кластеризация значений пикселей в процессе обучающей последовательности;
- 2) построение для каждого кадра карты осадков и карты фона на основе хроматических свойств частиц осадков и результатов кластеризации;
- 3) обнаружение движущихся объектов переднего плана;
- 4) определение расположения частиц осадков: на объекте переднего плана или на фоне неподвижного дальнего плана;
- 5) замена пикселей атмосферных осадков пикселями объектов переднего плана или пикселями фона.

## **1.2 Обзор известных алгоритмов увеличения контрастности видеоизображений**

### **1.2.1 Алгоритмы, основанные на технологии Retinex**

#### **1.2.1.1 Одномасштабный Retinex (SSR)**

Технология Retinex, разработанная Э. Лэндом и Дж. МакКанном, моделирует восприятие наблюдаемой сцены зрительной системой [23]. Согласно данной теории, человек воспринимает не абсолютную, а относительную освещённость, то есть изменения яркости в локальных областях изображения [23, 30]. Первоначально алгоритмы, разработанные в рамках теории Retinex, были основаны на использовании различных путей на изображении, приводящих к рассматриваемому пикселю [23, 24, 55], вариационных методов [56], механизмов порогов и сброса [24] для вычисления локального контраста.

В настоящее время широко используется реализация данной технологии, в которой яркость вычисляется как отношение значения пикселя  $I(x, y)$  к среднему значению окружающих точек [21, 25]. Например, при использовании гауссова фильтра  $G_\sigma(x, y)$  яркость рассчитывается как

$$L(x, y) = \frac{I(x, y)}{I(x, y) * G_{\sigma}(x, y)}, \quad (1.7)$$

при этом

$$G_{\sigma}(x, y) = C e^{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}}, \quad (1.8)$$

где  $\sigma$  – стандартное отклонение фильтра Гаусса, определяющее масштаб размытия,  $C$  – нормирующий коэффициент [21, 30].

Применив операцию логарифмирования к данному выражению, получим математическую запись алгоритма одномасштабного Retinex:

$$R_i(x, y) = \log(I_i(x, y)) - \log(I_i(x, y) * G_{\sigma}(x, y)), \quad (1.9)$$

где  $I_i(x, y)$  – входное изображение  $i$ -го цветового канала,  $R_i(x, y)$  – выходное retinex-изображение этого канала, на котором, как объясняется в работах [25, 30], значительно ослабляются эффекты затенения и усиливается локальный контраст. При этом, по сравнению с алгоритмами Retinex случайного блуждания, например, [23], в данном подходе уменьшено количество настраиваемых параметров до одного ( $\sigma$ ) и снижена вычислительная сложность.

Значение  $\sigma$ , определяющее масштаб гауссова фильтра, невозможно определить теоретически [21, 30]. Оно зависит от наблюдаемой сцены, размера изображения и степени затенения/задымления изображения. Слишком малое значение приводит к увеличению искажений яркости, насыщенности и цвета и появлению «гало-эффекта», слишком большое значение – не позволяет добиться существенного увеличения контрастности изображения. В работе [21] рекомендовано использование значения  $\sigma = 80$  как компромиссное по соотношению увеличение контрастности / проявление искажений для многих типов сцен.

Поскольку в данной реализации Retinex используется только один гауссов фильтр (одно значение масштаба размытия  $\sigma$ ), то описываемый алгоритм называется одномасштабным (Single-Scale Retinex, SSR) [22, 30].

Рассматриваемый подход для обработки цветных видеоизображений включает следующие этапы для каждого кадра [30]:

- 1) свёртка (фильтрация) изображения каждого цветового канала исходного RGB-видеокадра с гауссовым ядром (1.8);
- 2) определение разности логарифмов изображения исходного кадра и отфильтрованного изображения для каждого канала (формула (1.9));
- 3) объединение retinex-изображений каждого канала в единый RGB-кадр;
- 4) преобразование значений пикселей полученного изображения к диапазону  $[0; 1]$  или  $[0; 255]$ .

Необходимость последнего этапа описанного алгоритма обусловлена тем, что результат применения выражения (1.9) может содержать как положительные, так и отрицательные значения в произвольном диапазоне.

#### 1.2.1.2 Одномасштабный Retinex в яркостном канале (SSR-V)

С целью уменьшения цветовых искажений в обработанном изображении в работе [31] предложено использование алгоритма SSR только в яркостном канале, не затрагивая другие составляющие кадра, передающие цвет и насыщенность наблюдаемой сцены. При этом исходный RGB-кадр преобразуется в изображение цветового пространства HSV (цветовой тон, насыщенность, величина) [14, 17]. Обработке алгоритмом одномасштабного Retinex подвергается только яркостный канал V, после чего улучшенный HSV-кадр преобразуется обратно в цветовую модель RGB. Также утверждается [31], что использование такого подхода позволяет получить выигрыш в скорости выполнения по сравнению с стандартным SSR [21, 30] за счёт обработки только одного канала.

Алгоритм одномасштабного Retinex в яркостном канале (SSR-V) с использованием модели HSV описывается следующей последовательностью действий для каждого кадра:

- 1) переход из цветового пространства RGB в пространство HSV [14];
- 2) выделение изображения канала V;
- 3) свёртка (фильтрация) изображения канала V с гауссовым ядром (1.8);

4) определение разности логарифмов исходного изображения канала  $V$  и его отфильтрованного образа (формула (1.9));

5) преобразование значений пикселей обработанного изображения канала  $V$  к диапазону  $[0; 1]$  или  $[0; 255]$ ;

6) объединение изображений каналов  $H$ ,  $S$  (исходных) и  $V$  (обработанного) в единый кадр;

7) обратный переход из цветового пространства  $HSV$  в пространство  $RGB$  [14].

### 1.2.1.3 Многомасштабный Retinex (MSR)

В алгоритмах  $SSR$  качество выходного кадра сильно зависит от выбора масштаба гауссова фильтра, поскольку при больших значениях  $\sigma$  увеличивается локальный контраст, но ухудшается цветопередача.

В работе [22] предложен подход, обеспечивающий достаточный компромисс между увеличением локального динамического диапазона и степенью цветоярких искажений. Суть данного метода Retinex, названного многомасштабным (Multiscale Retinex, MSR), заключается в использовании взвешенной суммы выходных изображений нескольких алгоритмов  $SSR$  с разными масштабами гауссова фильтра в качестве обработанного кадра [30]:

$$\begin{aligned}
 R_{MSRi}(x, y) &= \sum_{j=1}^J \omega_j R_{ji}(x, y) = \\
 &= \sum_{j=1}^J \omega_j \left[ \log(I_i(x, y)) - \log(I_i(x, y) * G_{\sigma_j}(x, y)) \right],
 \end{aligned}
 \tag{1.10}$$

где  $R_{MSRi}(x, y)$  – выходное изображение  $i$ -го цветового канала метода MSR,  $R_{ji}(x, y)$  – выходное изображение  $i$ -го цветового канала метода  $SSR$  с  $j$ -м масштабом гауссова фильтра  $G_{\sigma_j}(x, y)$ ,  $J$  – количество используемых масштабов,  $\omega_j$  – весовой коэффициент использования  $j$ -го масштаба.

При этом степень зависимости результирующего изображения от выбора значений масштабов  $\sigma_j$  несколько снижается, но возникают дополнительные

задачи выбора числа используемых гауссовых фильтров  $J$  и весовых коэффициентов  $\omega_j$ . Авторы работы [22] по результатам экспериментальных исследований установили, что использования двух масштабов (малого и большого) недостаточно, и для компенсации их недостатков необходимо введение третьего промежуточного по величине  $\sigma$  гауссова фильтра. Это позволяет добиться высоких значений локального контраста без появления «ореолов» вблизи границ объектов. Использование большего числа масштабов нецелесообразно ввиду роста вычислительной сложности алгоритма с добавлением каждой операции фильтрации и логарифмирования. При этом весовые коэффициенты могут быть выбраны одинаковыми:  $\omega_j = 1/3$ . Также в работе [22] подтверждено приближение результата обработки алгоритмом многомасштабного Retinex к человеческому восприятию сцены.

Таким образом, алгоритм MSR заключается в выполнении следующих этапов [22, 30]:

Для каждого цветового канала RGB-видеокадра:

- 1) свёртка (фильтрация) составляющей исходного изображения с каждым гауссовым ядром (1.8);
- 2) определение разности логарифмов составляющей исходного изображения и отфильтрованного изображения для каждого масштаба  $\sigma$  (формула (1.9));
- 3) вычисление результирующего retinex-изображения с помощью весового суммирования (1.10);

Для единого RGB-видеокадра:

- 4) объединение результирующих retinex-изображений каждого канала в единый RGB-кадр;
- 5) преобразование значений пикселей полученного изображения к диапазону  $[0; 1]$  или  $[0; 255]$ .

В работе [22] рекомендованы следующие значения масштабов фильтров:  $\sigma_1 = 15$ ,  $\sigma_2 = 80$ ,  $\sigma_3 = 250$ .

#### 1.2.1.4 Многомасштабный Retinex с восстановлением цвета (MSRCR)

Если алгоритмы Retinex используются для обработки изображений, в которых нарушено так называемое предположение о «сером мире», то есть в которых преобладает определённый цветовой оттенок, то выходные изображения могут казаться серыми из-за уменьшения насыщенности цвета [30]. С целью решения данной проблемы авторы работы [22] дополнили алгоритм MSR процедурой восстановления цвета. Доработанный алгоритм получил название Multiscale Retinex with Color Restoration (MSRCR). Согласно данной процедуре, пиксели каждого канала выходного кадра алгоритма MSR  $R_{MSRi}(x, y)$  умножаются на соответствующие значения функции восстановления цвета (ФВЦ):

$$R_{MSRCRi}(x, y) = f(I_{ch\_i}(x, y))R_{MSRi}(x, y), \quad (1.11)$$

где  $R_{MSRCRi}(x, y)$  – выходное изображение  $i$ -го цветового канала алгоритма MSRCR,  $f(I_{ch\_i}(x, y))$  – функция восстановления цвета, аргументами которой являются хроматические координаты  $I_{ch\_i}(x, y)$ , полученные при помощи нормирования:

$$I_{ch\_i}(x, y) = \frac{I_i(x, y)}{\sum_{i'=1}^3 I_{i'}(x, y)}. \quad (1.12)$$

В работе [22] установлен вид данной функции, обеспечивающий наилучшее восстановление цветовой информации:

$$f(I_{ch\_i}(x, y)) = \beta_R \log(\alpha_R I_{ch\_i}(x, y)), \quad (1.13)$$

где  $\beta_R$  – константа усиления,  $\alpha_R$  – константа нелинейности.

Также с целью усиления локального контраста предложено использование линейного преобразования между логарифмической областью и областью отображения:

$$R_{MSRCRi}(x, y) = g_R(R_{MSRCRi}(x, y) + b_R), \quad (1.14)$$

где  $g_R$  – коэффициент усиления,  $b_R$  – коэффициент смещения.

В процессе экспериментальных исследований [22] установлены рекомендованные значения параметров представленного алгоритма MSRCR:  $\alpha_R = 125$ ,  $\beta_R = 46$ ,  $g_R = 192$ ,  $b_R = -30$ .

Многомасштабный алгоритм Retinex с восстановлением цвета включает следующие этапы:

Для каждого цветового канала RGB-видеокадра:

- 1) вычисление многомасштабного retinex-изображения согласно формуле (1.10), соответствующее пп. 1-3 алгоритма MSR;
- 2) расчёт хроматических координат (1.12);
- 3) расчёт значений ФВЦ (1.13);
- 4) применение процедуры восстановления цвета (1.11);
- 5) линейное преобразование retinex-изображения из логарифмической области в область отображения (1.14)

Для единого RGB-видеокадра:

- 6) объединение результирующих retinex-изображений каждого канала в единый RGB-кадр;
- 7) преобразование значений пикселей полученного кадра к диапазону  $[0; 1]$  или  $[0; 255]$ .

#### 1.2.1.5 Модификация многомасштабного Retinex с восстановлением цвета (MSRCR-мод.)

В процессе экспериментальных проверок авторы статьи [30] убедились, что для многих видеосцен невозможно получить приемлемые результаты при использовании алгоритма MSRCR с линейным преобразованием (1.14) и рекомендованными в работе [22] значениями параметров  $g_R$ ,  $b_R$ . Кроме того, установлены случаи [30], в которых применение ФВЦ (1.13) приводило к инвертированию цветов изображения. Данное нежелательное явление наблюдалось на видеокдрах с высокой цветовой насыщенностью, при этом значения пикселей некоторого канала, близкие к 255 (для 8-битных изображений)

после этапа восстановления цвета могут быть преобразованы к значениям, близким к 0, и наоборот.

Однако, при использовании алгоритмов технологии Retinex, не включающих процедуру восстановления цвета, наблюдается значительное снижение цветовой насыщенности на обработанном изображении, в результате чего предметы в кадре выглядят серыми. Данный факт обусловлен тем, что в Retinex-методах значение каждого пикселя сравнивается со средним значением точек его окрестности, при этом в обработанном изображении сохраняется только разница между этими значениями, которая может быть небольшой даже при больших значениях пикселей в одном из цветовых каналов [30].

Поэтому в работе [30] предложена модификация процедуры восстановления цвета. После умножения значений массивов пикселей каждого канала выхода MSR  $R_{MSRi}(x, y)$  на соответствующие значения ФВЦ (1.13) с параметрами  $\alpha_R = 125$ ,  $\beta_R = 1$ , к полученным изображениям применяется алгоритм простейшего цветового баланса [26]. Данный подход заключается в отсечении значений определённого процента пикселей с каждой стороны диапазона, а затем растяжении диапазона оставшихся значений точек до максимального [0; 255] в каждом цветовом канале:

$$R_{MSRCRi}(x, y) = 255 \frac{R_{MSRCRi}(x, y) - \min(R_{MSRCRi}(x, y))}{\max(R_{MSRCRi}(x, y)) - \min(R_{MSRCRi}(x, y))}. \quad (1.15)$$

Таким образом, модификация алгоритма многомасштабного Retinex с восстановлением цвета, предложенная в работе [30], для каждого цветового канала RGB-видеокадра имеет вид:

- 1) вычисление многомасштабного retinex-изображения  $R_{MSRi}(x, y)$  согласно формуле (1.10), соответствующее пп. 1-3 алгоритма MSR;
- 1) расчёт хроматических координат (1.12);
- 2) расчёт значений ФВЦ с параметрами  $\alpha_R = 125$ ,  $\beta_R = 1$  (1.13);

- 3) умножение значений точек  $R_{MSR_i}(x, y)$  на соответствующие значения ФВЦ;
- 4) расчёт значений пикселей  $R_1$  и  $R_2$ , соответствующих 1 % и 99 % количества пикселей;
- 5) отсечение значений пикселей, меньших  $R_1$  и больших  $R_2$ ;
- 6) растяжение полученного динамического диапазона до максимального [0; 255] (1.15);
- 7) объединение результирующих retinex-изображений каждого канала в единый RGB-кадр.

Пп. 4-6 фактически представляют собой алгоритм простейшего цветового баланса [26].

#### 1.2.1.6 Многомасштабный Retinex с сохранением цветности (MSRCP)

Другой разновидностью алгоритмов технологии Retinex, предложенной в работе [30], является многомасштабный Retinex с сохранением цветности (Multiscale Retinex with Chromaticity Preservation, MSRCP). Его особенностью является применение MSR-подхода (1.10) к компоненте интенсивности изображения, вычисляемой как среднее арифметическое значений одного и того же пикселя в разных цветовых каналах RGB:

$$I_{int}(x, y) = \frac{1}{3} \sum_{i=1}^3 I_i(x, y). \quad (1.16)$$

Для того, чтобы цветовые тона в обработанном кадре были таким же, как в исходном необработанном изображении, MSR-образ компоненты интенсивности  $R_{MSR_{int}}(x, y)$  после коррекции алгоритмом простейшего цветового баланса [26] используется только для расчёта коэффициента усиления  $A_R$  исходных каналов:

$$A_R(x, y) = \min \left( \frac{255}{\max_i I(x, y)}, \frac{R_{MSR_{int}}(x, y)}{I_{int}(x, y)} \right), \quad (1.17)$$

где  $\max_i I(x, y)$  – максимальное значение  $(x, y)$ -го пикселя среди R, G и B-каналов.

Тогда алгоритм многомасштабного Retinex с сохранением исходной цветности описывается следующим образом [30]:

- 1) вычисление компоненты интенсивности  $I_{int}$  (1.16);
- 2) вычисление многомасштабного retinex-изображения  $R_{MSR_{int}}(x, y)$  канала интенсивности по формуле (1.10), соответствующее пп. 1-3 алгоритма MSR;
- 3) расчёт значений пикселей  $R_1$  и  $R_2$  изображения  $R_{MSR_{int}}(x, y)$ , соответствующих 1 % и 99 % диапазона;
- 4) отсечение значений пикселей, меньших  $R_1$  и больших  $R_2$ ;
- 5) растяжение полученного динамического диапазона до максимального [0; 255] (1.15);
- 6) расчёт массива коэффициентов усиления  $A_R(x, y)$  согласно выражению (1.17);
- 7) получение  $i$ -го цветового канала выходного MSRCР-изображения  $R_{MSRCPi}(x, y)$  как массив произведений

$$R_{MSRCPi}(x, y) = A_R(x, y)I_i(x, y). \quad (1.18)$$

### 1.2.2 Алгоритм, основанный на модели атмосферной оптики

Изображение, снятое в условия дымки или тумана, может быть смоделировано следующим образом [32, 57]:

$$\mathbf{I}(x, y) = K_{tr}(x, y)\mathbf{I}_0(x, y) + (1 - K_{tr}(x, y))\mathbf{I}_{al}, \quad (1.19)$$

где  $\mathbf{I}(x, y) = [I_r(x, y) \ I_g(x, y) \ I_b(x, y)]^T$  – наблюдаемые (искажённые) значения RGB-триплета пикселя в позиции  $(x, y)$ ,

$\mathbf{I}_0(x, y) = [I_{0r}(x, y) \ I_{0g}(x, y) \ I_{0b}(x, y)]^T$  – исходные (незатронутые дымкой)

значения RGB-триплета соответствующего пикселя,  $\mathbf{I}_{al} = [I_{al_r} \ I_{al_g} \ I_{al_b}]^T$  –

глобальное RGB-значение атмосферного света,  $K_{tr}(x, y)$  – коэффициент передачи отраженного света в позиции  $(x, y)$ .

Чем больше расстояние между наблюдаемым объектом и камерой проходит свет, тем больше он рассеян и ослаблен, поэтому коэффициент передачи обратно пропорционален глубине сцены  $d_s(x, y)$ :

$$K_{tr}(x, y) = e^{-\rho d_s(x, y)}, \quad (1.20)$$

где  $\rho$  – коэффициент рассеяния, зависящий от условий видимости в дымке или тумане [32, 57].

Таким образом, из данной модели, получившей название «модель атмосферной оптики», следует, что, чем дальше точка сцены расположена от камеры, или чем гуще дымка, тем сильнее значение соответствующего пикселя на снятом изображении  $\mathbf{I}(x, y)$  определяется атмосферным светом  $\mathbf{I}_{al}$  и тем больше отличается от исходного цвета  $\mathbf{I}_0(x, y)$ .

Если получить достаточно точные оценки значения атмосферного света  $\mathbf{I}_{al}$  и карты коэффициентов передачи  $K_{tr}(x, y)$ , то неискажённое дымкой изображение, обладающее более высокой контрастностью, можно оценить путём преобразования выражения (1.19) [32]:

$$\mathbf{I}_0(x, y) = \frac{1}{\max(K_{tr}(x, y), 0.1)} (\mathbf{I}(x, y) - \mathbf{I}_{al}) + \mathbf{I}_{al}. \quad (1.21)$$

При этом, как видно из представленного выражения, значения коэффициентов передачи ограничиваются минимальной величиной 0,1, поскольку слишком малые  $K_{tr}(x, y)$  приводят к усилению цифровых шумов на некоторых участках обработанного кадра.

Для оценки атмосферного света на изображении в работе [32] предложена процедура иерархического поиска на основе разделения дерева квадрантов. Суть данной процедуры заключается в разделении кадра на четыре прямоугольных блока и вычислении для каждого из них оценки

$$C_v = \bar{I}_v - \sigma_v, \quad (1.22)$$

где  $\bar{I}_v$  – среднее значение пикселей  $v$ -го квадранта,  $\sigma_v$  – стандартное отклонение значений пикселей квадранта. Поскольку значение  $\sigma_v$  в областях, наполненных атмосферным светом (например, небо) обычно мало, выбирается квадрант с наибольшей оценкой  $C_v$  и также разделяется на четыре блока. Процедура повторяется до достижения размера квадранта значения, меньшего или равного заданному порогу. За глобальное значение атмосферного света  $I_{al}$  принимается вектор цвета в выбранном блоке, для которого расстояние  $\|(I_r(x, y), I_g(x, y), I_b(x, y)) - (255, 255, 255)\|$  минимально, то есть как можно более яркий пиксель [32].

При оценке  $K_{tr}(x, y)$  используется предположение о том, что глубина сцены одинакова в окрестностях точки изображения, тогда коэффициент передачи принимается постоянным внутри каждого малого блока размером  $32 \times 32$  пикселей, то есть  $K_{tr-p}(x, y) = const$ , где  $p$  – номер блока. Также в работе [32] оговорено, что оптимальное значение  $K_{tr-p}$  не должно приводить к потере информации (значения пикселей искомого изображения  $i$ -го цветового канала  $I_{oi}(x, y)$  должны лежать в пределах  $[0; 255]$ ), а также обеспечивать максимальный контраст  $I_{oi}(x, y)$ . С помощью ввода соответствующих ограничений определена оптимальная оценка коэффициента передачи внутри  $p$ -го блока:

$$K_{tr-p} = \max \left\{ \min_{i \in \{r, g, b\}} \min_{(x, y) \in C_p} \left( \frac{I_i(x, y) - I_{al-i}}{-I_{al-i}} \right), \max_{i \in \{r, g, b\}} \max_{(x, y) \in C_p} \left( \frac{I_i(x, y) - I_{al-i}}{255 - I_{al-i}} \right) \right\}, \quad (1.23)$$

где  $C_p$  – совокупность пикселей  $p$ -го блока.

При этом первое ограничение (по минимумам) внутри (1.23) представляет собой правило определения коэффициентов передачи, используемое в алгоритме удаления дымки на основе тёмного канала [18]. Однако применение одного этого ограничения позволяет точно оценивать коэффициент передачи  $K_{tr-p}$  только если

объекты сцены темнее атмосферного света, в противном случае возникают неточности [32].

Использование карты коэффициентов передачи  $K_{tr-p}$ , рассчитанной поблочно, часто приводит к артефактам блочности, наблюдаемым на обработанном изображении. Для уменьшения данных артефактов, а также для уточнения карты передачи и детализации искомого изображения  $I_0(x, y)$  в работе [32] предложена обработка поблочной карты передачи фильтром с сохранением краев, например, управляемым фильтром [19]. В качестве направляющего изображения при управляемой фильтрации [19] принят исходный кадр  $I(x, y)$ . При такой фильтрации обычно используемая схема центрированных окон может привести к нежелательному размытию карты  $K_r(x, y)$  вблизи границ объектов, поэтому авторами [32] введён дополнительный сдвиг окна для достижения такого положения, при котором дисперсия пикселей карты передачи внутри окна минимальна.

Обобщая вышеизложенное, алгоритм на основе использования модели атмосферной оптики можно представить в виде следующих этапов:

- 1) определение прямоугольного блока исходного изображения с максимальной оценкой (1.22) с помощью процедуры иерархического поиска на основе разделения дерева квадрантов [32];
- 2) оценка глобального значения атмосферного света  $I_{a1}$  как значение наиболее яркого пикселя в выбранном блоке;
- 3) оценка коэффициента передачи  $K_{tr-p}$  для каждого блока размером  $32 \times 32$  согласно (1.23);
- 4) формирование уточнённой карты коэффициентов передачи  $K_r(x, y)$  с помощью управляемой фильтрации [19] поблочной карты  $K_{tr-p}$  и схемы смещаемых окон [32];
- 5) получение обработанного изображения видеокadra согласно (1.21);

б) гамма-коррекция обработанного изображения  $I_0(x, y)$  с значением  $\gamma_{cor} = 0,8$ .

При обработке видеопоследовательностей с целью ускорения алгоритма и возможности работы в реальном времени предложено применение данного подхода только к компоненте Y цветового пространства YUV, а также проведение оценки значения атмосферного света не в каждом кадре, а только при смене сцены [32]. Карта коэффициентов передачи  $K_{tr}(x, y)$  также может быть вычислена один раз за несколько кадров, а затем корректироваться в соответствии с изменением наблюдаемой яркости изображения [32].

### 1.2.3 Алгоритмы, основанные на технологии гистограммной обработки изображений

#### 1.2.3.1 Алгоритм выравнивания гистограммы (HE)

Гистограмма изображения представляет собой оценку плотности распределения значений пикселей [16, 58]. Форма гистограммы определяет степень контрастности изображения. Если гистограмма узкая, то есть значения большинства пикселей сосредоточены в малом диапазоне, то объекты на таком кадре трудноразличимы, что обуславливает низкую контрастность изображения. Пиксели высококонтрастных кадров, как правило, примерно равномерно занимают весь динамический диапазон значений [0; 255] (для 8-битных данных), формируя широкую гистограмму [6, 16]. На рисунке 1.1 представлены примеры кадров с достаточным (а) и слабым (в) контрастом и соответствующие гистограммы значений пикселей (б, г).

Основываясь на данных суждениях, преобразование гистограммы, стремящееся привести её к равномерному закону распределения, можно использовать с целью усиления контраста изображения. Тогда, если плотность распределения значений пикселей выходного монохромного изображения  $I'$  имеет вид

$$w_{I'}(I') = \begin{cases} \frac{1}{I'_{\max} - I'_{\min}}, & \text{при } I'_{\min} \leq I' \leq I'_{\max}, \\ 0, & \text{при других } I', \end{cases} \quad (1.24)$$

где  $I'_{\min}$  и  $I'_{\max}$  – соответственно минимальное и максимальное значения обработанного изображения, обычно равные 0 и 255, то нелинейное преобразование, решающее поставленную задачу, описывается выражением

$$I' = (I'_{\max} - I'_{\min}) F_I(I) + I'_{\min}, \quad (1.25)$$

где  $F_I(I)$  – интегральный закон распределения исходного кадра  $I$  [6].

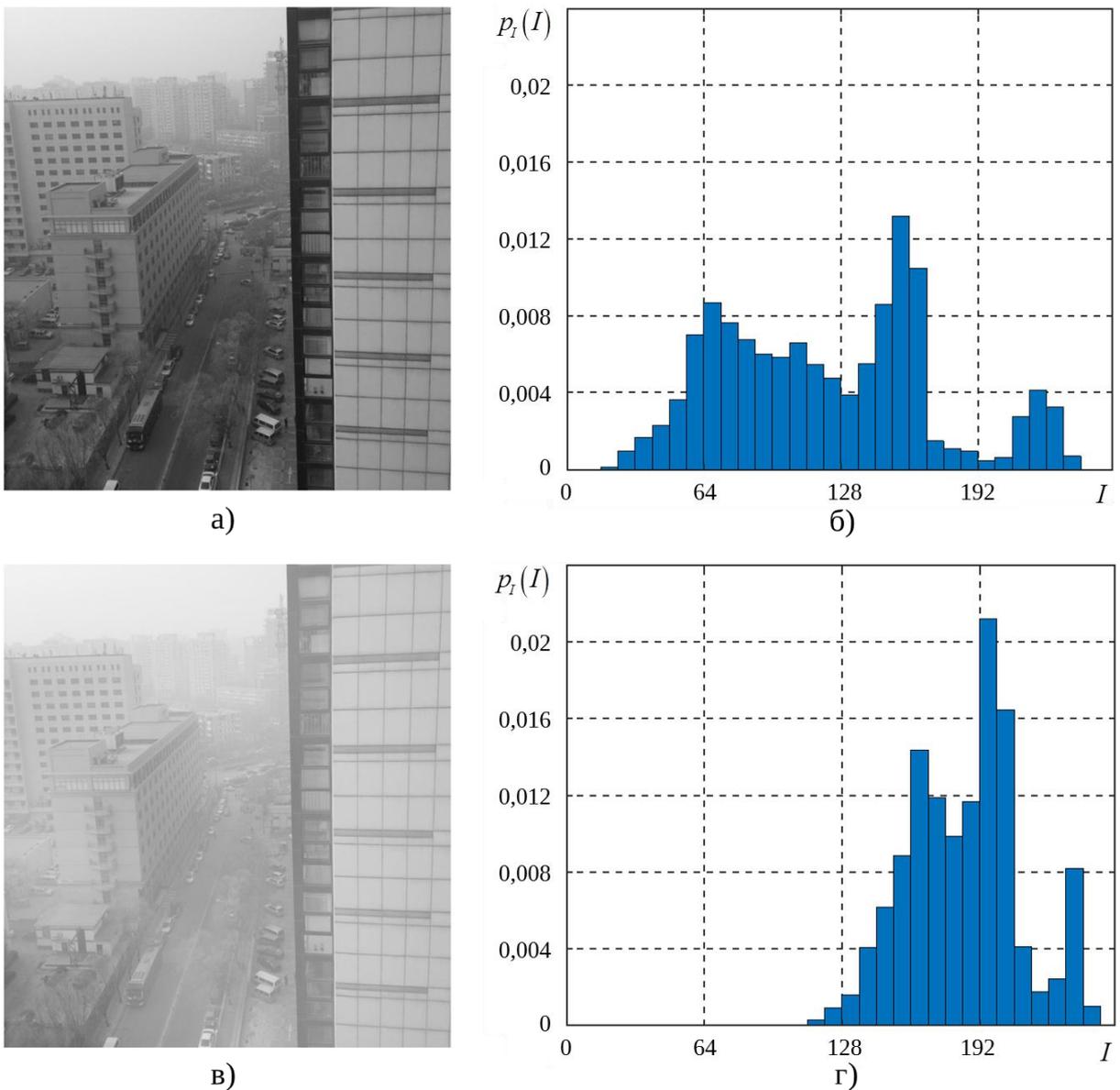


Рисунок 1.1 – Пример монохромного изображения с достаточным контрастом (а) и гистограммы  $p_I(I)$  значений его пикселей (б), а также соответствующего слабоконтрастного изображения (в) и его гистограммы (г)

Поскольку точной информации о плотности вероятности значений пикселей обрабатываемого изображения практически никогда не имеется, для преобразования (1.25) используют оценку функции распределения  $F_I(I)$ , вычисляемую на основе гистограммы [6, 16]:

$$F_I(I) = \sum_{r=1}^I p_I(r) = \sum_{r=1}^I \frac{N_r}{N}, \quad (1.26)$$

где  $p_I(r)$  – частота пикселя со значением  $r$  в исходном кадре, то есть значение гистограммы для пикселя  $r$ ,  $N_r$  – количество пикселей исходного кадра, имеющих значение  $r$ ,  $N$  – общее количество пикселей исходного кадра.

Также необходимо отметить, что выравнивание гистограммы с целью недопущения цветовых искажений обычно выполняется для монохромного изображения, в качестве которого выступает, как правило, яркостный канал цветовой модели YUV [16, 17].

Таким образом, алгоритм выравнивания гистограммы (Histogram Equalization, HE) для монохромного изображения состоит из следующих этапов [6, 16]:

- 1) вычисление гистограммы исходного изображения  $p_I(I)$ ;
- 2) оценка функции распределения значений пикселей  $F_I(I)$ ;
- 3) выполнение поэлементного преобразования исходного изображения согласно выражению (1.25).

### 1.2.3.2 Алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы (АНЕ)

Поскольку гистограммы различных областей изображения могут значительно отличаться от общей гистограммы кадры ввиду различий в передаваемой информации, то для усиления именно локального контраста, лучше характеризующего степень различимости близкорасположенных объектов, более целесообразным является применение метода адаптивного выравнивания гистограммы (Adaptive Histogram Equalization, АНЕ) [10].

В данном подходе исходный кадр разделяется на прямоугольные блоки  $I_{\sigma}$  одинакового размера (например, такого, чтобы в кадре размещалось  $8 \times 8$  блоков), для каждого из которых строится гистограмма значений пикселей и оценивается интегральная функция распределения  $F_{I_{\sigma}}(I_{\sigma})$  (1.26) [10]. С целью разрушения вероятной блочной структуры выходного изображения преобразование (1.25), соответствующее выравниванию гистограмм блоков, выполняется посредством билинейной интерполяции [11]. В процессе данной процедуры вычисляются новые значения пикселей не первоначальных, а выходных перекрывающихся блоков того же размера, вершины которых расположены в центрах исходных блоков. При этом для вычисления значений одного выходного блока  $I'_{\sigma}(x, y)$  размера  $m_{\sigma} \times n_{\sigma}$  используются четыре исходных с интегральными функциями  $F_{I_{\sigma_1}}(I_{\sigma_1}), F_{I_{\sigma_2}}(I_{\sigma_2}), F_{I_{\sigma_3}}(I_{\sigma_3}), F_{I_{\sigma_4}}(I_{\sigma_4})$  соответственно [11]:

$$I'_{\sigma}(x, y) = \frac{1}{m_{\sigma}n_{\sigma}} \left\{ (m_{\sigma} - x + 1)(n_{\sigma} - y + 1)F_{I_{\sigma_1}}(I_{\sigma_1}(x, y)) + \dots \right. \\ \left. (m_{\sigma} - x + 1)(y - 1)F_{I_{\sigma_2}}(I_{\sigma_2}(x, y)) + \dots \right. \\ \left. (x - 1)(n_{\sigma} - y + 1)F_{I_{\sigma_3}}(I_{\sigma_3}(x, y)) + (x - 1)(y - 1)F_{I_{\sigma_4}}(I_{\sigma_4}(x, y)) \right\}. \quad (1.27)$$

Таким образом, алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы для монохромного кадра описывается следующим образом [10, 11]:

- 1) разделение исходного кадра видеоизображения на прямоугольные области – блоки;
- 2) вычисление гистограммы каждого блока исходного кадра  $p_{I_{\sigma}}(I_{\sigma})$ ;
- 3) оценка функции распределения значений пикселей для каждого блока  $F_{I_{\sigma}}(I_{\sigma})$ ;
- 4) вычисление значений пикселей обработанного кадра  $I'(x, y)$  с использованием рассчитанных интегральных функций распределения и билинейной интерполяции (1.27).

### 1.2.3.3 Алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста (CLАНЕ)

Данный метод увеличения контрастности получил достаточно широкое применение [7, 11, 20, 28]. При использовании алгоритма адаптивной эквализации гистограммы с ограничением контраста (Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, CLАНЕ) каждый кадр исходной видеопоследовательности также делится на прямоугольные области – блоки. Для каждого блока выполняется построение гистограммы значений пикселей. Далее в каждой гистограмме производится ограничение количества пикселей с одинаковым значением, то есть ограничение максимального значения гистограммы. Данный шаг выполняется для того, чтобы уменьшить чрезмерное усиление контраста и перенасыщение по сравнению с алгоритмом АНЕ [11, 28]. Предельное значение  $P_0$  гистограммы рассчитывается как [11]:

$$P_0 = N_{cp} + \varepsilon(N_{\bar{o}} - N_{cp}), \quad (1.28)$$

где  $\varepsilon$  – коэффициент ограничения гистограммы,  $0 < \varepsilon < 1$ ,  $N_{\bar{o}} = m_{\bar{o}}n_{\bar{o}}$  – число пикселей в блоке,  $N_{cp}$  – среднее число пикселей, приходящееся на одно из  $L_0 + 1$  значений яркости:

$$N_{cp} = \frac{m_{\bar{o}}n_{\bar{o}}}{L_0 + 1}, \quad (1.29)$$

$L_0 = 255$  для 8-битных изображений.

Значения гистограммы, превышающие предельное значение, то есть  $p_{I_{\bar{o}}}(I_{\bar{o}}) > P_0$ , распределяются поровну между промежутками гистограммы, для которых  $p_{I_{\bar{o}}}(I_{\bar{o}}) < P_0$  [20, 28].

На рисунке 1.2 представлен пример ограничения гистограммы с предельным значением  $P_0 = 189$ .

Параметр ограничения  $\varepsilon$  определяет максимально возможное значение гистограммы и остаётся постоянным для всех участков кадра. Чем больше данный коэффициент, тем большими будут «всплески» гистограммы, следовательно, тем

резче в данном диапазоне яркости пикселей будет возрастать интегральная функция распределения (1.26), и тем сильнее изменятся значения пикселей на обработанном блоке изображения согласно (1.25) и (1.27), что приведёт к большему усилению контраста.

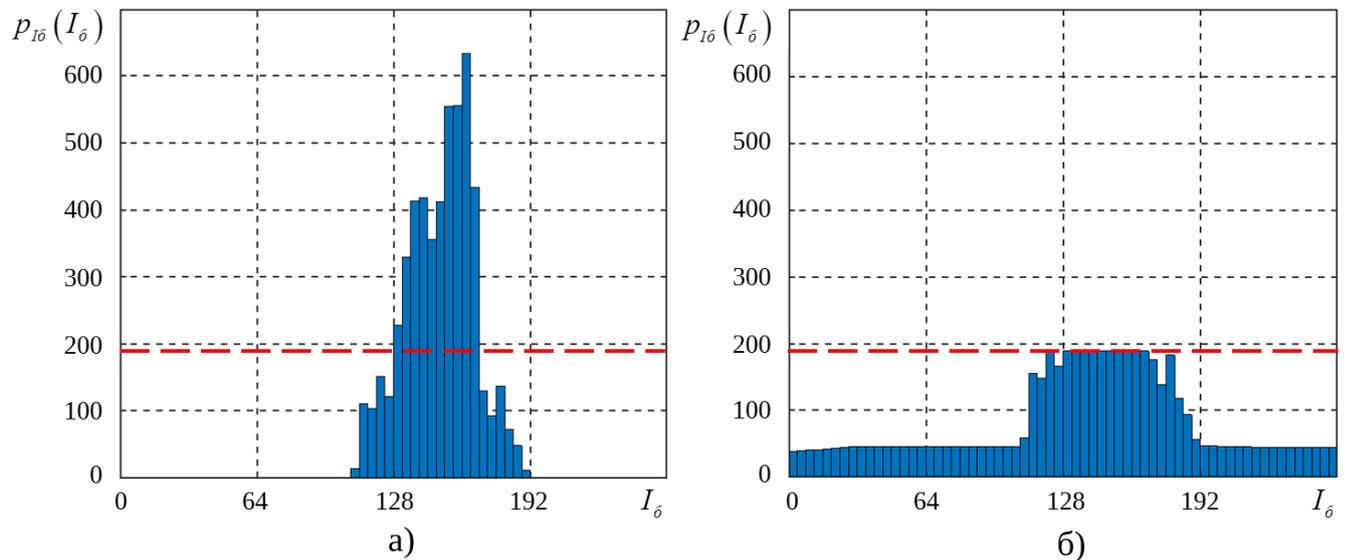


Рисунок 1.2 – Примеры гистограммы (ненормированной)  $p_{I_0}(I_0)$  значений пикселей блока в неусечённом (а) и усечённом (б) видах

Далее для каждого блока выполняется последовательность действий, аналогичная алгоритму АНЕ. Стоит отметить, что при  $\varepsilon = 1$  ограничение гистограммы не происходит, так как в этом случае максимальное значение  $p_{I_0}(I_0)$  согласно выражению (1.28) теоретически может достигать  $P_0 = N_0$ , и рассматриваемый подход тождественен алгоритму АНЕ.

Таким образом, рассмотренный подход для монохромного кадра включает следующие этапы [11, 20, 28]:

- 1) разделение исходного кадра видеоизображения на прямоугольные области – блоки;
- 2) вычисление гистограммы каждого блока исходного кадра  $p_{I_0}(I_0)$ ;
- 3) определение предельного значения  $P_0$  гистограмм по формуле (1.28);
- 4) ограничение гистограммы каждого блока и перераспределение пикселей, превышающих предельное значение  $P_0$ ;

5) оценка интегральной функции распределения значений пикселей каждого блока  $F_{I_6}(I_6)$  по видоизменённым гистограммам согласно выражению (1.26);

6) вычисление значений пикселей обработанного кадра  $I'(x, y)$  с использованием рассчитанных интегральных функций распределения и билинейной интерполяции (1.27).

#### 1.2.3.4 Алгоритм CLAHE с переменным значением коэффициента ограничения гистограмм

В исходном варианте алгоритма CLAHE, рассмотренном в предыдущем пункте, коэффициент ограничения гистограммы имеет глобальный характер, то есть одинаков для всех прямоугольных блоков кадра видеоизображения [11, 28]. Этот факт означает, что увеличение контрастности производится одинаково сильно как в областях, где это необходимо (например, на участках кадра, покрытых туманом или дымом), так и в областях, в которых необходимое усиление контраста незначительно или не требуется совсем (например, изображение ясного неба). На таких однородных участках кадра чрезмерное увеличение контрастности часто приводит к проявлению шумов камеры и артефактов сжатия. При этом также возможно возникновение явления перенасыщения, которое заключается в чрезмерном увеличении яркости отдельных участков кадра [44]. Данные явления снижают качество видеоизображения и ухудшают восприятие сцены, находящейся в кадре.

С целью уменьшения проявления описанных нежелательных эффектов в работе [20] предложена модификация алгоритма CLAHE. Главной идеей модификации является то, что параметр ограничения гистограммы  $\varepsilon$  выбирается отдельно для каждого блока изображения, то есть имеет локальный характер, что обеспечивает различную степень усиления контраста в различных областях кадра в зависимости от содержания наблюдаемой сцены. Предложено вычислять параметр  $\varepsilon$  как монотонно возрастающую функцию от характеристики неоднородности (текстурированности) значений яркости блока, в качестве

которой выбирается дисперсия  $D$  [20]. Это позволяет практически не увеличивать контрастность, следовательно, и видимость цифровых шумов на однородных участках кадра, но увеличивать её на участках, содержащих перепады яркости, то есть объекты, видимость которых необходимо улучшить.

Алгоритм CLANE с переменным значением коэффициента ограничения гистограмм заключается в выполнении следующей последовательности действий для компоненты яркости видеокадра:

- 1) разделение исходного кадра видеоизображения на прямоугольные области – блоки;
- 2) вычисление гистограммы каждого блока исходного кадра  $p_{I_\sigma}(I_\sigma)$ ;
- 3) расчёт дисперсии  $D$  значений пикселей для каждого блока;
- 4) определение коэффициента  $\varepsilon$  ограничения гистограммы для каждого блока с использованием монотонно возрастающей зависимости  $\varepsilon(D)$ , представленной в работе [20];
- 5) определение предельного значения  $P_0$  гистограмм по формуле (1.28);
- 6) ограничение гистограммы каждого блока и перераспределение пикселей, превышающих предельное значение  $P_0$ ;
- 7) оценка интегральной функции распределения значений пикселей каждого блока  $F_{I_\sigma}(I_\sigma)$  по видоизменённым гистограммам согласно выражению (1.26);
- 8) вычисление значений пикселей обработанного кадра  $I'(x, y)$  с использованием рассчитанных интегральных функций распределения и билинейной интерполяции (1.27).

### **1.3 Анализ недостатков известных алгоритмов и возможных способов их устранения**

В предыдущих пунктах рассмотрены известные подходы к уменьшению видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях, основанные на:

- пространственной медианной фильтрации [16, 17];

- фотометрической и динамической моделях дождя [15];
- использовании характеристик формы частиц дождя [13];
- временной кластеризации пикселей видеоизображения [20].

Также рассмотрены следующие известные алгоритмы увеличения контрастности видеоизображений:

- одномасштабный Retinex (SSR) [30];
- одномасштабный Retinex в яркостном канале (SSR-V) [31];
- многомасштабный Retinex (MSR) [22, 30];
- многомасштабный Retinex с восстановлением цвета (MSRCR) [22];
- модификация многомасштабного Retinex с восстановлением цвета (MSRCR-мод.) [30];
- многомасштабный Retinex с сохранением цветности (MSRCP) [30];
- алгоритм, основанный на модели атмосферной оптики (Dehazing) [32];
- алгоритм выравнивания гистограммы (HE) [6, 16];
- алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы (AHE) [10];
- алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста (CLAHE) [11, 28];
- алгоритм CLAHE с переменным значением коэффициента ограничения гистограмм (CLAHE-мод.) [20].

Каждый из данных подходов имеет свои особенности и недостатки, анализ которых должен способствовать разработке более совершенных алгоритмов обработки видеоданных при действии мешающих факторов.

Алгоритм, основанный на пространственной медианной фильтрации, уменьшает видимость частиц атмосферных осадков за счёт использования пикселей из окрестностей данных частиц [16, 17]. Однако при этом капли дождя или снежинки не устраняются полностью из кадра видеоизображения, а лишь «размазываются» по используемой окрестности соседних пикселей. Поскольку в данном алгоритме не содержится этап обнаружения частиц осадков, использование этого подхода приводит к «размытию», то есть искажению изображений не только самих частиц, но и других объектов. Это значительно

ухудшает как видимость мелких объектов, расположенных в кадре, так и общее восприятие сцены, что является главным недостатком алгоритма, основанного на пространственной медианной фильтрации [43]. При этом, чем больше размер медианного фильтра, тем выше степень уменьшения видимости частиц осадков, а следовательно, и степень «размытия» объектов [16, 17]. Также в качестве недостатка стоит отметить неполное уменьшение видимости осадков.

В отличие от алгоритма пространственной медианной фильтрации, алгоритм, основанный на фотометрической и динамической моделях дождя, включает этап обнаружения пикселей капель, что способствует значительно меньшей степени искажений видимости других объектов в кадре [15]. Одним из основных шагов данного алгоритма является применение линейного фотометрического ограничения (1.2) к пикселям-кандидатам, обнаруженным на этапе порогового сравнения. В результате предварительных экспериментальных исследований установлено, что данное ограничение является достаточно жёстким, поскольку для значительной части областей-кандидатов, которые в действительности являются каплями дождя, коэффициент наклона линейной зависимости не расположен в пределах  $0 < \beta_0 < 0,039$ . Данные области не удовлетворяют линейному фотометрическому ограничению, следовательно, исключаются из дальнейшей обработки и не подлежат устранению [15]. Таким образом, основным недостатком алгоритма, основанного на фотометрической и динамической моделях дождя, является большое количество «пропущенных», то есть необработанных дождевых пикселей. При этом качество обработки частиц дождя неудовлетворительно, поскольку обнаруженные пиксели частиц заменяются соответствующими точками соседних по времени кадров, которые также могут относиться к изображениям капель. Кроме того, при разработке данного алгоритма рассматривались физические свойства только частиц дождя [15]. Это ограничивает его применение по отношению к другим видам атмосферных осадков, например, в условиях снегопада.

В алгоритме, основанном на временной кластеризации пикселей видеоизображения [20], часто появляются ошибки при определении

принадлежности пиксела к определённому классу. Это приводит к наличию достаточно большого количества необработанных дождевых и искажённых недождевых пикселей. Также стоит отметить значительные вычислительные затраты, которые приводят к временной задержке при определении расположения частицы осадков: на объекте переднего плана или на фоне неподвижного дальнего плана; что затрудняет реализацию данного алгоритма в реальном масштабе времени.

Общим недостатком трёх рассмотренных выше алгоритмов уменьшения видимости частиц осадков является то, что в них не используется информация о геометрических характеристиках капель дождя или снежинок на этапе их обнаружения. Такими характеристиками могут являться размер, форма, ориентация данных частиц. Информация о геометрических параметрах должна способствовать более точному и полному обнаружению дождевых или снеговых пикселей. Это подтверждается в процессе предварительного экспериментального исследования алгоритма [13], основанного на использовании характеристик формы частиц дождя. В данном алгоритме к областям-кандидатам, выделенным в результате процедуры порогового сравнения (1.1), применяются ограничения на форму и ориентацию этих областей, что приводит к меньшему количеству ложных срабатываний (принятия ошибочного решения о том, что пиксель, в действительности не относящийся к частице осадков, принадлежит частице) [13]. Однако количество пропущенных частиц осадков все ещё достаточно велико. Этот факт заставляет искать методы и подходы снижения этого количества. Другим недостатком рассматриваемого алгоритма является возможность применения ограничения на форму частиц только для капель дождя, что затрудняет использование данного подхода для других видов атмосферных осадков.

Одним из способов устранения указанных недостатков известных алгоритмов уменьшения видимости частиц осадков может являться разработка решающих правил обнаружения данных частиц на видеоизображении, основанных на статистическом анализе геометрических параметров (размер,

форма, ориентация) капель или снежинок [46, 48, 49]. Также для увеличения точности обнаружения данных частиц целесообразно использовать их яркостные и динамические характеристики, описанные в работах [15, 20]. С целью улучшения способа уменьшения видимости дождевых или снеговых пикселей по формуле (1.6) возможно использование информации большего количества кадров, а не только двух соседних, как предложено в работах [13, 15].

Алгоритмы усиления контраста, основанные на технологии Retinex [22, 30, 31] позволяют значительно увеличить контрастность и улучшить видимость объектов в затемнённых и затенённых участках, которые часто появляются в кадре при фото- или видеосъёмке. Однако результаты обработки данными алгоритмами видеоизображений, подверженным воздействию тумана или дыма, то есть гистограмма яркости которых смещена в область высоких значений, неудовлетворительны. Контрастность данных участков, как показали предварительные исследования, практически не увеличивается, что затрудняет видимость объектов, находящихся в дыму или тумане. При этом подходы, основанные на использовании многомасштабного варианта Retinex (MSR, MSRCR и его модификация, MSRCP), за счёт использования нескольких гауссовых фильтров с разными масштабами позволяют усиливать контраст в данных областях кадров, однако это усиление во многих случаях, как показали экспериментальные исследования, является недостаточным.

Кроме того, при использовании алгоритмов SSR, SSR-V, MSR и MSRCP наблюдается снижение цветовой насыщенности изображений. Этот недостаток в алгоритмах многомасштабного Retinex с восстановлением цвета в каждом канале (MSRCR и MSRCR-мод.) проявляется намного меньше, но применение данных подходов часто сопровождается другими искажениями, например, смещением цветового тона, особенно характерными для исходной версии MSRCR.

Результаты использования алгоритма увеличения контрастности, основанного на модели атмосферной оптики [32], являются обратными по сравнению с результатами применения технологии Retinex. Так, метод Dehazing позволяет значительно усиливать контраст на участках изображений, затянутых

дымкой или туманом, но слабо обрабатывает затемнённые области, оставляя объекты в них практически неразличимыми. Данный недостаток объясняется использованием модели, искажающем воздействием в которой является прохождение света через атмосферу и его ослабление и рассеяние в ней. При этом данная модель никак не учитывает нежелательные воздействия, приводящие к затемнению кадра или его части, например, из-за проблем с освещённостью или недостаточной экспозиции. Кроме того, при использовании данного подхода также возможны искажения цветового тона, а также усиление шумов, особенно на изображениях неба. Данная особенность может быть объяснена тем, что значения пикселей проблемных участков кадра близки к величине атмосферного света, и значения карты коэффициентов передачи  $K_r(x, y)$  для этих точек близки к нулю, что, согласно выражению (1.21), может привести к чрезмерному усилению значений данных пикселей.

На рисунке 1.3 представлены примеры результатов обработки исходного кадра (а) алгоритмами, основанными на технологии Retinex (б-г) и модели атмосферной оптики (д).

Алгоритмы, основанные на гистограммной обработке (HE, АНЕ, CLАНЕ и его модификация), позволяют производить усиление контраста как в затемнённых, так и осветлённых областях изображений. Однако у рассматриваемых подходов есть свои особенности и недостатки.

Алгоритм HE оперирует гистограммой сразу целого кадра [6]. При этом выравнивание гистограммы приводит к усилению глобального контраста. Однако, поскольку содержание видеосцены и распределение объектов по кадру обычно неравномерно и случайно, использование данного алгоритма часто приводит к случаям, когда стремление преобразовать гистограмму целого изображения к равномерному закону приводит к дополнительному осветлению светлых крупных участков (например, неба) и дополнительному затемнению тёмных областей (например, объектов городского пейзажа).



а)



б)



в)



г)



д)

Рисунок 1.3 – Исходное изображение (а) и соответствующие обработанные алгоритмами SSR (б), MSRCR-мод. (в), MSRCP (г) и Dehazing (д)

Данные нежелательные ситуации, при которой глобальный контраст увеличивается, однако различимость отдельных предметов сцены кадра не улучшается или вообще ухудшается, происходят вследствие того, что алгоритм НЕ не учитывает локальную статистику изображения, то есть особенности малых участков сцены, что затрудняет способность данного подхода регулировать локальный контраст.

Алгоритм АНЕ обрабатывает гистограммы отдельных блоков изображения, учитывая тем самым неоднородность сцены и «адаптируясь» к локальным особенностям кадра [10]. Это позволяет увеличить усиление локального контраста по сравнению с методом простого выравнивания гистограммы, но при этом часто наблюдается значительное переэконтрастирование [52]. Слишком сильный контраст, как правило, сопровождается чрезмерным увеличением яркости, то есть осветлением, и насыщенности, цветовыми искажениями, усилением видимости шумов и артефактов сжатия видео (блоков), а также возникновением ореолов вокруг объектов (так называемого гало-эффекта). Данные явления могут привести к неправильному восприятию видеосцены наблюдателем и возникновению у него ощущения «искусственности», нереальности происходящего на экране, а также к ухудшению качества работы алгоритмов обнаружения и распознавания образов.

В алгоритме СЛАНЕ проблема переэконтрастирования решается за счёт предварительного ограничения гистограмм блоков исходного изображения [11, 28]. Однако, поскольку предельное значение  $P_0$  гистограмм одинаково для всех блоков, данный подход увеличивает контрастность как в областях, где это необходимо, так и на однородных участках, где улучшение контраста не требуется совсем. Это приводит к проявлению на однородных участках шумов, артефактов сжатия и перенасыщения, что снижает качество видеоизображения [20, 37].

Проявление данного недостатка значительно уменьшено в модифицированном варианте алгоритма СЛАНЕ, предложенного в работе [20].

Это достигается за счёт неодинаковой степени усиления контраста в различных областях кадра, которая определяется дисперсией значений пикселей в этих областях. Чем выше дисперсия в прямоугольном блоке изображения, тем больше увеличивается контрастность. Такая зависимость позволяет значительно снизить проявление шумов и артефактов сжатия в однородных областях, обладающих малой дисперсией значений пикселей [20]. Однако такой подход приводит к переэконтрастированию и связанным с ним нежелательным визуальным эффектам в сильно текстурированных областях с высокой дисперсией и достаточным контрастом уже на исходном изображении. Эти искажения придают видеосцене неестественный вид, что приводит к ухудшению качества видеоизображений [34, 37, 40].

На рисунке 1.4 приведены примеры результатов обработки исходного кадра (а) алгоритмами, основанными на методе выравнивания гистограмм (б-д).

Одним из возможных решений данной проблемы является разработка решающего правила определения оптимального уровня усиления контраста, которое основано не только на величине дисперсии значений пикселей блока кадра, но и на других характеристиках низкоконтрастных изображений, таких как интенсивность пикселей и насыщенность цвета [33, 34, 37]. Также целесообразным является использование в решающем правиле информации о модуле вектора градиента значений пикселей как показателя величины перепадов уровней интенсивности [59]. Для разработки такого решающего правила требуется проведение статистического анализа характеристик низкоконтрастных изображений [37].

Другим важным недостатком алгоритмов гистограммной обработки является то, что в случае использования цветовой модели YCbCr [17] при обработке данным методом всех трёх каналов Y, Cb, Cr наблюдается искажение цветовых тонов, а при обработке одной компоненты светлоты Y – уменьшение насыщенности цвета, то есть преобладание серых тонов.



а)



б)



в)



г)



д)

Рисунок 1.4 – Исходное изображение (а) и соответствующие обработанные алгоритмами HE (б), AHE (в), CLAHE (г) и CLAHE-мод. (д)

Решением данной проблемы может стать отказ от использования цветового пространства YCbCr и применение пространства HSI (цветовой тон, насыщенность, интенсивность) [39, 45, 47]. В данной модели яркостная информация (канал I) отделена от цветовых сведений (каналы H и S) [16, 17]. При этом является целесообразным применение алгоритма увеличения контрастности только к компоненте интенсивности I.

Однако даже в таком случае не обеспечивается восстановление значений яркости и насыщенности обработанного кадра до значений данных параметров эталонного (без тумана и дыма) изображения. Следовательно, является целесообразным включение этапа компенсации искажений яркости и цветовой насыщенности в разрабатываемый алгоритм [37]. Компонента цветового тона H не должна подвергаться обработке. Это приведёт к улучшению цветопередачи по отношению к известным алгоритмам CLANE [20, 28].

#### **1.4 Выводы**

1. Произведён обзор и анализ известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях, в результате которого установлены особенности и недостатки данных подходов. Так, алгоритм пространственной медианной фильтрации [16, 17] приводит к снижению резкости и размытию границ объектов кадра. Методы, основанные на характеристиках формы частиц дождя [13], и в особенности на фотометрической и динамической моделях дождя [15], не позволяют обнаружить и устранить значительное количество частиц, а также не подходят для использования в условиях других типов осадков, например, снега. При этом степень уменьшения видимости обнаруженных пикселей частиц оставляет желать лучшего, поскольку для этого используются только два соседних по времени кадра. Алгоритм на основе временной кластеризации пикселей [20] допускает большое число «ложных» обнаружений частиц осадков, и, следовательно, искажение изображений полезных объектов видеосцены.

2. Сделан вывод о возможности улучшения результатов работы рассмотренных подходов за счёт проведения статистического анализа геометрических и цветоярких частиц дождя и снега и разработки на основе результатов данного анализа решающих правил обнаружения капель или снежинок на видеоизображениях, а также о возможности модификации процедуры, используемой для уменьшения видимости обнаруженных пикселей частиц.

3. Произведён обзор и анализ известных алгоритмов увеличения контрастности видеоизображений. В качестве недостатков рассмотренных подходов отмечены недостаточное усиление контраста тёмных (алгоритм, основанный на модели атмосферной оптики [32]) или светлых (алгоритмы на основе технологии Retinex [22, 30, 31]) областей кадра, усиление шумов и артефактов сжатия (алгоритмы на основе выравнивания гистограммы [6, 10, 11, 20]). Также для всех проанализированных методов характерно ослабление цветовой насыщенности, а также осветление кадра.

4. С целью уменьшения проявления данных нежелательных эффектов и недостатков предложено проведение разработки решающего правила определения оптимального уровня усиления контраста, с помощью которого возможно вычисление для каждого участка кадра необходимой степени выравнивания гистограммы этого участка, при которой наблюдаемые искажения будут минимальными. Также предлагается разработка процедуры компенсации данных искажений яркости и цветовой насыщенности для использования в составе разрабатываемого алгоритма.

## **2 Разработка алгоритмов обработки видеоизображений, полученных в условиях недостаточной видимости**

### **2.1 Анализ скорости движения частиц атмосферных осадков на видеоизображениях**

Многие известные алгоритмы обнаружения частиц осадков на видеоизображениях на первоначальном этапе выполняют пороговое сравнение нескольких последовательных монохромных кадров [13, 15, 29]. Поскольку скорость движения частиц достаточно велика [15], сопоставление разницы между значениями соответствующих пикселей кадров с некоторым пороговым значением позволяет получить первичную оценку местоположения капель дождя или снежинок. Если эта разница превышает заданное пороговое значение, то данные пиксели относятся к атмосферным осадкам. Поскольку такая оценка является результатом логической операции (сравнение), то она имеет вид двоичного изображения, то есть изображения, каждый пиксель которого может принимать только значения 0 и 1. На рисунке 2.1 представлен пример двоичного изображения.

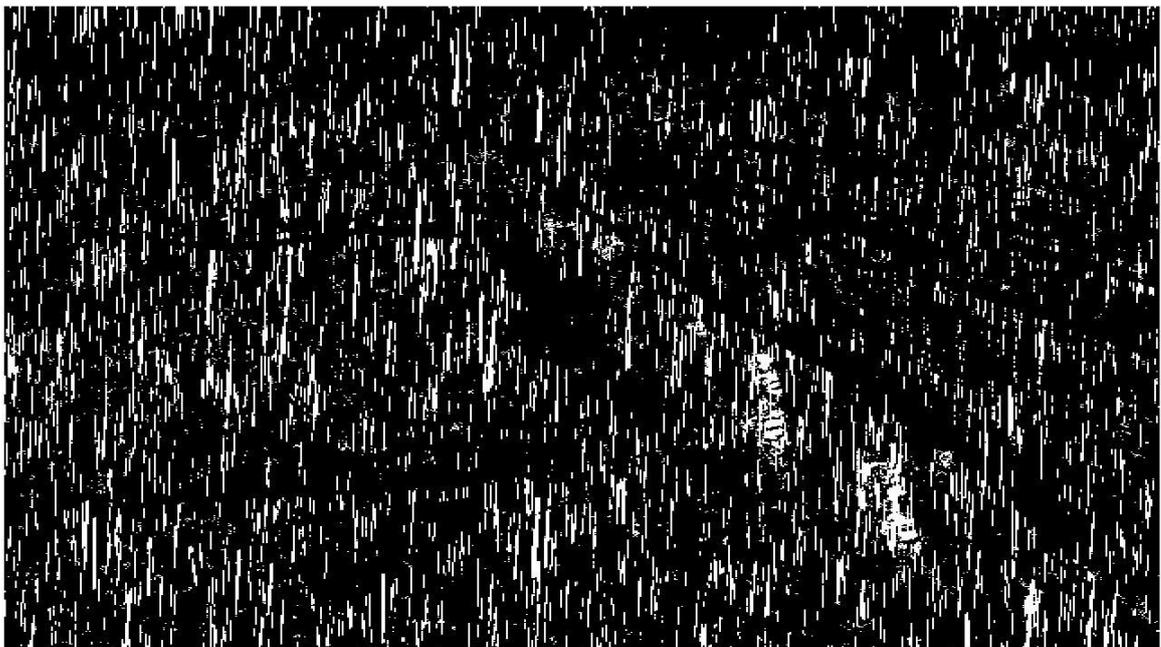


Рисунок 2.1 – Пример двоичного изображения

Для увеличения точности данной оценки в работе [15] рекомендуется использовать для сравнения три последовательных кадра. Кроме того, в работе [15] предполагается, что дождь или снег приводят к положительному изменению значения пиксела только в одном отдельном кадре, не затрагивая соответствующий пиксель в предыдущем или последующем кадре.

С целью проверки данного предположения и обоснования логического выражения сопоставления последовательных кадров для получения двоичного изображения карты местоположения частиц в диссертации выполнен анализ движения капель дождя и снежинок в трёх последовательных кадрах:  $(k-1)$ -ом,  $k$ -ом и  $(k+1)$ -ом. Для проведения анализа подобраны видеоизображения, в которых движутся только частицы осадков, а другие объекты остаются неподвижными. Это обеспечивает корректность результатов экспериментального исследования. Размер кадров анализируемых видеоизображений –  $1280 \times 720$ . Кадры преобразованы в монохромный вид [17]. В процессе исследования сформированы два двоичных видеоизображения. Первое из них получено как результат сравнения разности  $I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y)$  с пороговым значением  $c = 3$ :

$$I_{\text{об1}}(x, y) = I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) \geq c, \quad (2.1)$$

где  $I_{\text{об1}}(x, y)$  – значение пиксела первого двоичного изображения.

Пиксели данного двоичного изображения со значением 1 обозначают частицы атмосферных осадков. Пороговое значение  $c = 3$  выбрано исходя из рекомендации, приведённой в работе [15]. Второе двоичное изображение сформировано в результате сравнения модуля разности  $I_{k+1}(x, y) - I_k(x, y)$  с пороговым значением:

$$I_{\text{об2}}(x, y) = |I_{k+1}(x, y) - I_k(x, y)| < c, \quad (2.2)$$

где  $I_{\text{об2}}(x, y)$  – значение пиксела второго двоичного изображения.

Пиксели данного изображения, значение которых равно 1, свидетельствуют о том, что значения соответствующих пикселей в  $(k+1)$ -ом и  $k$ -ом кадрах

различаются незначительно, то есть в них не произошла смена состояний «частица-фон» или наоборот.

Далее сформировано третье двоичное изображение с пикселями  $I_{\text{об3}}(x, y)$  согласно выражению

$$I_{\text{об3}}(x, y) = I_{\text{об1}}(x, y) \cdot I_{\text{об2}}(x, y), \quad (2.3)$$

то есть поэлементным перемножением пикселей двух первых двоичных изображений. Пиксели данного изображения со значением 1 указывают на соответствующие пиксели  $k$ -го кадра, которые являются в нём частицами осадков и остаются частицами и в  $(k+1)$ -ом кадре. Отношение количества пикселей со значением 1 в третьем двоичном изображении к аналогичному количеству в первом двоичном изображении определяет долю пикселей частиц, в которых присутствуют атмосферные осадки на протяжении как минимум двух последовательных кадров. В результате проведённого таким способом анализа движения частиц выявлено, что для видеоизображения с ливнем описанная доля пикселей может составлять 24,9%, а для интенсивного снегопада – 21,1%. Таким образом установлено, что предположение, приведённое в работе [15], о том, что дождь или снег приводят к положительному изменению значения пиксела только в одном отдельном кадре, не выполняется примерно для каждого четвёртого – каждого пятого пиксела осадков, следовательно, его можно признать не в полной мере правильным.

В работе [15] также представлено логическое выражение (1.1) для сопоставления трёх последовательных монохромных кадров. Однако, поскольку оно основано на частично ошибочном предположении, требуется его модификация для того, чтобы значительная часть дождевых или снеговых пикселей не отбрасывалась из обработки алгоритмом уменьшения видимости частиц осадков. Предложенная модификация данного выражения для  $k$ -го кадра имеет вид:

$$(I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) \geq c) \vee (I_k(x, y) - I_{k+1}(x, y) \geq c), \quad (2.4)$$

где  $\vee$  – логическое «ИЛИ»,  $c = 3$  согласно рекомендации, приведённой в [15].

При этом необходимо отметить, что значения пикселей  $I_{k-1}(x, y)$ ,  $I_k(x, y)$  и  $I_{k+1}(x, y)$  могут принимать только значения  $0, 1, \dots, 255$ .

С целью обоснования предложенного логического выражения (2.4) рассмотрим рисунок 2.2.

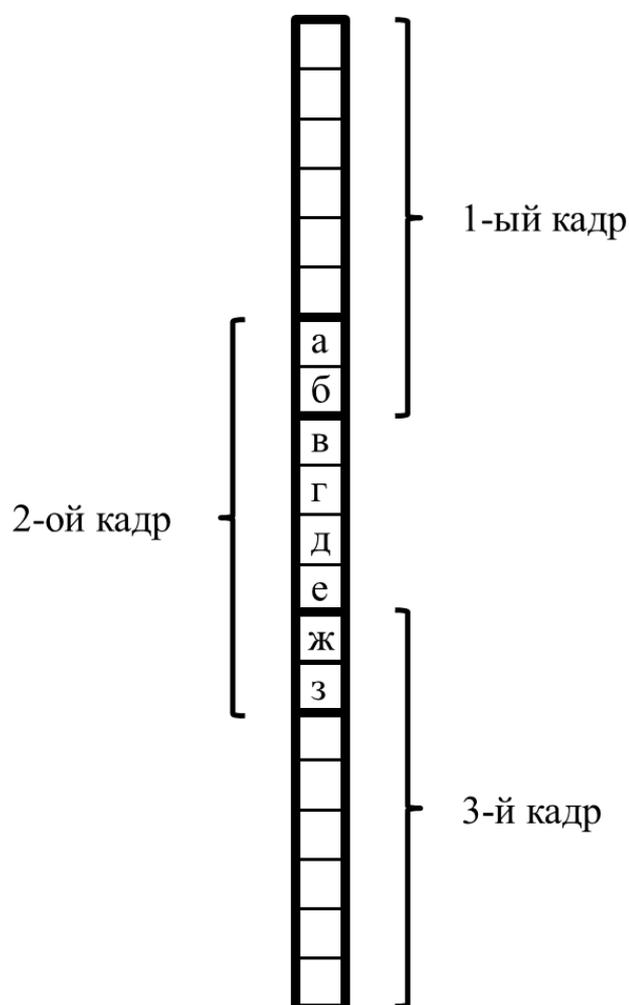


Рисунок 2.2 – Схема падения частицы осадков на протяжении трёх последовательных монохромных кадров

На рисунке 2.2 представлено падение частицы длиной в восемь пикселей на протяжении трёх последовательных монохромных кадров для случая, когда частица затрагивает один и тот же пиксель в течение двух кадров подряд. На рисунке 2.2 такими пикселями являются а, б для первого и второго кадров и ж, з для второго и третьего кадров. Первое пороговое сравнение,  $I_k(x, y) - I_{k-1}(x, y) \geq c$ , определит, что частица расположена в пикселях в...з. Второе пороговое сравнение,  $I_k(x, y) - I_{k+1}(x, y) \geq c$ , установит, что частица

находится в пикселах  $a...e$ . Поэтому только логическое объединение («ИЛИ») результатов данных сравнений определит истинное местоположение частицы осадков во втором ( $k$ -ом) кадре.

Обнаружение дождевых или снеговых пикселей с помощью только порогового сравнения в большинстве случаев является неточным ввиду наличия на видеоизображениях других движущихся объектов помимо частиц осадков, поэтому результат такого первичного детектирования требует корректировки на следующих этапах алгоритма. Бинарный массив, полученный с помощью предложенной процедуры порогового сравнения (2.4), имеет вид набора связанных групп точек. Каждая из этих групп лишь с некоторой вероятностью соответствует капле или снежинке, поэтому далее будем называть такие области – группами-кандидатами. Чтобы классифицировать данные группы-кандидаты, то есть определить, относятся ли они к классу частиц атмосферных осадков, или соответствуют посторонним движущимся объектам, необходимо применение специальных правил, принимающих решение о принадлежности к тому или иному классу, в составе разрабатываемого алгоритма. Такие правила могут быть сформированы по результатам статистического анализа геометрических и цветоярких особенностей изображений частиц осадков на видеопоследовательностях, выполненного при подготовке диссертации.

## **2.2 Статистический анализ геометрических характеристик частиц атмосферных осадков на видеоизображениях**

### **2.2.1 Процедура статистического анализа геометрических параметров**

При проведении данного статистического анализа приняты следующие положения, основанные на наблюдениях и физических свойствах частиц атмосферных осадков [13, 15, 29]:

- 1) частицы (следовательно, и их изображения) среднего и большого размера, присутствие которых в кадре вносит наибольший вклад в ухудшение видимости объектов сцены, как правило, имеют вытянутую по вертикали форму;

2) угол наклона к вертикальной оси, то есть ориентация, практически одинакова для всех частиц одного видеокadra, поскольку направление ветра в координатах данного кадра, как правило, также одинаково.

Исходя из данных положений, наиболее целесообразно выбрать для статистического анализа такие геометрические характеристики частиц осадков, как размер, форма и ориентация [36].

Для обеспечения уверенности в том, что анализируемые группы-кандидаты пикселей, сформированные в результате процедуры порогового сравнения последовательных кадров (2.4), соответствуют именно каплям или снежинкам и не имеют отношения к другим движущимся объектам, в процессе статистического исследования использованы видеоизображения, все объекты сцен которых являются неподвижными, а подвижными – только осадки.

Расчёт анализируемых параметров выполнен с помощью метода геометрических моментов. В соответствии с данным методом каждая частица осадков, то есть связная группа единичных пикселей бинарного изображения, полученного в результате порогового сравнения (2.4), аппроксимируется эллипсом с вторыми центральными моментами, равными вторым центральным моментам данной группы [29]. Центральные моменты 2-го порядка  $p$ -го эллипса (совокупности пикселей) определяются согласно выражениям [29]:

$$M_{20\_p} = \frac{1}{S_p} \sum_{(x,y) \in C_p} (x - x_{0p})^2, \quad (2.5)$$

$$M_{11\_p} = \frac{1}{S_p} \sum_{(x,y) \in C_p} (x - x_{0p})(y - y_{0p}), \quad (2.6)$$

$$M_{02\_p} = \frac{1}{S_p} \sum_{(x,y) \in C_p} (y - y_{0p})^2, \quad (2.7)$$

где  $M_{20\_p}$  – центральный момент 2-го порядка по направлению  $x$ ,  $M_{11\_p}$  – центральный смешанный момент 2-го порядка,  $M_{02\_p}$  – центральный момент 2-го порядка по направлению  $y$ ,  $S_p$  – количество пикселей (площадь)  $p$ -ой группы,

$(x, y)$  – координаты пиксела,  $(x_{0p}, y_{0p})$  – координаты центра тяжести  $p$ -ой группы,  $C_p$  – совокупность точек  $p$ -ой группы.

Полуоси  $p$ -го аппроксимирующего эллипса определяются как:

$$a_p = 2\sqrt{\lambda_{1p}}, \quad (2.8)$$

$$b_p = 2\sqrt{\lambda_{2p}}, \quad (2.9)$$

где  $a_p$  – большая полуось эллипса,  $b_p$  – малая полуось эллипса,  $\lambda_{1p}, \lambda_{2p}$  – собственные числа матрицы  $M_p$ , элементами которой являются рассчитанные по формулам (2.5) – (2.7) центральные моменты 2-го порядка  $p$ -ой группы [29]:

$$M_p = \begin{pmatrix} M_{20-p} & M_{11-p} \\ M_{11-p} & M_{02-p} \end{pmatrix}. \quad (2.10)$$

Ориентация эллипса (частицы) рассчитывается по выражению [29]:

$$\theta_p = \frac{1}{2} \operatorname{arctg} \left( \frac{2M_{11-p}}{M_{02-p} - M_{20-p}} \right). \quad (2.11)$$

Пример аппроксимации связной группы пикселей, соответствующей капле дождя, эллипсом ориентации  $\theta$ , изображён на рисунке 2.3.

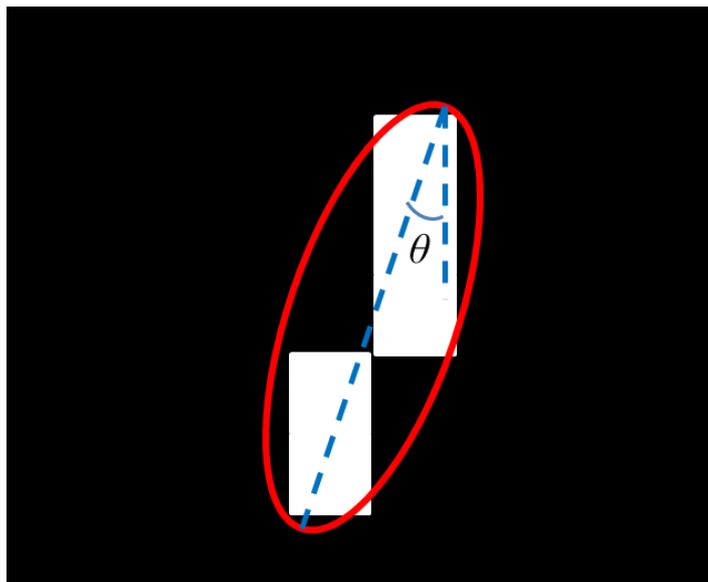


Рисунок 2.3 – Пример аппроксимации связной группы пикселей, соответствующей капле дождя, эллипсом

Таким образом, в диссертации исследуются три геометрических параметра изображения частицы дождя или снега в кадре:

1) площадь  $S_p$ , определяемая как количество единичных пикселей в соответствующей группе;

2) коэффициент формы, вычисляемый как соотношение полуосей аппроксимирующего эллипса:

$$\Phi_p = \frac{a_p}{b_p}; \quad (2.12)$$

3) отклонение  $\theta'_p$  угла наклона  $p$ -ой частицы от среднего значения  $\theta_0$  ориентации всех частиц в кадре:

$$\theta'_p = \theta_p - \theta_0. \quad (2.13)$$

В процессе статистического анализа необходимо сформировать гистограммы распределения выбранных характеристик, а затем аппроксимировать полученные гистограммы известными теоретическими законами распределения.

Для решения данной задачи аппроксимации на первом этапе определяется тип оцениваемого распределения с помощью метода семейства кривых Пирсона [60–62]. С помощью данного подхода на основе информации об асимметрии и эксцессе (степени отклонения от нормального распределения) можно определить, к какому известному теоретическому закону наиболее близко эмпирически полученное распределение. Для этого вычисляется специальный параметр  $k_{II}$  как [61]:

$$k_{II} = \frac{\beta_1 (\beta_2 + 3)^2}{4(2\beta_2 - 3\beta_1 - 6)(4\beta_2 - 3\beta_1)}, \quad (2.14)$$

где  $\beta_1$  – квадрат коэффициента асимметрии  $K_{sk}(z)$  случайной величины  $z$ , которой в рассматриваемой задаче является геометрическая характеристика частицы осадков ( $S_p$ ,  $\Phi_p$  или  $\theta'_p$ ),

$$\beta_1 = K_{sk}^2(z), \quad (2.15)$$

$\beta_2$  – коэффициент эксцесса,

$$\beta_2 = K_{Ex}(z) + 3. \quad (2.16)$$

Коэффициенты асимметрии  $K_{Sk}(z)$  и эксцесса  $K_{Ex}(z)$  определяются через центральные моменты случайной величины  $z$  – значений анализируемой характеристики частицы [61]:

$$K_{Sk}(z) = \frac{\mu_3(z)}{\sigma^3(z)}, \quad (2.17)$$

$$K_{Ex}(z) = \frac{\mu_4(z)}{\sigma^4(z)} - 3, \quad (2.18)$$

где  $\mu_s(z)$  – центральный момент  $s$ -го порядка,  $\sigma(z) = \sqrt{\mu_2(z)}$  – среднеквадратическое отклонение.

Значение параметра  $k_{II}$  показывает, к какому типу распределений классификации Пирсона (бета-распределение I рода, бета-распределение II рода, гамма-распределение, нормальное и др.) относится оцениваемая гистограмма. В работах [61, 62] приведён полный список типов распределений Пирсона с соответствующими значениями  $k_{II}$ .

Далее с целью точной оценки формы исследуемого эмпирического распределения необходимо определить параметры функции плотности вероятности (ФПВ), аппроксимирующей данную гистограмму и соответствующей выбранному на предыдущем этапе типу распределений классификации Пирсона. Одним из распространённых методов точечной оценки параметров распределения является метод наибольшего правдоподобия, который обладает рядом преимуществ [61]. Однако его основной недостаток – большой объём сложных вычислений – делает его трудноприменимым (а при необходимости быстрого переобучения алгоритма по нескольким кадрам видеоизображения – абсолютно неприменимым) для оценки параметров распределений со сложными выражениями ФПВ (например, бета-распределения) и при большом объёме

выборки, которая в данном экспериментальном исследовании достигает сотни тысяч изображений отдельных частиц осадков.

Поэтому для решения данной задачи автором диссертации предложено применение метода минимизации целевой функции [63], за которую принята функция критерия согласия Колмогорова, симплекс-алгоритмом Нелдера – Мида [64]. Функция критерия Колмогорова  $K_K(\mathbf{u})$  является одним из способов расчёта отклонения предполагаемого теоретического закона от эмпирического. Значение данной функции вычисляется согласно выражению [58]:

$$K_K(\mathbf{u}) = \sqrt{N_s} \max |F_m(z, \mathbf{u}) - F_s(z)|, \quad (2.19)$$

где  $\mathbf{u} = \{u_1, u_2, \dots\}$  – параметры подбираемого теоретического закона,  $N_s$  – объём выборки, за который в рассматриваемой задаче принято общее количество обнаруженных и анализируемых частиц осадков,  $F_m(z, \mathbf{u})$  – функция распределения теоретического закона,  $F_s(z)$  – эмпирическая функция распределения.

Таким образом, параметры распределений оцениваются с помощью численного многомерного поиска минимума целевой функции [36, 48]. Начальные приближения для данного подхода вычислены методом моментов [65, 66]. Согласно данному методу, оценки параметров формы, например, обобщённого бета-распределения I рода, вычисляются по следующим формулам [66]:

$$\begin{aligned} u_z &= \frac{\bar{z}^* - \gamma_z}{\beta_z - \gamma_z} \left[ \frac{(\bar{z}^* - \gamma_z)(\beta_z - \bar{z}^*)}{\sigma_z^{2*}} - 1 \right], \\ v_z &= \frac{\beta_z - \bar{z}^*}{\beta_z - \gamma_z} \left[ \frac{(\bar{z}^* - \gamma_z)(\beta_z - \bar{z}^*)}{\sigma_z^{2*}} - 1 \right], \end{aligned} \quad (2.20)$$

а соответствующие оценки для бета-распределения II рода определяются как [66]:

$$v_z = \frac{\bar{z}^* (\bar{z}^* + 1)}{\sigma_z^{2*}} + 2, \quad (2.21)$$

$$u_z = \bar{z}^* (v_z - 1),$$

где  $\bar{z}^*$  – выборочное среднее случайной величины  $z$ ,  $\sigma_z^{2*}$  – выборочная дисперсия,  $\gamma_z, \beta_z$  – границы возможных значений  $z$  для обобщённого бета-распределения I рода.

Обобщая вышеизложенное, в процессе статистического анализа геометрических параметров (площадь, коэффициент формы, отклонение ориентации от средней по кадру) изображений частиц дождя или снега должны быть определены теоретические законы распределения, наилучшим образом совпадающие с эмпирическими распределениями (гистограммами) данных параметров. На основе полученных законов будут разработаны решающие правила обнаружения частиц атмосферных осадков в кадре.

### 2.2.2 Результаты статистического анализа геометрических характеристик частиц снега

На рисунке 2.4 представлены гистограмма значений площади  $S$  частиц снега на видеопоследовательностях, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{Ch\_S}$ , полученная в результате применения процедуры, описанной в п. 2.2.1.

По значению коэффициента  $k_{II} = 3336,7 > 1$  сформированной гистограммы установлено, что соответствующее распределение принадлежит к VI типу по классификации Пирсона [36, 61]. Наиболее распространённым представителем данного типа является бета-распределение II рода [61, 66].

ФПВ бета-распределения II рода для случайной величины  $z$  описывается выражением [66]:

$$f_z(z) = \frac{1}{B(u_z, v_z)} \frac{z^{u_z-1}}{(1+z)^{u_z+v_z}}, \quad z > 0, \quad (2.22)$$

где  $u_z > 0, v_z > 0$  – параметры формы,  $B(u_z, v_z)$  – бета-функция [66].

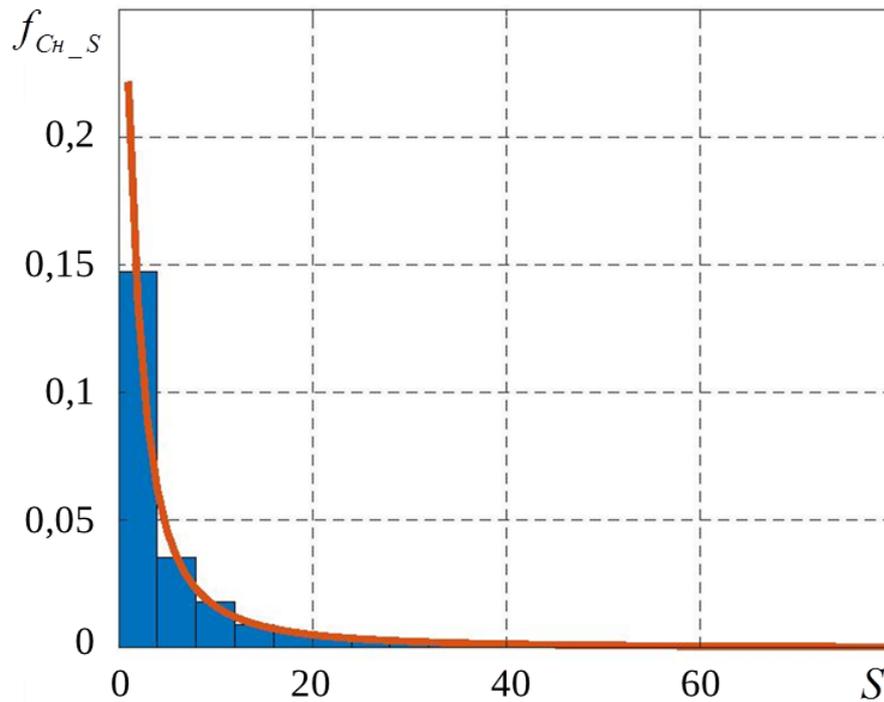


Рисунок 2.4 – Гистограмма значений площади  $S$  частиц снега и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{CH_S}$

Для данной ФПВ функция распределения имеет вид [66]:

$$F_z(z) = I_{z/(1+z)}(u_z, v_z), \quad (2.23)$$

где  $I_z(u_z, v_z)$  – отношение неполной бета-функции [66]:

$$I_z(u_z, v_z) = \frac{1}{B(u_z, v_z)} \int_0^z z_0^{u_z-1} (1-z_0)^{v_z-1} dz_0. \quad (2.24)$$

С помощью метода минимизации целевой функции [63] критерия Колмогорова [58] симплекс-алгоритмом Нелдера – Мида [64] определены параметры формы ФПВ бета-распределения II рода (2.22), аппроксимирующего гистограмму значений площади  $S$  изображений снежинок [36]:  $u_{CH_S} = 1,86$ ,  $v_{CH_S} = 0,83$ .

Анализируя форму гистограммы, представленной на рисунке 2.4, можно сделать вывод, что появление мелких снежинок более вероятно, чем крупных, при этом наиболее распространённая площадь изображений частиц снега – 1...4 пикселя. Однако данная геометрическая характеристика может принимать значения в большом диапазоне (от единиц до сотен пикселей), что сильно влияет на форму частиц. Поэтому предложено выполнить построение гистограммы

значений коэффициентов формы  $\Phi$  для двух различных диапазонов площади  $S$  [36]. Так как наибольшее затруднение видимости предметов видеосцены вызывают средние и крупные снежинки, которых, ко всему прочему, легче спутать с другими движущимися объектами в кадре, то наибольший интерес вызывает анализ формы частиц именно таких размеров. При этом границы диапазонов площади целесообразно принять по уровням значимости 0,7, 0,95 и 0,99, которые широко применяются в литературе, например, в [65]. Из выражения (2.23) установлено, что данные уровни соответствуют значениям площади, равной 7, 69 и 484 пикселя. Математически данное разделение на диапазоны можно описать как:

$$P(7 \leq S < 69) = F_{Ch\_S}(69) - F_{Ch\_S}(7) = 0,95 - 0,7, \quad (2.25)$$

$$P(69 \leq S < 484) = F_{Ch\_S}(484) - F_{Ch\_S}(69) = 0,99 - 0,95, \quad (2.26)$$

где  $P(7 \leq S < 69)$  – вероятность нахождения в кадре частицы снега площадью  $7 \leq S < 69$  [65].

На рисунках 2.5 и 2.6 изображены гистограммы значений коэффициента формы  $\Phi$  для диапазона средних ( $7 \leq S < 69$ ) и крупных ( $69 \leq S < 484$ ) снежинок, а также аппроксимации данных эмпирических распределений функциями плотности вероятности  $f_{Ch\_Ф1}$  и  $f_{Ch\_Ф2}$  соответственно.

Параметр метода семейства кривых Пирсона  $k_{II}$  для описанных распределений равен 1,47 и 9,59 соответственно. Поскольку  $k_{II} > 1$ , данные гистограммы следует отнести к VI типу распределений по классификации Пирсона [61] и аппроксимировать, как и гистограмму значений  $S$ , бета-распределением II рода, для которого ФПВ и функция распределения имеют вид (2.22) и (2.23) соответственно.

Параметры распределения, аппроксимирующего гистограмму значений  $\Phi$  для диапазона средних частиц снега, равны  $u_{Ch\_Ф1} = 23,17$ ,  $v_{Ch\_Ф1} = 12,28$ . Параметры распределения, аппроксимирующего гистограмму значений  $\Phi$  для диапазона крупных частиц снега, равны  $u_{Ch\_Ф2} = 22,73$ ,  $v_{Ch\_Ф2} = 11,9$  [36].

Значения данных параметров определены тем же методом минимизации целевой функции [63], что и для распределения  $S$ .

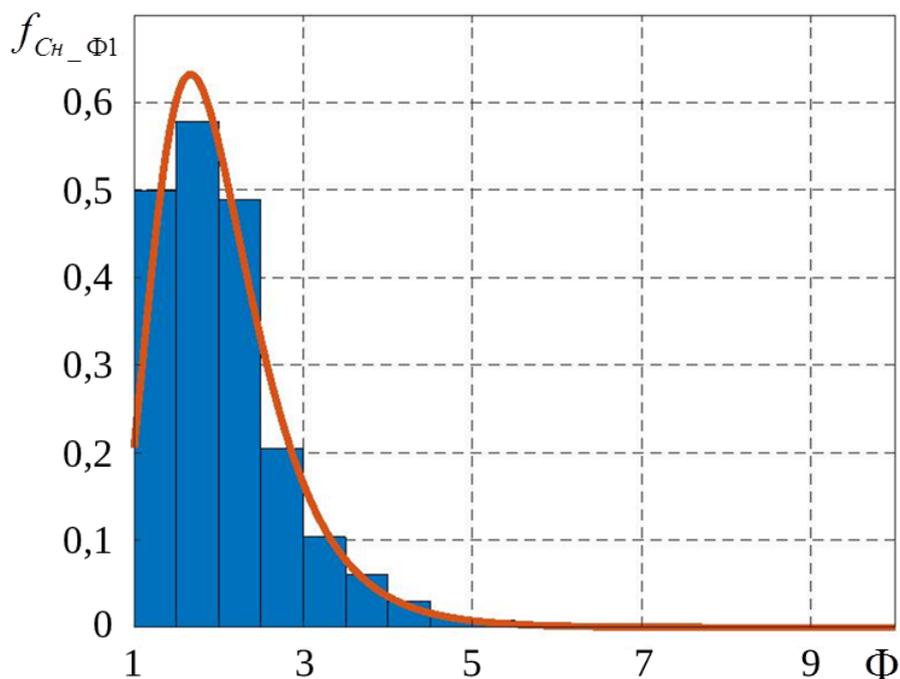


Рисунок 2.5 – Гистограмма значений коэффициента формы  $\Phi$  частиц для диапазона средних снежинок и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{Сн\_Ф1}$

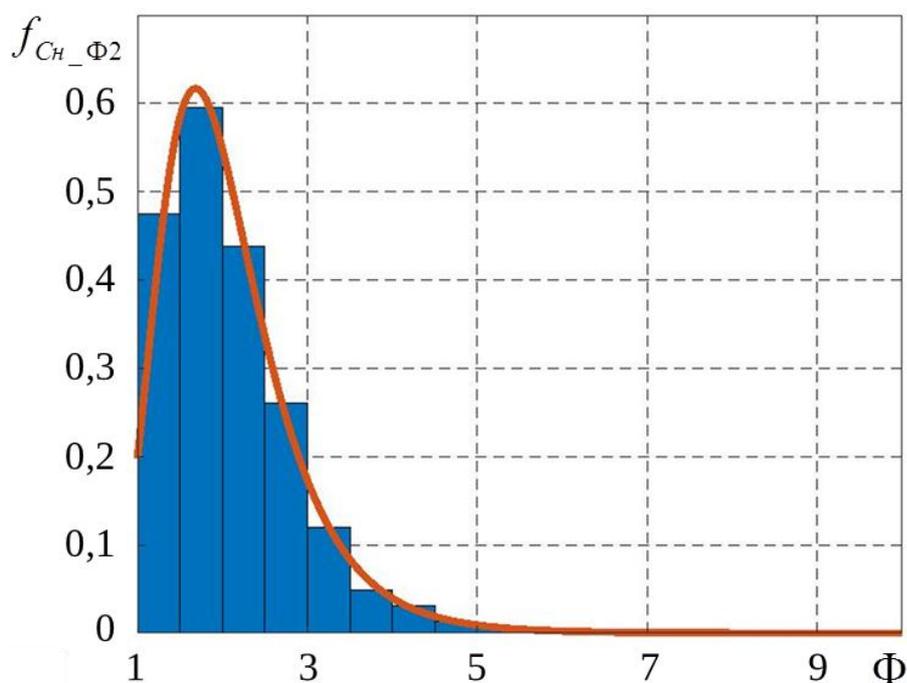


Рисунок 2.6 – Гистограмма значений коэффициента формы  $\Phi$  частиц для диапазона крупных снежинок и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{Сн\_Ф2}$

На рисунке 2.7 приведены гистограмма значений отклонения  $\theta'$  угла наклона частиц снега от среднего значения их ориентации в кадре, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{CH-\theta}$ .

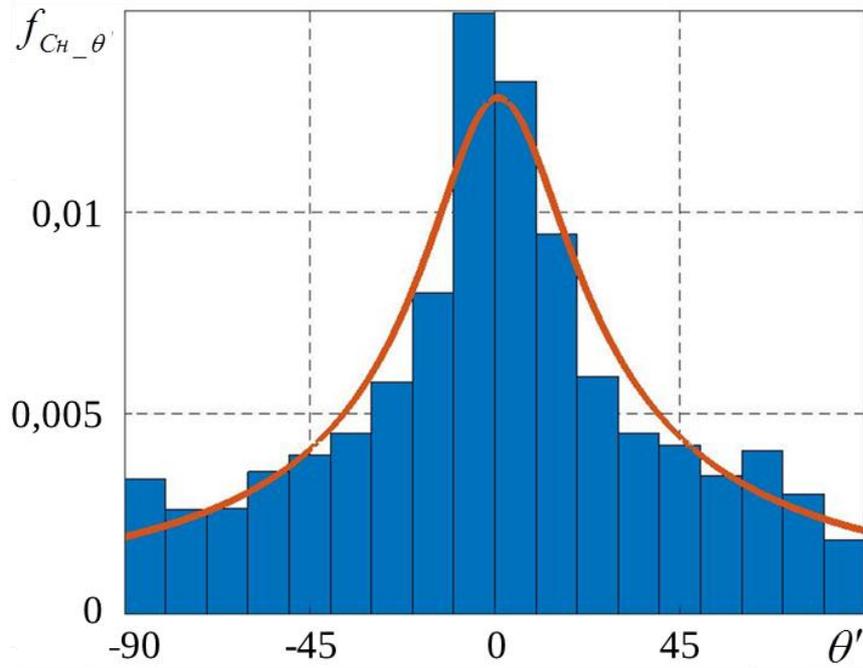


Рисунок 2.7 – Гистограмма значений отклонения  $\theta'$  угла наклона частиц снега от среднего значения их ориентации в кадре и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{CH-\theta}$

В результате анализа формы гистограммы, представленной на рисунке 2.7, ясно, что большинство частиц снега в кадре одинаково направлены. При этом величина  $k_{II} = -0,0074 < 0$ . Согласно методу семейства кривых Пирсона данное распределение относится к I типу соответствующей классификации [61]. Тем не менее, отмечено, что целесообразнее использовать приближение данной гистограммы кривой Пирсона IV типа, что обеспечивает значительно меньшее значение функции критерия согласия Колмогорова [58], то есть большее соответствие теоретического закона эмпирически полученной гистограмме [36]. Кривая IV типа для случайной величины  $z$  определяется функцией [61]:

$$f_z(X) = c_0 \left( X^2 + A_0^2 \right)^{1/2 b_2} e^{-\frac{B_0 \arctg \frac{X}{A_0}}{A_0 b_2}}, \quad (2.27)$$

где  $X$ ,  $B_0$ ,  $A_0$  – вспомогательные параметры [61]:

$$X = z + \frac{b_1}{2b_2}, \quad (2.28)$$

$$B_0 = b_1 \left( 1 + \frac{1}{2b_2} \right), \quad (2.29)$$

$$A_0^2 = \frac{b_0}{b_2} - \frac{b_1}{4b_2^2}; \quad (2.30)$$

$b_0, b_1, b_2, c_0$  – параметры распределения.

Эти параметры для распределения  $\theta'$  аналогично предыдущим рассмотренным распределениям вычислены с помощью метода минимизации целевой функции [63] критерия Колмогорова [58] симплекс-алгоритмом Нелдера – Мида [64]:  $b_0 = -316,14$ ,  $b_1 = 0,9$ ,  $b_2 = -0,84$ ,  $c_0 = 0,44$  [36].

### 2.2.3 Результаты статистического анализа геометрических характеристик капель дождя на видеоизображениях

На рисунке 2.8 представлены гистограмма значений площади  $S$  капель дождя на видеоизображениях, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{D_s}$ , полученная в результате применения процедуры, описанной в п. 2.2.1.

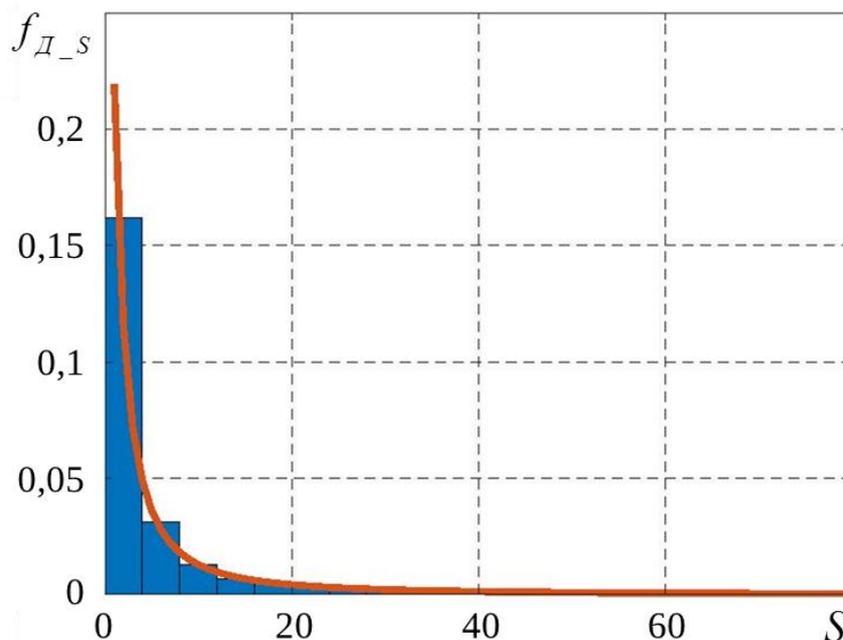


Рисунок 2.8 – Гистограмма значений площади  $S$  частиц дождя и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{D_s}$

Как и в случае частиц снега, чем крупнее капля дождя, тем менее вероятно её появление в кадре. Для данного распределения величина  $k_{II} = -3263,5 < 0$ , то есть оно принадлежит к I типу распределений по классификации Пирсона [61], однако более точная аппроксимация, согласно функции критерия Колмогорова [58], выполняется с помощью кривой Пирсона VI типа, в качестве которой выступает бета-распределение II рода. ФПВ и функция распределения данного закона описываются выражениями (2.22) и (2.23) соответственно с параметрами формы  $u_{D-S} = 1,16$ ,  $v_{D-S} = 0,72$  [36].

Аналогично статистическому анализу геометрических характеристик частиц снега, построены гистограммы значений коэффициента формы  $\Phi$  для двух диапазонов изменения  $S$  частиц дождя, границы которых также выбраны по уровням значимости 0,7, 0,95 и 0,99, что соответствует значениям площади капель в 6, 76 и 727 пикселей:

$$P(6 \leq S < 76) = F_{D-S}(76) - F_{D-S}(6) = 0,95 - 0,7, \quad (2.31)$$

$$P(76 \leq S < 727) = F_{D-S}(727) - F_{D-S}(76) = 0,99 - 0,95. \quad (2.32)$$

На рисунках 2.9 и 2.10 показаны гистограммы значений  $\Phi$  для диапазона средних ( $6 \leq S < 76$ ) и крупных ( $76 \leq S < 727$ ) капель дождя, а также аппроксимации данных эмпирических распределений функциями плотности вероятности  $f_{D-\Phi_1}$  и  $f_{D-\Phi_2}$  соответственно.

Для распределения значений  $\Phi$  частиц дождя площадью из первого диапазона величина  $k_{II} = 17,27 > 1$ , что соответствует VI типу кривых Пирсона [61]. Данное распределение аппроксимируется наиболее распространённым представителем этого типа – бета-распределением II рода, для которого ФПВ и функция распределения имеют вид (2.22) и (2.23) соответственно с параметрами  $u_{D-\Phi_1} = 15,35$ ,  $v_{D-\Phi_1} = 6,91$  [36].

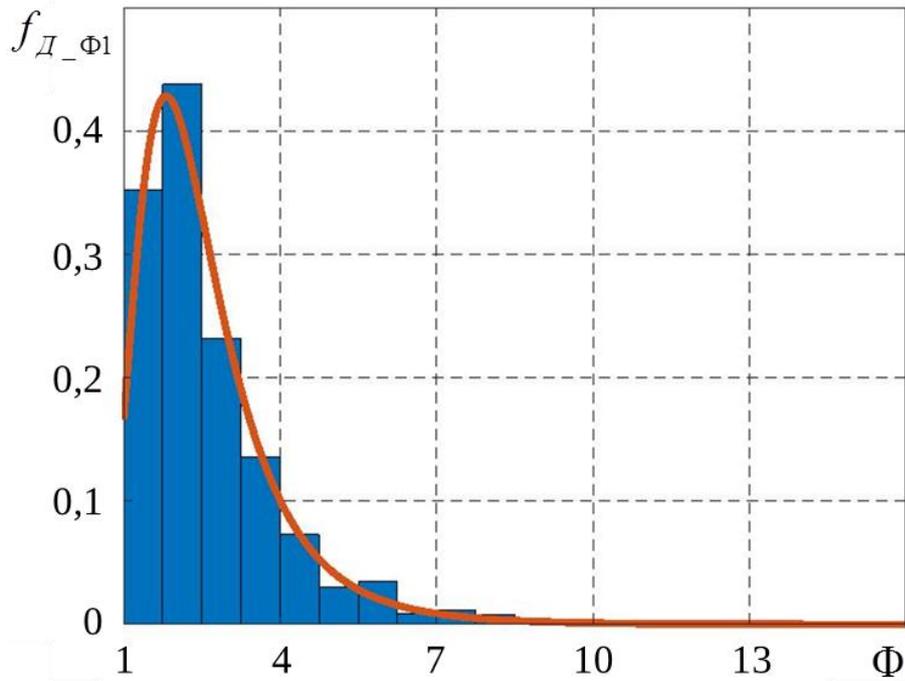


Рисунок 2.9 – Гистограмма значений коэффициента формы  $\Phi$  частиц для диапазона средних капель дождя и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{D\_Ф1}$

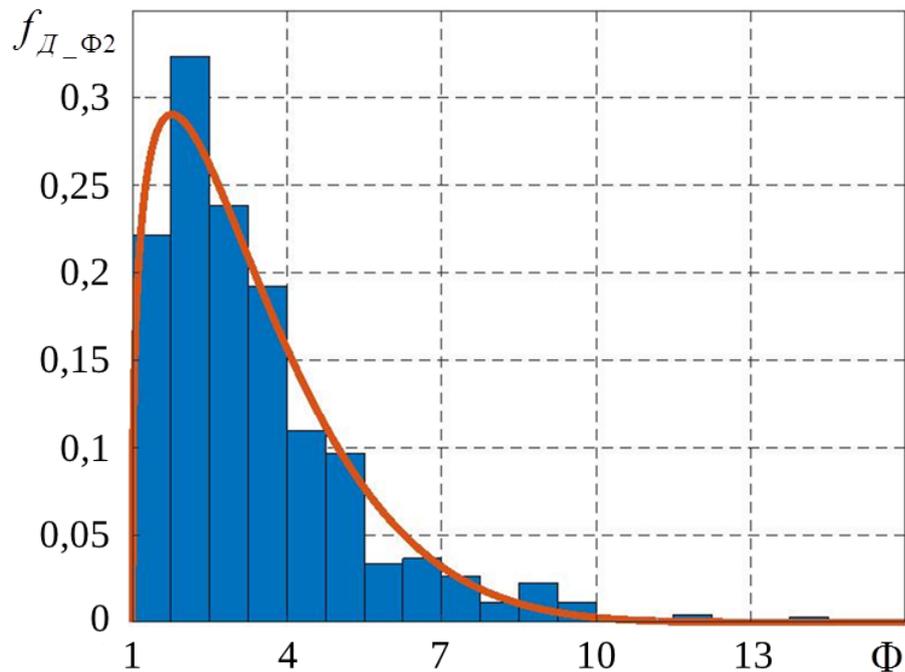


Рисунок 2.10 – Гистограмма значений коэффициента формы  $\Phi$  частиц для диапазона крупных капель дождя и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{D\_Ф2}$

Для распределения значений  $\Phi$  капель, площадь которых принадлежит второму диапазону, величина  $k_{II} = -4,751 < 0$ , что соответствует I типу кривых

классификации Пирсона [61], частным случаем которого является обобщённое бета-распределение I рода [66]. ФПВ данного распределения определяется выражением [66]:

$$f_z(z) = \frac{1}{B(u_z, v_z)} \frac{(z - \gamma_z)^{u_z - 1} (\beta_z - z)^{v_z - 1}}{(\beta_z - \gamma_z)^{u_z + v_z - 1}}, \quad (2.33)$$

$$\gamma_z < z < \beta_z,$$

где  $u_z > 0$ ,  $v_z > 0$  – параметры формы,  $\gamma_z$ ,  $\beta_z$  ( $\gamma_z < \beta_z$ ) – границы возможных значений  $z$ .

Функция распределения имеет вид [66]:

$$F_z(z) = I_{\frac{z - \gamma_z}{\beta_z - \gamma_z}}(u_z, v_z). \quad (2.34)$$

Для аппроксимации гистограммы значений  $\Phi$  капель рассматриваемого диапазона  $76 \leq S < 727$  вычислены параметры:  $u_{D_{\Phi 2}} = 1,34$ ,  $v_{D_{\Phi 2}} = 7,37$ ,  $\gamma_{D_{\Phi 2}} = 1$ ,  $\beta_{D_{\Phi 2}} = 16$  [36].

На рисунке 2.11 приведены гистограмма значений отклонения  $\theta'$  угла наклона частиц дождя от среднего значения их ориентации в кадре, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{D_{\theta}}$ .

Из анализа рисунка 2.11 видно, что капли дождя, как и снежинки, в большинстве случаев одинаково направлены в кадре. Для такого распределения величина  $k_{II} = 0,002$ ,  $0 < k_{II} < 1$ , следовательно, распределение принадлежит к IV типу кривых классификации Пирсона [61]. ФПВ данного типа описывается выражением (2.27). Значения параметров кривой, аппроксимирующей гистограмму отклонений  $\theta'$  ориентации капель дождя, определены, как и для других рассмотренных в данном пункте распределений, с помощью метода минимизации целевой функции [63] критерия Колмогорова [58] алгоритмом Нелдера – Мида [64]:  $b_0 = -64,15$ ,  $b_1 = -0,25$ ,  $b_2 = -0,36$ ,  $c_0 = 46,52$  [36].

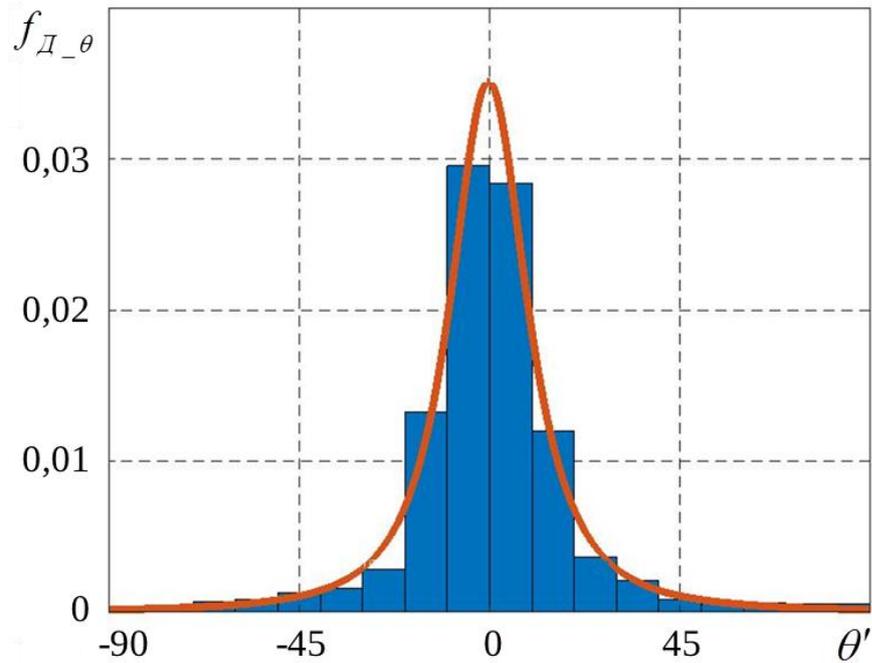


Рисунок 2.11 – Гистограмма значений отклонения  $\theta'$  угла наклона частиц дождя от среднего значения их ориентации в кадре и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{Д_\theta}$

Необходимо отметить, что, несмотря на подобие форм гистограмм значений геометрических параметров изображений капель дождя с соответствующими гистограммами для снежинок, имеются определённые отличия между данными распределениями. Например, из сравнения рисунков 2.6 и 2.10 заметно, что вытянутая по вертикали форма частиц проявляется чаще при осадках в виде дождя, чем в виде снега, а из анализа рисунков 2.7 и 2.11 видно, что угол наклона снежинок в кадре имеет более сильный разброс по сравнению с каплями. Данные факты хорошо согласуются с физическими свойствами частиц атмосферных осадков, рассмотренными, например, в работах [13, 15, 20], и требуют разработки отдельных решающих правил обнаружения различных типов осадков.

## 2.3 Статистический анализ цветоярких характеристик частиц атмосферных осадков на видеоизображениях

### 2.3.1 Процедура статистического анализа цветоярких параметров

Капли и снежинки характеризуются не только геометрическими, но и цветояркими параметрами, которыми являются интенсивность, цветовая насыщенность, тон и др. [15]. С помощью данных характеристик также можно

выделять капли дождя и снежинки из совокупности групп-кандидатов пикселей двоичного изображения.

Для статистического исследования цветоярких параметров отобраны те же видеоизображения, что и для анализа геометрических характеристик, то есть подвижными объектами в которых являются только частицы осадков. На первом этапе применяется процедура порогового сравнения (2.4) монохромных кадров ( $(k-1)$ -го,  $k$ -го и  $(k+1)$ -го) данных видеопоследовательностей с целью получения двоичного изображения, для которого значение пикселя, равное 1, точно означает его принадлежность к капле/снежинке. На следующем этапе выполняется преобразование цветовой модели соответствующего полноцветного  $k$ -го кадра из RGB в HSI [14]. Последующему исследованию подвергаются только те пиксели компонент интенсивности (I) и насыщенности (S), для которых соответствующие точки двоичного изображения равны 1, то есть принадлежащие изображениям осадков пиксели. Данный отбор исследуемых точек производится для всех кадров каждого видеоизображения.

Поскольку капли дождя и особенно снежинки, как правило, серо-белые, и снижают насыщенность цвета перекрываемых пикселей кадра, предложено проведение статистического анализа двух цветоярких характеристик [36]:

- 1) интенсивности  $I_{int}$  пикселей частиц осадков;
- 2) насыщенности цвета  $I_{st}$  пикселей частиц осадков.

Как и в процессе анализа геометрических параметров, необходимо сформировать гистограммы значений выбранных характеристик пикселей осадков, а затем аппроксимировать полученные гистограммы известными теоретическими законами распределения при помощи классификации кривых Пирсона [60–62] и метода минимизации целевой функции [63] критерия Колмогорова [58] симплекс-алгоритмом Нелдера – Мида [64]. Полученные зависимости, аппроксимирующие гистограммы распределений цветоярких параметров, будут использованы для разработки решающих правил детектирования частиц осадков на видеоизображениях.

### 2.3.2 Результаты статистического анализа цветоярких характеристик частиц снега

На рисунке 2.12 представлены гистограмма значений интенсивности  $I_{Int}$  пикселей изображений снежинок, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{Ch\_Int}$ .

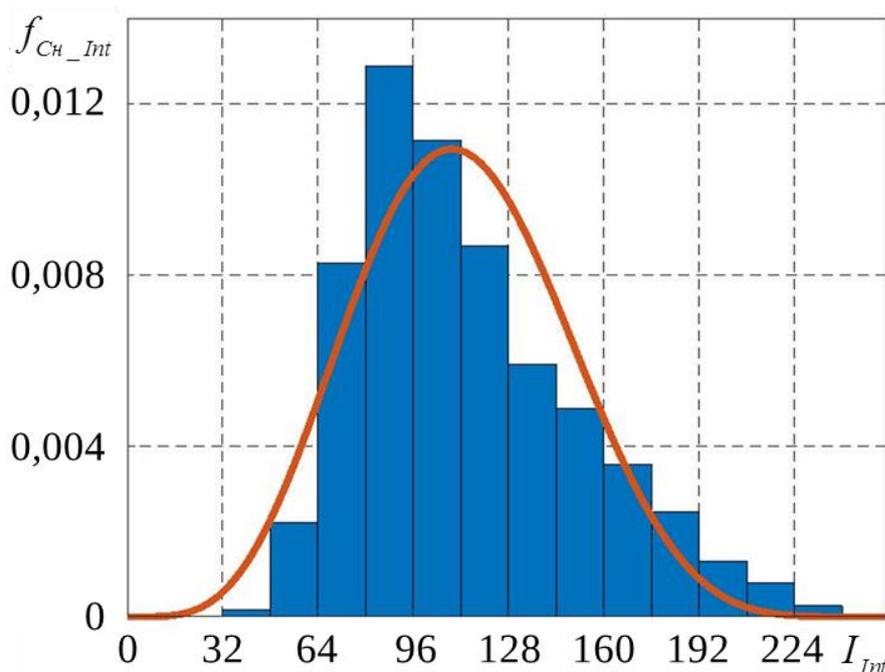


Рисунок 2.12 – Гистограмма значений интенсивности  $I_{Int}$  пикселей изображений снежинок и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{Ch\_Int}$

Величина  $k_{II}$  для данного распределения принимает значение  $k_{II} = -0,31 < 0$ , то есть оно принадлежит к I типу классификации Пирсона [61] и может быть аппроксимировано наиболее распространённым его случаем – обобщённым бета-распределением I рода [66], ФПВ и функция распределения которого определяются выражениями (2.33) и (2.34) соответственно с параметрами границ диапазона значений  $I_{Int}$   $\gamma_{Ch\_Int} = 0$ ,  $\beta_{Ch\_Int} = 255$  и параметрами формы  $u_{Ch\_Int} = 5,47$ ,  $v_{Ch\_Int} = 6,99$  [36].

На рисунке 2.13 представлены гистограмма значений насыщенности  $I_{St}$  пикселей изображений частиц снега, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{Ch\_St}$ .

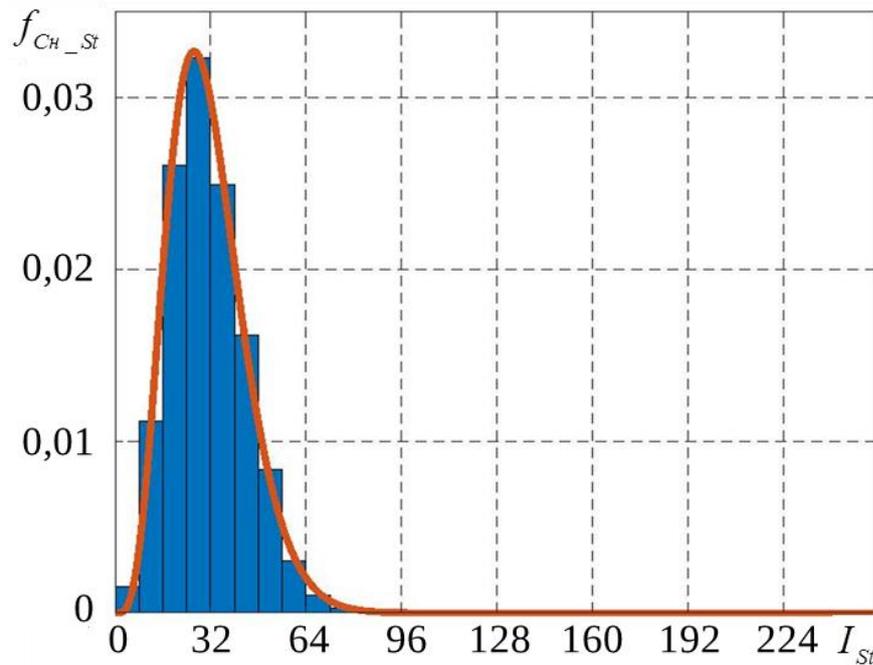


Рисунок 2.13 – Гистограмма значений насыщенности  $I_{St}$  пикселей изображений частиц снега и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{Ch\_St}$

Из рисунка 2.13 ясно, что изображения снежинок в кадре слабонасыщены. Это объясняется тем, что кристаллы льда, образующие частицы снега, как правило, слабопрозрачны и поэтому имеют серо-белый оттенок [20]. Для данного распределения значение  $k_{II} = 0,55$ ,  $0 < k_{II} < 1$ , это соответствует IV типу классификации Пирсона [61]. Более точная аппроксимация, согласно функции критерия согласия Колмогорова [58], выполняется с помощью кривой Пирсона I типа, в качестве которой выступает обобщённое бета-распределение I рода. ФПВ и функция распределения данного закона описываются выражениями (2.33) и (2.34) соответственно. Параметры границ диапазона значений цветовой насыщенности:  $\gamma_{Ch\_St} = 0$ ,  $\beta_{Ch\_St} = 255$ ; параметры формы распределения:  $u_{Ch\_St} = 5,17$ ,  $v_{Ch\_St} = 37,01$  [36].

### 2.3.3 Результаты статистического анализа цветоярких характеристик капель дождя

На рисунке 2.14 представлены гистограмма значений интенсивности  $I_{Int}$  пикселей изображений капель дождя, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{Д\_Int}$ .

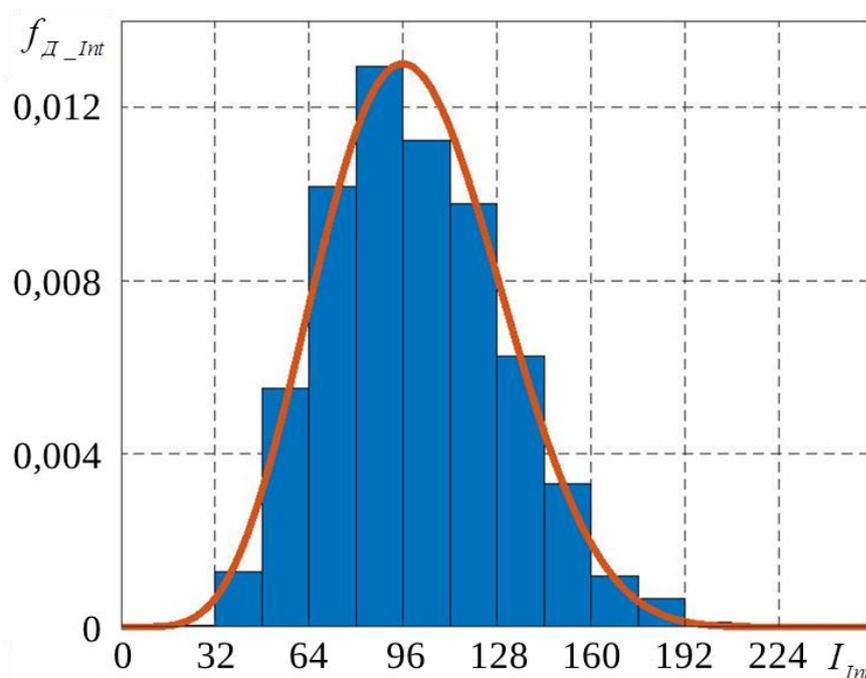


Рисунок 2.14 – Гистограмма значений интенсивности  $I_{Int}$  пикселей изображений капель дождя и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{Д\_Int}$

Величина  $k_{II}$  данного распределения принимает значение  $k_{II} = -0,21 < 0$ , следовательно, оно принадлежит к I типу классификации Пирсона [61] и может быть аппроксимировано наиболее распространённым его случаем – обобщённым бета-распределением I рода, ФПВ и функция распределения которого определяются выражениями (2.33) и (2.34) соответственно с параметрами границ диапазона значений интенсивности  $\gamma_{Д\_Int} = 0$ ,  $\beta_{Д\_Int} = 255$  и параметрами формы  $u_{Д\_Int} = 6,54$ ,  $v_{Д\_Int} = 10,21$  [36].

На рисунке 2.15 представлены гистограмма значений насыщенности  $I_{St}$  пикселей изображений капель дождя, а также аппроксимация данного эмпирического распределения функцией плотности вероятности  $f_{Д\_St}$ .

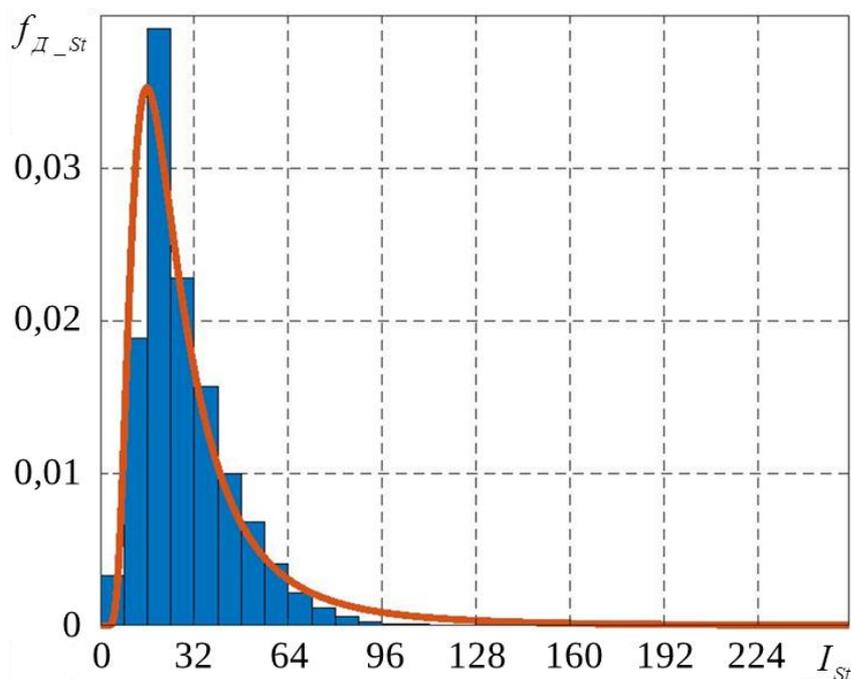


Рисунок 2.15 – Гистограмма значений насыщенности  $I_{St}$  пикселей изображений капель дождя и аппроксимация данного эмпирического распределения ФПВ  $f_{д_ст}$

Для распределения значений насыщенности цвета капель величина  $k_{II} = 2,32 > 1$ , что соответствует VI типу классификации Пирсона [61]. Оно аппроксимируется распространённым случаем данного типа – бета-распределением II рода, для которого ФПВ и функция распределения имеют вид (2.22) и (2.23) соответственно с параметрами формы  $u_{д_ст} = 63,11$ ,  $v_{д_ст} = 2,92$  [36].

Из сравнения распределений значений интенсивности пикселей изображений частиц снега и дождя (рисунки 2.12 и 2.14) можно сделать вывод, что пиксели снежинок в среднем более светлее, чем пиксели капель, а из сравнения распределений значений цветовой насыщенности (рисунки 2.13 и 2.15) – что изображения частиц дождя чуть более насыщены, что объясняется различиями в свойствах прозрачности капель и снежинок [15, 20]. Тем не менее, пиксели и дождя, и снега имеют низкую цветовую насыщенность.

## 2.4 Обоснование решающих правил обнаружения частиц снега на видеоизображениях

Задачей решающих правил, входящих в состав алгоритма уменьшения видимости частиц осадков на видеоизображениях, является отделение групп-кандидатов, соответствующих каплям дождя или снежинкам, от групп-кандидатов, соответствующих другим движущимся объектам в кадре. Решение данной задачи позволит предотвратить ошибочное принятие разрабатываемым алгоритмом других движущихся объектов за частицы осадков и, следовательно, избежать их обработки, то есть уменьшения видимости.

Пусть нулевая гипотеза состоит в том, что группа-кандидат точек кадра, обнаруженная в результате процедуры порогового сравнения (2.4), представляет частицу снега. Тогда ошибкой первого рода будет являться решение отвергнуть данную гипотезу при условии её правильности [65], то есть принятие решения о том, что данная совокупность пикселей, в действительности являющаяся частицей, таковой не является. В качестве критерия проверки нулевой гипотезы используют специальную случайную величину с известным распределением [65]. В рассматриваемой задаче такими величинами могут являться геометрические и цветояркие характеристики частиц осадков на видеоизображениях, законы распределения которых получены в процессе статистического анализа, приведённого в п. 2.2 и 2.3. Далее для возможности проверки нулевой гипотезы необходимо в соответствии с заранее заданной допустимой вероятности ошибки первого рода, которую называют уровнем значимости  $\alpha$ , определить критические точки, то есть значения используемого критерия, разделяющие область принятия гипотезы и критическую область [65].

В п. 2.2.2 установлено, что появление мелких снежинок более вероятно, чем крупных, а наиболее распространённая площадь изображений частиц снега – 1...4 пикселя. Поскольку решение о принадлежности группы пикселей осадкам, принятое на основе данного критерия (площади частицы), будет уточнено далее с использованием других критериев, для снижения вероятности ошибки первого рода общего решающего правила целесообразно использовать малый уровень

значимости  $\alpha = 0,01$ , определяющий правостороннюю критическую область. Таким образом, выполняется ограничение групп-кандидатов пикселей по площади. Так как известно (п. 2.2.2), что гистограмма данной геометрической характеристики аппроксимируется бета-распределением II рода, согласно определению функции распределения  $F_{Cн\_S}(S)$  установлено соответствие уровня значимости  $\alpha = 0,01$  критическому значению критерия  $S_{кр} = 484$  пикселя, с учётом того, что критическая область является правосторонней [36, 65]:

$$F_{Cн\_S}(484) = P(S < 484) = 1 - \alpha = 0,99. \quad (2.35)$$

Согласно принятому ограничению, те группы-кандидаты точек кадра, для которых значение  $S \geq 484$ , будут классифицированы алгоритмом как движущиеся объекты сцены, не являющиеся осадками, и не будут удаляться из кадра.

Так как большинство частиц осадков, за исключением очень маленьких (площадью несколько пикселей), вытянуты по вертикали [13, 29], целесообразно классифицировать обнаруженные в результате процедуры порогового сравнения группы-кандидаты по величине коэффициента формы таким образом, чтобы не вытянутые или вытянутые по горизонтали не воспринимались алгоритмом как частицы. В соответствии с функциями распределения  $F_{Cн\_Ф1}(\Phi)$  и  $F_{Cн\_Ф2}(\Phi)$  теоретических законов, аппроксимирующих гистограммы значений  $\Phi$  для диапазонов средних ( $7 \leq S < 69$ ) и крупных ( $69 \leq S < 484$ ) снежинок, установлены критические значения  $\Phi_{кр1} = 1,23$  и  $\Phi_{кр2} = 1,24$ , соответствующие уровню значимости  $\alpha = 0,1$  и левосторонним критическим областям [36, 65]:

$$F_{Cн\_Ф1}(1,23) = P(\Phi < 1,23) = \alpha = 0,1, \quad (2.36)$$

$$F_{Cн\_Ф2}(1,24) = P(\Phi < 1,24) = \alpha = 0,1. \quad (2.37)$$

Следует отметить, что для геометрических критериев (кроме площади) достаточно высокий уровень значимости  $\alpha = 0,1$  выбран ввиду того, что для нулевой гипотезы «группа пикселей является частицей осадков» предпочтительнее допустить ошибку первого рода и оставить видимой эту частицу в кадре, чем ошибку второго рода и «стереть» другой объект сцены.

Так как угол наклона одинаков для большинства крупных частиц осадков одного кадра [13], необходимо классифицировать обнаруженные в результате порогового сравнения группы-кандидаты пикселей по величине отклонений  $\theta'$  их ориентации от средней по кадру таким образом, чтобы группы с большим значением  $\theta'$  не воспринимались алгоритмом как частицы. Аналогично классификации по коэффициенту формы, для данного критерия также используется уровень значимости  $\alpha = 0,1$ , но с двусторонней критической областью вследствие возможности как положительных, так и отрицательных значений  $\theta'$ . Соответствующие критические значения отклонения ориентации получены с использованием функции распределения  $F_{C_{\theta}}(\theta')$  IV типа классификации Пирсона и равны  $-67,8^\circ$  и  $70,8^\circ$  [36, 65]:

$$F_{C_{\theta}}(-67,8^\circ) = P(\theta' < -67,8^\circ) = \frac{\alpha}{2} = 0,05, \quad (2.38)$$

$$F_{C_{\theta}}(70,8^\circ) = P(\theta' < 70,8^\circ) = 1 - \frac{\alpha}{2} = 0,95. \quad (2.39)$$

Совместное использование предложенных ограничений геометрических параметров групп-кандидатов точек образует первое решающее правило, которое в случае осадков в виде снега описывается логическим выражением [36, 42]:

$$\begin{aligned} & [S_p \geq 484] \vee [(7 \leq S_p < 69) \wedge (\Phi_p < 1,23)] \\ & \vee [(69 \leq S_p < 484) \wedge (\Phi_p < 1,24)] \\ & \vee [(69 \leq S_p < 484) \wedge ((\theta'_p < -67,8^\circ) \vee (\theta'_p \geq 70,8^\circ))]. \end{aligned} \quad (2.40)$$

Если для  $p$ -ой совокупности пикселей логическое выражение (2.40) ИСТИННО, то разрабатываемым алгоритмом будет принято решение о том, что данная группа не является частицей снега, и её необходимо исключить из дальнейшего действия алгоритма, то есть нулевая гипотеза отвергается. Если условие (2.40) имеет логическое значение ЛОЖЬ, то принимается нулевая гипотеза.

Для построения второго решающего правила, основанного на использовании цветоярких критериев, скорректируем нулевую гипотезу к

виду: «пиксель группы-кандидата, обнаруженной в результате процедуры порогового сравнения (2.4), принадлежит частице снега». Таким образом, с помощью данного правила будет приниматься решение не о всей группе точек, а о каждом конкретном пикселе. Тогда для каждого из двух цветоярких критериев (интенсивность и насыщенность цвета) целесообразно установить уровень значимости меньший по сравнению с геометрическими критериями, например,  $\alpha = 0,05$ , поскольку при допущении ошибки второго рода из кадра будет удалён не весь объект, ошибочно принятый за частицу осадков, а только те его пиксели, в отношении которых допущена эта ошибка.

Пиксели осадков обычно светлее точек фона [15], поэтому возможно использование в качестве критерия проверки нулевой гипотезы значений интенсивности пикселей обнаруженных движущихся объектов с уровнем значимости  $\alpha = 0,05$  и левосторонней критической областью. Для снежинок критическое значение данного критерия  $I_{Int\_кр} = 56,6$ , которое определено из равенства [36, 65]:

$$F_{Ch\_Int}(56,6) = P(I_{Int} < 56,6) = \alpha = 0,05. \quad (2.41)$$

Поскольку, как описано в работе [20] и подтверждено в результате статистического анализа, пиксели атмосферных осадков почти не имеют цветовых оттенков, также возможно использование в качестве критерия проверки нулевой гипотезы величины  $I_{St}$  точек групп-кандидатов с уровнем значимости  $\alpha = 0,05$  и правосторонней критической областью. Тогда соответствующая критическая точка для частиц снега  $I_{St\_кр} = 54,5$ , значение которой получено согласно выражению [36, 65]:

$$F_{Ch\_St}(54,5) = P(I_{St} < 54,5) = 1 - \alpha = 0,95. \quad (2.42)$$

Объединение предложенных ограничений цветоярких характеристик точек совокупностей пикселей, полученных в результате порогового сравнения (2.4), образует второе решающее правило выделения частиц снега среди всех движущихся объектов [36, 42]:

$$\left[ I_{Int\_p}(x, y) < 56,6 \right] \vee \left[ I_{St\_p}(x, y) \geq 54,5 \right]. \quad (2.43)$$

Если для  $(x, y)$ -го пикселя  $p$ -ой совокупности, которая согласно первому решающему правилу (2.40) может представлять частицу снега, логическое выражение (2.43) ИСТИННО, то разрабатываемым алгоритмом будет принято решение о том, что данная точка изображения не относится к осадкам, и её необходимо исключить из дальнейшего действия алгоритма, то есть нулевая гипотеза отвергается. Если условие (2.43) имеет логическое значение ЛОЖЬ, то в отношении рассматриваемого пикселя принимается нулевая гипотеза.

Таким образом, автором диссертации предложено последовательное использование двух правил (2.40) и (2.43) для принятия решения о принадлежности пикселей связанных групп-кандидатов, полученных на этапе порогового сравнения трёх последовательных кадров, изображениям осадков в виде снега, и, следовательно, о необходимости применения к данным точкам процедуры уменьшения видимости.

## 2.5 Обоснование решающих правил обнаружения капель дождя на видеоизображениях

Разработка данных решающих правил произведена на основе положений, которые использовались при построении решающих правил детектирования частиц снега.

Ограничение площади  $S$  групп-кандидатов пикселей правосторонней критической областью на уровне значимости  $\alpha = 0,01$  [65]:

$$F_{д\_s}(727) = P(S < 727) = 1 - \alpha = 0,99. \quad (2.44)$$

Ограничение коэффициента формы  $\Phi$  совокупностей пикселей левосторонней критической областью на уровне значимости  $\alpha = 0,1$  для диапазонов средних ( $6 \leq S < 76$ ) и крупных ( $76 \leq S < 727$ ) капель дождя [65]:

$$F_{д\_ф1}(1,29) = P(\Phi < 1,29) = \alpha = 0,1, \quad (2.45)$$

$$F_{д\_ф2}(1,45) = P(\Phi < 1,45) = \alpha = 0,1. \quad (2.46)$$

Ограничение отклонения  $\theta'$  ориентации групп-кандидатов пикселей от среднего её значения в кадре двусторонней критической областью [65]:

$$F_{D_\theta}(-28,9^\circ) = P(\theta' < -28,9^\circ) = \frac{\alpha}{2} = 0,05, \quad (2.47)$$

$$F_{D_\theta}(31,7^\circ) = P(\theta' < 31,7^\circ) = 1 - \frac{\alpha}{2} = 0,95. \quad (2.48)$$

Ограничение интенсивности  $I_{Int}$  точек групп-кандидатов левосторонней критической областью на уровне значимости  $\alpha = 0,05$  [65]:

$$F_{D_{Int}}(52,9) = P(I_{Int} < 52,9) = \alpha = 0,05. \quad (2.49)$$

Ограничение насыщенности цвета  $I_{St}$  точек групп-кандидатов правосторонней критической областью на уровне значимости  $\alpha = 0,05$  [65]:

$$F_{D_{St}}(82) = P(I_{St} < 82) = 1 - \alpha = 0,95. \quad (2.50)$$

Тогда первое решающее правило обнаружения капель дождя на видеоизображениях примет вид [36, 42]:

$$\begin{aligned} & [S_p \geq 727] \vee [(6 \leq S_p < 76) \wedge (\Phi_p < 1,29)] \\ & \vee [(76 \leq S_p < 727) \wedge (\Phi_p < 1,45)] \\ & \vee [(76 \leq S_p < 727) \wedge ((\theta'_p < -28,9^\circ) \vee (\theta'_p \geq 31,7^\circ))]. \end{aligned} \quad (2.51)$$

Второе решающее правило [36, 42]:

$$[I_{Int\_p}(x, y) < 52,9] \vee [I_{St\_p}(x, y) \geq 82]. \quad (2.52)$$

Работа данных решающих правил аналогична работе решающих правил (2.40) и (2.43) детектирования частиц снега на видеоизображениях.

## 2.6 Алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях

Предлагаемый алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков включает два основных этапа:

- 1) обнаружение капель дождя или снежинок в текущем кадре;
- 2) удаление из изображения кадра пикселей обнаруженных частиц.

Рассмотрим процесс обработки  $k$ -го кадра разработанным алгоритмом. Данный процесс начинается после чтения и записи в буфер  $(k + 1)$ -го кадра. Далее из буфера извлекаются  $(k - 1)$ -ый,  $k$ -ый и  $(k + 1)$ -ый кадры. Эти кадры используются в модифицированной процедуре порогового сравнения, описываемой формулой (2.4). Результатом данной процедуры является двоичное изображение, на котором представлены группы пикселей, соответствующие всем движущимся объектам в кадре. Часть этих групп соответствует частицам атмосферных осадков, а остальные группы – другим движущимся предметам, например, автомобилям, людям и т. д.

Для выделения пикселей, принадлежащих только частицам осадков, на следующем этапе разработанного алгоритма применяются предложенные решающие правила, основанные на информации о геометрических (площадь, форма, ориентация) и цветоярких (интенсивность и насыщенность цвета пикселей) характеристиках капель дождя или снежинок [36, 42]. В случае появления дождя на передаваемом видеоизображении используются решающие правила (2.51) и (2.52), при появлении снега – (2.40) и (2.43).

Обнаруженные с помощью решающих правил пиксели частиц осадков подвергаются процедуре уменьшения видимости, которая также включает в себя морфологическую обработку итоговой карты осадков. Из-за сложности в принятии решения о принадлежности к одному из двух классов (осадков или фона) нерезких границ частиц данные границы могут оставаться заметными на обработанном кадре. С целью устранения такого эффекта проявления контуров капель или снежинок является целесообразным использование морфологической операции дилатация [16] для укрупнения совокупностей единичных пикселей двоичного изображения, соответствующих обнаруженным частицам. Далее пиксели каждого цветового канала исходного  $k$ -го кадра, соответствующие единичным пикселям преобразованного дилатацией двоичного изображения, заменяются пикселями фона согласно правилу (1.6), описанному в работе [15]. Для этого используются пиксели  $(k + 1)$ -го,  $(k - 1)$ -го и, если на этих кадрах

соответствующие точки также искажены частицами, пиксели более ранних кадров. Анализ заменяющих пикселей из соседних кадров на предмет того, принадлежат ли они изображениям осадков, и использование в случае подтверждения данной гипотезы предыдущих кадров, является отличительной особенностью представленной процедуры замены обнаруженных пикселей частиц по сравнению с аналогичной процедурой, используемой в известных алгоритмах [13, 15].

Таким образом, данный алгоритм можно описать следующей последовательностью действий [36]:

1) применение процедуры порогового сравнения трёх последовательных кадров (2.4) для классификации точек кадра на подвижные и неподвижные объекты с получением результата в виде двоичного изображения;

2) объединение 8-связных единичных точек двоичного изображения в совокупности-кандидаты частиц осадков;

3) определение значений геометрических характеристик (площади  $S_p$ , коэффициента формы  $\Phi_p$ , отклонения  $\theta'_p$  угла наклона от среднего) каждой совокупности-кандидата;

4) использование решающего правила по геометрическим параметрам ((2.40) при осадках в виде снега или (2.51) при дожде);

5) определение значений цветоярких характеристик (интенсивности  $I_{Int-p}(x, y)$  и насыщенности  $I_{St-p}(x, y)$ ) точек совокупностей-кандидатов, для которых в предыдущем пункте принято решение о возможности соответствия частицам осадков;

6) использование решающего правила по цветоярким параметрам ((2.43) при осадках в виде снега или (2.52) при дожде);

7) морфологическая обработка;

8) замена пикселей частиц осадков обрабатываемого  $k$ -го кадра пикселями фона ( $k - 1$ )-го, ( $k + 1$ )-го или при необходимости предыдущих кадров.

Если в условиях снега или дождя имеется возможность перед проведением основной съёмки получить кадры без движущихся объектов, но с похожим задним планом (видеоданные, на которых двигаются только частицы осадков), то эти кадры можно использовать в качестве обучающей последовательности для предложенного алгоритма с целью уточнения пороговых значений в универсальных решающих правилах (2.40), (2.43), (2.51) и (2.52) обнаружения изображений частиц. При этом автоматически проводится статистический анализ параметров снежинок или капель дождя, подобный представленному в данной работе, согласно процедурам, описанным в п. 2.2.1 и 2.3.1. Таким образом могут быть получены решающие правила, более точно, чем предложенные универсальные, соответствующие характеристикам осадков в каждой конкретной ситуации.

На рисунке 2.16 представлена функциональная схема разработанного алгоритма для процесса обработки  $k$ -го кадра.



Рисунок 2.16 – Функциональная схема разработанного алгоритма уменьшения видимости частиц осадков

Необходимо отметить, что, поскольку разработанный алгоритм включает процедуру порогового сравнения соответствующих пикселей последовательных кадров для предварительного обнаружения частиц осадков, то применение данного подхода целесообразно только для видеоизображений, снятых неподвижными камерами.

## **2.7 Статистический анализ характеристик слабоконтрастных участков кадров видеоизображений**

В результате анализа и экспериментальных исследований известных алгоритмов усиления контраста видеоизображений, представленных в работах [6, 10, 11, 20, 28], выявлено, что для определения оптимального уровня увеличения контрастности участка кадра недостаточно использовать только информацию о текстурированности, или однородности, данного участка. В работе [20] для расчёта коэффициента  $\varepsilon$  ограничения гистограммы значений пикселей блока используется только дисперсия  $D$  этих значений. При этом коэффициент  $\varepsilon$  является тем параметром, который и задаёт уровень увеличения контрастности. С целью более правильной оценки данного уровня целесообразно учитывать другие признаки, изменение которых характерно для низкоконтрастных видеоизображений, например, насыщенность цвета [37]. Кроме того, в процессе предварительных исследований также выявлено, что более точной характеристикой текстурированности блока, особенно для участков с плавными переходами яркости, является модуль вектора градиента  $M$  значений интенсивности пикселей, который для каждой точки рассчитывается следующим образом [59]:

$$M(x, y) = \sqrt{G_H^2(x, y) + G_V^2(x, y)}, \quad (2.53)$$

где  $G_H$  и  $G_V$  – горизонтальная и вертикальная составляющие, определяемые с помощью свёртки исходного изображения с горизонтальной  $S_H$  и вертикальной  $S_V$  масками Собела [16]:

$$S_H = \begin{pmatrix} -1 & -2 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 2 & 1 \end{pmatrix}, S_V = \begin{pmatrix} -1 & 0 & 1 \\ -2 & 0 & 2 \\ -1 & 0 & 1 \end{pmatrix}. \quad (2.54)$$

Таким образом, в процессе статистического анализа автором диссертации исследованы следующие характеристики слабоконтрастных областей изображений [37]:

- 1) насыщенность цвета пикселей  $I_{St}$ ;
- 2) модуль вектора градиента  $M$  значений интенсивности пикселей.

В процессе статистического анализа использована собранная база изображений, содержащих области с неблагоприятными явлениями, такими как туман, дым, затемнение, приводящими к снижению контраста и различимости объектов сцены.

Целью статистического исследования является оценка законов распределения характеристик слабоконтрастных областей кадров для разработки процедуры автоматического определения оптимальной степени усиления контраста, которая может быть использована для расчёта, например, оптимального коэффициента ограничения гистограмм блоков  $\varepsilon$ , регулирующего увеличение контрастности в алгоритмах CLANE [11, 20, 28]. При этом выполнено построение и аппроксимация гистограммы распределений данных характеристик.

Гистограмма распределения значений цветовой насыщенности  $I_{St}$  пикселей и функция плотности вероятности  $f_{St}$ , аппроксимирующая данную гистограмму, изображены на рисунке 2.17.

Анализ рисунка 2.17 показывает, что слабоконтрастные участки изображений характеризуются, как правило, низкой цветовой насыщенностью. Данное явление обусловлено тем, что пиксели областей кадра, покрытые туманом, дымкой или смогом, которые приводят к ослаблению контраста, как правило, являются серо-белыми с примерно равными значениями в красном, синем и зелёном каналах модели RGB. Близкие друг к другу величины цветковых каналов наблюдаются также и для пикселей затемнённых участков изображений,

что, согласно определению насыщенности цвета [14], и приводит к её уменьшению и потерям в цветопередаче.

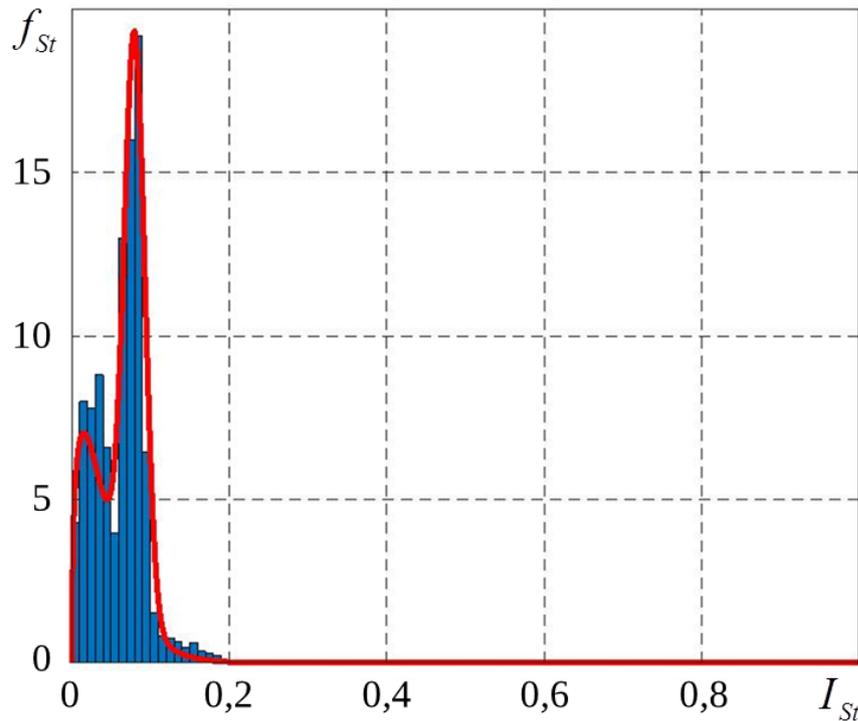


Рисунок 2.17 – Гистограмма распределения значений цветовой насыщенности  $I_{St}$  пикселей и ФПВ  $f_{St}$ , аппроксимирующая данную гистограмму

Поскольку аппроксимация гистограммы распределения значений насыщенности известными однокомпонентными законами затруднительна ввиду нескольких ярко выраженных мод гистограммы, хорошо наблюдаемых на рисунке 2.17, является целесообразным использовать бимодальный закон распределения при проведении аппроксимации.

В соответствии с методом разделения смесей распределений на составляющие, описанным в работе [67], выражение для закона  $f_{St}$  можно записать в виде:

$$f_{St}(I_{St}) = \omega f_{St\_1}(I_{St}) + (1 - \omega) f_{St\_2}(I_{St}), \quad (2.55)$$

где  $\omega$  – весовой коэффициент,  $0 < \omega < 1$ ,  $f_{St\_1}(I_{St})$  и  $f_{St\_2}(I_{St})$  – компоненты.

Согласно критерию Пирсона [61, 62], составляющими данного закона выбраны ФПВ бета-распределения I рода и нормальное распределение. ФПВ бета-распределения I рода случайной величины  $z$  имеет вид [66]:

$$f_z(z) = \frac{1}{B(u_z, v_z)} z^{u_z-1} (1-z)^{v_z-1}, \quad 0 < z < 1, \quad (2.56)$$

где  $u_z > 0$ ,  $v_z > 0$  – параметры формы.

ФПВ нормального распределения [66]:

$$f_z(z) = \frac{1}{\sigma_z \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(z-\mu_z)^2}{2\sigma_z^2}} \quad (2.57)$$

где  $\mu_z$  – математическое ожидание.

Расчёт значений весового параметра  $\omega$ , а также характеристик используемых однокомпонентных распределений  $u_{St}$ ,  $v_{St}$ ,  $\mu_{St}$ ,  $\sigma_{St}$  при аппроксимации  $f_{St}$ , согласно методу моментов [67] заключается в решении системы из пяти уравнений:

$$\left\{ \begin{array}{l} m_{St_0} = \omega \int_0^1 f_{St_1}(I_{St}) d(I_{St}) + (1-\omega) \int_0^1 f_{St_2}(I_{St}) d(I_{St}), \\ m_{St_1} = \omega \int_0^1 I_{St} \cdot f_{St_1}(I_{St}) d(I_{St}) + (1-\omega) \int_0^1 I_{St} \cdot f_{St_2}(I_{St}) d(I_{St}), \\ m_{St_2} = \omega \int_0^1 I_{St}^2 \cdot f_{St_1}(I_{St}) d(I_{St}) + (1-\omega) \int_0^1 I_{St}^2 \cdot f_{St_2}(I_{St}) d(I_{St}), \\ m_{St_3} = \omega \int_0^1 I_{St}^3 \cdot f_{St_1}(I_{St}) d(I_{St}) + (1-\omega) \int_0^1 I_{St}^3 \cdot f_{St_2}(I_{St}) d(I_{St}), \\ m_{St_4} = \omega \int_0^1 I_{St}^4 \cdot f_{St_1}(I_{St}) d(I_{St}) + (1-\omega) \int_0^1 I_{St}^4 \cdot f_{St_2}(I_{St}) d(I_{St}), \end{array} \right. \quad (2.58)$$

где  $m_{St_0} \dots m_{St_4}$  – начальные моменты порядка с нулевого по четвёртый, рассчитанные по экспериментальным данным.

Данная система уравнений решена с использованием метода наименьших квадратов [68]. В результате получены следующие значения:  $\omega = 0,43$ ,  $u_{St} = 1,5$ ,  $v_{St} = 33,1$ ,  $\mu_{St} = 0,08$ ,  $\sigma_{St} = 0,014$  [37]. Тогда выражение, описывающее бимодальный закон, аппроксимирующий гистограмму распределения значений насыщенности точек слабоконтрастных областей кадров, принимает вид [37]:

$$f_{St}(I_{St}) = 0,43f_{St_1}(I_{St}) + 0,57f_{St_2}(I_{St}). \quad (2.59)$$

Гистограмма распределения значений модуля вектора градиента  $M$  интенсивности пикселей, а также ФПВ  $f_M$ , аппроксимирующая данную гистограмму, изображены на рисунке 2.18.

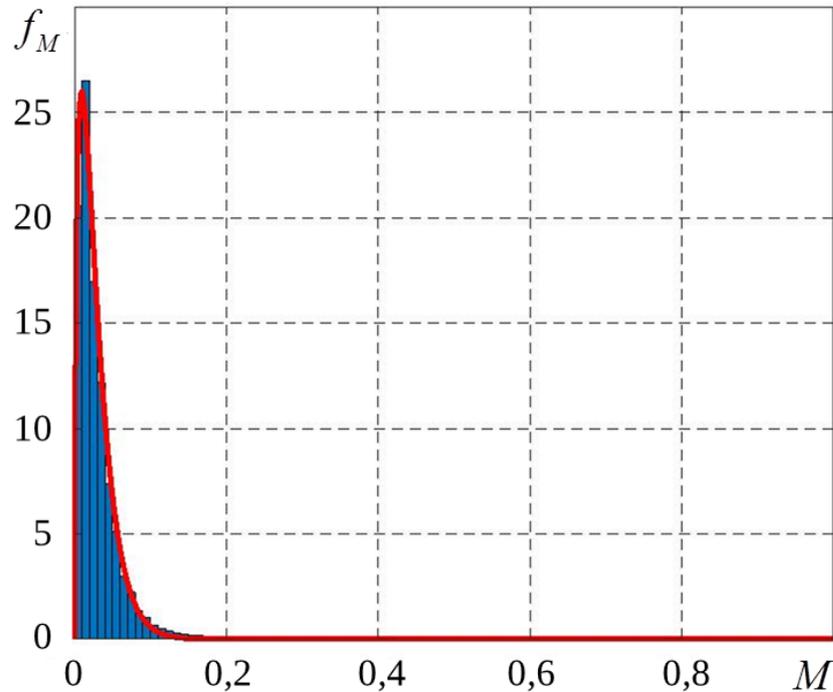


Рисунок 2.18 – Гистограмма распределения значений модуля вектора градиента  $M$  интенсивности пикселей и ФПВ  $f_M$ , аппроксимирующая данную гистограмму

Из данного рисунка следует, что значения модуля вектора градиента для слабоконтрастных участков кадров малы. Это обусловлено ухудшенной видимостью объектов сцены в таких участках, что определяет низкие значения перепадов интенсивности пикселей, которые являются характеризующим параметром модуля вектора градиента [16].

Гистограмма распределения значений  $M$  низкоконтрастных регионов изображений в соответствии с критерием Пирсона [61, 62] аппроксимирована бета-распределением I рода с ФПВ  $f_M$ , описанной выражением (2.56).

Параметры формы  $u_M$  и  $v_M$  данной кривой вычислены с помощью метода минимизации целевой функции [63] критерия Колмогорова [58] алгоритмом Нелдера – Мида [64]:  $u_M = 1,5$ ,  $v_M = 53,1$  [37].

## 2.8 Процедура автоматического определения оптимальной степени увеличения контрастности на различных участках кадра

По результатам анализа известных алгоритмов увеличения контрастности видеоизображений, представленного в п. 1.3, за основу для разрабатываемого алгоритма усиления контраста выбран модифицированный вариант алгоритма CLANE, описанный в работе [20]. Данный алгоритм позволяет усиливать контраст как в осветлённых, так и в затемнённых областях изображений, внося при этом меньше искажений по сравнению с другими алгоритмами на основе гистограммной обработки [6, 10, 11, 28].

С целью уменьшения данных искажений (например, переэконтрастирования и ошибок цветопередачи) предложено включение в разрабатываемый алгоритм новой процедуры автоматического выбора оптимального уровня увеличения контрастности. В предложенной процедуре вычисление параметра  $\varepsilon$  ограничения гистограммы интенсивности точек блока, следовательно, и искомой оптимальной степени улучшения контраста, производится согласно сведениям о насыщенности цвета  $St$  и модулю вектора градиента  $M$  интенсивности пикселей [37]. Как отмечено в п. 2.7, данные параметры значительно более точно описывают участок кадра и степень воздействия на него мешающих факторов, приводящих к снижению контрастности, чем дисперсия значений пикселей, используемая для данных целей в алгоритме [20].

В разработанной процедуре автоматического выбора уровня увеличения контрастности на первом этапе для изображения компоненты интенсивности исходного кадра, преобразованного в цветовую модель HSI, формируется карта модулей вектора градиента  $M(x, y)$  по формуле (2.53), а изображение компоненты насыщенности при этом эквивалентно карте насыщенности цвета  $I_{St}(x, y)$ . По данным картам определяются средние значения модуля вектора градиента  $\overline{M}_p$  и насыщенности  $\overline{I_{St}_p}$  для  $p$ -го блока кадра. Далее вычисляются компоненты  $\varepsilon_{M-p}$  и  $\varepsilon_{St-p}$  ограничения гистограммы  $p$ -го блока в зависимости от средних значений соответствующих характеристик согласно выражениям:

$$\varepsilon_{M-p} = \frac{f_M(\overline{M}_p)}{f_{M\_max}}, \quad (2.60)$$

$$\varepsilon_{St-p} = \frac{f_{St}(\overline{I}_{St-p})}{f_{St\_max}}, \quad (2.61)$$

где  $f_{M\_max}$ ,  $f_{St\_max}$  – максимальные значения ФПВ  $f_M$ ,  $f_{St}$ , которыми в процессе статистического анализа, представленного в п. 2.7, аппроксимированы распределения значений модуля вектора градиента и насыщенности пикселей соответственно. При этом до расчёта коэффициента  $\varepsilon_{M-p}$  целесообразно произвести растяжение ФПВ  $f_M$  по оси абсцисс для того, чтобы увеличить контрастность в областях кадра, которые незначительно подвержены воздействию дымки и не вошли в базу изображений для статистического анализа низкоконтрастных участков по причине нежелательности учёта в данном анализе пикселей объектов сцены, видимых на таких участках.

Так как и дисперсия, и модуль вектора градиента являются характеристиками текстурированности участка кадра, то коэффициент  $\varepsilon_{M-p}$  по функциональному назначению аналогичен параметру  $\varepsilon(D)$ , который применяется в алгоритме, приведённом в работе [20], то есть задаёт уровень увеличения контрастности в зависимости от однородности данного участка. Аналогичным образом может быть применена компонента  $\varepsilon_{St-p}$ , поскольку цветовая насыщенность, как доказывалось выше, также часто является показателем недостатка или, наоборот, избытка контраста в рассматриваемой области исходного кадра. Поэтому результирующий коэффициент ограничения гистограммы  $p$ -го блока может быть вычислен с помощью весового суммирования:

$$\varepsilon_p = \varepsilon_{max} \left( \omega \varepsilon_{M-p} + (1 - \omega) \varepsilon_{St-p} \right), \quad (2.62)$$

где  $\omega$  – весовой коэффициент,  $0 < \omega < 1$ ,  $\varepsilon_{max}$  – максимальный коэффициент ограничения гистограммы.

При выборе  $\varepsilon > 0,02$  зачастую наблюдается чрезмерное усиление контраста, выраженное в появлении гало-эффекта и цифровых шумов в кадре, поэтому значение коэффициента ограничения гистограммы блока целесообразно ограничить значением  $\varepsilon_{\max} = 0,02$ .

Таким образом, результирующий коэффициент  $\varepsilon_p$  ограничения гистограмм обеспечивает интеллектуальный выбор уровня усиления контраста в зависимости от степени влияния на прямоугольный блок кадра мешающих факторов, ухудшающих различимость предметов видеосцены. Это достигается за счёт использования цветояркой информации (насыщенность цвета) и сведений об однородности (модуль вектора градиента) блока.

## **2.9 Процедура коррекции интенсивности и цветовой насыщенности слабоконтрастных кадров видеоизображений**

Видеоизображения, обработанные известными подходами к усилению контраста, как указано в п. 1.3, выглядят осветлёнными и блеклыми, то есть имеют высокую интенсивность и низкую насыщенность цвета. Известные методы, в том числе и алгоритмы гистограммной обработки [11, 20, 28], лежащие в основе разрабатываемого подхода, хотя и обеспечивают увеличение контрастности, но практически не восстанавливают, а часто и дополнительно искажают (осветление пикселей) цветояркую информацию, скрытую за дымом или туманом. Поэтому целесообразными являются разработка и включение в алгоритм усиления контраста видеоизображений процедуры коррекции цветоярких искажений [37].

Для компенсации описанных искажений соискателем предложено использование корректирующих коэффициентов  $K_{Int}$  и  $K_{St}$  компонент интенсивности и насыщенности цвета обработанного алгоритмом усиления контраста изображения, представленного в цветовой модели HSI [14].

Поскольку кадры на выходе алгоритма увеличения контрастности выглядят осветлёнными и практически бесцветными, то коэффициент коррекции компоненты интенсивности должен принимать значения  $0 < K_{Int} \leq 1$ , а множитель

компоненты насыщенности  $K_{St} \geq 1$ . С целью ограничить корректирующее воздействие и не допустить чрезмерной компенсации, которая также может привести к неестественному виду изображенной сцены, предложены дополнения к ограничению диапазона значений применяемых параметров:

$$0,5 \leq K_{Int}(x, y) \leq 1, \quad (2.63)$$

$$1 \leq K_{St}(x, y) \leq 3. \quad (2.64)$$

Для расчёта значений коэффициентов коррекции в каждой точке кадра важно принять следующие положения:

1) очевидно, что величина коэффициента зависит от текущего, то есть на выходе алгоритма усиления контраста, значения соответствующего канала (интенсивности или насыщенности);

2) поскольку цветояркие искажения характерны для участков, подверженных мешающим факторам (например, покрытых туманом), то есть с ослабленным контрастом, целесообразно ввести зависимость значения коэффициента коррекции от параметра ограничения гистограмм и усиления контраста  $\varepsilon_p$ , который в то же время является характеристикой контраста блоков исходного кадра.

Таким образом, введенные коэффициенты коррекции можно представить в виде зависимости от двух переменных [37]:

$$K_{Int}(x, y) = f(\varepsilon_p, I_{Int\_n}(x, y)), \quad (2.65)$$

$$K_{St}(x, y) = f(\varepsilon_p, I_{St\_n}(x, y)), \quad (2.66)$$

где  $I_{Int\_n}(x, y)$  – нормированное значение интенсивности,  $I_{St\_n}(x, y)$  – нормированное значение цветовой насыщенности,

$$I_{Int\_n}(x, y) = \frac{I_{Int}(x, y)}{I_{Int\_max}}, \quad I_{St\_n}(x, y) = \frac{I_{St}(x, y)}{I_{St\_max}}, \quad (2.67)$$

$I_{Int\_max}$  – максимальное значение интенсивности в текущем кадре,  $I_{St\_max}$  – максимальное значение насыщенности в текущем кадре.

Представим каждую из функций (2.65) и (2.66) выражением для кривой второго порядка:

$$K = Ax_K^2 + Bx_K y_K + Cy_K^2 + Dx_K + Ey_K + F \quad (2.68)$$

с аргументами  $x_K = \varepsilon_p$  и  $y_K = I_{Int\_n}(x, y)$  или  $y_K = I_{St\_n}(x, y)$  и постоянными коэффициентами  $A...F$ . Для определённости и расчёта значений данных коэффициентов примем некоторые положения, которые являются граничными условиями для параметров  $K_{Int}$  и  $K_{St}$  [37].

При определении функции коэффициента коррекции интенсивности:

1) если значение интенсивности пикселя обработанного кадра  $y_K = I_{Int\_n}(x, y) = 0$ , то коррекция не применяется ( $K_{Int}(x, y) = 1$ ), так как осветления не наблюдается;

2) если в рассматриваемом блоке входного кадра не требуется увеличение контрастности ( $x_K = \varepsilon_p = 0$ ), то есть искажений не наблюдается, тогда в пределах данного блока  $K_{Int}(x, y) = 1$ .

Используя данные ограничения, можно значительно упростить вид функции (2.68):

$$K_{Int}(x, y) = B_{Int} \cdot \varepsilon_p \cdot I_{Int\_n}(x, y) + 1. \quad (2.69)$$

При определении функции коэффициента коррекции насыщенности цвета:

1) если в рассматриваемом блоке входного кадра не требуется увеличение контрастности ( $x_K = \varepsilon_p = 0$ ), то есть искажений не наблюдается, то в пределах данного блока  $K_{St}(x, y) = 1$ ;

2) если в данном блоке входного кадра оптимальный уровень увеличения контрастности максимален ( $x_K = \varepsilon_p = 0,02$ ) и при этом нормированная насыщенность пикселя также максимальна  $y_K = I_{St\_n}(x, y) = 1$ , то требуется наибольшая коррекция насыщенности ( $K_{St}(x, y) = 3$ ), поскольку такая ситуация означает, что объект видеосцены максимально искажён туманом или дымом.

Используя описанные граничные положения, получим упрощённое выражение для функции (2.68):

$$K_{St}(x, y) = A_{St} \cdot \varepsilon_p^2 + B_{St} \cdot \varepsilon_p \cdot I_{St-n}(x, y) + (150 - 0,02A_{St} - B_{St}) \cdot \varepsilon_p. \quad (2.70)$$

Таким образом, в разрабатываемом алгоритме усиления контраста с процедурой коррекции интенсивности и цветовой насыщенности имеется 4 неизвестных коэффициента:  $A_{St}$ ,  $B_{Int}$ ,  $B_{St}$  и  $\omega$ , оптимальные значения которых могут быть получены на этапе экспериментальных исследований данного алгоритма.

Величина  $\varepsilon_p$  является постоянной внутри прямоугольного блока кадра, поэтому при коррекции искажений, заключающейся в простом умножении карты коэффициентов  $K_{Int}(x, y)$  или  $K_{St}(x, y)$  на соответствующие компоненты обработанного алгоритмом усиления контраста изображения, возможно проявления границ блоков. Для уменьшения видимости данных границ предложено осуществление усредняющей фильтрации карт коэффициентов [16, 37]. При этом размеры окна должны быть в 1,5...2 раза больше размеров блоков.

Стоит отметить, что для увеличения цветовой насыщенности в работах [34, 41] предложено применение алгоритма адаптивного выравнивания гистограммы не только для компоненты интенсивности, но и для канала насыщенности. Однако в таком случае для некоторых видеосюжетов наблюдается чрезмерное насыщение цветов. Поэтому более правильным является использование описанного в данном пункте метода коррекции значений  $I_{St}$  с интеллектуальным выбором коэффициента коррекции для каждой точки кадра.

С целью снижения проявления глобального эффекта мерцания, который часто наблюдается на обработанных видеоизображениях с динамичными сценами вследствие изменения параметров обработки используемого алгоритма от кадра к кадру и проявляется в виде скачков освещённости кадра во времени, предложено использование метода регулировки освещённости видеоизображения, описанного в работе [20] и заключающегося в дополнительной коррекции интенсивности

текущего кадра с учётом среднего значения  $I_{Int}$  предыдущих обработанных кадров. Добавочное значение интенсивности вычисляется по формуле [20]:

$$I_{Int\_доб} = \frac{1}{mn} \left( \frac{\sum_{k_f=1}^{N_k} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I_{Intk-k_f}(x, y)}{N_k} - \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n I_{Intk}(x, y) \right), \quad (2.71)$$

где  $N_k$  – количество накопленных кадров,  $I_{Intk-k_f}(x, y)$  – изображение компоненты интенсивности кадра, обработанного на  $k_f$  кадров раньше относительно текущего ( $k$ -го).

## 2.10 Алгоритм усиления контраста видеоизображений

Задача по увеличению контрастности кадра, что способствует снижению степени проявления частиц осадков на дальнем плане, а также повышению дальности видимости в условиях тумана или дыма, решается следующим образом [37]. Обработываемый кадр преобразуется в цветовое пространство HSI [14] и разделяется на три компоненты. Изображения компонент I и S разделяются на  $8 \times 8$  прямоугольных блоков. Для каждого блока на основе информации о насыщенности и градиенте интенсивности пикселей определяется оптимальная степень усиления контраста и производится данное усиление с помощью выравнивания гистограмм блоков канала интенсивности [28, 37]. С целью уменьшения проявления цветоярких искажений выполняется коррекция значений  $I_{Int}$  и  $I_{St}$ . Окончательный вид обработанный кадр принимает после объединения преобразованных изображений компонент I и S с исходным изображением компоненты цветового тона H и перевода результата объединения в цветовое пространство RGB.

Таким образом, разработанный алгоритм усиления контраста можно представить в виде последовательности трёх процедур, выполняемых для каждого кадра:

1) процедура автоматического определения оптимальной степени усиления контраста, представленная в п. 2.8;



- 3) вычисление в каждом блоке канала  $I_{Int}$  средней величины модуля вектора градиента  $\overline{M}_p$  значений пикселей по формуле (2.53);
- 4) вычисление в каждом блоке канала  $I_{St}$  среднего значения насыщенности  $\overline{I}_{St_p}$ ;
- 5) расчёт гистограммы значений интенсивности для каждого блока;
- 6) определение для каждого блока компонент ограничения гистограмм  $\varepsilon_{M_p}$  и  $\varepsilon_{St_p}$  по средним значениям  $\overline{M}_p$  и  $\overline{I}_{St_p}$  согласно зависимостям (2.60) и (2.61) соответственно;
- 7) определение для каждого блока коэффициента ограничения гистограмм  $\varepsilon_p$  как весовой суммы  $\varepsilon_{M_p}$  и  $\varepsilon_{St_p}$  (2.62) и предельного значения  $P_0$  (1.28);
- 8) ограничение гистограммы значений интенсивности каждого блока и перераспределение значений, для которых  $Int > P_0$ ;
- 9) выравнивание гистограмм значений интенсивности блоков [11, 28];
- 10) вычисление значений пикселей изображения компоненты  $I_{Int}$  с использованием преобразованных гистограмм и билинейной интерполяции;
- 11) получение карт коэффициентов коррекции  $K_{Int}(x, y)$  и  $K_{St}(x, y)$  для компонент интенсивности и насыщенности цвета согласно (2.69) и (2.70) соответственно;
- 12) сглаживающая фильтрация карт коэффициентов коррекции [16];
- 13) коррекция интенсивности полученного в п. 9) изображения в виде поэлементного умножения значений пикселей компоненты  $I_{Int}(x, y)$  на значения соответствующих точек карты  $K_{Int}(x, y)$ ;
- 14) коррекция цветовой насыщенности изображения исходного кадра в виде поэлементного умножения значений пикселей компоненты  $I_{St}(x, y)$  на значения соответствующих точек карты  $K_{St}(x, y)$ ;

15) регулировка освещённости текущего видеокadra с учётом среднего значения интенсивности предыдущих обработанных кадров согласно выражению (2.71) [20];

16) объединение в HSI-изображение обработанных компонент интенсивности (п. 13)) и насыщенности (п. 14)) с исходной компонентой цветового тона;

17) перевод обработанного HSI-изображения кадра в модель RGB [14].

## 2.11 Выводы

1. Выполнен анализ скорости движения частиц дождя и снега на видеоизображениях, в результате которого модифицирована процедура порогового сравнения последовательных кадров для предварительного обнаружения пикселей осадков.

2. Проведён статистический анализ геометрических (размер, форма и ориентация) и цветоярких (интенсивность и насыщенность цвета пикселей) параметров изображений частиц осадков, по итогам которого установлены законы распределения данных характеристик, на основе которых построены решающие правила выделения пикселей данных частиц из совокупности всех движущихся объектов кадра.

3. Модифицирована процедура замены изображений капель дождя и снежинок пикселями фона видеоизображения.

4. Разработан алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков, позволяющий снизить влияние динамических помех, присутствующих на видеоизображениях.

5. Проведён статистический анализ характеристик (насыщенность цвета и модуль вектора градиента интенсивности) точек слабоконтрастных областей изображений, по итогам которого выявлены законы распределения исследуемых параметров и разработана процедура автоматического определения оптимальной степени усиления контраста каждой области кадра на основе сведений об информативности (градиент) и искажениях (насыщенность) данной области.

6. Разработана процедура коррекции интенсивности и цветовой насыщенности обработанного видеокadra с автоматическим определением степени коррекции каждого пикселя.

7. Представлен алгоритм усиления контраста, позволяющий снизить степень проявления статических помех и искажений на видеопоследовательностях.

## **3 Исследование эффективности разработанных алгоритмов обработки видеоизображений**

### **3.1 Обоснование показателей качества алгоритмов обработки видеоизображений**

Оценка качества выполнения своих задач алгоритма обработки видеоизображений, как правило, сводится к оценке качества видеоизображения, полученного на выходе данного алгоритма, выполненной по тому или иному критерию (показателю качества), или к вычислению определённой характеристике видеопоследовательности, на восстановление которой направлено действие оцениваемого алгоритма.

#### **3.1.1 Безэталонные показатели качества**

Безэталонные показатели качества (ПК) оценивают исследуемое изображение на основе анализа только его характеристик [69]. Поскольку общее качество изображения является очень субъективной оценкой [69], часто оценивают какой-либо один параметр видеокadra, например, контрастность, уровень шумов и др.

##### **3.1.1.1 Оценка контрастности**

Под контрастностью обычно понимают соотношение между самым светлым и самым тёмным участком целого кадра (глобальный контраст) или его малой области (локальный контраст) [70]. Для сильноконтрастных изображений характерны высокие детализированность и информативность, в то время как слабоконтрастные изображения представляются однородными по яркости с трудноразличимыми объектами.

Для оценки контрастности изображений применяют различные подходы [32, 71, 72]. В части из них для решения данной задачи используются глобальные параметры, например, максимальное и минимальное значения, стандартное отклонение и математическое ожидание значений всех пикселей кадра. Однако такие методы могут произвести оценку, не совпадающую с человеческим восприятием. Это произойдёт, например, для случая, когда значения пикселей

какого-либо малого участка кадра сильно отличаются от других, что завышает величину такой оценки, а пиксели объектов основной части изображения являются практически одинаковыми, что затрудняет различение предметов и указывает на слабый контраст. Поэтому более точными считаются методы, которые основаны на вычислении контрастности в малых по размеру областях кадра, то есть оценивают локальный контраст, и делают вывод об общей контрастности (глобальном контрасте), например, путем усреднения этих оценок [70, 71].

Достаточно распространённой оценкой, основанной на локальном контрасте, является коэффициент контраста Михельсона [71, 73]. В данном методе кадр видеоизображения преобразуется в монохромный вид и разделяется на блоки, для каждого из которых вычисляется своё значение коэффициента  $C_{Mkp}$ :

$$C_{Mkp} = \frac{I_{kp\_max} - I_{kp\_min}}{I_{kp\_max} + I_{kp\_min}}, \quad (3.1)$$

где  $I_{kp\_max}$  и  $I_{kp\_min}$  – максимальное и минимальное значения пикселей  $p$ -го блока  $k$ -го монохромного кадра соответственно.

Общее значение коэффициента контраста Михельсона для всего кадра  $C_{Mk}$  вычисляется усреднением блочных коэффициентов  $C_{Mkp}$  по всем блокам. Большее значение данного ПК соответствует большей контрастности изображения.

Для получения коэффициента контраста Михельсона  $C_M$  всей видеопоследовательности выполняется усреднение по всем кадрам:

$$C_M = \frac{1}{K} \sum_{k=1}^K C_{Mk}, \quad (3.2)$$

где  $K$  – количество кадров в оцениваемом видеоизображении.

В работе [70] предложено применение такого показателя, как глобальный фактор контраста (Global Contrast Factor, GCF). В описанном методе при вычислении общего глобального контраста кадра используются локальные контрасты на девяти различных уровнях разрешения, то есть при масштабировании (уменьшении) изображения в 1, 2, 4, 8, 16, 25, 50, 100, 200 раз.

При этом для расчёта локальных контрастов используются значения не исходного 8-битного монохромного кадра  $I(x, y)$ , а значения воспринимаемой яркости

$$L_g(x, y) = 100 \sqrt{\left(\frac{I(x, y)}{255}\right)^{\gamma_{cor}}}, \quad (3.3)$$

где  $\gamma_{cor}$  – степень гамма-коррекции стандартных дисплеев согласно определению цветовой модели sRGB.

Локальный контраст для каждого пикселя текущего  $j$ -го разрешения вычисляется как средняя разность между его значением воспринимаемой яркости  $L_g(x, y)$  и значениями  $L_{gj}$  четырёх соседних точек [70]:

$$c_{lj}(x, y) = \frac{1}{4} \left\{ |L_{gj}(x, y) - L_{gj}(x-1, y)| + |L_{gj}(x, y) - L_{gj}(x+1, y)| + |L_{gj}(x, y) - L_{gj}(x, y-1)| + |L_{gj}(x, y) - L_{gj}(x, y+1)| \right\}. \quad (3.4)$$

Глобальный контраст  $j$ -го разрешения вычисляется путём усреднения локальных контрастов [70]:

$$c_{gj} = \frac{1}{m_j n_j} \sum_{x=1}^{m_j} \sum_{y=1}^{n_j} c_{lj}(x, y), \quad (3.5)$$

где  $m_j \times n_j$  – размер изображения  $j$ -го разрешения.

Так как человек по-разному воспринимает изменения яркости на разных пространственных частотах [74], совокупный глобальный контраст всех используемых разрешений кадра определяется не как простое среднее, а как средневзвешенная сумма:

$$Q_{GCF\_k} = \sum_{j=1}^J \omega_j c_{gj}. \quad (3.6)$$

Также в работе [70] определены оптимальные весовые коэффициенты  $\omega_j$ , обеспечивающие максимальное совпадение GCF-оценок набора изображений и экспертных оценок, обусловленных восприятием зрительной системой человека:

$$\omega_j = \left( -0,406385 \cdot \frac{j}{9} + 0,334573 \right) \cdot \frac{j}{9} + 0,0877526. \quad (3.7)$$

Стоит отметить, что максимальный вес в итоговом значении  $Q_{GCF}$  имеют разрешения 1:8 и 1:16.

Большее значение данного ПК соответствует более контрастному изображению [70]. Значение  $Q_{GCF}$  для видеопоследовательности вычисляется с помощью усреднения  $Q_{GCF\_k}$  по всем кадрам.

### 3.1.1.2 Оценка полноты цвета

Поскольку, как отмечено выше, ослабление контраста видеосцены часто сопровождается снижением цветовой насыщенности, а многие алгоритмы увеличения контрастности могут не только не восстанавливать, но и ещё больше ухудшать данную характеристику, является целесообразным проведение оценки полноты цвета кадров видеоизображений, обработанных такими алгоритмами. Несмотря на то, что данная задача является довольно сложной, так как характеристика цветности изображения зависит от его содержания, авторами работ [75, 76] предложен метод оценки полноты цвета, демонстрирующий корреляцию данного ПК со значениями воспринимаемой полноты цвета в 95 %. Рассматриваемый метод основан на средних значениях  $\mu$  и стандартных отклонениях  $\sigma$  пикселей двух компонент в следующем представлении цвета, преобразованного из модели RGB:

$$\begin{cases} I_{rg} = I_r - I_g, \\ I_{yb} = 0,5(I_r + I_g) - I_b. \end{cases} \quad (3.8)$$

При этом значение полноты цвета для  $k$ -го кадра рассчитывается как [75, 76]:

$$Q_{Clf\_k} = \sqrt{\sigma_{rg}^2 + \sigma_{yb}^2} + 0,3\sqrt{\mu_{rg}^2 + \mu_{yb}^2}. \quad (3.9)$$

Чем больше значение данного параметра, тем сильнее цветность кадра. В работе [76] приведена примерная шкала соответствия вычисленных согласно (3.9) значений рассматриваемого ПК некоторым качественным описаниям его восприятия. Например, значение  $Q_{Clf\_k} = 15$  соответствует «слабой» полноте цвета,  $Q_{Clf\_k} = 33$  – «умеренной», а  $Q_{Clf\_k} = 59$  – «достаточно высокой».

При оценке полноты цвета видеоизображения  $Q_{cf}$  значения данного ПК вычисляются согласно формуле (3.9) для каждого кадра отдельно и усредняются по количеству кадров аналогично (3.2).

### 3.1.1.3 Безэталонная оценка качества изображения на основе восприятия (PIQUE)

В работе [77] описана безэталонная оценка качества изображения на основе восприятия (Perception-based Image Quality Evaluator, PIQUE), при вычислении которой не требуются никакие обучающие данные. Одной из особенностей данного метода является то, что оценка кадра формируется на основе степени искажений (шумов, размытия и др.) в пространственно-активных участках изображения, на которые обращено зрительное внимание человека.

На первом этапе кадр преобразуется в монохромный вид, для которого затем рассчитываются коэффициенты нормализованного среднего вычтенного контраста (Mean Subtracted Contrast Normalized, MSCN) [77, 78] с помощью параметров статистики естественной сцены [79]. Далее кадр разделяется на неперекрывающиеся квадратные блоки размером  $16 \times 16$ , для каждого из которых на основе вычисленных коэффициентов MSCN принимается решение, относится ли он к однородному (O) или неоднородному (пространственно-активному, A) согласно следующему правилу:

$$I_p = \begin{cases} O, & D_p < c_a, \\ A, & D_p \geq c_a, \end{cases} \quad (3.10)$$

где  $I_p$  –  $p$ -й блок изображения,  $D_p$  – дисперсия коэффициентов MSCN в  $p$ -м блоке,  $c_a$  – пороговое значение, принятое равным 0,1 (при диапазоне значений дисперсии  $D_p$  от 0 до 1) [77].

На следующем этапе данного подхода каждый пространственно-активный блок анализируется на наличие двух видов искажений: критерий заметного искажения (И), например, размытие или слабоконтрастность, и критерий аддитивного белого шума (Ш). Решающие правила, определяющие присутствие

того или иного (или обоих) вида искажений, то есть  $I_p = И$ ,  $I_p = Ш$  или  $I_p = (И \& Ш)$ , представлены в работе [77].

Количественная функция оценки искажений  $Q_{Dst\_p}$   $p$ -го пространственно-активного блока изображения имеет вид [77]:

$$Q_{Dst\_p} = \begin{cases} 1, & I_p = (И \& Ш), \\ D_p, & I_p = Ш, \\ (1 - D_p), & I_p = И. \end{cases} \quad (3.11)$$

Значение ПК, определяющего степень искажения (критерия, обратного качеству) всего  $k$ -го кадра видеозображения, вычисляется по формуле [77]:

$$Q_{PIQUE\_k} = \frac{\left( \sum_{p=1}^{N_a} Q_{Dst\_p} \right) + C_1}{N_a + C_1} \cdot 100, \quad (3.12)$$

где  $N_a$  – количество пространственно-активных блоков  $k$ -го кадра,  $C_1$  – постоянная, позволяющая исключить нестабильность значения  $Q_{PIQUE\_k}$ , когда знаменатель в данном выражении близок или равен 0.

Из (3.12) следует, что  $Q_{PIQUE\_k}$  принимает значения от 0 до 100, при этом, чем больше данное значение, тем сильнее искажено изображение и ниже его качество. Кадр хорошего качества, как отмечено в статье [77], имеет величину  $Q_{PIQUE\_k}$  от 0 до 30.

Безэталонная оценка качества на основе восприятия для видеопоследовательности может быть получена усреднением значений  $Q_{PIQUE\_k}$  по всем кадрам аналогично (3.2).

### 3.1.2 Эталонные показатели качества

Эталонные ПК, в отличие от безэталонных, требуют наличия второго изображения, принятого за эталонное, то есть свободное от интересующих исследователя искажений [69]. Такие оценки качества определяют степень сходства исследуемого кадра с эталонным. Чем сильнее данное сходство, тем

выше качество имеет восстановленное изображение, что также говорит о лучшем качестве используемого алгоритма обработки для восстановления этого изображения.

Главным недостатком эталонных ПК является то, что в некоторых случаях получить эталонное изображение, точно соответствующее оцениваемому, сложно или вообще невозможно. Однако часто использование таких метрик необходимо. Например, при оценке работы алгоритмов улучшения контраста полагаться только на значение контрастности, полученное безэталонным методом, нецелесообразно, поскольку большинство известных алгоритмов сопровождаются проявлением заметных искажений и артефактов [45].

В стандарте [80] представлены некоторые эталонные ПК видеосигналов в системах видеосвязи.

### 3.1.2.1 Сквозная цветовая разность

Сквозная цветовая разность  $k$ -ой сцены (совокупности двух изображений: эталонного  $I_{\varepsilon k}(x, y)$  и соответствующего искажённого  $I_k(x, y)$  (необработанного или обработанного одним из рассматриваемых алгоритмов)) рассчитывается как [80]:

$$\overline{\Delta E_k} = \frac{1}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n \Delta E_k(x, y), \quad (3.13)$$

где  $m \times n$  – размер кадра,  $\Delta E_k(x, y)$  – цветовая разность соответствующих точек изображений с координатами  $(x, y)$ , вычисленная в однородном цветовом пространстве CIELAB согласно выражению [80]:

$$\Delta E_k(x, y) = \sqrt{(I_{Lk}(x, y) - I_{L\varepsilon k}(x, y))^2 + (I_{ak}(x, y) - I_{a\varepsilon k}(x, y))^2 + (I_{b'k}(x, y) - I_{b'\varepsilon k}(x, y))^2}, \quad (3.14)$$

где  $I_{Lk}(x, y)$  и  $I_{L\varepsilon k}(x, y)$  – значения компоненты яркости L в точке с координатами  $(x, y)$  искаженного и эталонного изображений кадра соответственно,  $I_{ak}(x, y)$  и  $I_{a\varepsilon k}(x, y)$  – аналогичные значения цветоразностной

компоненты а,  $I_{b'k}(x, y)$  и  $I_{b'эк}(x, y)$  – аналогичные значения цветоразностной компоненты b.

С целью получения информации о сквозной разности значений пикселей отдельно для интенсивности  $I_{Int}$ , насыщенности  $I_{St}$  и цветового тона  $I_H$ , возможно вычисление этого ПК для цветовой модели HSI по выражению (3.13), в котором:

$$\Delta E_k(x, y) = \sqrt{(I_{Hk}(x, y) - I_{Hэк}(x, y))^2 + (I_{Stk}(x, y) - I_{Stэк}(x, y))^2 + (I_{Intk}(x, y) - I_{Intэк}(x, y))^2} \quad (3.15)$$

Меньшее значение  $\overline{\Delta E}_k$  указывает на большее приближение обработанного изображения к эталонному, и, соответственно, на лучшую работу рассматриваемого алгоритма обработки.

### 3.1.2.2 Сквозное отношение максимального сигнала к шуму (PSNR)

Сквозное отношение пикового сигнала к шуму (Peak Signal to Noise Ratio, PSNR) рассчитывается следующим образом [80]:

$$Q_{PSNR\_k} = 10 \lg \left( \frac{I_{\max}^2}{Q_{MSE\_k}} \right), \quad (3.16)$$

где  $I_{\max}$  – динамический диапазон возможных значений пикселей в используемом цветовом пространстве,  $Q_{MSE\_k}$  – среднеквадратичная ошибка для  $k$ -го кадра [80]:

$$Q_{MSE\_k} = \frac{1}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n \Delta E_k^2(x, y). \quad (3.17)$$

Целесообразно вычисление значений  $Q_{PSNR}$  в разных цветовых моделях, например, CIELAB, HSI и RGB, поскольку данные модели имеют различный физический смысл [14, 16], и, следовательно, качество изображений, оцениваемое по рассматриваемому ПК, может отличаться в зависимости от используемого цветового пространства. Большее сквозное отношение максимального сигнала к шуму указывает на большее приближение обработанного изображения к эталонному, и, следовательно, на лучшую работу рассматриваемого алгоритма обработки.

### 3.1.2.3 Сквозная оценка качества в пространственно-частотной области

Данный метод оценки основан на определении среднеквадратичной ошибки между блоками эталонного и искажённого (необработанного или обработанного одним из сравниваемых алгоритмов) изображений в пространственно-частотной области [80, 81]. Переход в данную область осуществляется с помощью трёхуровневого вейвлет-преобразования. Результатом такого преобразования являются 10 блоков вейвлет-коэффициентов: диагональных, горизонтальных и вертикальных деталей каждого уровня и приближения 3-го уровня [16, 81].

Для цветовой модели RGB среднеквадратическая ошибка между соответствующими коэффициентами вейвлет-разложения  $p$ -го блока определяется как [80, 81]:

$$\Delta W_{pk} = \sum_{x=1}^{m_p} \sum_{y=1}^{n_p} (\Delta W_{rpk}^2(x, y) + \Delta W_{gpk}^2(x, y) + \Delta W_{bpk}^2(x, y)), \quad (3.18)$$

где  $m_p \times n_p$  – размер  $p$ -го блока разложения,  $\Delta W_{ipk}(x, y)$  – отличие между соответствующими вейвлет-коэффициентами  $i$ -ой цветовой компоненты искаженного и эталонного изображений  $k$ -го кадра соответственно:

$$\Delta W_{ipk}(x, y) = W_{ipk}(x, y) - W_{эipk}(x, y), \quad i \in \{r, g, b\}. \quad (3.19)$$

Обобщённая сквозная оценка качества в пространственно-частотной области определяется с помощью весового суммирования среднеквадратичных ошибок  $\Delta W_{pk}$  всех десяти блоков вейвлет-разложения [80, 81]:

$$\Delta W_k = \sum_{p=1}^{10} \omega_p \Delta W_{pk}, \quad (3.20)$$

где  $\omega_p$  – весовой коэффициент  $p$ -го блока.

Данный ПК будет применён для оценки качества видеоизображений, обработанных алгоритмами увеличения контрастности, задача которых – улучшить видимость всех, в том числе мелких объектов эталонного видеоизображения. Поэтому является целесообразным выбрать весовые значения блоков деталей большими по сравнению с блоками приближения, при этом веса

блоков каждого следующего (с прорежением изображения) уровня должны быть меньше весовых коэффициентов предыдущего. Следуя описанной логике, предложен следующий вектор  $\omega$  весовых значений, первые три из которых выбраны для 1-го уровня разложения для блоков диагональных, горизонтальных и вертикальных деталей соответственно, вторая тройка значений соответствует аналогичным блокам 2-го уровня, третья тройка – 3-ему уровню, а десятый весовой коэффициент – блоку приближения 3-го уровня [54]:

$$\omega = [0,3 \quad 0,25 \quad 0,25 \quad 0,06 \quad 0,05 \quad 0,05 \quad 0,012 \quad 0,01 \quad 0,01 \quad 0,008]. \quad (3.21)$$

Как и для сквозной цветовой разности, меньшее значение  $\Delta W_k$  соответствует большему приближению обработанному изображению кадра к эталонному.

#### 3.1.2.4 Индекс структурного сходства (SSIM)

Эталонным методам оценки качества видеок кадров, основанным на попиксельном сравнении оцениваемого изображения с эталоном (например, сквозная цветовая разность и PSNR), свойственны определённые недостатки. К ним можно отнести возможные ошибки при описании искажений сжатых видеоизображений, а главное – недостаточную степень корреляции с субъективной оценкой качества [82]. При этом существует ряд оценок [83-85], основанных на выявлении и сравнении особенностей эталонного и искажённого изображений, наиболее важных для зрительного восприятия.

Индекс структурного сходства (Structural SIMilarity, SSIM), описанный в работе [83], основан на сравнении обработанного или необработанного  $I$  и эталонного  $I_s$  кадров  $k$ -й сцены по трём компонентам: яркости  $l_0(I, I_s)$ , контраста  $c_0(I, I_s)$ , структуры (коэффициент корреляции между  $I$  и  $I_s$ )  $s_0(I, I_s)$ :

$$Q_{SSIM\_k} = [l_0(I, I_s)]^{\alpha_s} \cdot [c_0(I, I_s)]^{\beta_s} \cdot [s_0(I, I_s)]^{\gamma_s}, \quad (3.22)$$

где  $\alpha_s, \beta_s, \gamma_s$  – параметры, определяющие относительную значимость данных компонент в общем значении ПК, которые определяются как:

$$l_0(I, I_3) = \frac{2\bar{I}\bar{I}_3 + C_1}{\bar{I}^2 + \bar{I}_3^2 + C_1}, \quad (3.23)$$

$$c_0(I, I_3) = \frac{2\sigma_I\sigma_{I_3} + C_2}{\sigma_I^2 + \sigma_{I_3}^2 + C_2}, \quad (3.24)$$

$$s_0(I, I_3) = \frac{\sigma_{II_3} + C_3}{\sigma_I\sigma_{I_3} + C_3}, \quad (3.25)$$

где  $\bar{I}$ ,  $\bar{I}_3$  – средние значения пикселей обработанного (необработанного) и эталонного кадров соответственно,  $\sigma_I$ ,  $\sigma_{I_3}$  – СКО значений пикселей обработанного (необработанного) и эталонного кадров соответственно,

$$\sigma_{II_3} = \frac{1}{mn-1} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I(x, y) - \bar{I})(I_3(x, y) - \bar{I}_3). \quad (3.26)$$

$C_1$ ,  $C_2$ ,  $C_3$  – постоянные, позволяющие исключить нестабильность значений компонент, когда знаменатели в выражениях (3.23) – (3.25) близки к нулю [83].

Большее значение данного ПК соответствует большему подобию рассматриваемого изображения эталонному. При этом  $Q_{SSIM\_k}$  принимает значения от 0 до 1.

### 3.1.2.5 Показатель качества границ (QE)

Показатель качества границ (Quality of Edges, QE) часто используется для оценки качества комплексирования (слияния) двух изображений в одно результирующее [84]. Данный ПК основан на расчёте информации о модуле и ориентации вектора градиента, которая имеется на исходном изображении и сохранена на результирующем. Поэтому QE можно модифицировать для использования при сравнении двух кадров (эталонного  $I_3(x, y)$  и обработанного или необработанного  $I(x, y)$ ) как ПК сохранения границ предметов видеосцены. При этом рассчитываются модуль  $g(x, y)$  и ориентация  $\varphi(x, y)$  вектора градиента [84]:

$$g(x, y) = \sqrt{s_x^2(x, y) + s_y^2(x, y)}, \quad (3.27)$$

$$\varphi(x, y) = \operatorname{arctg} \left( \frac{s_y(x, y)}{s_x(x, y)} \right), \quad (3.28)$$

где  $s_x(x, y)$  и  $s_y(x, y)$  – приближённые горизонтальная и вертикальная производные, вычисленные с помощью оператора Собела [16].

Далее вычисляется, какая доля информации о модуле  $Q_g^{I_3}(x, y)$  и ориентации  $Q_\varphi^{I_3}(x, y)$  вектора градиента эталонного кадра  $I_3(x, y)$  отражена в обработанном (необработанном) кадре  $I(x, y)$  [84]. Результирующий показатель рассчитывается как усреднённое произведение:

$$Q_{QE\_k} = \frac{1}{mn} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n [Q_g^{I_3}(x, y) \cdot Q_\varphi^{I_3}(x, y)]. \quad (3.29)$$

Показатель качества границ  $Q_{QE\_k}$  так же, как и индекс структурного сходства  $Q_{SSIM\_k}$ , принимает значения от 0 до 1. Величина  $Q_{QE\_k} = 1$  соответствует случаю полного восстановления информации о границах объектов в обработанном кадре относительно эталонного [84].

### 3.1.2.6 Быстрая оценка взаимной информации об особенностях изображений (Fast-FMI)

Как и QE [84], оценка взаимной информации об особенностях изображений (Feature Mutual Information, FMI) [86], а также её быстрая модификация (Fast-FMI) [85] предназначены для измерения сходства изображения, полученного в результате комплексирования двух исходных, с этими исходными изображениями, и также может быть модифицирована для определения сходства обработанного или необработанного кадра  $I$  с эталонным  $I_3$ . В рассматриваемой оценке используется метод выделения особенностей кадров, например, градиентов. Изображения выделенных особенностей используются для построения предельных ( $p_I(I)$  и  $p_{I_3}(I_3)$ ) и совместной ( $p_{I_3}(I, I_3)$ ) оценок ФПВ – гистограмм [85, 86]. При этом для снижения вычислительной сложности

алгоритма в быстрой версии реализации Fast-FMI ФПВ формируются для отдельных окон, которые перемещаются по изображению [85].

Далее для каждого окна  $w$  вычисляется взаимная информация  $I_{Inf\_w}(I;I_9)$  обработанного и эталонного изображений. Взаимная информация – это оценка количества информации, которое содержит одно изображение или его окно о другом изображении или соответствующем окне [85]. При этом определяется степень зависимости между двумя случайными величинами (в данном случае – кадрами или окнами) с помощью измерения отличия совместного распределения  $p_{II_9}(I, I_9)$  и распределения для ситуации полной независимости  $p_I(I) \cdot p_{I_9}(I_9)$  [85, 87].

Взаимная информация двух изображений  $k$ -й сцены, принятая за значение оценки  $Q_{FMI\_k}$ , вычисляется путём усреднения значений взаимной информации соответствующих окон  $I_{Inf\_w}(I;I_9)$ , нормализованных с помощью энтропии данных окон  $E_w(I)$  и  $E_w(I_9)$  [85, 88]:

$$Q_{FMI\_k} = I_{Inf\_k}(I;I_9) = \frac{2}{N_w} \sum_{w=1}^{N_w} \frac{I_{Inf\_w}(I;I_9)}{E_w(I) + E_w(I_9)}, \quad (3.30)$$

где  $N_w$  – количество используемых окон.

Чем больше значение  $Q_{FMI\_k}$ , тем больше сходство между сравниваемыми изображениями по выбранному признаку.

### 3.1.2.7 Нормированные уровни ошибок первого и второго рода обнаружения частиц осадков

Важным этапом алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков является обнаружение этих частиц [13, 15, 20, 29], поэтому целесообразно оценить точность работы правил и приёмов, которые используются в процессе данного этапа. Пусть нулевая гипотеза  $H_0$  заключается в том, что пиксель не принадлежит частице осадков, а альтернативная гипотеза  $H_1$  утверждает обратное. Решающее правило в целях обнаружения капли дождя или снежинки

должно принять или опровергнуть данную нулевую гипотезу. Показателями качества решающего правила являются нормированные уровни ошибок первого  $K_1$  и второго  $K_2$  рода [89, 90]. Под ошибкой первого рода понимается ложное срабатывание алгоритма, то есть принятие ошибочного решения о том, что пиксель, в действительности не относящийся к частице осадков, принадлежит капле дождя или снежинке. Под ошибкой второго рода понимается ошибочное несрабатывание алгоритма, то есть принятие ошибочного решения о том, что пиксель, в действительности принадлежащий частице осадков, не относится к ней. Нормированные уровни данных ошибок для  $k$ -го кадра вычисляются по следующим формулам [35, 90]:

$$K_{1k} = \frac{N_o}{N_-} \cdot 100\% , \quad (3.31)$$

$$K_{2k} = \frac{D_o}{D_ч} \cdot 100\% , \quad (3.32)$$

где  $N_o$  – количество пикселей кадра, в отношении которых ошибочно принято решение о том, что они принадлежат частицам осадков,  $N_-$  – количество всех пикселей кадра, не принадлежащих частицам осадков,  $D_o$  – количество пикселей кадра, в отношении которых ошибочно принято решение о том, что они не принадлежат частицам осадков,  $D_ч$  – количество всех пикселей кадра, принадлежащих частицам осадков.

Для определения значений  $N_o$ ,  $N_-$ ,  $D_o$ ,  $D_ч$  необходимо априорное (то есть полученное до использования оцениваемых алгоритмов) знание о том, какие пиксели кадра относятся к частицам осадков. Для этого при оценке работы алгоритмов используются два типа видеоизображений для каждой видеосцены: эталонное, то есть без присутствия атмосферных осадков, и искажённое, то есть подверженное влиянию дождя или снега. Тогда  $D_ч$  определяется как количество ненулевых пикселей разностного изображения, полученного как разность между соответствующими монохромными кадрами искажённой и эталонной

видеопоследовательностей, а  $N_-$  – количество нулевых пикселей данного разностного изображения.

Чем меньше значения нормированных уровней ошибок первого и второго рода, тем точнее работает решающее правило, то есть обнаружение дождевых или снеговых пикселей происходит более точно и полно [90].

Мощность правила  $\beta_{П}$  определяет вероятность, с которой принимается решение о том, что принадлежащий частице осадков пиксель принадлежит частице (другими словами, это отношение количества правильно обнаруженных пикселей частиц к общему числу пикселей частиц осадков в  $k$ -ом кадре) [58, 89]:

$$\beta_{Пк} = 1 - \frac{K_{2k}}{100\%}. \quad (3.33)$$

Чем больше значение данной величины, тем больше действительных капель или снежинок будет обнаружено [58].

Рассмотренные ПК  $K_{1k}$ ,  $K_{2k}$ ,  $\beta_{Пк}$  рассчитываются для одного кадра видеопоследовательности и затем усредняются по всем кадрам.

### **3.2 Определение оптимальных параметров разработанного алгоритма усиления контраста видеоизображений**

В разрабатываемом алгоритме усиления контраста, как указано в главе 2, используются четыре параметра, значения которых на данном этапе разработки неизвестны:

- весовой коэффициент  $\omega$ , определяющий вклад компонент интенсивности и цветовой насыщенности в результирующий коэффициент ограничения гистограмм, регулирующий оптимальную степень усиления контраста в соответствующей процедуре алгоритма;

- параметры  $A_{St}$ ,  $B_{Int}$ ,  $B_{St}$ , определяющие вид функций расчёта коэффициентов коррекции интенсивности и насыщенности в соответствующей процедуре алгоритма.

Величины параметров должны быть выбраны исходя из того, что разрабатываемый алгоритм с оптимальными значениями данных коэффициентов

должен обеспечивать максимальное увеличение контрастности при минимальных искажениях кадра. Оптимальные с точки зрения соответствующих ПК значения параметров данного подхода могут быть определены в процессе экспериментальных исследований.

В п. 3.1 описаны критерии контрастности, полноты цвета, а также эталонные и безэталонный ПК, характеризующие общее качество и степень искажений видеоизображений, обработанных алгоритмом. С целью сравнения оцениваемых объектов, в том числе изображений, по различным критериям качества, характеризующим различные свойства и признаки, часто применяется многокритериальный метод [91].

Согласно данному подходу, на основе информации о значимости и точности критерия, для каждого  $q$ -го ПК выбирается значение весового коэффициента  $\omega_q$ , при этом должно выполняться условие:

$$\sum_{q=1}^{N_q} \omega_q = 1, \quad (3.34)$$

где  $N_q$  – количество ПК.

Далее значения всех показателей нормируются и анализируются на предмет максимизации/минимизации. Так, если лучшему качеству соответствует большее значение одного ПК и меньшее значение другого ПК, необходимо добиться единообразия, например, заменив нормированное значение второго ПК  $Q_2$  величиной  $1 - Q_2$ . Значение результирующего критерия  $Q$  вычисляется согласно выражению [91]:

$$Q = \sum_{q=1}^{N_q} \omega_q Q_q, \quad (3.35)$$

где  $Q_q$  – нормированное значение  $q$ -го показателя.

С целью снижения вычислительных затрат при решении данной задачи оптимизации целевой функции (3.35) использовано всего четыре ПК. В качестве характеристики контрастности выбран контраст Михельсона  $C_M$  [71, 73], а

полноты цвета – оценка  $Q_{Cf}$ , описанная в работе [75, 76]. Для оценки искажений предложено использование эталонного критерия SSIM [83], сопоставляющего обработанное изображение, на котором возможно присутствуют искажения, с неискажённым эталонным, а также безэталонного ПК PIQUE [77]. Выбор данных критериев из представленных в п. 3.1 для расчёта результирующего ПК (3.35) обусловлен высокой степенью соответствия субъективной оценке восприятия, возможностью нормирования значений и небольшой вычислительной сложностью.

Для определения значений весовых коэффициентов ПК, входящих в состав многокритериального показателя, использован алгоритм парного сравнения на основе метода анализа иерархий [92, 93]. Согласно данному подходу, на первом этапе составляется матрица парного сравнения ПК с использованием логически обоснованных предпочтений показателей относительно друг друга, переведённых в количественную шкалу, представленную в работе [92]. Поскольку основной целью разрабатываемого алгоритма остаётся усиление контраста, целесообразно установить соответствующий ПК более предпочтительным по сравнению с другими ПК. При этом критерию  $Q_{Cf}$  следует присвоить меньший приоритет, так как данный ПК не в полной мере отражает степень цветоярких искажений по сравнению с оценками  $Q_{SSIM}$  и  $Q_{PIQUE}$ .

Таким образом, матрица парного сравнения принимает вид, представленный в таблице 3.1.

Таблица 3.1 – Матрица парного сравнения ПК

ПК	$C_M$	$Q_{Cf}$	$Q_{SSIM}$	$Q_{PIQUE}$
$C_M$	1	3	2	2
$Q_{Cf}$	1/3	1	1/2	1/2
$Q_{SSIM}$	1/2	2	1	1
$Q_{PIQUE}$	1/2	2	1	1

Далее на основе значений приоритетов ПК матрицы парного сравнения с использованием методики, описанной в работе [92], вычисляются весовые

коэффициенты для каждого показателя, входящего в состав многокритериального ПК. Рассчитанные значения представлены в таблице 3.2.

Таблица 3.2 – Значения весовых коэффициентов каждого ПК

ПК	$\omega_q$
$C_M$	0,423
$Q_{Clf}$	0,123
$Q_{SSIM}$	0,227
$Q_{PIQUE}$	0,227

Тогда предложенный многокритериальный ПК  $Q$  принимает вид:

$$Q = 0,423C_M + 0,123 \frac{Q_{Clf}}{100} + 0,227Q_{SSIM} + 0,227 \left( 1 - \frac{Q_{PIQUE}}{100} \right). \quad (3.36)$$

Поскольку существует необходимость вычисления значений эталонных критериев качества, в процессе экспериментального определения оптимальных параметров алгоритма использованы 400 пар изображений из двух групп, входящих в базу [94] и набор сцен, составленный соискателем. К первой группе относятся эталонные кадры без искажений контраста, ко второй – слабоконтрастные кадры этих же сцен, обработанные разрабатываемым алгоритмом.

Оптимальные значения констант, используемых в данном подходе, получены с применением метода минимизации целевой функции  $1 - Q$  симплекс-алгоритмом Нелдера – Мида и равны  $\omega = 0,74$ ,  $A_{St} = 0,007$ ,  $B_{Int} = -10,09$ ,  $B_{St} = -813,87$ . При этом становится известным точный вид функций коэффициентов коррекции:

$$K_{Int}(x, y) = -10,09 \cdot \varepsilon_p \cdot I_{Int\_n}(x, y) + 1, \quad (3.37)$$

$$K_{St}(x, y) = 0,007 \cdot \varepsilon_p^2 - 813,87 \cdot \varepsilon_p \cdot I_{St\_n}(x, y) + 963,87 \cdot \varepsilon_p. \quad (3.38)$$

### 3.3 Экспериментальное сравнение результатов работы предложенного и известных алгоритмов уменьшения видимости атмосферных осадков

Оценка разработанного алгоритма с точки зрения уменьшения видимости частиц атмосферных осадков выполнена при помощи сравнения результатов обработки видеоизображений данным алгоритмом с соответствующими результатами обработки четырьмя известными подходами:

- 1) на основе пространственной медианной фильтрации [16] (алгоритм-1);
- 2) на основе фотометрической и динамической моделей дождя [15] (алгоритм-2);
- 3) на основе использования характеристик формы частиц дождя [13] (алгоритм-3);
- 4) на основе временной кластеризации пикселей видеоизображения [20] (алгоритм-4).

Сравнительный анализ результатов обработки видеоизображений выполнен при помощи следующих ПК рассматриваемых алгоритмов:

- 1) нормированный уровень ошибок первого рода  $K_1$  [89, 90];
- 2) нормированный уровень ошибок второго рода  $K_2$  [89, 90];
- 3) мощность решающего правила обнаружения частиц осадков  $\beta_{\Pi}$  [58, 89];
- 4) безэталонная оценка качества изображения на основе восприятия  $Q_{PIQUE}$  [77].

Для расчёта первых трёх ПК подобраны видеопоследовательности, снятые неподвижными камерами, на которых изображены движущиеся объекты без присутствия атмосферных осадков. Данные изображения являются эталонными. Также получены видеопоследовательности, на которых представлены те же сцены, но уже с смоделированным воздействием атмосферных осадков. Эти искажённые видеоизображения обработаны сравниваемыми алгоритмами. На основе сопоставления информации о каждом эталонном, искажённом и обработанном кадре каждой видеосцены рассчитаны перечисленные выше

эталонные ПК. При этом общий объём проанализированных видеокадров составил более 40000 кадров.

Сравнение рассмотренных алгоритмов выполнено отдельно для видеоизображений, на которых наблюдается дождь, и отдельно – на которых наблюдается снег. В таблице 3.3 приведены результаты расчётов усреднённых по всем кадрам видеосцен со снегом ПК сравниваемых алгоритмов.

Таблица 3.3 – Значения ПК алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков при обработке видеопоследовательностей со снегом

	алгоритм-1	алгоритм-2	алгоритм-3	алгоритм-4	предложенный
$K_1, \%$	–	0,61	0,35	7,46	0,81
$K_2, \%$	–	45,7	77,85	11,7	11,13
$\beta_{\Pi}$	–	0,543	0,222	0,883	0,889
$Q_{PIQUE}$	77,73	50,71	52,68	50,83	47,24

В таблице 3.4 представлены результаты расчётов усреднённых по всем кадрам видеосцен с дождём ПК сравниваемых алгоритмов.

Таблица 3.4 – Значения ПК алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков при обработке видеопоследовательностей с дождём

	алгоритм-1	алгоритм-2	алгоритм-3	алгоритм-4	предложенный
$K_1, \%$	–	0,79	0,43	5,68	0,57
$K_2, \%$	–	28,91	16,72	12,67	7,01
$\beta_{\Pi}$	–	0,711	0,833	0,873	0,93
$Q_{PIQUE}$	79,34	51,76	49,19	49,8	47,6

Из анализа таблиц 3.3 и 3.4 следует, что предложенный алгоритм допускает немного больший (на 0,14...0,46 %) уровень ошибок первого рода по сравнению с алгоритмом, основанным на характеристиках формы частиц [13], но обеспечивает значительно меньший уровень ошибок второго рода (на 9,7 % в случае дождя и на 66,7 % в случае снега) относительно этого подхода. При этом алгоритм-3, как указано в таблице 3.3 ( $\beta_{\Pi} = 0,222$  и  $K_2 = 77,85 \%$ ) и видно на рисунке 3.1(г), практически не обнаруживает частицы снега, что объясняется использованием

только параметров капель дождя при выводе решающих правил, лежащих в основе данного подхода.

На рисунках 3.1 и 3.2 представлены примеры обработки исходного видеокadra (а) предложенным подходом (б) и известными алгоритмами уменьшения видимости частиц осадков (в-д) для видеоизображений со снегом и дождём соответственно.

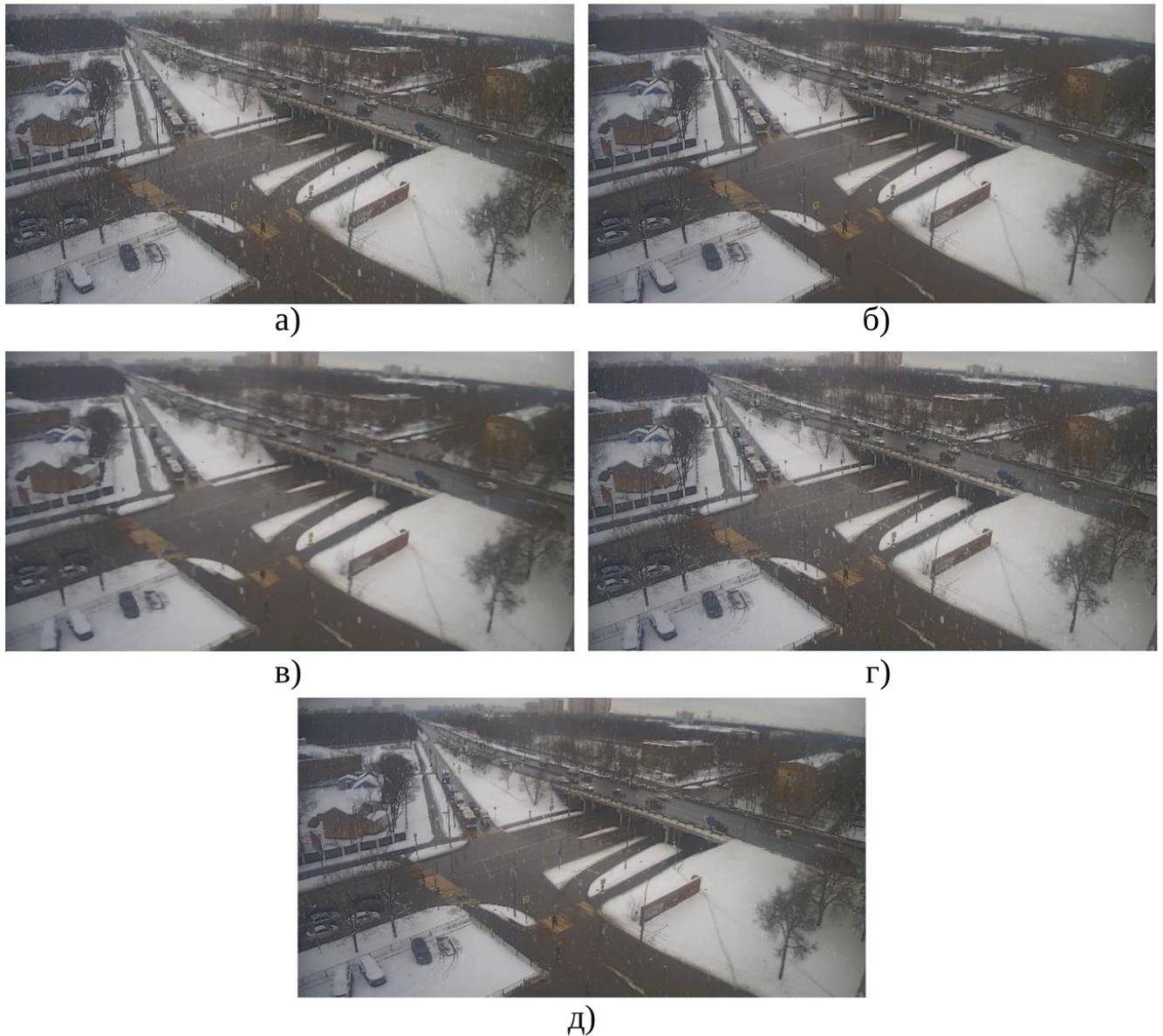


Рисунок 3.1 – Исходный кадр с осадками в виде снега (а) и соответствующие обработанные предложенным подходом (б) и известными алгоритмами на основе: пространственной медианной фильтрации (в), характеристик формы частиц дождя (г), временной кластеризации пикселей (д)

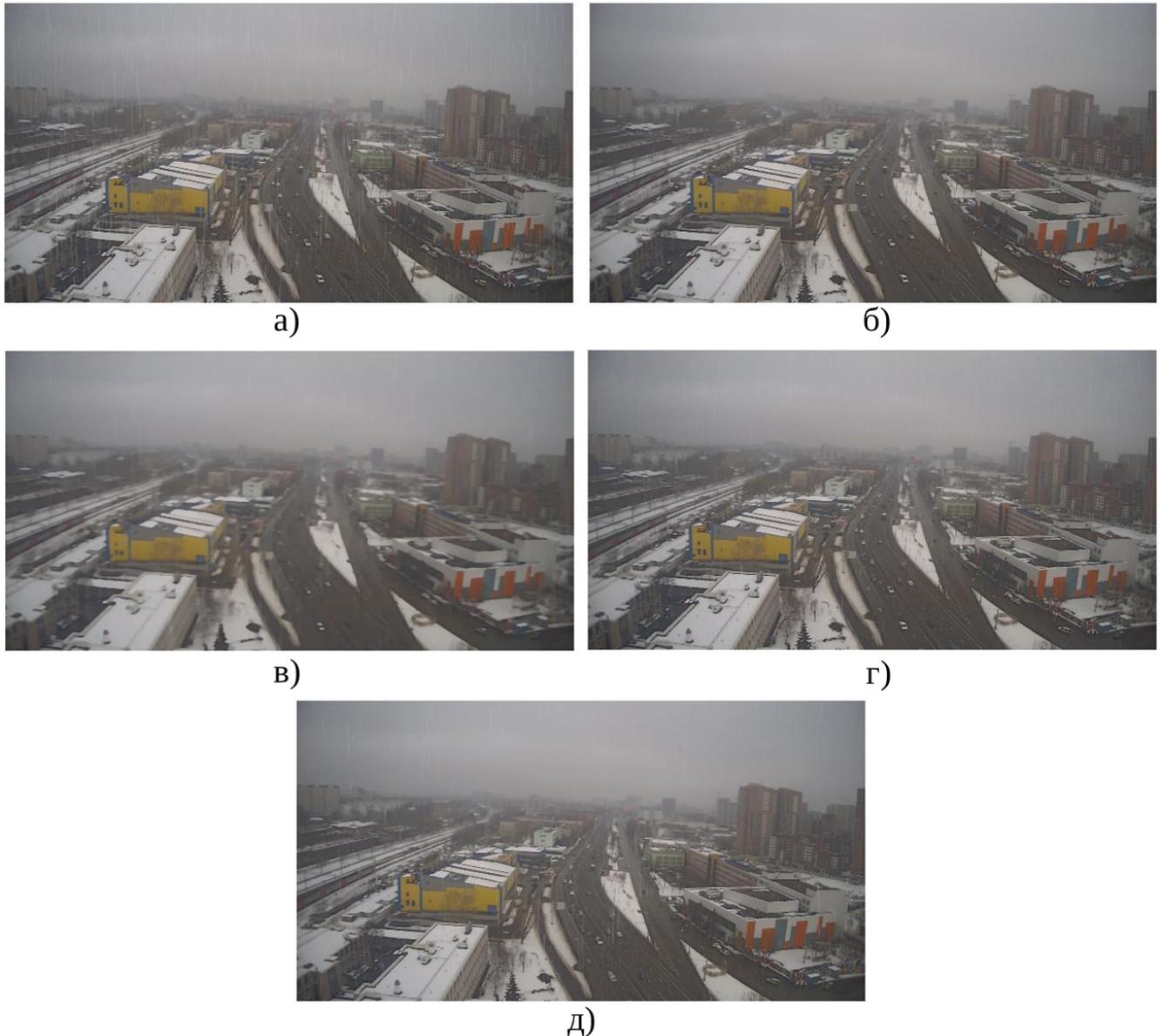


Рисунок 3.2 – Исходный кадр с осадками в виде дождя (а) и соответствующие обработанные предложенным подходом (б) и известными алгоритмами на основе: пространственной медианной фильтрации (в), параметров формы частиц дождя (г), временной кластеризации пикселей (д)

Также разработанный алгоритм обнаружения частиц осадков на видеоизображениях при сопоставимых значениях уровня  $K_1$  обеспечивает значительно меньше ошибок второго рода ( $K_2$  меньше на 21,9 % в случае дождя и на 34,6 % в случае снега) относительно алгоритма на основе фотометрической и динамической моделей дождя, что может быть объяснено использованием слишком строгого линейного фотометрического ограничения (1.2) в известном подходе [15]. В сравнении с алгоритмом на основе временной кластеризации

пикселей [20] предложенный метод позволяет уменьшить уровень ошибок второго рода на 5,7 % для дождя и 0,57 % для снега, при этом алгоритм-4 допускает значительно больше ошибок первого рода, связанных с сложностями процедуры кластеризации.

Для алгоритма пространственной медианной фильтрации невозможно вычислить значения уровней ошибок первого и второго рода, а также мощности решающего правила, поскольку данный подход не содержит этапа обнаружения частиц осадков. Данный алгоритм подвергает обработке каждый пиксель кадра, что приводит к размытию изображений не только капель дождя или снежинок, но и других объектов. По этой причине объекты видеоизображения, обработанного алгоритмом пространственной медианной фильтрации, представляются трудноразличимыми (рисунки 3.1(в) и 3.2(в)), что негативно сказывается на дальнейшей работе с такой видеопоследовательностью.

Разработанный алгоритм также обеспечивает выигрыш по ПК  $Q_{PIQUE}$  по сравнению с известными методами на 3,2...40 % при дожде и 6,8...39,2 % при снеге на видеоизображениях. Данный критерий оценивает общее качество кадра [77] и позволяет оценить предложенный и рассмотренные известные алгоритмы не только с точки зрения обнаружения частиц осадков, но и степень уменьшения видимости данных частиц.

Таким образом, в результате сравнительного анализа алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях установлено, что предложенный подход обеспечивает наилучшее качество обнаружения и уменьшения видимости капель дождя и снежинок по сравнению с известными алгоритмами.

### **3.4 Экспериментальное сравнение результатов работы предложенного и известных алгоритмов увеличения контрастности видеоизображений**

Оценка работы предложенного алгоритма увеличения контрастности выполнена в процессе сравнения результатов обработки кадров данным подходом

с соответствующими результатами обработки известными алгоритмами, получившими широкое применение и описанными в главе 1:

- 1) одномасштабный Retinex (SSR) [30];
- 2) одномасштабный Retinex в яркостном канале (SSR-V) [31];
- 3) многомасштабный Retinex (MSR) [22, 30];
- 4) многомасштабный Retinex с восстановлением цвета (MSRCR) [22];
- 5) модификация многомасштабного Retinex с восстановлением цвета (MSRCR-мод.) [30];
- 6) многомасштабный Retinex с сохранением цветности (MSRCP) [30];
- 7) алгоритм, основанный на модели атмосферной оптики (Dehazing) [32];
- 8) алгоритм выравнивания гистограммы (HE) [6, 16];
- 9) алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы (AHE) [10];
- 10) алгоритм адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста (CLAHE) [11, 28];
- 11) алгоритм CLAHE с переменным значением коэффициента ограничения гистограмм (CLAHE-мод.) [20].

При экспериментальном сравнении результатов обработки изображений кадров перечисленными алгоритмами использованы безэталонные и эталонные ПК.

Безэталонные ПК:

- 1) коэффициент контраста Михельсона  $C_M$  [71, 73];
- 2) глобальный фактор контраста  $Q_{GCF}$  [70];
- 3) полнота цвета  $Q_{Cf}$  [75, 76];
- 4) оценка качества изображения на основе восприятия  $Q_{PIQUE}$  [77].

Эталонные ПК:

- 1) сквозная цветовая разность  $\overline{\Delta E}_{Lab}$  в цветовом пространстве CIELAB [80];
- 2) сквозное отношение максимального сигнала к шуму  $Q_{PSNR\_Lab}$  в цветовом пространстве CIELAB [80];

- 3) сквозная цветовая разность  $\overline{\Delta E}_{HSI}$  в цветовом пространстве HSI [80];
- 4) сквозное отношение максимального сигнала к шуму  $Q_{PSNR\_HSI}$  в цветовом пространстве HSI [80];
- 5) сквозная оценка качества в пространственно-частотной области  $\Delta W$  [80, 81];
- 6) индекс структурного сходства  $Q_{SSIM}$  [83];
- 7) показатель качества границ  $Q_{QE}$  [84];
- 8) быстрая оценка взаимной информации об особенностях градиентов изображений  $Q_{FMI}$  [85, 86].

Также для каждого исследуемого алгоритма усиления контраста вычислены значения многокритериального ПК  $Q$  (3.35), используемого для определения оптимальных параметров разработанного алгоритма в п. 3.2 и объединяющего в себе оценку характеристик увеличения контрастности  $C_M$ , полноты цвета  $Q_{Clf}$ , а также эталонный ( $Q_{SSIM}$ ) и безэталонный ( $Q_{PIQUE}$ ) анализ цветояркостных искажений видеоизображений.

Аналогично исследованию, проведённому в п. 3.2, для вычисления значений эталонных критериев качества использованы 400 пар изображений из двух групп, входящих в базу [94] и набор сцен, составленный соискателем. К первой группе относятся эталонные кадры без искажений контраста, ко второй – слабоконтрастные кадры этих сцен, обработанные разрабатываемым алгоритмом.

В таблицах 3.5 и 3.6 представлены значения ПК работы алгоритмов увеличения контрастности, усреднённые по всем используемым сюжетам.

На рисунке 3.3 представлены результаты обработки исходного слабоконтрастного изображения (а) известными алгоритмами увеличения контрастности, основанными на технологии Retinex (б-д) и Dehazing (е).

На рисунке 3.4 приведены результаты обработки данного исходного кадра известными алгоритмами, основанными на технологии выравнивания гистограмм (а-г), разработанным подходом (д) и эталонное изображение (е).

Таблица 3.5 – Значения ПК результатов работы алгоритмов увеличения контрастности, построенных на основе технологии Retinex и модели атмосферной оптики

	SSR	SSR-V	MSR	MSRCR	MSRCR- мод.	MSRCP	Dehazing
$C_M$	0,168	0,18	0,213	0,216	0,286	0,278	0,296
$Q_{GCF}$	4,67	4,85	5,73	5,76	6,96	6,9	6,25
$Q_{Cif}$	9,28	9,8	9,19	13,91	20,25	12,4	36,79
$Q_{PIQUE}$	33,55	33,13	33,1	33,99	33,43	33,28	35,34
$\overline{\Delta E}_{Lab}$	15,42	14,17	15,52	15,38	15,42	14,99	15,67
$Q_{PSNR\_Lab}$	19,05	19,64	19,11	19,18	18,66	18,9	18,46
$\overline{\Delta E}_{HSI}$	0,399	0,237	0,413	0,408	0,366	0,262	0,406
$Q_{PSNR\_HSI}$	7,03	11,74	6,84	6,91	7,63	10,57	7,18
$\Delta W$	514,3	482,51	527,31	514,35	480,55	479,83	298,85
$Q_{SSIM}$	0,57	0,591	0,571	0,577	0,573	0,629	0,585
$Q_{QE}$	0,567	0,548	0,604	0,605	0,526	0,526	0,594
$Q_{FMI}$	0,513	0,515	0,544	0,544	0,541	0,532	0,55
$Q$	0,363	0,374	0,383	0,389	0,427	0,427	0,45

Таблица 3.6 – Значения ПК результатов работы алгоритмов увеличения контрастности, построенных на основе метода преобразования гистограмм изображений, в том числе предложенного подхода

	HE	AHE	CLAHE	CLAHE-мод.	Предложенный
$C_M$	0,305	0,571	0,296	0,316	0,312
$Q_{GCF}$	6,27	14,43	9,01	9,39	9,31
$Q_{Cif}$	12,55	10,67	13,19	13,49	35,01
$Q_{PIQUE}$	45,51	38,9	34,35	35,79	32,05
$\overline{\Delta E}_{Lab}$	13,99	15,12	13,91	14,28	12,71
$Q_{PSNR\_Lab}$	19,69	18,71	19,71	19,48	20,55
$\overline{\Delta E}_{HSI}$	0,23	0,264	0,243	0,251	0,209
$Q_{PSNR\_HSI}$	11,83	10,43	11,35	11,17	12,72
$\Delta W$	262,62	940,2	476,27	561,85	254,07
$Q_{SSIM}$	0,631	0,483	0,668	0,652	0,789
$Q_{QE}$	0,502	0,26	0,36	0,327	0,597
$Q_{FMI}$	0,518	0,551	0,574	0,567	0,592
$Q$	0,411	0,503	0,442	0,444	0,508



а)



б)



в)



г)



д)



е)

Рисунок 3.3 – Исходное изображение (а) и соответствующие обработанные алгоритмами SSR (б), SSR-V (в), MSRCR (г), MSRPC (д) и Dehazing (е)



а)



б)



в)



г)



д)



е)

Рисунок 3.4 – Изображения, обработанные алгоритмами HE (а), ANE (б), CLANE (в), CLANE-мод. (г) и разработанным (д), а также эталонный кадр (е)

Из таблиц 3.5 и 3.6 следует, что предложенный алгоритм увеличения контрастности сопоставим по характеристикам контраста ( $C_M$  и  $Q_{GCF}$ ) обработанных этим подходом кадров с модификацией алгоритма CLANE [20] и выигрывает по данным ПК у всех остальных рассмотренных известных методов (за исключением АНЕ [10]), особенно сильно у тех, которые основаны на применении технологии Retinex – до 85,4 % и 99,4 % соответственно. Это объясняется описанной в главе 1 особенностью данной технологии, заключающейся в сложности с восстановлением контраста на видеосценах, запись которых в неблагоприятных погодных условиях привела к сокрытию значительной части кадра туманом или дымом, то есть к осветлению, а не затемнению изображения. Подтверждение данного факта можно увидеть на изображениях (б-г) рисунка 3.3, на которых различимость зданий на дальнем плане не увеличилась после обработки исходного слабоконтрастного кадра алгоритмами технологии Retinex.

Меньшая по сравнению с алгоритмом АНЕ степень усиления контраста предложенного подхода обусловлена тем, что на изображениях, обработанных алгоритмом адаптивной эквализации гистограммы, наблюдается избыточное увеличение контрастности областей, не подверженных воздействию мешающих факторов. При этом на данных участках в результате обработки алгоритмом АНЕ наблюдается усиление шумов и артефактов сжатия. В то же время при использовании разработанного алгоритма при достаточной степени улучшения контраста трудноразличимых объектов такой нежелательный эффект практически не наблюдается. Данные результаты подтверждают положение о том, что ПК, основанный только на расчёте контрастности, не является достоверной оценкой качества изображения и метода обработки.

Разработанный алгоритм увеличения контрастности несколько уступает методу, основанному на модели атмосферной оптики [32], по показателю полноты цвета  $Q_{CF}$  обработанных изображений, однако допускает значительно меньшее проявление искажений цветового тона по сравнению с данным подходом. Так, на

изображении (е) рисунка 3.3 небо приобретает некорректный тёмно-синий оттенок. При этом по сравнению с другими известными методами предложенный алгоритм обеспечивает выигрыш по ПК  $Q_{CF}$  в 2...3 раза, что подтверждается примерами, представленными на рисунках 3.3 и 3.4, на которых дома на переднем плане выглядят обесцвеченными после обработки всеми исследуемыми методами, кроме Dehazing, SSR, MSRCR и разработанного подхода.

Изображения, обработанные предложенным алгоритмом, имеют большие по сравнению с рассмотренными известными подходами значения эталонных ПК:  $Q_{SSIM}$  – на 18,1...63,6 %,  $Q_{FMI}$  – на 3,1...15,5 %,  $Q_{QE}$  – до 130 % (незначительно, около 1 %, уступая лишь алгоритмам MSR и MSRCR),  $\overline{\Delta E}$  в цветовых пространствах CIELAB и HSI – на 8,6...18,9 % и 9,1...49,4 % соответственно,  $Q_{PSNR}$  в цветовых пространствах CIELAB и HSI – на 4,3...11,3 % и 7,5...86,1 % соответственно,  $\Delta W$  – на 3,3...73 %. Данный факт означает, что слабоконтрастные изображения, обработанные предложенным алгоритмом, более близки по цветояркостным и другим характеристикам к соответствующим эталонным по сравнению с обработкой известными методами.

Также разработанный алгоритм увеличения контрастности обеспечивает выигрыш обработанных видеоизображений по безэталонной оценке качества на основе восприятия  $Q_{PIQUE}$  на 3,2...29,6 % по сравнению с рассмотренными известными алгоритмами. Аналогичное улучшение по многокритериальному ПК  $Q$  составляет 12,9...39,9 % (без учёта алгоритма АНЕ, по сравнению с которым данное улучшение составляет около 1 % за счёт переэконтрастирования и увеличения шумов).

На рисунке 3.5 представлен результат обработки слабоконтрастного исходного кадра, использованного для анализа особенностей и недостатков известных алгоритмов усиления контраста в п. 1.3, разработанным подходом.



а)



б)

Рисунок 3.5 – Результат обработки слабоконтрастного исходного кадра (а), использованного для описания особенностей и недостатков известных алгоритмов увеличения контрастности, разработанным подходом (б)

На рисунках 3.6 и 3.7 приведены примеры обработки низкоконтрастных кадров разработанным алгоритмом.



а)



б)

Рисунок 3.6 – Пример обработки слабоконтрастного исходного кадра (а) разработанным алгоритмом (б)

Из анализа рисунков 3.3 – 3.7 можно сделать вывод о том, что предложенный алгоритм обработки видеоизображений обеспечивает увеличение контрастности и детализации объектов как в областях, покрытых туманом, дымом, так и в затемнённых участках кадров, а также усиливает цветовую

насыщенность и сохраняет приемлемый уровень шумов и артефактов в однородных и не требующих обработки областях.



Рисунок 3.7 – Пример обработки слабоконтрастного исходного кадра (а) разработанным алгоритмом (б)

### 3.5 Оценка скорости работы предложенных и известных алгоритмов обработки видеоизображений

Одним из способов оценки вычислительной сложности алгоритма является измерение времени его выполнения [95]. Для оценки скорости работы предложенного и известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков, реализованных в виде программ на языке Octave, проведены исследования на компьютере с процессором Intel Core i5-3550 3,3ГГц без использования вычислений на видеокарте. В процессе данного эксперимента определено среднее время  $t_{обр}$  обработки кадра размером  $1280 \times 720$  для каждого из исследуемых подходов. В таблице 3.7 представлены усреднённые по всем используемым видеоизображениям значения  $\overline{t_{обр}}$ .

Таблица 3.7 – Значения среднего времени обработки кадра алгоритмами уменьшения видимости частиц атмосферных осадков

	алгоритм-1	алгоритм-2	алгоритм-3	алгоритм-4	предложенный
$\overline{t_{обр}}, \text{с}$	0,047	0,184	0,162	0,233	0,147

Аналогично оценены значения времени обработки кадра известными и разработанным методами усиления контраста, приведённые в таблицах 3.8 и 3.9.

Таблица 3.8 – Значения среднего времени обработки кадра алгоритмами увеличения контрастности, построенными на основе технологии Retinex и модели атмосферной оптики

	SSR	SSR-V	MSR	MSRCR	MSRCR- мод.	MSRCP	Dehazing
$\overline{t_{обр}}$ , с	0,026	0,016	0,114	0,119	0,125	0,044	0,088

Таблица 3.9 – Значения среднего времени обработки кадра алгоритмами увеличения контрастности, построенными на основе метода преобразования гистограмм изображений, в том числе предложенным подходом

	HE	AHE	CLAHE	CLAHE-мод.	Предложенный
$\overline{t_{обр}}$ , с	0,032	0,026	0,022	0,031	0,056

Из анализа таблицы 3.7 следует, что предложенный алгоритм уменьшения видимости частиц осадков показывает примерно одинаковую скорость выполнения данной задачи с алгоритмом, основанным на геометрических характеристиках капель дождя (алгоритм-3), и более высокую скорость по сравнению с методами на основе фотометрической и динамической моделей (алгоритм-2) и временной кластеризации пикселей (алгоритм-4), уступая по данному показателю только алгоритму пространственной медианной фильтрации (алгоритм-1). Однако более высокая скорость алгоритма-1 достигается за счёт отсутствия этапа обнаружения частиц осадков, и, как следствие, недостаточным качеством обработки, приводящей лишь к размытию как частиц, так и других объектов видеосцены.

Разработанный алгоритм усиления контраста, как следует из таблиц 3.8 и 3.9, превосходит по скорости обработки кадра такие известные подходы, как Dehazing, MSR, MSRCR и его модификацию, но уступает другим алгоритмам на основе метода преобразования гистограмм изображений примерно 0,02...0,03 с. Это объясняется тем, что данные подходы не включают этап коррекции цветоярких искажений, а также не содержат процедуру определения оптимальной степени усиления контраста различных участков кадра (или, в случае модификации алгоритма CLAHE, содержат, но более простую). При этом

включение в состав разработанного алгоритма данных шагов позволяет значительно улучшить качество обработанных кадров, как доказано в п. 3.4.

Таким образом, при реализации на указанном процессоре предложенный алгоритм уменьшения видимости частиц осадков позволяет обрабатывать кадры указанного размера со скоростью  $\approx 7$  кадров/с, а предложенный алгоритм усиления контраста – со скоростью  $\approx 18$  кадров/с. Однако распределение вычислительных задач при использовании графических процессоров или программируемых логических интегральных схем позволяет кратно увеличить данные значения скорости обработки и обеспечить реализацию разработанных алгоритмов в реальном масштабе времени [96].

### 3.6 Выводы

1. Обосновано применение известных эталонных и безэталонных объективных ПК, характеризующих контраст, полноту цвета, цветояркие искажения и общее качество видеокадров, а также правильность обнаружения частиц атмосферных осадков на видеоизображениях, в целях оценки работы предложенных и известных алгоритмов обработки. Предложен и обоснован с помощью метода анализа иерархий [92, 93] многокритериальный ПК, объединяющий некоторые рассмотренные известные показатели, оценивающие различные характеристики видеоизображений.

2. Выполнена оценка оптимальных значений параметров разработанного алгоритма усиления контраста видеоизображений с использованием предложенного многокритериального ПК.

3. По итогам проведения экспериментального сравнительного анализа разработанного и известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях установлены следующие результаты:

– предложенный алгоритм обеспечивает значительно меньший уровень ошибок второго рода (на 9,7 % в случае обнаружения частиц дождя и на 66,7 % в случае обнаружения частиц снега) при сопоставимом уровне ошибок первого

рода по сравнению с алгоритмом, основанным на характеристиках формы частиц осадков [13];

– предложенный алгоритм при аналогичных значениях уровня  $K_1$  обеспечивает значительно меньше ошибок второго рода ( $K_2$  меньше на 21,9 % в случае дождя и на 34,6 % в случае снега) по сравнению с алгоритмом на основе фотометрической и динамической моделей дождя [15];

– разработанный подход показывает уменьшение уровня ошибок второго рода на 5,7 % для дождя и 0,57 % для снега и уменьшение уровня ошибок первого рода на 5,1...6,7 % относительно алгоритма на основе временной кластеризации пикселей [20];

– для метода пространственной медианной фильтрации изображений невозможно вычислить значения уровней ошибок первого и второго рода, так как данный подход не предполагает обнаружения капель или снежинок, а производит уменьшение видимости этих частиц за счёт размытия всего кадра, что приводит к недостаточному снижению видимости частиц;

– разработанный подход обеспечивает улучшение общего качества видеоизображений, определяемого с помощью безэталонной оценки  $Q_{PIQUE}$ , по сравнению с известными алгоритмами на 3,2...40 % при дожде и 6,8...39,2 % при снеге на видеопоследовательностях, что позволяет судить о степени уменьшения видимости обнаруженных частиц осадков применяемыми алгоритмами.

4. По итогам экспериментального сравнительного анализа разработанного и известных алгоритмов усиления контраста видеоизображений установлены следующие результаты:

– предложенный алгоритм сопоставим по характеристикам контрастности обработанных кадров, используемым в диссертации – контрасту Михельсона и глобальному фактору контраста, с модификацией алгоритма CLANE [20] и выигрывает по данным ПК у всех остальных рассмотренных известных подходов (за исключением ANE [10]) до 85,4 % и 99,4 % соответственно; при этом обработка видеоизображений алгоритмом ANE характеризуется чрезмерно

сильным увеличением контрастности, сопровождающимся усилением шумов, артефактов сжатия и цветоярких искажений;

- разработанный алгоритм усиления контраста обеспечивает выигрыш по ПК полноты цвета в 2...3 раза по сравнению с другими известными подходами, за исключением алгоритма, основанного на модели атмосферной оптики [32], обеспечивая при этом значительно меньшее проявление искажений цветового тона по сравнению с данным подходом;

- разработанный алгоритм показывает улучшение значений эталонных ПК обработанных видеоизображений  $Q_{SSIM}$  – на 18,1...63,6 %,  $Q_{FMI}$  – на 3,1...15,5 %,  $Q_{QE}$  – до 130 % (около 1 % уступая лишь алгоритмам MSR и MSRCR),  $\overline{\Delta E}$  в цветовых пространствах CIELAB и HSI – на 8,6...18,9 % и 9,1...49,4 % соответственно,  $Q_{PSNR}$  в цветовых пространствах CIELAB и HSI – на 4,3...11,3 % и 7,5...86,1 % соответственно,  $\Delta W$  – на 3,3...73 % по сравнению с известными методами усиления контраста;

- предложенный алгоритм обеспечивает улучшение значений безэталонной оценки качества обработанных видеоизображений на основе восприятия  $Q_{PIQUE}$  на 3,2...29,6 %, а также значений многокритериального ПК, обоснованного в п. 3.2, на 12,9...39,9 % (без учёта алгоритма АНЕ, по сравнению с которым данное улучшение составляет около 1 %) относительно известных подходов.

5. Выполнена оценка скорости работы предложенных и известных алгоритмов обработки видеоизображений, по результатам которой установлено, что предложенный алгоритм уменьшения видимости частиц осадков позволяет обрабатывать кадры размером  $1280 \times 720$  пикселей со скоростью  $\approx 7$  кадров/с, а предложенный алгоритм усиления контраста – со скоростью  $\approx 18$  кадров/с, при реализации данных алгоритмов на компьютере с процессором Intel Core i5-3550 3,3ГГц. При этом использование графических процессоров или программируемых логических интегральных схем позволит значительно увеличить скорость обработки и обеспечить реализацию разработанных алгоритмов в реальном масштабе времени [96].

## ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В процессе работы над представленной диссертацией проведены описанные исследования и получены следующие результаты:

1. Выполнен анализ известных алгоритмов уменьшения видимости частиц атмосферных осадков и усиления контраста на видеоизображениях, в результате которого выявлены особенности и недостатки данных подходов, такие как размытие изображений объектов сцены, недостаточно полное или, наоборот, «ложное» обнаружение частиц осадков, проявление шумов и артефактов сжатия, увеличение контрастности только тёмных или только светлых участков, искажения яркости, насыщенности и цвета на обработанных кадрах. Сделан вывод о актуальности задачи разработки алгоритмов обработки видеопоследовательностей для применения в системах телевидения и технического зрения, которые обеспечат нормальное функционирование данных систем при любых метеоусловиях и позволят уменьшить негативные влияния присутствия мешающих факторов в кадре с значительно более низкой степенью проявления недостатков известных алгоритмов.

2. Произведён анализ скорости движения частиц атмосферных осадков на видеоизображениях, по результатам которого предложена модифицированная процедура порогового сравнения трёх последовательных кадров для первичного обнаружения пикселей осадков.

3. Выполнен статистический анализ геометрических (размер, форма и ориентация) и цветоярких (интенсивность и насыщенность цвета пикселей) параметров изображений частиц дождя и снега, в результате которого установлены законы распределений данных характеристик.

4. Обоснованы решающие правила выделения пикселей частиц осадков из совокупности точек всех движущихся объектов кадра на основе полученных законов распределения параметров частиц.

5. Предложена модификация процедуры замены пикселей частиц осадков точками фона видеоизображения.

6. Выполнен статистический анализ характеристик (насыщенность цвета и модуль вектора градиента интенсивности) пикселей слабоконтрастных участков изображений, в результате которого установлены законы распределений данных параметров.

7. Разработана процедура автоматического определения оптимальной степени усиления контраста каждого участка кадра с использованием полученных законов распределений характеристик низкоконтрастных областей.

8. Разработана процедура коррекции интенсивности и цветовой насыщенности обработанного видеоизображения с автоматическим определением степени коррекции для каждой точки кадра.

9. Разработаны следующие алгоритмы обработки видеоизображений, полученных в условиях недостаточной видимости:

- алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков, позволяющий снизить влияние динамических помех, присутствующих на видеоизображениях, снятых неподвижными камерами;

- алгоритм усиления контраста, позволяющий снизить степень проявления статических помех на видеопоследовательностях, снятых как неподвижными, так и подвижными камерами.

10. Обосновано применение ПК видеоизображений в целях оценки работы предложенных и известных алгоритмов обработки, в том числе предложенного многокритериального показателя.

11. Выполнен экспериментальный сравнительный анализ разработанных и известных алгоритмов. В результате данного анализа установлено, что предложенный алгоритм уменьшения видимости частиц осадков обеспечивает меньший нормированный уровень ошибок второго рода (на 0,57...66,7 % при обнаружении частиц снега и на 5,7...21,9 % при обнаружении частиц дождя) при сопоставимом или меньшем уровне ошибок первого рода, а также показывает на 3,2...40 % лучшие значения безэталонного ПК PIQUE обработанных видеоизображений по сравнению с известными подходами. Кроме того, предложенный алгоритм увеличения контрастности имеет преимущество над

известными практически по всем рассмотренным ПК, в том числе по многокритериальному показателю на 12,9...39,9 %.

Таким образом, в данной диссертации представлен процесс разработки алгоритмов обработки видеоизображений, полученных в условиях недостаточной видимости, которые могут быть реализованы в реальном масштабе времени и использованы в системах телевидения и технического зрения, и в которых значительно уменьшено проявление недостатков известных методов при сохранении и развитии их преимуществ.

## СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

ПК – показатель качества

СКО – среднее квадратическое отклонение

СТЗ – система технического зрения

ФВЦ – функция восстановления цвета

ФПВ – функция плотности вероятности

АНЕ – Adaptive Histogram Equalization (адаптивное выравнивание гистограммы)

CLАНЕ – Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization (адаптивное выравнивание гистограммы с ограничением контраста)

FMI – Feature Mutual Information (взаимная информация об особенностях изображений)

GCF – Global Contrast Factor (глобальный фактор контраста)

HE – Histogram Equalization (выравнивание гистограммы)

HSI – hue, saturation, intensity (цветовой тон, насыщенность, интенсивность)

HSV – hue, saturation, value (цветовой тон, насыщенность, величина)

MSCN – Mean Subtracted Contrast Normalized (нормализованный средний вычтенный контраст)

MSR – Multiscale Retinex (многомасштабный Retinex)

MSRCP – Multiscale Retinex with Chromaticity Preservation (многомасштабный Retinex с сохранением цветности)

MSRCR – Multiscale Retinex with Color Restoration (многомасштабный Retinex с восстановлением цвета)

PIQUE – Perception-based Image Quality Evaluator (оценка качества изображения на основе восприятия)

PSNR – Peak Signal to Noise Ratio (пиковое отношение сигнал-шум)

QE – Quality of Edges (качество границ)

SSIM – Structural SIMilarity (индекс структурного сходства)

SSR – Single-Scale Retinex (одномасштабный Retinex)

SSR-V – Single-Scale Retinex-Value (одномасштабный Retinex в яркостном канале)

- $A_0$  – вспомогательный параметр IV типа распределения Пирсона
- $A_R$  – массив коэффициентов усиления алгоритма MSRCR
- $A_{St}$  – параметр функции коэффициента коррекции насыщенности цвета
- $a_p$  – большая полуось  $p$ -го аппроксимирующего эллипса
- $B_0$  – вспомогательный параметр IV типа распределения Пирсона
- $B_{Int}$  – параметр функции коэффициента коррекции интенсивности
- $B_{St}$  – параметр функции коэффициента коррекции насыщенности цвета
- $b$  – двоичное случайное поле
- $b_0, b_1, b_2$  – параметры IV типа распределения Пирсона
- $b_p$  – малая полуось  $p$ -го аппроксимирующего эллипса
- $b_R$  – коэффициент смещения алгоритма MSRCR
- $C$  – коэффициент
- $C_1, C_2, C_3$  – постоянные, позволяющие исключить нестабильность значений компонент в ПК SSIM
- $C_M$  – коэффициент контраста Михельсона
- $C_p$  – совокупность пикселей  $p$ -ой группы или блока
- $C_q$  – оценка  $q$ -го квадранта
- $c$  – пороговое значение
- $c_0$  – параметр IV типа распределения Пирсона
- $c_a$  – пороговое значение пространственно-активных блоков
- $c_g$  – глобальный контраст
- $c_l$  – локальный контраст
- $c_0(I, I_s)$  – компонента контраста в ПК SSIM
- $D$  – дисперсия
- $D_0$  – количество пикселей кадра, в отношении которых ошибочно принято решение о том, что они не принадлежат частицам осадков

$D_y$  – количество всех пикселей кадра, принадлежащих частицам осадков

$D_I$  – интенсивность пикселей осадков на обработанном видеоизображении

$d$  – порядковый номер пикселя частиц осадков

$d_s$  – глубина сцены

$E$  – энтропия

$F_b$  – интегральная функция распределения значений пикселей блока

$F_{D_S}$  – функция распределения закона, аппроксимирующего распределение площадей капель дождя на видеоизображениях

$F_{Ch_S}$  – функция распределения закона, аппроксимирующего распределение площадей частиц снега на видеоизображениях

$F_I(I)$  – интегральный закон распределения монохромного кадра

$F_m(z, \mathbf{u})$  – функция распределения теоретического закона

$F_s(z)$  – эмпирическая функция распределения

$f_1, f_2$  – компоненты бимодального закона распределения

$f_{D_S}$  – ФПВ, аппроксимирующая распределение площадей капель дождя на видеоизображениях

$f_{Ch_S}$  – ФПВ, аппроксимирующая распределение площадей частиц снега на видеоизображениях

$f_{St\_max}, f_{M\_max}$  – максимальные значения ФПВ  $f_{St}, f_M$

$f(I_{ch\_i}(x, y))$  – функция восстановления цвета

$G_H, G_V$  – горизонтальная и вертикальная составляющие градиента

$G_\sigma$  – фильтр Гаусса

$g$  – модуль вектора градиента значений пикселей

$g_R$  – коэффициент усиления алгоритма MSRCR

$H$  – цветовой тон

$H_0, H_1$  – нулевая и альтернативная гипотезы

$I$  – исходное цветное изображение кадра

$I$  – исходное монохромное изображение кадра

$I'$  – выходное (обработанное) монохромное изображение кадра

$\bar{I}$  – среднее значение пикселей кадра

$I_0$  – неискажённое цветное изображение кадра

$I_{\bar{o}}$  – изображение блока исходного кадра

$I'_{\bar{o}}$  – изображение блока обработанного кадра

$I_{p\_max}, I_{p\_min}$  – максимальное и минимальное значения пикселей  $p$ -го блока

$I_{\partial\bar{e}1}, I_{\partial\bar{e}2}, I_{\partial\bar{e}3}$  – первое, второе и третье двоичные изображения

$I_{\bar{e}}$  – эталонный кадр

$I_{al}$  – глобальное RGB-значение атмосферного света

$I_{ch}$  – хроматические координаты

$I_{Inf}$  – взаимная информация

$I_{Int}$  – интенсивность пикселя

$I_{Int\_доб}$  – добавочное значение интенсивности

$I_{Intk-k_f}$  – изображение компоненты интенсивности кадра, обработанного на  $k_f$  кадров раньше относительно текущего ( $k$ -го)

$I_{Int\_max}$  – максимальное значение интенсивности в текущем кадре

$I_{Int\_n}$  – нормированное значение интенсивности

$I_L, I_a, I_{b'}$  – значение компонент L, a и b в цветовой модели CIELAB

$\bar{I}_q$  – среднее значение пикселей  $q$ -го квадранта

$I_p$  –  $p$ -й блок изображения

$I_r, I_g, I_b$  – R, G и B-составляющие исходного RGB-изображения

$I_z(u_z, v_z)$  – отношение неполной бета-функции

$I_{St}$  – насыщенность цвета

$I_{St\_max}$  – максимальное значение насыщенности в текущем кадре

$I_{St\_n}$  – нормированное значение цветовой насыщенности

$i$  – индекс цветового канала

$J$  – количество используемых масштабов

$j$  – индекс масштаба

$K$  – количество кадров в видеоизображении

$K_{Int}$ ,  $K_{St}$  – корректирующие коэффициенты компонент интенсивности и насыщенности цвета

$K_{Sk}$  – коэффициент асимметрии

$K_{tr}$  – коэффициент передачи отраженного света

$K_K(\mathbf{u})$  – функция критерия Колмогорова

$K_1$  – нормированный уровень ошибок первого рода

$K_2$  – нормированный уровень ошибок второго рода

$k$  – номер кадра

$k_{\Pi}$  – величина для определения типа распределения Пирсона

$L$  – нормированная яркость в технологии Retinex

$L_0$  – динамический диапазон значений пикселей

$L_6$  – значение воспринимаемой яркости

$L_R$  – промежуток времени, за который вычисляется корреляционная функция движения капли

$l$  – размер окрестности пиксела

$l_0(I, I_s)$  – компонента яркости в ПК SSIM

$M$  – модуль вектора градиента значений интенсивности пикселей

$M_{02}$  – центральный момент 2-го порядка относительно координаты  $y$

$M_{11}$  – центральный смешанный момент 2-го порядка

$M_{20}$  – центральный момент 2-го порядка относительно координаты  $x$

$M_p$  – матрица, элементами которой являются рассчитанные центральные моменты 2-го порядка  $p$ -го аппроксимирующего эллипса

$\vec{m}$  – смещение координаты

$m_0 \dots m_4$  – начальные моменты порядка с нулевого по четвёртый

$m_x, m_y$  – смещение координаты по горизонтали и вертикали

$m \times n$  – размер кадра

$m_b \times n_b$  – размер блока

$m_\phi \times n_\phi$  – размер медианного фильтра

$m_p \times n_p$  – размер  $p$ -го блока вейвлет-разложения

$N$  – общее количество пикселей исходного кадра

$N_a$  – количество пространственно-активных блоков кадра

$N_b$  – количество пикселей, содержащихся в блоке

$N_b$  – объём выборки

$N_o$  – количество пикселей кадра, в отношении которых ошибочно принято решение о том, что они принадлежат частицам осадков

$N_{cp}$  – среднее число пикселей, приходящееся на одно из значений яркости

$N_k$  – временная задержка в кадрах

$N_q$  – количество ПК

$N_r$  – количество пикселей исходного кадра, имеющих значение  $r$

$N_w$  – количество используемых окон

$N_-$  – количество всех пикселей кадра, не принадлежащих частицам осадков

$P$  – вероятность

$P_0$  – предельное значение гистограммы значений пикселей блока

$p$  – порядковый номер аппроксимирующего эллипса (группы-частицы) или блока изображения

$p_0$  – размер (сторона) пиксела

$p_{I_3}(I, I_3)$  – совместная оценка ФПВ искажённого и эталонного изображений

$p_I(r)$  – частота пикселя со значением  $r$  в исходном кадре

$Q$  – значение многокритериального ПК

$Q_{cf}$  – значение критерия полноты цвета

$Q_{Dst}$  – количественная оценка искажений пространственно-активного блока

$Q_{FMI}$  – значение критерия взаимной информации об особенностях изображений

$Q_{GCF}$  – значение глобального фактора контраста

$Q_{PIQUE}$  – значение оценки качества изображения на основе восприятия

$Q_{PSNR}$  – значение пикового отношения сигнал-шум

$Q_{QE}$  – значение критерия качества границ

$Q_{SSIM}$  – значение индекса структурного сходства

$q$  – номер ПК

$R$  – обработанное алгоритмом Retinex изображение

$R_1, R_2$  – квантили значений пикселей изображения в алгоритме простейшего цветового баланса

$R_b$  – корреляционная функция движения капли

$\vec{r}$  – координата пиксела в векторной форме

$S_{кр}$  – критическое значение критерия площади (числа пикселей) частицы

$S_H, S_V$  – горизонтальная и вертикальная маски Собела

$S_p$  – число пикселей в  $p$ -ой группе-частице

$s_0(I, I_s)$  – компонента структуры в ПК SSIM

$s_x, s_y$  – приближённые горизонтальная и вертикальная производные значений пикселей, вычисленные с помощью оператора Собела

$T$  – время экспозиции камеры

$t$  – время

$t_{обр}$  – среднее время обработки кадра

$u$  – параметр формы бета-распределения

$\mathbf{u} = \{u_1, u_2, \dots\}$  – параметры теоретического закона распределения

$v$  – параметр формы бета-распределения

$W$  – вейвлет-коэффициент

$w$  – окно

$w_I(I)$  – плотность распределения значений пикселей монохромного изображения

$X$  – вспомогательный параметр IV типа распределения Пирсона

$(x, y)$  – координаты пиксела

$(x_{0p}, y_{0p})$  – координаты центра тяжести  $p$ -го аппроксимирующего эллипса

$z$  – случайная величина

$\alpha$  – уровень значимости

$\alpha_0$  – коэффициент линейной зависимости фотометрического ограничения

$\alpha_u$  – коэффициент использования

$\alpha_R$  – константа нелинейности ФВЦ

$\alpha_s$  – параметр, определяющий относительную значимость компоненты яркости в общем ПК SSIM

$V(u, v)$  – бета-функция

$\beta$  – верхняя граница диапазона возможных значений случайной величины для обобщённого бета-распределения I рода

$\beta_0$  – коэффициент линейной зависимости фотометрического ограничения

$\beta_1$  – квадрат коэффициента асимметрии

$\beta_2$  – коэффициент эксцесса

$\beta_{II}$  – мощность решающего правила

$\beta_R$  – константа усиления ФВЦ

$\beta_s$  – параметр, определяющий относительную значимость компоненты контраста в общем ПК SSIM

$\gamma$  – нижняя граница диапазона возможных значений случайной величины для обобщённого бета-распределения I рода

$\gamma_{cor}$  – значение гаммы-коррекции

$\gamma_s$  – параметр, определяющий относительную значимость компоненты структуры в общем ПК SSIM

$\Delta E(x, y)$  – цветовая разность соответствующих точек искажённого и эталонного изображений с координатами  $(x, y)$

$\overline{\Delta E_k}$  – сквозная цветовая разность  $k$ -ой сцены

$\Delta I$  – изменение значения пиксела

$\Delta \vec{r}$  – разность координат

$\Delta W$  – сквозная оценка качества в пространственно-частотной области

$\Delta W_p(x, y)$  – отличие между соответствующими вейвлет-коэффициентами искаженного и эталонного изображений соответственно

$\varepsilon$  – коэффициент ограничения гистограммы

$\varepsilon_{\max}$  – максимальный коэффициент ограничения гистограммы

$\varepsilon_p$  – результирующий коэффициент ограничения гистограммы

$\varepsilon_{St\_p}, \varepsilon_{M\_p}$  – коэффициенты ограничения гистограмм на основе информации о значениях  $St$  и  $M$  пикселей  $p$ -го блока соответственно

$\theta_0$  – среднее значение ориентации частиц в кадре

$\theta_p$  – ориентация  $p$ -го аппроксимирующего эллипса (частицы)

$\theta'_p$  – отклонение ориентации  $p$ -ой частицы от среднего значения по кадру

$\lambda_{1p}, \lambda_{2p}$  – собственные числа матрицы  $M_p$ , элементами которой являются рассчитанные центральные моменты 2-го порядка  $p$ -го эллипса

$\mu$  – математическое ожидание

$\mu_s$  – центральный момент  $s$ -го порядка

$\nu$  – номер квадранта

$\rho$  – коэффициент рассеяния

$\sigma$  – среднеквадратическое отклонение

$\sigma_{ош}^2$  – средний квадрат ошибки

$\tau$  – время, в течение которого капля расположена в пределах пиксела

$\Phi_p$  – коэффициент формы  $p$ -ой группы-частицы

$\varphi$  – ориентация вектора градиента значений пикселей

$\omega$  – весовой коэффициент

$\omega$  – вектор весовых коэффициентов

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Хабутдинов, Ю. Г. Учение об атмосфере: учебное пособие / Ю. Г. Хабутдинов, К. М. Шанталинский, А. А. Николаев. – Казань: Казанский гос. ун-т, 2010. – 244 с.
2. Визильтер, Ю. В. Обработка и анализ изображений в задачах машинного зрения: курс лекций и практических занятий / Ю. В. Визильтер, С. Ю. Желтов, А. В. Бондаренко, М. В. Осоков, А. В. Моржин. – М.: Физматкнига, 2010. – 672 с.
3. Нелинейные искажения телевизионного сигнала [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://helpiks.org/2-114342.html> (дата обращения: 21.02.2020).
4. Мамчев, Г. В. Цифровое телевизионное вещание / Г. В. Мамчев. – М.: Горячая линия – Телеком, 2014. – 448 с.
5. Алпатов, Б. А. Методы автоматического обнаружения и сопровождения объектов. Обработка изображений и управление / Б. А. Алпатов, П. В. Бабаян, О. Е. Балашов, А. И. Степашкин. – М.: Радиотехника, 2008. – 176 с.
6. Грузман, И. С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: учебное пособие / И. С. Грузман, В. С. Киричук, В. П. Косых, Г. И. Перетягин, А. А. Спектор. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. – 168 с.
7. Коротков, В. А. Модификация метода CLАНЕ для компенсации влияния гидрометеоров / В. А. Коротков, К. В. Коротков, Е. П. Новичихин // Журнал радиоэлектроники. – 2017. – № 10.
8. Потапов, А. А. Новейшие методы обработки изображений / А. А. Потапов, Ю. В. Гуляев, С. А. Никитов, А. А. Пахомов, В. А. Герман. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2008. – 496 с.
9. Сойфер, В. А. Методы компьютерной обработки изображений / М. В. Гашников, Н. И. Глумов, Н. Ю. Ильясова, В. В. Мясников, С. Б. Попов, В. В. Сергеев, В. А. Сойфер, А. Г. Храмов, А. В. Чернов, В. М. Чернов, М. А. Чичева, В. А. Фурсов; под ред. В. А. Сойфера. – М.: ФИЗМАТЛИТ, 2003. – 784 с.

10. Старовойтов, В. В. Получение и обработка изображений на ЭВМ: учебно-методическое пособие / В. В. Старовойтов, Ю. И. Голуб. – Минск: БНТУ, 2018. – 204 с.
11. Фисенко, Т. Ю. Исследование и разработка методов улучшения подводных изображений / Т. Ю. Фисенко, В. Т. Фисенко // Сборник трудов X Международной конференции «Прикладная оптика – 2012». – 2012. – Т. 3. – С. 294-298.
12. Фурман, Я. А. Цифровые методы обработки и распознавания бинарных изображений / Я. А. Фурман, А. Н. Юрьев, В. В. Яншин. – Красноярск: Изд-во Краснояр. ун-та, 1992. – 248 с.
13. Brewer, N. Using the shape characteristics of rain to identify and remove rain from video / N. Brewer, N. Liu. // Joint IAPR International Workshops on Statistical Techniques in Pattern Recognition (SPR) and Structural and Syntactic Pattern Recognition (SSPR). – Springer, Berlin, Heidelberg. – 2008. – Pp. 451-458.
14. Ebner, M. Color Constancy / M. Ebner. – John Wiley & Sons, 2007. – 408 p.
15. Garg, K. Vision and rain / K. Garg, S. K. Nayar // International Journal of Computer Vision. – 2007. – Vol. 75. – No. 1. – Pp. 3-27.
16. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – изд. 3-е. – М.: Техносфера, 2012. – 1104 с.
17. Гонсалес, Р. Цифровая обработка изображений в среде MATLAB / Р. Гонсалес, Р. Вудс, Р. Эддинс. – М.: Техносфера, 2006. – 616 с.
18. He, K. Single image haze removal using dark channel prior / K. He, J. Sun, X. Tang // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. – 2011. – No. 33. – Pp. 1956-1963.
19. He, K. Guided image filtering / K. He, J. Sun, X. Tang // Proc. ECCV. – 2010. – Pp. 1-14.
20. Jia, Z. A two-step approach to see-through bad weather for surveillance video quality enhancement / Z. Jia, H. Wang, R. E. Caballero, Z. Xiong, J. Zhao, A. Finn // Machine Vision and Applications. – 2012. – Vol. 23. – No. 6. – Pp. 1059-1082.

21. Jobson, D. J. Properties and performance of a center/surround retinex / D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell // IEEE Transactions on Image Processing. – 1997. – Vol. 6. – Pp. 451-462.
22. Jobson, D. J. A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes / D. J. Jobson, Z. Rahman, G. A. Woodell // IEEE Transactions on Image Processing. – 1997. – Vol. 6. – Pp. 965-976.
23. Land, E. Lightness and retinex theory / E. Land, J. McCann // Journal of the Optical Society of America. – 1971. – Vol. 61. – Pp. 1-11.
24. Land, E. The retinex theory of color vision / E. Land // Scientific American. – 1977. – Vol. 237. – Pp. 108-128.
25. Land, E. Recent advances in retinex theory / E. Land // Vision Research. – 1986. – Vol. 26. – Pp. 7-21.
26. Limare, N. Simplest Color Balance / N. Limare, J. L. Lisani, J. M. Morel, A. B. Petro, C. Sbert // Image Processing On Line. – 2011. – No. 1. – Pp. 297-315.
27. Прэтт, У. Цифровая обработка изображений: пер. с англ / У. Прэтт. – М.: Мир, 1982. – Кн. 1 – 312 с.
28. Zuiderveld, K. Contrast limited adaptive histogram equalization / K. Zuiderveld // Graphics gems. – 1994. – Vol. 4. – Pp. 474-485.
29. Bossu, J. Rain or Snow Detection in Image Sequences through use of a Histogram of Orientation of Streaks / J. Bossu, N. Hautiere, J. Tarel // International Journal of Computer Vision. – 2011.
30. Petro, A. Multiscale Retinex / A. Petro, C. Sbert, J.-M. Morel // Image Processing On Line. – 2014. – No. 4. – Pp. 71-88.
31. Мониц, Ю. И. Преобразование цветных изображений на базе технологии Ретинекс / Ю. И. Мониц, В. В. Старовойтов // Искусственный интеллект. – 2007. – № 3. – С. 256-261.
32. Kim, J. H. Optimized contrast enhancement for real-time image and video dehazing / J. H. Kim, W. D. Jang, J. Y. Sim, C. S. Kim // Journal of Visual Communication and Image Representation. – 2013. – No. 24. – Pp. 410-425.

33. Кириллов, С. Н. Алгоритмы формирования телевизионного изображения улучшенного качества для дистанционного управления робототехническими комплексами / С. Н. Кириллов, П. С. Покровский, А. А. Бауков, П. Н. Сконников // Радиотехника. – 2019. – Т. 83. – № 5(II). – С. 205-214.

34. Кириллов, С. Н. Сравнение алгоритмов улучшения низкоконтрастных изображений и оценок качества комплексирования разноспектральных изображений для цифровых систем видеонаблюдения / С. Н. Кириллов, П. С. Покровский, П. Н. Сконников, А. А. Бауков // Цифровая обработка сигналов. – 2019. – № 1. – С. 52-58.

35. Дмитриев, В. Т. Многокритериальный синтез алгоритма обнаружения частиц дождя на видеоизображениях в цифровых системах телевидения / В. Т. Дмитриев, А. А. Бауков // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2022. – № 79. – С. 20-30.

36. Дмитриев, В. Т. Алгоритм обнаружения атмосферных осадков для задач компьютерной обработки видеоизображений / В. Т. Дмитриев, А. А. Бауков // Программирование. – 2023. – № 3. – С. 13-25.

37. Дмитриев, В. Т. Разработка алгоритма улучшения контраста видеоизображений для применения в системах цифрового телевидения / В. Т. Дмитриев, А. А. Бауков // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2023. – № 84. – С. 77-87.

38. Kirillov, S. Improved Quality Video Transmission by Optical Channel from Underwater Mobile Robots / S. Kirillov, V. Dmitriev, L. Aronov, P. Skonnikov, A. Baukov // Сборник трудов конференции ICIT-2019 “Recent Research in Control Engineering and Decision Making”, серия “Studies in Systems, Decision and Control”. – 2019. – Vol. 199. – Pp. 227-239.

39. Kirillov, S. N. Contrast Enhancement Algorithm Modification and Comparative Analysis of Image Fusion Quality Indices for Enhanced Vision Systems of Robotic Complexes / S. N. Kirillov, A. A. Baukov, P. S. Pokrovsky, P. N. Skonnikov // 2019 International Siberian Conference on Control and Communications (SIBCON). Proceedings. – 2019. – Pp. 1-6.

40. Kirillov, S. N. Multispectral image processing algorithms for enhanced vision systems in the Arctic / S. N. Kirillov, P. S. Pokrovskij, A. A. Baukov, P. N. Skonnikov // Proceedings of 4<sup>th</sup> International Scientific Conference “Arctic: History and Modernity”. IOP Conference Series: Earth and Environmental Science. – 2019. – Vol. 302. – Pp. 1-8.

41. Kirillov, S. N. Adaptive software-configurable system development to receive, transmit and process information / S. N. Kirillov, A. Lisnichuk, A. V. Batishchev, L. V. Aronov, A. A. Baukov // Сборник трудов 3-й Международной научно-технической конференции «Современные сетевые технологии» («Modern Network Technologies, MoNeTeC-2020»). – 2020.

42. Dmitriev, V. T. An Algorithm for Detecting Precipitation in Computer Processing of Video Images / V. T. Dmitriev, A. A. Baukov // Programming and Computer Software. – 2023. – Vol. 49. – No. 3. – Pp. 140-150.

43. Бауков, А. А. Модифицированный алгоритм улучшения качества видеоизображений при действии мешающих факторов для систем связи / А. А. Бауков // Сборник материалов XXIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых учёных и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (НИТ-2018). – 2018. – Т. 1. – С.127-129.

44. Кириллов, С. Н. Сравнение оценок качества комплексирования разноспектральных изображений и алгоритмы улучшения качества низкоконтрастных изображений для систем видеонаблюдения / С. Н. Кириллов, П. С. Покровский, П. Н. Сконников, А. А. Бауков // Сборник докладов 21-ой Международной конференции «Цифровая обработка сигналов и её применение – DSPA-2019». – 2019. – С. 403-408.

45. Покровский, П. С. Алгоритм обработки изображений в условиях недостаточной видимости для передачи по системам связи / П. С. Покровский, А. А. Бауков // Сборник трудов II Международного научно-технического Форума «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2019). – 2019. – Т. 1. – С. 161-166.

46. Кириллов, С. Н. Алгоритм уменьшения влияния атмосферных осадков на качество видеоизображений в системах управления / С. Н. Кириллов, П. С. Покровский, А. А. Бауков // Сб. тез. докл. Всероссийской научно-технической конференции «Техническое зрение в системах управления – 2019» (ТЗСУ-2019). – 2019. – С. 34-35.

47. Бауков, А. А. Разработка алгоритма интеллектуальной обработки видеоизображений при действии мешающих факторов для систем связи / А. А. Бауков // Сборник материалов V научно-технической конференции магистрантов РГРТУ. – 2019. – С. 6.

48. Бауков, А. А. Разработка решающего правила обнаружения частиц дождя в целях улучшения качества видеоизображений / А. А. Бауков // Сборник трудов III Международного научно-технического Форума «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2020). – 2020. – Т. 1. – С. 157-163.

49. Бауков, А. А. Обоснование решающих правил детектирования частиц атмосферных осадков для алгоритма интеллектуальной обработки видеоизображений / А. А. Бауков // Сборник материалов VI научно-технической конференции магистрантов РГРТУ. – 2020. – С. 4.

50. Бауков, А. А. Разработка показателя качества алгоритмов уменьшения видимости частиц дождя на видеоизображениях / А. А. Бауков // Сборник материалов XXVI Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых учёных и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (НИТ-2021). – 2021. – С. 86-88.

51. Dmitriev, V. Procedure for Detecting Rain and Snow Particles on Digital Television Images / V. Dmitriev, A. Baukov // Сборник трудов 32-й Междунар. конф. по компьютерной графике и машинному зрению GraphiCon-2022. – 2022. – Pp. 455-461.

52. Бауков, А. А. Многокритериальный анализ методов увеличения контрастности, основанных на преобразовании гистограмм изображений / А. А. Бауков // Сборник трудов VI Международного научно-технического форума

«Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2023). – 2023. – Т. 1. – С. 202-207.

53. Бауков, А. А. Алгоритм улучшения качества видеоизображений, снятых в условиях недостаточной видимости / А. А. Бауков // Сборник материалов XXVIII Всероссийской научно-технической конференции студентов, молодых учёных и специалистов «Новые информационные технологии в научных исследованиях» (НИТ-2023). – 2023. – С. 134-136.

54. Бауков, А. А. Сравнение результатов работы алгоритмов усиления контраста по критериям качества изображений в системах видеосвязи / А. А. Бауков // Сборник трудов VII Международного научно-технического форума «Современные технологии в науке и образовании» (СТНО-2024). – 2024. – Т. 1. – С. 134-138.

55. Marini, D. A computational approach to color adaptation effects / D. Marini, A. Rizzi // Image and Vision Computing. – 2000. – Vol. 18. – Pp. 1005-1014.

56. Kimmel, R. A variational framework for retinex / R. Kimmel, M. Elad, D. Shaked, R. Keshet, I. Sobel // International Journal of Computer Vision. – 2003. – Vol. 52. – Pp. 7-23.

57. Narasimhan, S. Vision and the atmosphere / S. Narasimhan, S. Nayar // International Journal of Computer Vision. – 2002. – No. 48. – Pp. 233-254.

58. Вероятность и математическая статистика: энциклопедия / под ред. Ю. В. Прохорова. – М.: Большая Российская энциклопедия, 2003. – 912 с.

59. Асатрян, Д. Г. Оценивание степени размытости изображения путём анализа градиентного поля / Д. Г. Асатрян // Компьютерная оптика. – 2017. – Т. 41. – № 6. – С. 957-962.

60. Pearson, K. Contributions to the Mathematical Theory of Evolution. Skew Variations in Homogeneous Material / K. Pearson // Philosophical Transactions of the Royal Society of London. Ser. A. – 1895. – Vol. 186. – Pp. 343-414.

61. Тихонов, В. И. Статистическая радиотехника / В. И. Тихонов. – М.: Радио и связь, 1982. – 624 с.

62. Голик, Ф. В. Аппроксимация кривыми Пирсона плотности распределения суммы независимых одинаково распределённых случайных величин / Ф. В. Голик // Кибернетика и программирование. – 2017. – № 2. – С. 17-41.
63. Гончаров, В. А. Методы оптимизации / В. А. Гончаров. – М., 2008. – 188 с.
64. Lagarias, J. C. Convergence Properties of the Nelder-Mead Simplex Method in Low Dimensions / J. C. Lagarias, J. A. Reeds, M. H. Wright, P. E. Wright // SIAM Journal of Optimization. – 1998. – Vol. 9. – No 1. – Pp. 112-147.
65. Гмурман, В. Е. Теория вероятностей и математическая статистика / В. Е. Гмурман. – М.: Высш. шк., 2003. – 479 с.
66. Вадзинский, Р. Н. Справочник по вероятностным распределениям / Р. Н. Вадзинский. – СПб.: Наука, 2001. – 295 с.
67. Исаенко, О. К. Разделение смесей распределений вероятностей на их составляющие / О. К. Исаенко, В. Ю. Урбах // Итоги науки и техн. Сер. Теор. вероятн. Мат. стат. Теор. кибернет. – 1976. – Т. 13. – С. 37-58.
68. Levenberg, K. A Method for the Solution of Certain Problems in Least Squares / K. Levenberg // Quarterly Applied Math. 2. – 1944. – Pp. 164-168.
69. Старовойтов, В. В. Сравнительный анализ безэталонных мер оценки качества цифровых изображений / В. В. Старовойтов, Ф. В. Старовойтов // Системный анализ и прикладная информатика. – 2017. – № 1. – С. 24-32.
70. Matkovic, K. Global Contrast Factor – a New Approach to Image Contrast / K. Matkovic, L. Newmann, A. Newmann, T. Psik, W. Purgathofer // Proc. of the First Eurographics conference on Computational Aesthetics in Graphics, Visualization and Imaging. – 2005. – Pp. 159-167.
71. Голуб, Ю. И. Исследование локальных оценок контраста цифровых изображений при отсутствии эталона / Ю. И. Голуб, Ф. В. Старовойтов // Системный анализ и прикладная информатика. – 2019. – № 2. – С. 4-11.
72. Peli, E. Contrast in complex images / E. Peli // JOSA A. – 1990. – Vol. 7. – No. 10. – Pp. 2032-2040.

73. Завалишин, С. С. Алгоритм адаптивного контрастирования изображения / С. С. Завалишин // Цифровая обработка сигналов. – 2016. – № 3. – С. 60-65.
74. Mannos, J. The effects of a visual fidelity criterion of the encoding of images / J. Mannos, D. Sakrison // IEEE Transactions on Information Theory. – 1974. – Vol. 20. – No. 4. – Pp. 525-536.
75. Susstrunk, S. Color image quality on the Internet / S. Susstrunk, S. Winkler // Proc. IS&T/SPIE Electronic Imaging 2004: Internet Imaging V. – 2004. – Vol. 5304. – Pp. 118-131.
76. Hasler, D. Measuring colourfulness in natural images / D. Hasler, S. Susstrunk // Proc. SPIE/IS&T Human Vision and Electronic Imaging. – 2003. – Vol. 5007. – Pp. 87-95.
77. Venkatanath, N. Blind Image Quality Evaluation Using Perception Based Features / N. Venkatanath, D. Praneeth, Bh. M. Chandrasekhar, S. S. Channappa, S. S. Medasani // Proc. of the 21<sup>st</sup> National Conference on Communications (NCC). IEEE. – 2015. – Pp. 1-6.
78. Mittal, A. No-reference image quality assessment in the spatial domain / A. Mittal, A. Moorthy, A. Bovik // Transactions on Image Processing. IEEE. – 2012. – Vol. 21. – No. 12. – Pp. 4695-4708.
79. Ruderman, D. L. The statistics of natural images / D. L. Ruderman // Network: computation in neural systems. – 1994. – Vol. 5. – No. 4. – Pp. 517-548.
80. ГОСТ Р 58245-2018 Системы и оборудование мультимедиа. Оценка качества. Системы аудио-, видеосвязи: национальный стандарт Российской Федерации. – Дата введения 2018-10-17. – М.: Стандартинформ, 2018. – 35 с.
81. Lee, C. Objective measurements of video quality using the wavelet transform / C. Lee, O. Kwon // Optical Engineering. – 2003. – No. 42(1). – Pp. 265-272.
82. Мониц, Ю. И. Оценки качества для анализа цифровых изображений / Ю. И. Мониц, В. В. Старовойтов // Искусственный интеллект. – 2008. – № 4. – С. 376-386.

83. Wang, Z. Image quality assessment: from error visibility to structural similarity / Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh, E. P. Simoncelli // IEEE transactions on image processing. – 2004. – Vol. 13. – No. 4. – Pp. 600–612.

84. Xydeas, C. S. Objective image fusion performance measure / C. S. Xydeas, V. Petrovic // Electronics letters. – 2000. – Vol. 36. – No. 4. – Pp. 308-309.

85. Haghghat, M. Fast-FMI: non-reference image fusion metric / M. Haghghat, M. A. Razian // 2014 IEEE 8th International Conference on Application of Information and Communication Technologies (AICT). – 2014. – Pp. 424-426.

86. Haghghat, M. A non-reference image fusion metric based on mutual information of image features / M. Haghghat, A. Aghagolzadeh, H. Seyedarabi // Computers & Electrical Engineering. – 2011. – Vol. 37. – No. 5. – Pp. 744-756.

87. Cover, T. M. Elements of Information Theory / T. M. Cover, J. A. Thomas. – John Wiley & Sons, 1991. – 542 p.

88. Hossny, M. Comments on ‘information measure for performance of image fusion / M. Hossny, S. Nahavandi, D. Creighton // Electronics Letters. – 2008. – No. 44. – Pp. 1066-1067.

89. ГОСТ Р 50779.10-2000 Статистические методы. Вероятность и основы статистики. Термины и определения: государственный стандарт Российской Федерации. – Дата введения 2001-07-01. – М.: Стандартинформ, 2005. – 42 с.

90. Савинов, А. Н. Анализ решения проблем возникновения ошибок первого и второго рода в системах распознавания клавиатурного почерка / А. Н. Савинов, В. И. Иванов // Вестник ВУиТ. – 2011. – № 18.

91. Лисничук, А. А. Двухкритериальный синтез OFDM-сигналов для повышения энергетической эффективности и помехоустойчивости / А. А. Лисничук, А. В. Батищев // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. – 2021. – № 76. – С. 3-16.

92. Спиридонов, С. Б. Анализ подходов к выбору весовых коэффициентов критериев методом парного сравнения критериев / С. Б. Спиридонов, И. Г. Булатова, В. М. Постников // Науковедение. – 2017. – Т. 9. – № 6. – С. 1-24.

93. Саати, Т. Л. Метод анализа иерархий / Т. Л. Саати. – М.: Мир, 1993. – 120 с.
94. Li, B. RESIDE Dataset: OTS (Outdoor Training Set) [Электронный ресурс] / B. Li, W. Ren, Z. Wang. – Режим доступа: <https://sites.google.com/view/reside-dehaze-datasets> (дата обращения: 01.02.2019).
95. Цветков, В. Я. Сложность алгоритмов первого рода / В. Я. Цветков // Образовательные ресурсы и технологии. – 2020. – № 4 (33). – С. 73-80.
96. Борст, Р. Оцифровка видеосигналов с помощью FPGA и графических процессоров в промышленных системах формирования изображений / Р. Борст // Встраиваемые системы. – 2010. – № 6. – С. 13-14.

## ПРИЛОЖЕНИЕ А. АКТЫ ВНЕДРЕНИЯ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОЙ РАБОТЫ

УТВЕРЖДАЮ

Зам. генерального директора по НИОКР  
и техническому сопровождению изделий –  
директор НКЦ ВЛТ АО «РИФ»



Е.Б. Гравшин

декабрь 2024 г.

### АКТ

о реализации результатов диссертационной работы  
на соискание учёной степени кандидата технических наук  
Баукова Андрея Алексеевича  
в разработках НКЦ ВЛТ (научно-конструкторского  
центра видеоинформационных и лазерных технологий –  
обособленного подразделения АО «РИФ» в г. Рязани)

Комиссия в составе:

председателя комиссии:

Юкина С.А., начальника научной группы, к.т.н.

членов комиссии:

Черпалкина А.В., зам. директора НКЦ ВЛТ,

Костяшкина Л.Н., главного специалиста, к.т.н.,

Стротова В.В., главного конструктора по направлению –  
начальника лаборатории, к.т.н.,

Муравьева С.И., ведущего научного сотрудника, к.т.н.

составила акт о том, что результаты диссертационной работы Баукова А.А. использованы в инициативной работе АО «РИФ» «Разработка блока обработки видеоизображений многофункционального».

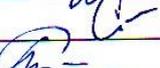
При этом использованы следующие результаты диссертационной работы на соискание учёной степени кандидата технических наук Баукова А.А.:

1. Алгоритм уменьшения видимости частиц атмосферных осадков на видеоизображениях, позволяющий снизить влияние динамических помех, присутствующих в кадрах.

2. Алгоритм усиления контраста, позволяющий снизить степень проявления статических помех на видеоизображениях.

Председатель комиссии

Члены комиссии

	С.А. Юкин
	А.В. Черпалкин
	Л.Н. Костяшкин
	В.В. Стротов
	С.И. Муравьев



«Утверждаю»

Проректор по образовательной  
деятельности ФГБОУ ВО «РГРТУ»

Е.А. Соколова

«14» января 2025 г.

о внедрении результатов диссертационной работы  
Баукова Андрея Алексеевича

на тему

«Алгоритмы обработки видеоизображений, полученных в условиях  
недостаточной видимости, для применения в системах телевидения и  
технического зрения»в учебный процесс ФГБОУ ВО «Рязанский государственный  
радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина»  
(ФГБОУ ВО «РГРТУ»)

Настоящий акт составлен о том, что материалы диссертации на тему «Алгоритмы обработки видеоизображений, полученных в условиях недостаточной видимости, для применения в системах телевидения и технического зрения» на соискание учёной степени кандидата технических наук Баукова А.А. используются в учебном процессе при подготовке обучающихся по специальности 11.05.01 «Радиоэлектронные системы и комплексы».

Результаты статистического анализа характеристик изображений частиц атмосферных осадков, а также слабоконтрастных участков кадров используются на лекционных занятиях по дисциплине «Преддипломный курс».

Разработанный диссертантом алгоритм усиления контраста на видеоизображениях используется при проведении лабораторных работ по дисциплине «Преддипломный курс».

Члены комиссии:

Декан факультета радиотехники  
и телекоммуникаций

Егоров А.В.

Председатель методической комиссии  
факультета радиотехники  
и телекоммуникаций

Корнеев В.А.

Заведующий кафедрой РУС

Дмитриев В.Т.

**ПРИЛОЖЕНИЕ Б. СВИДЕТЕЛЬСТВО О ГОСУДАРСТВЕННОЙ  
РЕГИСТРАЦИИ ПРОГРАММЫ ДЛЯ ЭВМ**

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



**СВИДЕТЕЛЬСТВО**

о государственной регистрации программы для ЭВМ

**№ 2024614417**

**Программа автоматического определения оптимальной  
степени усиления контраста на различных участках  
изображения**

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

Авторы: *Дмитриев Владимир Тимурович (RU), Бауков  
Андрей Алексеевич (RU)*

Заявка № **2024612296**

Дата поступления **07 февраля 2024 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **26 февраля 2024 г.**



Руководитель Федеральной службы  
по интеллектуальной собственности

*Ю.С. Зубов*