

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

Институт космических и информационных технологий
Кафедра систем искусственного интеллекта

УТВЕРЖДАЮ
Заведующий кафедрой
_____ Г. М. Цибульский
подпись
«_____» _____ 2017 г.

БАКАЛАВРСКАЯ РАБОТА

09.03.02 — Информационные системы и технологии
Разработка алгоритмов компенсации условий низкой освещенности съемки при
детектировании дыма на открытых пространствах по
видеопоследовательностям

Руководитель ст. преподаватель каф. СИИ	_____	А. В. Пятаева
	подпись, дата	
Выпускник	_____	Ю. Д. Куликова
	подпись, дата	
Консультант доцент каф. СИИ	_____	Д. А. Перфильев
	подпись, дата	

Красноярск 2017

Продолжение титульного листа бакалаврской работы по теме «Разработка алгоритмов компенсации условий низкой освещенности съемки при детектировании дыма на открытых пространствах по видеопоследовательностям»

Нормоконтролер

_____ М. А. Аникьева
подпись, дата

СОДЕРЖАНИЕ

Введение.....	4
1 Анализ подходов к обработке изображений	6
1.1 Модель цифровых изображений и видеоизображений	6
1.2 Особенности зрительной системы человека	9
1.3 Классификация подходов компенсации условий пониженной освещенности.....	14
1.3.1 Методы, напрямую моделирующие освещение.....	16
1.3.2 Методы, основанные на представлении изображения, нечувствительном к изменению освещенности.....	17
1.3.3 Методы на основе слияния изображений	19
1.4 Вывод по первой главе	21
2 Особенности изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности.....	22
2.1 Анализ тестовых изображений	22
2.2 Контрастность и способы изменения контрастности.....	24
2.3 Шумы на изображении, связанные с пониженной освещенностью	30
2.4 Вывод по второй главе.....	33
3 Алгоритм компенсации условий недостаточной освещенности.....	34
3.1 Описание алгоритма компенсации условий недостаточной освещенности	34
3.2 Экспериментальные исследования.....	40
3.3 Вывод по третьей главе	43
Заключение	45
Список использованных источников	46
Список публикаций по теме выпускной квалификационной работы	49
Приложение А Плакаты презентации	50

ВВЕДЕНИЕ

В настоящее время цифровая обработка сигналов занимает одно из ведущих положений в исследованиях современной науки. Технологии компьютерного зрения, лежащие в основе систем анализа изображений, активно применяются в системах обеспечения безопасности, наблюдения, классификации и др.

Качество работы любого алгоритма компьютерного зрения падает вследствие наличия шумов, вносимых сложными погодными условиями, а также связанными с недостаточной освещенностью.

Улучшение изображений, полученных в условиях пониженной освещенности, в настоящее время является актуальной задачей. Во-первых, это помогает эффективно увеличивать видимость сцены для наблюдателя, во-вторых, свет от источников искусственного освещения ночью распределяется неравномерно, что ведет к ослаблению качества контролируемых изображений и увеличивает трудности наблюдения, в-третьих, большинство алгоритмов компьютерного зрения имеют ограничения по освещенности и работают только с дневными изображениями. Недостаточное количество света и ограниченный динамический диапазон устройства съемки во время получения изображения, не позволяет выделить объекты на изображении даже человеку, с его нелинейными возможностями восприятия.

Компенсация влияния пониженной освещенности позволит увеличить общую контрастность изображения, расширить динамический диапазон яркостей, подавить аддитивный и импульсный шум и другие искажения, вносимые недостаточной освещенностью. Такой комплекс мер позволит улучшить искаженное недостаточной освещенностью изображение, и повысить тем самым качество работы алгоритмов компьютерного зрения.

Целью работы является разработка алгоритма компенсации условий низкой освещенности на изображениях.

Для достижения цели были поставлены следующие задачи:

- 1) провести обзор подходов способов компенсации недостаточной освещенности;
- 2) исследовать особенности изображений с пониженной освещенностью и выделить виды вносимых искажений;
- 3) провести анализ способов компенсации таких искажений;
- 4) разработать алгоритм, позволяющий скомпенсировать влияние пониженной освещенности;
- 5) провести экспериментальные исследования эффективности предложенных решений.

1 Анализ подходов к обработке изображений

1.1 Модель цифровых изображений и видеоизображений

Регистрирующее устройство формирует изображение в цифровом виде $Y(i,j,t)$, где $i=1\dots m-1$, $j=0\dots n$, t — натуральное число, задающее номер кадра в видеоизображении и зависит от времени, в течение которого работает устройство, а также от частоты дискретизации данного устройства.

Дискретизация вполне приемлема для человеческого глаза и составляет 10–30 Гц. При формировании цифрового изображения камера должна быть закреплена, то есть положение объектива должно быть зафиксировано в течение предполагаемого периода совместной обработки кадров. Под изображением понимается отдельно взятый кадр видеопоследовательности. Изображение — частный случай видеоизображения в фиксированный момент времени [1].

Изображение можно определить, как двумерную функцию $f(x, y)$, где x и y — координаты на плоскости, и значение f которой в любой точке, задаваемой парой координат (x, y) , называется интенсивностью изображения в этой точке. Цифровое изображение состоит из конечного числа элементов — пикселей, каждый из которых расположен в конкретном месте и принимает определенное значение. Пиксели — наименьшие логические элементы двумерного цифрового изображения. В результате дискретизации изображения $f(x, y)$ получается матрица из M строк и N столбцов. При выполнении процесса оцифровки изображения получают изображение с пространственным разрешением $M \times N$ и яркостным разрешением L градаций.

В случае монохромных моделей изображений отдельный кадр $Y^{(i)}$ представляет собой прямоугольную конечную матрицу размера $m \times n$ (1)

$$Y^{(i)} = \begin{pmatrix} Y(0,0,t) & Y(0,1,t) & \dots & Y(0,n-1,t) \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots \\ Y(m-2,0,t) & Y(m-2,1,t) & \dots & Y(m-2,n-1,t) \\ Y(m-1,0,t) & Y(m-1,1,t) & \dots & Y(m-1,n-1,t) \end{pmatrix}, \quad (1)$$

элемент $Y(i,j,t)$ которой характеризует яркость точки изображения сканируемой сцены с координатами (i,j) в кадре $Y^{(i)}$.

Если рассматривать цветные модели изображений, то каждый кадр представляет собой множество подобных матриц, которые показывают интенсивность излучения соответствующих точек сканируемой сцены в некотором спектральном интервале. Для кодирования цветного оттенка принято раскладывать изображение на три цветовые плоскости — красную, зеленую и синюю.

Машинная обработка изображений, в отличие от зрительной системы человека, способной воспринимать электромагнитное излучение лишь в видимом диапазоне, охватывает практически весь электромагнитный спектр от гамма-излучения до радиоволн.

Основные стадии цифровой обработки изображений представлены на рисунке 1.

Регистрация — это процесс трансформации различных наборов данных в одну координатную систему.

За методами улучшения изображений стоит идея выявления плохо различимых деталей или просто подчеркивания интересующих характеристик на исходном изображении.

Восстановление изображений — процесс, связанный с повышением визуального качества изображений, тем не менее, в данном случае методы реставрации изображений опираются на математические и вероятностные модели искажений изображения, в противовес способам улучшения изображений, критерии качества которых субъективны.

Вейвлеты образуют фундамент для представления изображений с несколькими степенями разрешения одновременно. Такой процесс применяется для сжатия данных и механизмов, когда необходимо разбить изображение на более мелкие фрагменты.

Сжатие — процесс уменьшения объема памяти при хранении изображений, или сужения полосы пропускания канала при его передаче.

Морфологическая обработка связана с инструментами для извлечения таких компонент изображения, которые могут быть полезны для представления и описания формы.



Рисунок 1 — Стадии цифровой обработки изображений

Сегментация — один из самых трудных этапов обработки изображений, разбивает изображение на составные части или объекты. При слишком интенсивной сегментации обработка изображения для идентификации объектов очень сложна, в то время как недостаточно подробная сегментация приведет к множеству ошибок на финальных стадиях обработки изображений.

Представление подразумевает выбор решения для преобразования «сырых» пиксельных данных в подходящую для дальнейшей компьютерной обработки форму, а описание, или выбор признаков, подразумевает выбор

атрибутов, которые бы выражали необходимую количественную информацию или могли бы служить основой для различения классов объектов.

Распознавание представляет собой процесс, который присваивает некоторому объекту идентификатор (например, «дым») на основании его описателей.

1.2 Особенности зрительной системы человека

Для оценки эффективности восприятия человеком визуальной информации следует изучить множество факторов. Максимальный учет их влияния возможен при условии рассмотрения цепочки из некоторых вопросов, связанных со способами формирования, свойствами зрительного восприятия и преобразования изображений.

В большинстве визуальных и фотографических приборах наблюдения именно человеческому глазу отводится роль для финального анализа воспринимаемой информации. От зрительных особенностей глаза оператора, его работы зависит успешное выполнение поставленной задачи. Поэтому при рассмотрении проблемы улучшения изображений необходимо также рассмотреть особенности восприятия изображений зрительной системой человека.

Человеческое зрение имеет одну важную биологическую особенность — оно способно адаптироваться к разным режимам работы. Благодаря этому зрительная система человека может работать в широком диапазоне яркостей: 10^{-6} – 10^5 кд/м². При изменении уровня яркости автоматически включается целый ряд механизмов, что и обеспечивает адаптационную перестройку зрения. Под адаптацией подразумевается процесс перехода от одного уровня яркости к другому во времени [2].

Результаты большинства систем обработки изображений оцениваются человеком, поэтому следует как можно лучше согласовывать их работу со зрительными особенностями человека, для того, чтобы вероятность принятия

верного решения после результата анализа была высокой. Основные законы зрительного восприятия [3]:

- а) Закон контрастного восприятия цвета;
- б) Закон формирования уровня адаптации;
- в) Закон контрастности зрительного восприятия;
- г) Закон зрительного восприятия сюжетного изображения;
- д) Закон экстремальности зрительного восприятия информации.

Учет названных законов актуален при разработке эффективных алгоритмов обработки изображений.

Глаз человека имеет два типа нервных клеток, реагирующих на излучения в оптическом диапазоне электромагнитных волн (370–770 нм). Это так называемые «палочки» и «колбочки» [4].

«Палочки» располагаются по всей сетчатке, обладают высокой чувствительностью, работают при низкой освещенности и обеспечивают черно-белое «сумеречное» (периферийное) зрение в широком поле при низкой угловой разрешающей способности («острота зрения»).

«Колбочки» менее чувствительны, но различают три цветовые составляющие: синюю, красную, зеленую, тридцать четыре тысячи из них сосредоточены на так называемом «желтом пятне» сетчатки диаметром 1,2 мм. При этом глаз постоянно производит ритмические движения, наиболее быстрые из которых имеют частоту 150 Гц.

Так, «желтое пятно», состоящее из «колбочек» обеспечивает «центральное» зрение (дневное, детальное, цветное) в узком поле зрения и имеет способность различать порядка 160 цветовых оттенков.

Восприятие пространственных изменений яркости изображений зависит от ряда факторов объективного и субъективного характера:

- оптический диапазон зрения (ограниченности разрешающих способностей по интенсивности яркостной и цветоразностных составляющих, по угловым координатам элементов изображения);

- произвольного движения глаз при восприятии неподвижных изображений;

- яркости фона в окрестности рассматриваемого элемента;
- пространственных вариаций яркости в указанной окрестности;
- пространственной формы сигнала изображения и др.

Важнейшим параметром, определяющим диапазон изменения сигнала, является максимальная визуально воспринимаемая яркость изображения.

Заметность яркости резко возрастает, если сравниваемые детали находятся рядом в центре изображения.

Анализ психофизиологических особенностей восприятия изображений человеком говорит о том, что зрительный анализатор проявляет повышенную чувствительность при распознавании особых свойств фрагментов изображения, которые выражаются в следующем:

- на малоконтрастных фрагментах зрительный анализатор усиливает контрастность отдельных объектов — они становятся более различимыми; на фрагментах же, где имеются высококонтрастные объекты, восприятие малоконтрастных объектов ослабевает, то есть наличие высококонтрастных объектов оказывает маскирующее действие на малоконтрастные;

- большие участки изображения более «заметны» чем участки меньших размеров;

- длинные и тонкие объекты вызывают больше внимания, чем круглые и однородные;

- некоторые цвета (например, красный) «заметнее» других, этот эффект усиливается, если фон заднего плана отличается от цвета фигур на нем;

- имеет место склонность к рассматриванию в первую очередь центра изображения;

- если на изображении есть люди, то наибольшее внимание уделяется им;

- движение глаз наблюдателя зависит от конкретной обстановки и полученных перед просмотром инструкций или дополнительной информации.

Приведенные сведения об экспериментальных оценках параметров, характеризующих чувствительность глаза к внесению изменений в значения цветовых составляющих на пикселях изображения и общие сведения по физиологии зрения можно обобщить в виде следующей гипотетической схемы субъективной обработки визуальной информации на первых этапах ее восприятия человеком [5].

Изображение рассматривается не целиком («параллельно»), а последовательно по фрагментам достаточно узким полем «центрального» (дневного, цветного) зрения, в котором обеспечивается максимальная чувствительность к изменению интенсивности отдельных цветовых компонент и наилучшее угловое разрешение.

При последовательном просмотре фрагментов на первичное восприятие каждого из них отводится довольно ограниченное время, и поэтому информация о фрагментах (воспринимаемая оптической частью зрительной системы — «глазом») «сжимается» зрительным анализатором при первичной обработке (в частности путем соответствующей настройки параметров «приемных элементов сетчатки) так, чтобы оставить ограниченный объем информации, отфильтровав потенциально наиболее содержательную ее часть.

Первичная информация о фрагментах приводится одновременно к некоторому «стандарту» как по объему, достаточному для оперативной ее обработки, так и по виду, удобному для дальнейшего восприятия последующими анализаторами головного мозга («системой распознавания»).

В общем случае можно утверждать, что при первичном восприятии фрагмент изображения подвергается некоторому многоплановому нормированию, предполагающему, в частности, выравнивание контрастности объектов, их размеров и т. п.

Для сохранения максимума полезной информации, содержащейся в электронном изображении, подлежащему зрительному восприятию и анализу, допустимы лишь такие преобразования с целью его «улучшения», которые

соответствуют характеру и количественным параметрам различных аспектов избыточности этого изображения.

Задачи улучшения визуального качества представляют собой некоторые преобразования над видеоизображениями. Можно выделить два подхода в применении данных преобразований. Первый подход основан на применении некоторого преобразования Φ к каждому кадру видеопоследовательности (2)

$$\bar{Y}^{(i)} = \Phi(Y^{(i)}). \quad (2)$$

Второй подход в свою основу ставит корреляцию между некоторой совокупностью соседних кадров $J = \{Y^{(l)} \mid t_l \leq l \leq t_n\}$, и преобразование Φ применяется к данной последовательности.

В результате обработки последовательности кадров J формируется один кадр, вид которого может значительно варьироваться и зависеть от исходной формы представления модели (монохромная или цветная, которую для удобства часто переводят в монохромную), а также от характера обработки.

Монохромный яркостный сигнал представляет собой взвешенную сумму цветовых компонент. На основе анализа спектральной чувствительности зрения человека было установлено [1], что равные по интенсивности источники красного, синего и зеленого цветов вызывают зрительное ощущение яркости. На основе экспериментов [1] были сделаны выводы, что монохромный сигнал яркости можно представить, как (3)

$$Y_{(i,j,t)} = 0,30Y_{R(i,j,t)} + 0,59Y_{G(i,j,t)} + 0,11Y_{B(i,j,t)}, \quad (3)$$

где весовые коэффициенты Y_R , Y_G , Y_B отражают относительное содержание цветовых компонент в яркостном сигнале. Для описания монохроматической яркости используется термин уровень серого, поскольку яркость изменяется от черного до белого, с промежуточными серыми оттенками. Длины волн

электромагнитного излучения для хроматического света находятся в интервале примерно от 0,43 мкм до 0,79 мкм.

Хроматические источники света характеризуются тремя основными величинами: энергетическим потоком — общим количеством энергии, излучаемым источником света (измеряется обычно в ваттах), световым потоком, измеряемым в люменах, характеризующим количество энергии, которое воспринимает наблюдатель от светового источника, и яркостью, которая описывает субъективное восприятие света и практически не поддается измерению.

Функцию изображения $f(x,y)$ можно характеризовать двумя компонентами: величиной светового потока, который попадает на наблюдаемую сцену от источника (освещенность $i(x,y)$), и относительной долей светового потока, отраженного от объектов этой сцены (коэффициент отражения $r(x,y)$). Произведение функций этих компонент даст функцию изображения (4)

$$f(x, y) = i(x, y)r(x, y), 0 < i(x, y) < \infty, 0 < r(x, y) < 1. \quad (4)$$

Соотношение (5) указывает, что коэффициент отражения может меняться в пределах от 0 (полное поглощение) до 1 (полное отражение). Природа функции $i(x,y)$ зависит от источника освещения, а функция $r(x,y)$ определяется свойствами объектов изображаемой сцены.

1.3 Классификация подходов компенсации условий пониженной освещенности

Производительность любой системы технического зрения уменьшается с изменением погодных условий и особенно условий освещенности. Так, например, система визуального обнаружения пожара «FireVu» (Великобритания), ориентированная на раннее обнаружение дыма по

видеопоследовательностям, работает корректно с минимальным значением освещенности 20 Лк [6]. Реальные значения освещенности на открытых пространствах могут варьироваться в пределах от 0 Лк (в темную безлунную ночь общий свет звезд составляет 1/1000 Лк) до 2 Лк (при полной Луне).

В работе [7] показано, что при наличии атмосферных осадков точность работы алгоритма верификации областей задымления падает на 10–15 %. Время суток существенно влияет на особенности отображения искомого объекта на видеопоследовательности. Уровень освещенности объектов на изображении является одним из основных аспектов, влияющих на качество работы алгоритмов компьютерного зрения, т. к. правильно различать предметы, например, в сумерках при смене времени суток, бывает сложно даже человеку. Например, в работе [8] показано влияние времени суток на качество работы системы видеонаблюдения по обнаружению стоп-линий на регулируемых перекрестках, при этом количество ложных срабатываний зависело от полосы движения, времени суток, солнечной или пасмурной погоды, среднее количество ложных срабатываний варьировалось в пределах 2–36 %. Для распознавания лиц при изменяющемся освещении предлагается алгоритм, основанный на представлении исходного изображения в виде матрицы изменения яркостей, что позволяет добиться устойчивости относительно изменений условий освещенности [9]. Снижение качества распознавания из-за изменений условий освещенности были освещены в работах [10–14].

За последние годы было предложено множество алгоритмов компенсации недостаточной освещенности, в которых можно выделить четыре основных подхода [15]:

- 1) методы, напрямую моделирующие освещение (построение конусов освещения);

- 2) методы, основой которых является представление изображения нечувствительное к изменению освещенности (операторы Собеля, Робетса, Прюита, метод Канни, вейвлеты Габора);

- 3) методы, нормализующие освещенность (методы фильтрации, устранение шумов, методы коррекции);
- 4) методы на основе слияния изображений.

1.3.1 Методы, напрямую моделирующие освещение

Для многих методов распознавания, например, граничного обнаружения, изменения в освещении могут вызвать затенение, которое может замаскировать или изменить определенные функции изображения [16]. Построение конусов освещения используется для того, чтобы сгенерировать и распознать изображения в независимости от условий освещения.

Исходное понятие конуса освещения основывается на двух главных предположениях:

1. Поверхности объектов имеют коэффициент отражения Lambertian.
2. Поверхность объекта выпуклая по форме.

Основная особенность метода состоит в том, что набор изображений объекта при всех возможных условиях освещения формирует выпуклый конус, причем этот конус может быть создан на базе отобранных изображений (рисунок 2).

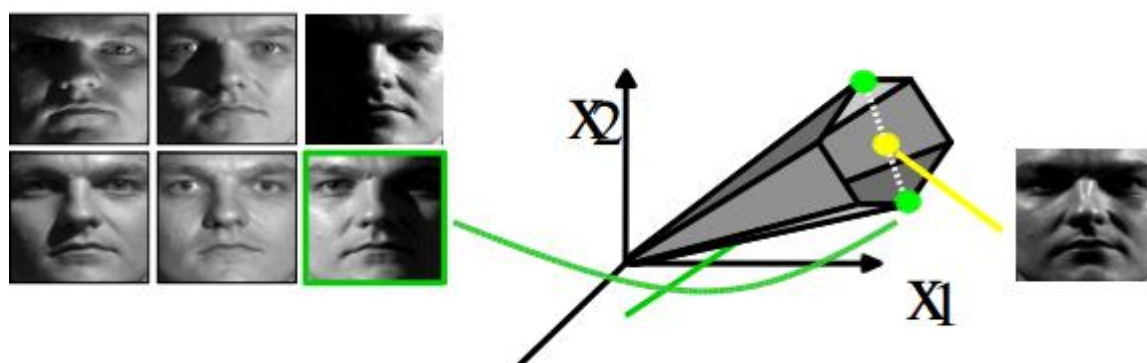


Рисунок 2 — Пример генерации новых данных от изменения кривой освещения

Набор всех возможных изображений выпуклой поверхности Lambertian, создается с помощью изменения силы и направления произвольного числа

источников света в бесконечности, этот набор изображений и есть выпуклый конус. Конусы освещения помогают, используя небольшое количество изображений, восстановить форму и альбедо объекта, а также могут служить моделью для распознавания или генерации новых изображений в различном освещении.

1.3.2 Методы, основанные на представлении изображения, нечувствительном к изменению освещенности

К этой группе методов можно отнести методы выделения краев (Edge Map). Методы выделения краев включает в себя множество математических методов, направленных на определение точек на цифровом изображении, в которых яркость изображения резко изменяется или имеются разрывы. Точки, в которых яркость изображения резко меняется, образуют набор в виде изогнутых линий и называются краями. Предполагается, что такие края нечувствительны к изменениям освещения. В идеальном случае, результат применения детектора краев к изображению может привести к набору соединенных кривых, которые образуют границы объектов [17]. Также, применяя алгоритм обнаружения краев можно значительно уменьшить количество данных для обработки, фильтруя менее значимую информацию, сохраняя при этом важные структурные свойства изображения.

Методы, предназначенные для обнаружения краев, могут быть сгруппированы в две категории:

- градиентный метод;
- метод на основе Лапласиана.

Градиентный метод обнаруживает края путем поиска максимума и минимума в первой производной изображения [18] (Roberts, Prewitt, Sobel). С помощью Лапласиана для нахождения краев производится поиск нулей в вычисленной второй производной изображения [19] (Marr–Hildreth).

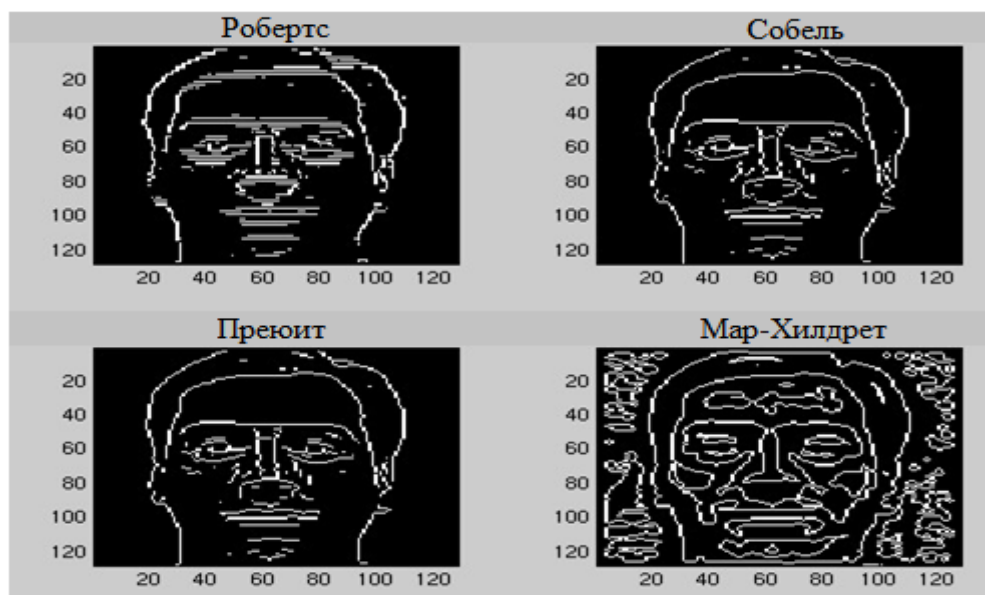


Рисунок 3 — Пример работы разных алгоритмов обнаружения краев

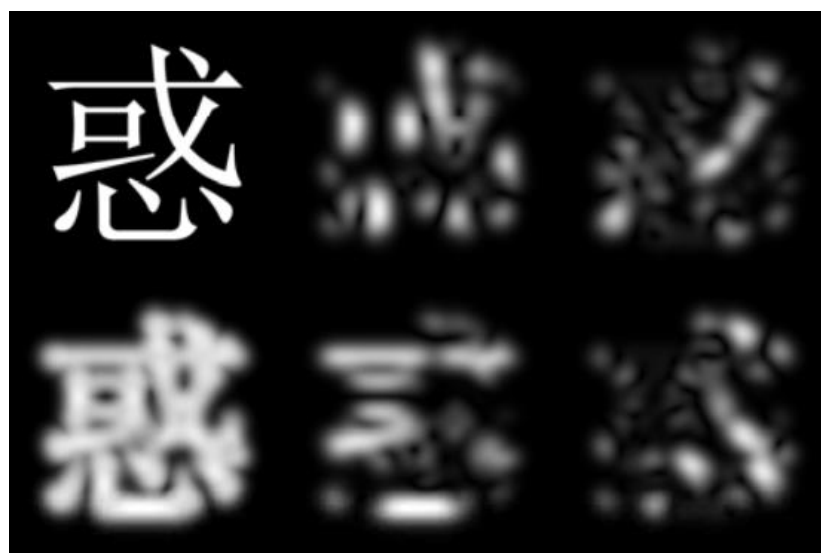


Рисунок 4 — Поиск краев с помощью фильтра Габора (Слева сверху — иероглиф, слева внизу — совмещение результатов, справа — применение фильтров Габора с ориентациями 0, 45, 90, 135 градусов)

Также для обнаружения краев используется фильтр Габора [20], за счет обнуления постоянной составляющей этот метод устойчив к изменению яркости изображения. Считается, что рецептивные поля простых клеток в зрительной коре мозга человека могут быть смоделированы с помощью функции Габора. Таким образом, анализ изображений с помощью фильтра Габора похож на восприятие изображения зрительной системой человека. Его

импульсная характеристика определяется синусоидальной волной, умноженной на функцию Гаусса.

1.3.3 Методы на основе слияния изображений

Метод основан на слиянии изображений, полученных в темное время суток с инфракрасными изображениями. Инфракрасные камеры становятся все более востребованными в последнее время, так как позволяют фиксировать различия тепловой энергии у наблюдаемых объектов и сцен. Такие камеры могут обеспечить достаточно четкое видео при неблагоприятных погодных условиях (дождь, туман), а также в условиях недостаточной освещенности (ночью, на рассвете, на закате). Помимо этого, такие камеры полезны, когда имеются засвеченные участки, что может сделать обычное видео непригодным для использования. Инфракрасные данные представляются как оттенки серого, что создает хороший контраст между объектами и их фоном.

В работе [21] предлагается повышение визуального качества за счет слияния данных визуального (RGB) и инфракрасного (IR) изображений. Так, яркость результирующего изображения может быть получена как среднеарифметическое значение инфракрасных и визуальных данных.



a)

б)

в)

Рисунок 5 — Пример обработки данных, полученных в ночное время: *a)* — исходное RGB изображение; *б)* — исходное инфракрасное изображение; *в)* — изображение, полученное с помощью предлагаемого алгоритма

Подход на основе слияния изображения, полученного в темное время суток с дневным изображением, позволяет объединить самую важную информацию исходного ночного изображения с контекстом высококачественного изображения дневного времени [22–23]. Таким образом, отдельные части ночного изображения плохого качества могут быть заменены лучшим качеством высокого контраста дневного изображения. Базовыми процессами, используемыми в таких алгоритмах, являются: приоритетная экстракция и фоновое слияние.

Пример работы алгоритма представлен на рисунке 6.

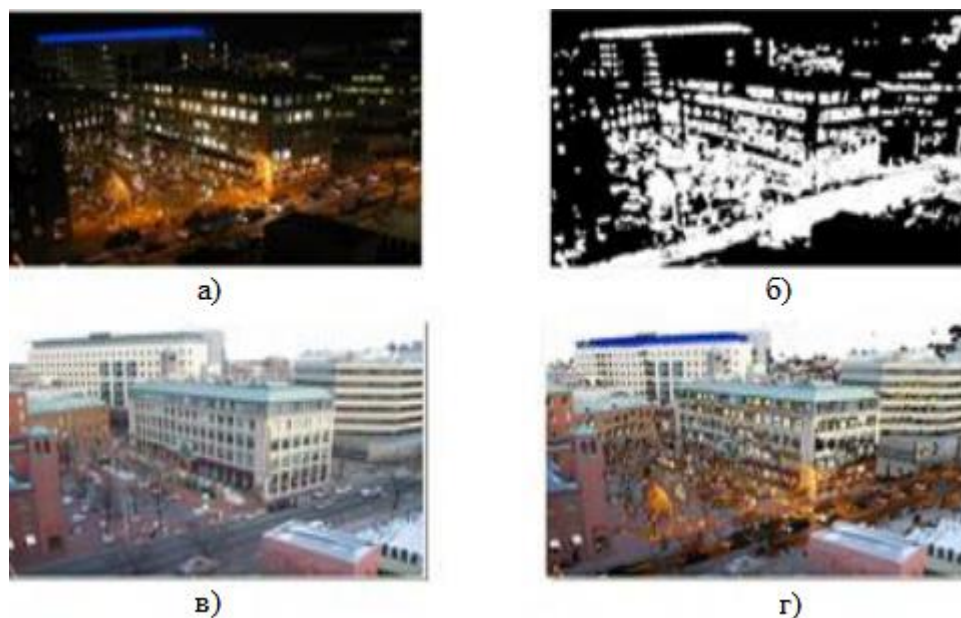


Рисунок 6 — Пример работы алгоритма слияния изображений: а) — ночное изображение; б) — маска; в) — дневное изображение; г) — слияние изображений

Общая схема алгоритма приведена ниже.

Шаг 1. В обратном порядке просматривается массив из сохраненных последовательных изображений, для того, чтобы обнаружить различия между изображениями. Когда найдены изменяющиеся фрагменты, их удаляют, для того, чтобы получить фиксированный фон для слияния изображений.

Шаг 2. Производится бинаризация изображений через пороговую обработку, то есть изображения преобразуются в черно-белый цвет. Производится фильтрация изображения, для того, чтобы удалить шумы.

Шаг 3. После фильтрации изображение «суммируют» с полученным «фоновым» изображением, для того чтобы получить одно заключительное изображение, содержащее в себе все изменения.

Шаг 4. Производится экстракция переднего плана и фона путем умножения «нового» изображения ночного времени с дневным изображением, где фон изменен из черного в цветное отображение.

Шаг 5. Оба передних плана изображения и фоновое изображение сливаются в одно заключительное изображение.

1.4 Вывод по первой главе

В данной главе рассмотрено понятие цифрового изображения и стадии цифровой обработки изображений. Предварительная обработка изображений позволяет повысить качество работы систем компьютерного зрения, а также улучшить качество изображения для более эффективного восприятия визуальной информации человеком. В связи с чем были рассмотрены особенности зрительной системы человека, в частности влияние освещенности на формирование изображения зрительной системой человека, и описана функция изображения как произведение функции освещенности и коэффициента отражения.

Были рассмотрены основные подходы по способам компенсации недостаточной освещенности, сформированные за последние годы. Большинство мировых работ, направлено на алгоритмы, нормализующие освещенность, в связи с чем выявление характеристик изображений с недостаточной освещенностью и написание алгоритма компенсаций таких характеристик представляют особый интерес.

2 Особенности изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности

2.1 Анализ тестовых изображений

Для выявления искажений, вносимых пониженной освещенностью на изображения, использованы гистограммы яркости [24], применяемые для количественной оценки средней яркости и ширины диапазона (5):

$$h_{norm}(r_k) = \frac{n_k}{n}, r_k \in [0, L-1], \quad (5)$$

где r_k — k -й уровень яркости;

L — максимальный уровень яркости;

n_k — число пикселей, имеющих яркость r_k ;

n — общее число пикселей изображения.

На рисунке 7 (а–в) показаны примеры изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности их гистограммы яркостей. После чего по гистограмме яркостей определяется математическое ожидание яркостей изображения (6):

$$\mu = \sum_{z_i \in R} z_i \cdot p(z_i), \quad (6)$$

дисперсия яркостей определяется согласно выражению (7) [25]:

$$\sigma^2 = \sum_{z_i \in S} (z_i - \mu)^2 \cdot p(z_i). \quad (7)$$

В таблице 1 показаны статистические характеристики тестовых изображений – математическое ожидание и среднеквадратическое отклонения яркостей.

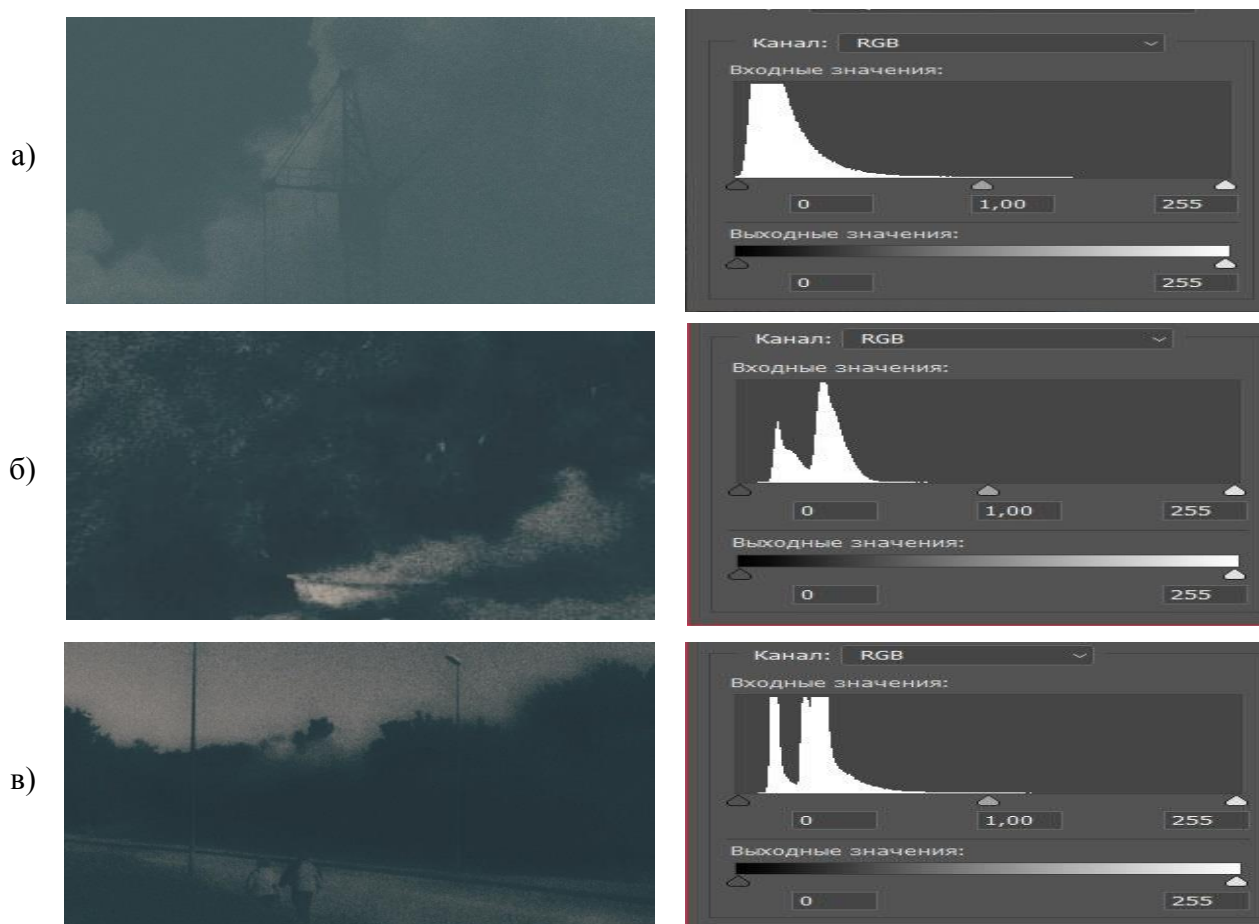


Рисунок 7 — Примеры изображений с недостаточным освещением и их гистограммы

Таблица 1 — Характеристики изображений, полученных при недостаточной освещенности

Изображение	Математическое ожидание	Среднеквадратическое отклонение
Изображение а)	9,07	5,82
Изображение б)	14,44	3,31
Изображение в)	28,75	2,34

Гистограммы яркостей изображений, полученных в условиях пониженной освещенности, содержат узкий диапазон яркостей, что подтверждается малыми значениями среднеквадратического отклонения

яркостей. Большинство яркостей пикселей тестовых изображений с пониженной освещенностью имеют малые значения, что подтверждается малыми значениями математического ожидания яркостей. За счёт малых значений среднеквадратических отклонений яркостей такие изображения имеют низкую контрастность. Формы гистограмм яркостей изображений с пониженной освещенностью близкие к кривой Гаусса, следовательно, можно предположить, что на тестовых изображениях с узким диапазоном яркостей присутствует аддитивный шум Гаусса.

Таким образом, в результате анализа тестовых изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности, были выявлены следующие характеристики таких изображений:

1) большинство значений яркостей пикселей изображения расположены в области малых значений яркости гистограммы. Математическое ожидание яркостей имеет малые значения и в среднем не превышает 15 % от максимального значения яркостей;

2) яркости изображения варьируются в узком диапазоне, среднеквадратическое отклонение яркостей принимает малые значения и в среднем не превышает 3 % от максимального значения яркостей;

3) изображения имеют низкую контрастность, что является следствием узкого диапазона яркостей;

4) на изображениях присутствует аддитивный шум, который аппроксимируется шумом Гаусса.

2.2 Контрастность и способы изменения контрастности

Изображения, полученные в условиях недостаточной освещенности, имеют низкую информативность из-за ограниченности диапазона возможных градаций яркости. В этих случаях контрастность изображения, яркости элементов которого расположены в узком промежутке возможных значений, низкая.

Одним из первых этапов предварительной обработки изображений является увеличение контрастности и расширение динамического диапазона видеоизображения.

Контрастность качественно может быть определена как разница яркостей на любой определенной области изображения. Контрастность точки изображения — это отношение разности к сумме яркостей текущей точки и среднего значения яркости на изображении, вычисляемое по формуле (8)

$$k_i = \frac{(A_i - A_{cp})}{(A_i + A_{cp})}, \quad (8)$$

где k_i — контраст точки;

A_i — числовое значение яркости в текущей точке;

A_{cp} — среднее значение яркости на изображении.

Тогда обобщенная контрастность всего изображения будет равна сумме отношений (8), вычисленных в каждой точке изображения (9):

$$k_0 = \frac{\left(\sum_{i=1}^N (A_i - A_{cp}) \right)}{N}, \quad (9)$$

где k_0 — обобщенный контраст изображения;

N — число элементов на изображении.

Методы повышения контраста подразделяются на два класса: линейные и нелинейные [26].

Алгоритмы, относящиеся к классу с линейным растяжением гистограммы яркостей, выполняются в два этапа. На первом этапе происходит либо отбрасывание неинформативной части пикселей, либо отсечение части гистограммы. На втором этапе осуществляется линейное контрастирование преобразованного изображения (10):

$$A[i,j]=a(A[i,j]-b), \quad (10)$$

где a и b — параметры линейного оператора равные $a = [256/(A_{max}-A_{min})]$, $b=A_{min}$, A_{min} и A_{max} — соответственно минимальное и максимальное значение видеосигнала на изображении, квадратные скобки означают, взятие целой части.

Алгоритмы с линейным растяжением диапазона работают таким образом, чтобы самый темный пиксел изображения после преобразования стал черным, а самый светлый — стал белым согласно выражению (11):

$$f^{-1}(y) = (y - y_{\min}) \cdot \frac{(255 - 0)}{(y_{\max} - y_{\min})}. \quad (11)$$

Нелинейные алгоритмы преобразуют исходное изображение так, чтобы выполнялось условие эквализации гистограммы согласно формуле (12)

$$\int (G(d_i) - ML_{i,j})^2 d_1 \Rightarrow \min, \quad (12)$$

где $G(d_i)$ — гистограмма;

M — математическое ожидание.

К нелинейным алгоритмам коррекции относятся следующие методы:

1) Метод гамма-коррекции, основанный на нелинейной компенсации недостаточной контрастности изображения за счет степенной функции (13)

$$I_{вых} = k \cdot I_{вх}^\gamma, \quad (13)$$

где k — коэффициент;

$I_{вых}$ — значения интенсивности выходного изображения;

$I_{вх}$ — значения интенсивности входного изображения.

При $\gamma=1$ характеристика передачи полутонов линейна, перепады освещенности в тенях и светах объекта отображаются одинаково. В случае $\gamma<1$, детали на слабо освещенных участках становятся более распознаваемыми.



Рисунок 8 — Результат применения гамма-коррекции: а) — исходное изображение; б) — $\gamma = 2,2$; в) — $\gamma = 0,2$

2) Метод гомоморфной фильтрации направлен на улучшение изображения путем одновременного сжатия яркостного диапазона и усиления контраста. Ключевой составляющей этого подхода является разложение изображения на компоненты освещенности и коэффициента отражения (4) [27], после чего гомоморфный фильтр $H(u, v)$ действует на каждую из полученных составляющих по отдельности, как показано на рисунке 9.

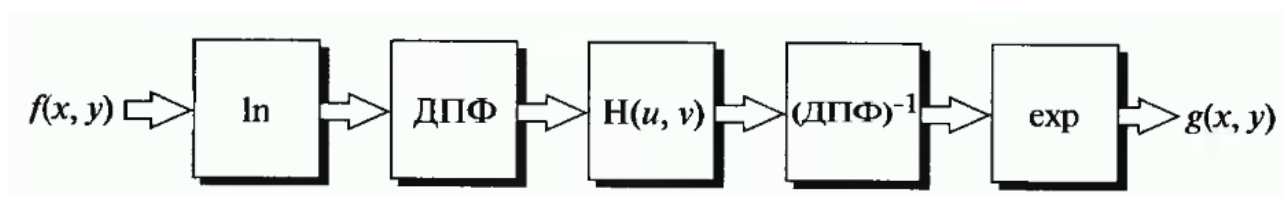


Рисунок 9 — Метод гомоморфной фильтрации для обработки изображений

Составляющая изображения, связанная с освещенностью, обычно характеризуется медленными изменениями в пространственной области, в то время как составляющая, обусловленная коэффициентами отражения, склонна к резким изменениям. Эта особенность позволяет ассоциировать низкочастотную составляющую преобразования Фурье от логарифма изображения с

освещенностью, а высокочастотную — с коэффициентом отражения. Использование гомоморфного фильтра представляет возможность в значительной степени контролировать каждую составляющую. Для этого требуется задать передаточную функцию $H(u, v)$ так, чтобы фильтр по-разному воздействовал на низкочастотную и высокочастотную составляющие Фурье-преобразования. Конечный результат заключается в одновременном сжатии динамического диапазона и усилении контраста.

3) Алгоритмы на основе Retinex. В основе теории Retinex лежат особенности модели человеческого глаза. Чувствительность человеческих глаз варьируется в зависимости от расположения света и объекта, подстраиваясь под любые условия освещенности [28]. В соответствии с этой теорией был предложен метод Single Scale Retinex (SSR). В алгоритме, изображение состоит из освещенности и коэффициента отражения, который отражает уникальный объект (5). Алгоритм удаляет освещенность, которая является причиной засветки, и подчеркивает коэффициент отражения, что позволяет улучшить контраст. На начальном этапе оценивается освещение входного изображения, используя фильтр Гаусса, который применяется к значениям зарегистрированного изображения. Удаляется предполагаемое освещение (место засветки) из входного изображения и определяется коэффициент отражения (14, 15). В формуле (14) $I(x, y)$ указывает яркость (x, y) , расположенных в i -м канале изображения, $F(x, y)$ — отрегулированная функция Гаусса для оценки освещенности, «*» означает операцию свертки. В формуле (15) k — коэффициент нормализации, коэффициент c указывает центр/окружность константы, что означает стандартное отклонение распределения Гаусса и является масштабом фильтра Гаусса. После чего цвет коэффициента отражения восстанавливается и с помощью процедуры усиления/смещения компенсируется место удаленной засветки:

$$R_i(x, y) = \log \left[\frac{I_i(x, y)}{F_n(x, y) * I_i(x, y)} \right], \quad (14)$$

$$F(x, y) = ke^{-(x^2+y^2)/c^2}. \quad (15)$$

Недостатком метода SSR является нестабильный результат, значительно зависящий от выбранного масштаба коэффициента c . Например, как заметно на рисунке 10, когда коэффициент c слишком маленький, информация в темных областях хорошо восстановлена, однако слишком уменьшается различие между яркостью засветки и темной областью, что приводит к всесторонней потере контраста. И наоборот, когда коэффициент c слишком высок, теряется информация в яркой области, в то время как отличие в яркости между засветкой и темными областями скорректировано и контраст улучшен.

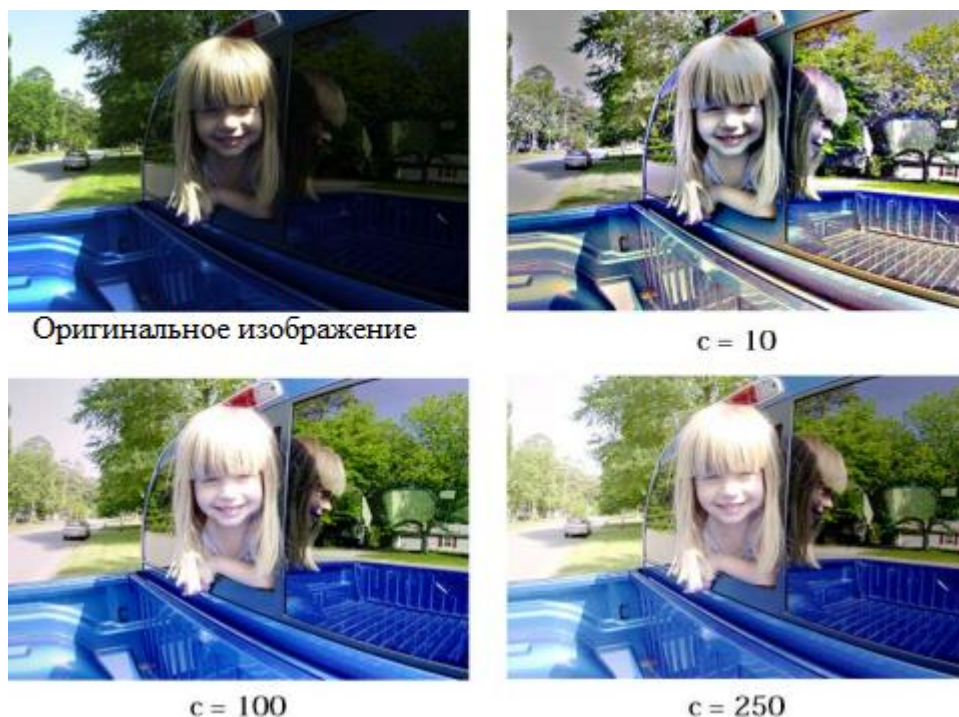


Рисунок 10 — Результат работы SSR

Чтобы компенсировать недостатки алгоритма SSR, в котором крайне важно правильно выбрать масштаб, метод многомасштабного преобразования Ретинекс (Multi Scale Retinex — MSR) предоставляет компромисс между хорошим локальным динамическим диапазоном и хорошей цветопередачей.

Алгоритм MSR можно определить, как взвешенная сумма от нескольких SSR (16):

$$R_i(x, y) = \sum_{n=1}^N \omega_n \log \left[\frac{I_i(x, y)}{F_n(x, y) * I_i(x, y)} \right], \quad (16)$$

где N — количество масштабов;

ω_n — вес каждого масштаба;

при этом трех масштабов достаточно для большинства изображений [29], а веса могут быть фиксированы и равны соответственно 15, 80 и 250. Однако, несмотря на то, что MSR был создан, чтобы исправить недостатки SSR, у него есть недостаток искажения цвета, потому как входное изображение не рассматривается относительно каждого канала RGB.

2.3 Шумы на изображении, связанные с пониженной освещенностью

Наиболее частыми и распространенными являются аддитивный, импульсный и мультипликативный шум.

Аддитивный шум является следствием оцифровки сигнала цифровыми устройствами, различных атмосферных явлений, недостаточной освещенности, несовершенства оптических сенсоров записывающих устройств. Его можно описать соотношением (17)

$$g(x, y) = f(x, y) + \eta(x, y), \quad (17)$$

где $g(x, y)$ — зашумленное изображение;

$f(x, y)$ — исходное изображение;

$\eta(x, y)$ — аддитивный шум с определенной функцией плотности распределения вероятностей.

К наиболее эффективным фильтрам устранения аддитивного шума являются линейные усредняющие фильтры, основанные на операции линейной свертки (18):

$$h(x, y) = g(x, y) * M = \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m g(x+i, y+j) \cdot l_{n+i, m+j}, \sum_{i=-n}^n \sum_{j=-m}^m l_{n+i, m+j} = 1, \quad (18)$$

где $h(x, y)$ — отфильтрованное изображение;

$g(x, y)$ — зашумленное изображение;

$l_{n+i, m+j}$ — элементы матрицы свертки линейного усредняющего фильтра.

Основными моделями аддитивного шума являются шум Гаусса, Релея, Эрланга, экспоненциальный, белый и шум квантования.

Шум Гаусса или нормальный шум образуется в собственных электрических цепях цифровых аппаратов и в фото сенсорах при недостаточной освещенности и сильных перепадах температур (рисунок 11). Для устранения такого шума используется фильтр Гаусса.

Функция плотности распределения вероятностей для Гауссова шума (19):

$$p(z) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} e^{-(z-\mu)^2/2\sigma^2}, \quad (19)$$

где z — случайная величина, определяющая уровень яркости шума, которая принимает значения из диапазона яркостей для данного типа изображений;

μ — математическое ожидание z ;

σ — среднеквадратическое отклонение z .

Дисперсия определяет мощность шума. График функции плотности распределения вероятностей для Гауссова шума показан на рисунке 11.

Для шума Гаусса около 70 % значений случайной величины z располагается в диапазоне $[\mu-\sigma, \mu+\sigma]$.

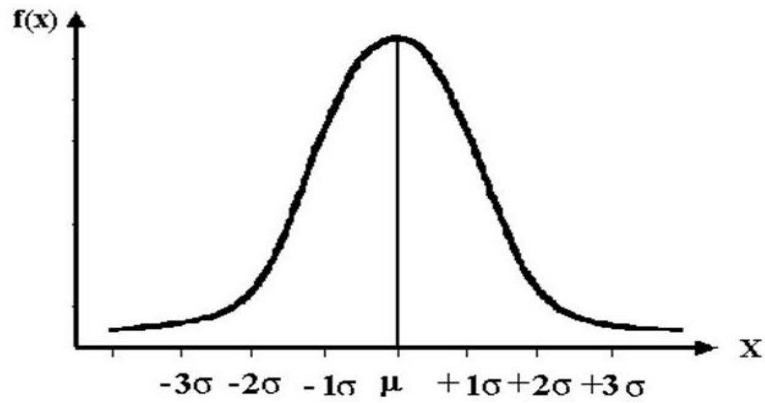


Рисунок 11 — График функции плотности распределения вероятностей для шума Гаусса

В случаях, когда фото или видео съемка производится с больших расстояний, образуются шумы, описываемые распределением Релея [30]. Шум на изображениях, полученных с лазеров, а также экспоненциальный шум, описывается распределением Эрланга. В случаях, когда захват изображений попадает под действие электромагнитных наводок, образуется белый шум. Импульсный шум возникает в результате ошибок декодирования, в процессе передачи фото и видео изображений вследствие электромагнитных наводок на канал передачи, а также в результате ошибок записи на устройствах хранения. Он характеризуется появлением случайных белых и черных точек (рисунок 12). Импульсный шум описывается (20):

$$g(x, y) = (1 - p)f(x, y) + p \cdot i(x, y), \quad (20)$$

где $g(x, y)$ — зашумленное изображение;

$f(x, y)$ — исходное изображение;

$i(x, y)$ — модель импульсного шума;

p — бинарный параметр, отвечающий за присутствие шума в пикселе (x, y) .

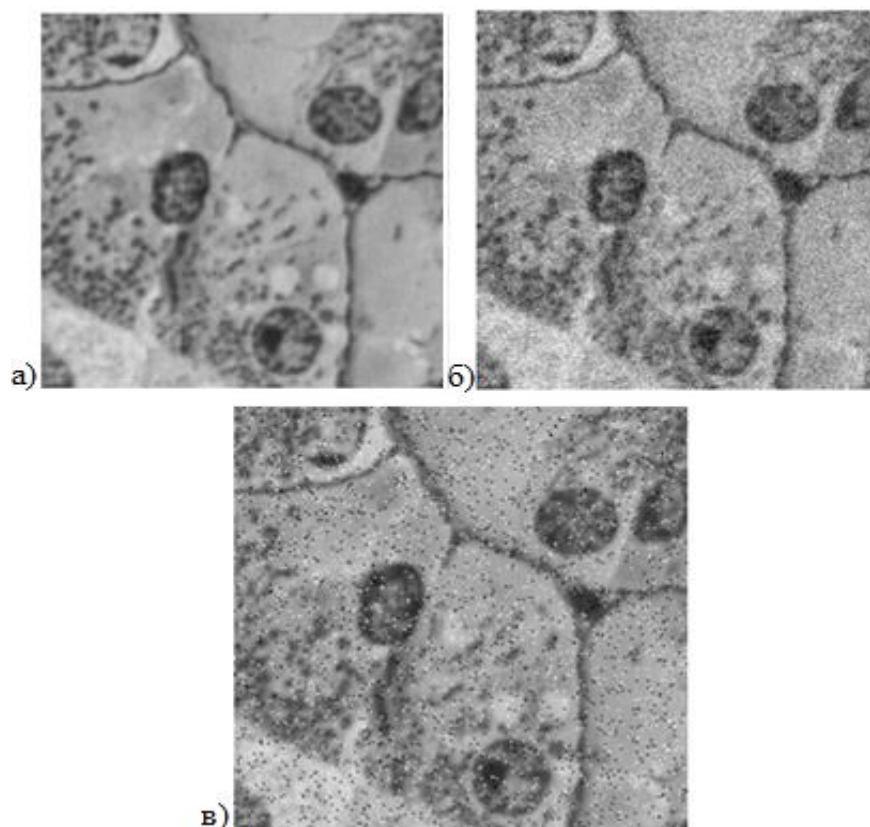


Рисунок 12 — Различные типы шумов: а) — незашумленное изображение биологических клеток живой ткани; б) — зашумленное изображение (гауссовский шум); в) — зашумленное изображение (импульсный шум)

Таким образом, в изображениях с недостаточной освещенностью чаще всего присутствует аддитивный шум и импульсный шум, а лучшими фильтрами для их устранения являются линейные усредняющие фильтры.

2.4 Вывод по второй главе

В данной главе был описан проведенный анализ тестовых изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности, и выявлены особенности таких изображений.

Таким образом, для компенсации недостаточной освещенности и повышения качества темных видеоизображений необходимо расширить диапазон яркостей, увеличить среднюю яркость пикселей, повысить контраст и избавиться от аддитивного шума.

3 Алгоритм компенсации условий недостаточной освещенности

3.1 Описание алгоритма компенсации условий недостаточной освещенности

Как было показано ранее, изображения, получены при съемке в ночное время, как правило, обладают следующими особенностями:

- ограниченный диапазон малых значений яркостей;
- низкая контрастность;
- присутствие аддитивного шума и импульсного шума.

Следовательно, для компенсации недостаточной освещенности и повышения качества темных изображений необходимо расширить диапазон яркостей, увеличить среднюю яркость пикселей изображений, повысить контраст и избавиться от аддитивного шума.

Для компенсации недостаточной освещенности и расширения динамического диапазона обычно используют методы гистограммной коррекции (Histogram equalization) и усовершенствованные его формы (Contrast adaptive histogram equalization, median adaptive histogram equalization и др.), гомоморфный фильтр, различные алгоритмы, основанные на теории Retinex, однако, как показано в работе [31], наилучших результатов помогает добиться многомасштабный Ретинекс с восстановлением цвета (Multiscale Retinex with Color Restoration).

Многомасштабный Ретинекс с восстановлением цвета позволяет компенсировать искажения цвета алгоритма MSR (16) с помощью добавления опции восстановления цвета (21):

$$R_{MSRCR_i}(x, y) = C_i(x, y) \cdot R_{MSR_i}(x, y), \quad (21)$$

где $c(x, y)$ описывает функцию восстановления цвета i -го канала, и определяется выражениями (22):

$$I'_i(x, y) = I_i(x, y) / \sum_{i=1}^S I_i(x, y),$$

$$C_i(x, y) = \beta \log[\alpha_i I'_i(x, y)], i \in R, G, B, \quad (22)$$

где α и β константы усиления цвета [32].

Для подавления шума на изображениях, как правило, применяют низкочастотные фильтры.

Шум Гаусса или нормальный шум образуется в собственных электрических цепях цифровых аппаратов и в фото сенсорах при недостаточной освещенности и сильных перепадах температур. Для устранения такого шума используется фильтр Гаусса (рисунок 13), характерный фильтр размытия изображения, который использует нормальное распределение для вычисления преобразования, применяемого к каждому пикселю изображения. Уравнение распределения Гаусса в N измерениях имеет вид (23):

$$G(r) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{N/2}} e^{-r^2/(2\sigma^2)}, \quad (23)$$

или, в частном случае, для двух измерений (24):

$$G(u, v) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} e^{-(u^2+v^2)/(2\sigma^2)}, \quad (24)$$

где r — это радиус размытия;

$$r^2 = u^2 + v^2;$$

σ — стандартное отклонение распределения Гаусса.

В случае двух измерений, эта формула задает поверхность, имеющей вид концентрических окружностей с распределением Гаусса от центральной точки. Пиксели, где распределение отлично от нуля, используются для построения матрицы свертки, которая применяется к исходному изображению. Значение

каждого пикселя становится средне взвешенным для окрестности. Исходное значение пикселя принимает наибольший вес (имеет наивысшее Гауссово значение) и соседние пиксели принимают меньшие веса, в зависимости от расстояния до них.

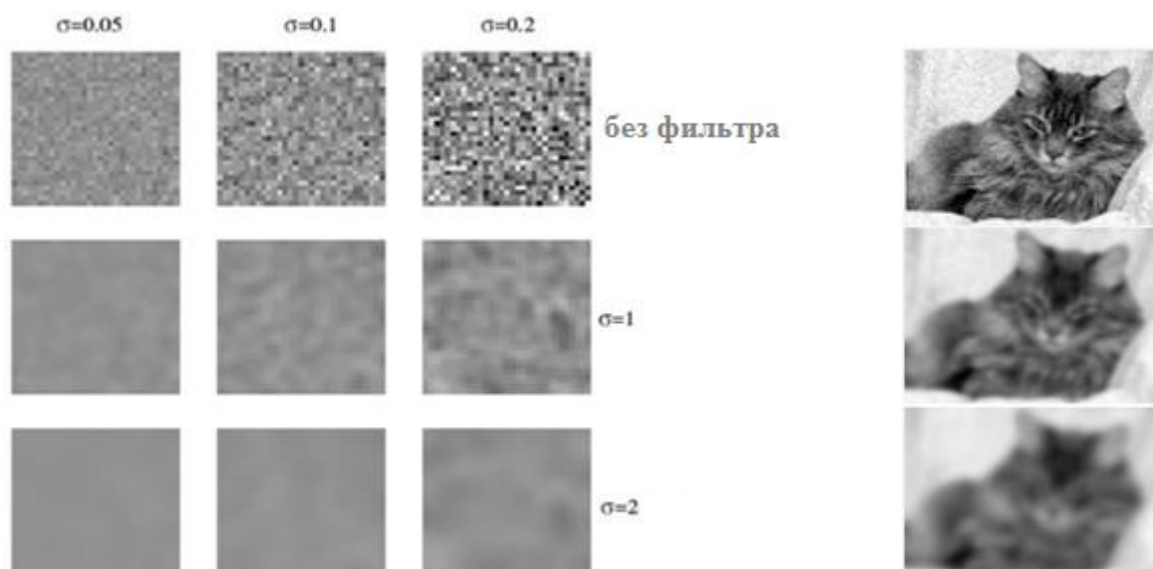


Рисунок 13 — Результат применения фильтра Гаусса с различным отклонением

Импульсный шум возникает в результате ошибок декодирования, в процессе передачи фото и видео изображений вследствие электромагнитных наводок на канал передачи, а также в результате ошибок записи на устройствах хранения. Он характеризуется появлением случайных белых и черных точек. Наиболее эффективными фильтрами для подавления импульсного шума являются усредняющие фильтры, а именно медианная фильтрация, которая позволяет сохранить четкость деталей изображения. Медианные фильтры основаны на том, чтобы избавиться от резко отличающихся от других значений яркости пикселей, заменяя их значениями медианы яркости окрестности согласно выражению (25). Для того чтобы найти медианное значение пикселя необходимо массив пикселей отсортировать по их значению, и выбрать средний элемент этого массива, который и будет являться медианой (рисунок 14–15):

$$G_{i,j} = \text{med}[E_{i+s,j+t}; (s,t) \in W]; \quad i, j \in Z^2, \quad (25)$$

где $[G_{i,j}]$ — элемент матрицы изображения после фильтрации;

$[W_{s,t}]$ — элемент массива апертуры изображения, имеющий размеры $m \times n$;

$[E_{i,j}]$ — элемент матрицы исходного изображения.

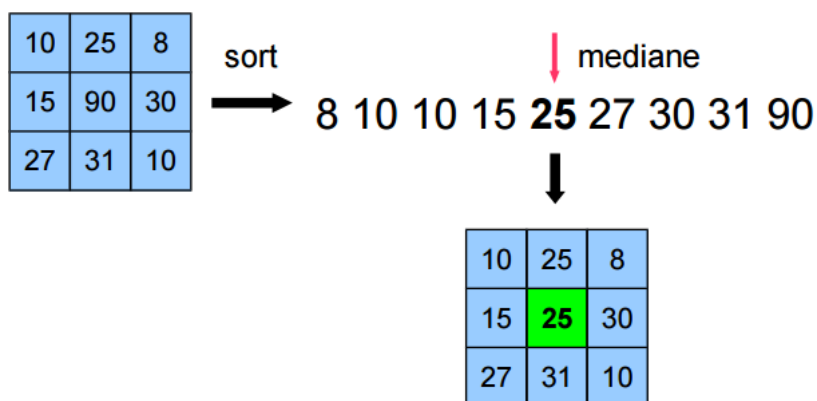


Рисунок 14 — Принцип работы медианного фильтра



а)

б)

Рисунок 15 — Результат применения медианного фильтра: а) — зашумленное изображение; б) — обработанное изображение

Медианный фильтр и фильтр Гаусса не только удаляют шум, но и «размывают» мелкие детали изображений, посредством удаления высоких частот, поэтому в качестве способа постобработки целесообразно для повышения резкости использовать фильтр Лапласа. Дискретный лапласиан определяется как сумма вторых производных, а вычисляется как линейная

аппроксимация суммы перепадов на соседних пикселах относительно центрального пиксела (26):

$$\begin{aligned} & [f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)] + [f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)] = \\ & = f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y). \end{aligned} \quad (26)$$

Маска фильтра, используемого для реализации дискретного Лапласиана, задается матрицей (27):

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 0 \\ 1 & -4 & 1 \\ 0 & 1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (27)$$

Для повышения резкости изображения с помощью Лапласиана необходимо вычесть из исходного изображения лапласиан. Итоговая маска задается матрицей (28):

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & 0 \\ -1 & 5 & -1 \\ 0 & -1 & 0 \end{bmatrix}. \quad (28)$$

Работа алгоритма компенсации пониженной освещенности состоит из следующих шагов:

- 1) расширение динамического диапазона видеоизображения и увеличение контрастности с помощью многомасштабного алгоритма Ретинекс с восстановлением цвета (Multi Scale Retinex with Color Restoration);
- 2) подавление аддитивного шума с использованием фильтра Гаусса;
- 3) подавление импульсного шума применением медианного фильтра;
- 4) повышение резкости изображения с помощью фильтра Лапласа.

Блок-схема алгоритма компенсации недостаточной освещенности показана на рисунке 16.

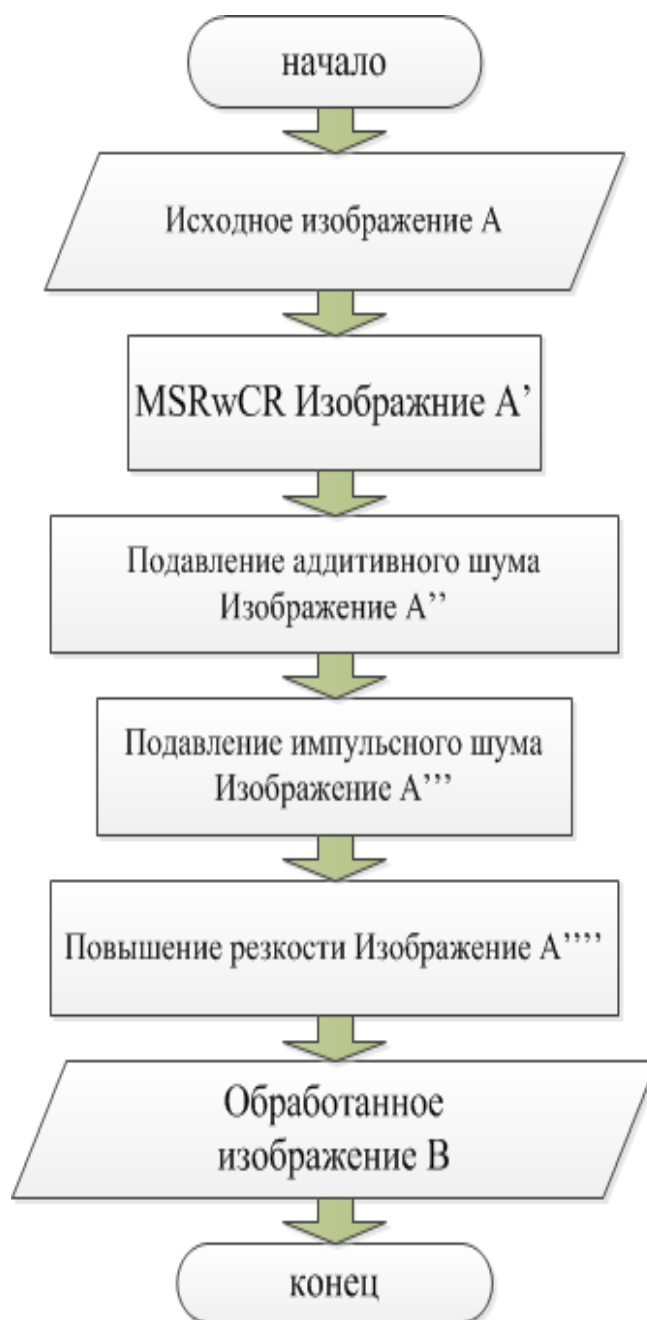


Рисунок 16 - Блок-схема алгоритма компенсации низкой освещенности

Результат работы предложенного алгоритма показан на рисунке 17.



Рисунок 17 — Улучшенные изображения и их гистограммы

На рисунке 17 (а–в) показаны улучшенные изображения с помощью предложенного алгоритма, и их гистограммы для сравнения их с рисунком 7.

3.2 Экспериментальные исследования

Для оценки качества работы алгоритма компенсации недостаточной освещенности использована «Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов» [33]. Дым является динамической текстурой и обладает следующими текстурными особенностями: турбулентность, изменчивость, цветовые особенности, специфический способ распространения. К основным признакам визуального обнаружения дыма можно отнести: цвет, форма, движение, текстура, прозрачность. Как правило, для детектирования дыма не используют только один признак, а применяют сочетание нескольких классификаторов. Для детектирования дыма на видеоизображении в «Системе обнаружения областей

задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов» используется комбинированный способ распознавания дыма, позволяющий не только выделить движение на видеопоследовательности, но и учесть пространственно-временные свойства дыма, что увеличивает точность детектирования и уменьшает число ложных срабатываний.

Для проведения экспериментальных исследований использованы 5 видеопоследовательностей из известных тестовых наборов данных [34–37] и одна видеопоследовательность, снятая самостоятельно [38]. На видеопоследовательности, снятой самостоятельно низкая освещенность была получена естественным образом. Для получения изображений, имитирующих условия недостаточной освещенности съемки, были последовательно применены гамма-коррекция ($\gamma = 1,9$), а также изображения были зашумлены аддитивным гауссовым шумом ($m = 0$, $\sigma^2 = 0,2; 0,5$) и импульсным шумом с плотностью $\rho = 0,1; 0,2$. Кадры использованных видеопоследовательностей, а также результат компенсации низкой освещенности показаны в таблице 2.

Результаты обнаружения дыма по видеопоследовательностям на открытых пространствах показаны в таблице 3. Результаты приведены для изображений, полученных при нормальной освещенности, в условиях шума (ночной съемки для самостоятельно полученной видеопоследовательности) и при компенсации влияния недостаточной освещенности.

Оценивание выполнялось с помощью следующих характеристик: TR, FRR, FAR:

- TR (True Recognition) — верное распознавание (детектирование), измеряемое отношением количества кадров с верно детектированным дымом к общему количеству кадров;

- FRR (False Rejection Rate) — ошибка первого рода, определяющая количество пропущенных кадров с дымом (ложный отказ);

- FAR (False Acceptance Rate) — ошибка второго рода, показывающая количество кадров с ложно найденным дымом.

Таблица 2 — Примеры кадров использованных видеопоследовательностей













Исходное изображение	Зашумленное изображение	Улучшенное изображение
<p>Video smoke detection / dry_leaf, кадр 1155, URL:http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html, разрешение, пиксели: 320×240, количество кадров: 1,2000</p>		
		
<p>Wildfilmsindia/ Smoke billows from the chimney of a brick factory, кадр 122, URL:https://www.youtube.com/watch?v=TUbp5ENr8w, разрешение, пиксели: 1280×720, количество кадров: 1711</p>		
		
<p>V-MOTE/DV_004, кадр 4792, URL:http://www2.imsecnm.csic.es/vmote/area_descargas/Las_Navas_session_1/XVID_format, разрешение, пиксели: 1049×576, количество кадров: 8000</p>		
		
<p>Youtube/firenight, кадр 48, URL:https://www.youtube.com/watch?v=tmBG_v23zbn&t=12s, разрешение, пиксели: 1280×720, количество кадров: 1330</p>		
		

Таблица 3 — Результаты обнаружения дыма по видеопоследовательностям в различных условиях освещенности

Видеопоследовательность	Исходное изображение			Зашумленное изображение			Улучшенное изображение		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Video smoke detection / dry_leaf	100,0	0,00	2,07	74,12	25,88	17,21	97,98	2,02	4,12
Wildfilmsindia/ Smoke billows from the chimney of a brick factory	100,0	0,00	1,63	82,14	17,86	16,25	98,74	1,26	2,52
V-MOTE/DV_004	97,69	2,31	2,87	72,19	27,81	31,21	96,12	3,88	4,12
Bilkent/DumanTest5	90,65	8,25	7,14	53,11	46,89	30,28	88,41	11,59	10,0
Bilkent/SmokeManavgatRaw	96,88	1,53	14,2	52,14	47,86	40,42	94,32	5,68	15,2
Youtube/firenight	-	-	-	61,21	38,79	29,12	90,88	9,12	4,01
Среднее значение	97,04	2,42	5,58	65,82	34,18	27,42	94,41	5,59	6,66

Точность обнаружения дыма в условиях недостаточной освещенности по сравнению с исходным изображением в среднем ниже на 28–30 %, при этом значительно увеличивается число ошибок первого рода и число ложных срабатываний до 34,2 % и 27,4 % соответственно. На изображениях, улучшенных с помощью предложенного алгоритма компенсации недостаточной освещенности, точность обнаружения существенно возрастает и составляет 94,41 %, что ниже точности обнаружения дыма относительно исходного изображения всего на 2,3 %. Таким образом, экспериментальные исследования подтверждают эффективность предложенных методов и алгоритмов компенсации недостаточной освещенности (на примере обнаружения дыма на видеопоследовательностях).

3.3 Вывод по третьей главе

В данной главе был предложен алгоритм компенсации изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности. Использован многомасштабный Ретинекс с цветовой коррекцией, применены фильтры Гаусса, Лапласа и медианный фильтр. Качество работы предложенного

алгоритма исследовано на примере системы обнаружения дыма на открытых пространствах. Экспериментальные исследования подтверждают эффективность предложенного алгоритма компенсации недостаточной освещенности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Качество работы алгоритма машинного зрения зависит от наличия искажений, вносимых пониженной освещенностью. Для компенсации недостаточной освещенности и повышения качества темных видеоизображений необходимо расширить диапазон яркостей, увеличить среднюю яркость пикселей, повысить контраст и избавиться от аддитивного шума. В работе для имитации недостаточной освещенности к изображениям с нормальной освещенностью последовательно применены гамма-коррекция, добавлен аддитивный гауссов шум и импульсный шум. Компенсация недостаточной освещенности реализована с помощью многомасштабного алгоритма Ретинекс с восстановлением цвета, подавление аддитивного шума выполнено с использованием фильтра Гаусса, импульсный шум устраняется применением медианного фильтра. Для повышения резкости использован фильтр Лапласа. Используются видеопоследовательности из набора данных Билькенстского университета, компании Wildfilmsindia и другие. Дополнительно репрезентативность тестового набора повышена самостоятельно снятой в ночное время видеопоследовательностью. Экспериментальные исследования проведены на примере системы обнаружения дыма на основе локальных бинарных шаблонов. Точность обнаружения дыма в условиях недостаточной освещенности по сравнению с исходным изображением в среднем ниже на 28–30 %, при этом значительно увеличивается число ошибок первого рода и число ложных срабатываний до 34,2 % и 27,4 % соответственно. На изображениях, улучшенных с помощью предложенного алгоритма компенсации недостаточной освещенности, точность обнаружения существенно возрастает и составляет 94,41 %, что ниже точности обнаружения дыма относительно исходного изображения всего на 2,3 %. Таким образом, экспериментальные исследования подтверждают эффективность предложенных методов и алгоритмов компенсации недостаточной освещенности.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Гонсалес Р., Вудс Р. Цифровая обработка изображений. — Москва: Техносфера, 2012. — 1104 с.
2. Мирошников М.М. Теоретические основы оптико–электронных приборов. — Л.: Машиностроение, 2003.
3. Гранрат Д.Дж. Роль моделей зрения человека в обработке изображений // ТИИЭР. — 1981. — Т.69 № 5, с.65-77.
4. Нестерук В.Ф., Порфирьева Н.Н. Информационная оценка процесса зрительного восприятия // Оптика и спектроскопия. — 1998. — Т.44. вып.4. — с.801–803.
5. Кулясов С.М. Общие принципы преобразования изображений в целях улучшения их визуального качества // Новые информационные технологии: материалы шестого научно-практического семинара. / МГИ электроники и математики. — 2005. — с.24–25.
6. Video Smoke Detection «FireVu». URL:<http://www.firevu.com/technology>. [Электронный ресурс]
7. Фаворская М.Н., Пятаева А.В. Детектирование дыма на открытых пространствах в сложных погодных условиях с применением пространственно-временных локальных бинарных шаблонов // Информационно-управляющие системы. — 2016. — № 1 (80). — С.16–25.
8. Madhav V. Chitturi, Juan C. Medina, Rahim (Ray) F. Benekohal. Effect of Shadows and Time of Day on Performance of Video Detection Systems at Signalized Intersections. // Transportation Research Part C: Emerging Technologies. — 2010, Vol. 18. Issue 2. — P. 176–186.
9. Гончаров А. В., Каракищенко А. Н. Влияние освещенности на качество распознавания фронтальных лиц. // Известия ЮФУ. Технические науки. — 2008. № 4. — С. 88–92.
10. Adnin Y., Moses Y., Ullman S. Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. — 1997. — Vol. 19, No. 7. — P. 712–732.
11. Ramamoorthi R. Analytic PCA Construction for Theoretical Analysis of Lighting Variability in Images of a Lambertian Object. // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligenc. — 2002. — Vol. 24, No. 10. — P.10–21.

12. Georghiades A.S., Belhumeur P.N. Illumination cone models for Faces recognition under variable lighting and Pose. // *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intelligence.* — 1998. — No. 23(6). — P. 643–660.
13. Shashua A., Riklin-Raviv T. The quotient image: Class-based re-rendering and recognition with varying illuminations. // *Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence.* 2001. — Vol. 23, No. 2. — P. 129–139.
14. Faraji M.R., Qi X. Face recognition under varying illuminations using logarithmic fractal dimension-based complete eight local directional patterns. // *Neurocomputing.* — 2016. — Vol. 99. — P. 16–30.
15. Zhou S. K., Zhao W., Tang X., Gong S. Analysis and Modeling of Faces and Gestures. // *Proc. of the Third International Workshop, AMFG / Rio de Janeiro, Brazil 2007.* — Vol. 2688. — P. 10–18.
16. A.S. Georghiades, P. Belhumeur and D. Kriegman. From few to many: Illumination Cone Models for Face Recognition under Variable Lighting and Pose // *In Proc. IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence.* — 2001.
17. R. Brunelli and T. Poggio. Hyper BF Networks for Real Object Recognition // *Proc. IJCAI.* — Sydney, Australia, 1999. — p. 1278–1284.
18. Dim, Jules R. Takamura, Tamio. Alternative Approach for Satellite Cloud Classification: Edge Gradient Application. // *Advances in Meteorology.* — 2013. — p.1–8.
19. D. Marr, E. Hildreth. Theory of Edge detection // *Proc. R. Soc. Lond., B.* — 1980. — p. 187–217.
20. Wang W., Li J., Huang F., Feng H. Design and Implementation of Log-Gabor Filter in Fingerprint Image Enhancement // *Pattern Recognition Letters.* — 2008. — vol. 29, no. 3. — pp. 301–308.
21. А.Г. Зотин, А.И. Пахирка, М.В. Дамов, Е.И. Савчина. Улучшение визуального качества изображений, полученных в сложных условиях освещенности на основе инфракрасных данных // *Программные продукты и системы.* — 2016. — №3 (115) / URL: <http://cyberleninka.ru/article/n/uluchshenie-vizualnogo-kachestva-izobrazheniy-poluchennyh-v-slozhnyh-usloviyah-osveschennosti-na-osnove-infrakrasnyh-dannyh>.
22. Raskar R., Ilie A., Jingyi Y. Image fusion for context enhancement and video surrealism. // *In: Proceedings NPAR3-rd international symposium on non-photorealistic animation and rendering.* — Annecy, France, 2004. — P.85–93.

23. Yamasaki A, Takauji H, Kaneko S, et al. Denighting: enhancement of nighttime images for a surveillance camera. // In: 19-th international conference on pattern recognition, ICPR. —Tampa, FL, United States, 2008.
24. Хрящев Денис Александрович. Повышение качества изображений, полученных в условиях недостаточной освещенности // ИВД, 2013. — № 3 (26).
25. Фисенко В.Т., Фисенко Т.Ю. Компьютерная обработка и распознавание изображений. — Спб.: СпбГУ ИТМО, 2008. — 192с.
26. Асмаков С. Говорит и показывает компьютер // Компьютер ПРЕСС. — 2001. №1. — с.109–117.
27. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений – М.: Изд-во ТЕХНОСФЕРА, 2005. — 1072 с.
28. Landand E.,McCann J. Lightness and retinex theory //Journal of the optical Society of America. — 1991. — vol.61, N.1. — pp.1-11.
29. Jong-Geun Oh, Min-Cheol Hong. Adaptive Retinex Back-light Compensation Algorithm Using Skewness Information of Image // RACS. — Montreal, 2013. — p.165–170.
30. Гольденберг Л.М. Цифровая обработка сигналов. — М.: Учебное пособие для вузов, 1997. — 256с.
31. Han, H., Shan, S., Chen, X., Gao, W. A comparative study on illumination preprocessing in face recognition //Pattern Recogn.– 2013. – 46(6). – P. 1691–1699.
32. Lin H., Shi Z. Multi-scale retinex improvement for nighttime image enhancement //Optik - International Journal for Light and Electron Optics. — 2014. — Vol. 125, Issue 24. — P. 7143–7148.
33. Пятаева А.В., Фаворская М.Н. Система обнаружения областей задымления на видеопоследовательности с применением локальных бинарных шаблонов (DKL 3.15) Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2015615904. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 27.05.2015.
34. Video smoke detection [Электронный ресурс]. URL: <http://staff.ustc.edu.cn/~yfn/vsd.html>.
35. Database of Wildfilmsindia [Электронный ресурс]. URL: www.Wildfilmsindia.com.
36. V-MOTE Database [Электронный ресурс]. URL: http://www2.imse-cnm.csic.es/vmote/english_version/index.php.

37. Database of Bilkent University [Электронный ресурс].
<http://signal.ee.bilkent.edu.tr/VisiFire/Demo/>.

38. Видеопоследовательность, снятая самостоятельно [Электронный ресурс]. URL:https://www.youtube.com/watch?v=tmBG_v23zbk&t=12s.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

В изданиях, рекомендованных ВАК:

1. Пятаева А.В., **Куликова Ю.Д.** Обнаружение динамических текстур по видеопоследовательностям в условиях недостаточной освещенности // Вестник СибГАУ. — 2017. — № 2 (85).

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ:


2. **Куликова Ю.Д.**, Пятаева А.В. Программа компенсации недостаточной освещенности на видеоизображениях. (Принято к регистрации 15.03.2017).

Другие издания:

3. **Куликова Ю.Д.** Предварительная обработка изображений с недостаточной освещенностью. // Материалы III Международной научно-практической конференции, посвященной Дню космонавтики «Актуальные проблемы авиации и космонавтики». — Красноярск: СибГАУ. — 2017 (в печати).

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Плакаты презентации

 СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
SIBERIAN FEDERAL UNIVERSITY

Федеральное государственное автономное
образовательное учреждение
высшего образования
«СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
Институт космических и информационных технологий
Кафедра систем искусственного интеллекта


Бакалаврская работа

Разработка алгоритма компенсации условий низкой освещенности
съемки при детектировании дыма на открытых пространствах по
видеопоследовательностям

Руководитель	ст. преподаватель кафедры СИИ	А.В. Пятаева
Студент	КИ 13-156 031311106	Ю.Д. Куликова

Красноярск 2017 1

Рисунок А.1 – Плакат презентации №1

 СИБИРСКИЙ ФЕДЕРАЛЬНЫЙ УНИВЕРСИТЕТ
SIBERIAN FEDERAL UNIVERSITY

Цель: Разработка алгоритма компенсации условий низкой освещенности на изображениях.

Задачи:

- провести обзор способов компенсации недостаточной освещенности;
- исследовать особенности изображений с пониженной освещенностью и выделить виды вносимых искажений;
- провести анализ способов компенсации таких искажений;
- разработать алгоритм, позволяющий скомпенсировать влияние пониженной освещенности;
- провести экспериментальные исследования эффективности предложенных решений.

2

Рисунок А.2 – Плакат презентации №2

Публикации по теме работы

- III Международная научно-практическая конференция, посвященная Дню космонавтики «Актуальные проблемы авиации и космонавтики» - 2017 (Красноярск);
- Статья ВАК «Обнаружение динамических текстур по видеопоследовательностям в условиях недостаточной освещенности» Вестник СибГАУ №2, 2017 (принято к печати 15 мая 2017);
- Свидетельство о регистрации программы для ЭВМ «Программа компенсации недостаточной освещенности на видеоизображениях» (принято к регистрации 15 марта 2017).

3

Рисунок А.3 – Плакат презентации №3

Актуальность

- Компенсация условий недостаточной освещенности помогает эффективно увеличивать видимость сцены для наблюдателя;
- Возможность применения алгоритма для повышения качества контролируемых изображений и уменьшения трудности наблюдения системами машинного зрения;
- Увеличение производительности большинства алгоритмов компьютерного зрения, которые имеют ограничения по освещенности и работают только с дневными изображениями.

4

Рисунок А.4 – Плакат презентации №4

Влияние освещенности на работу различных систем компьютерного зрения

- Система визуального обнаружения пожара «FireVu» (Великобритания) работает корректно с минимальным значением 20 Лк
- Точность системы детектирования дыма на открытых пространствах в сложных погодных условиях с применением пространственно-временных локальных бинарных шаблонов (Красноярск) падает на 10-15%
- Количество ложных срабатываний системы по обнаружению стоп-линий на перекрестках (США) увеличивается на 2-36%
- Точность системы детектирования по обнаружению лиц (Ростов-на-Дону) падает на 24-37%

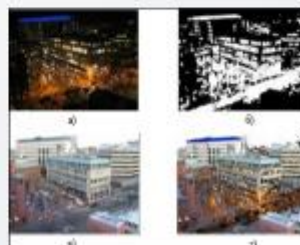
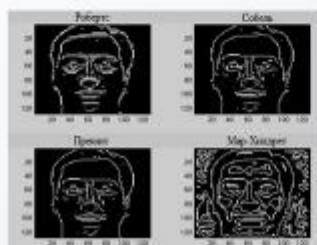
Реальные значения освещенности на открытых пространствах ночью могут варьироваться в пределах от 0 Лк (в темную безлунную ночь общий свет звезд составляет 1/1000 Лк) до 2 Лк (при полной Луне)

5

Рисунок А.5 – Плакат презентации №5

ОСНОВНЫЕ ПОДХОДЫ К КОМПЕНСАЦИИ НЕДОСТАТОЧНОЙ ОСВЕЩЕННОСТИ

- Методы, напрямую моделирующие освещение ;
- Методы, основой которых является представление изображения, нечувствительное к изменению освещенности;
- Методы на основе слияния изображений;
- Методы, нормализующие освещенность.



6

Рисунок А.6 – Плакат презентации №6

Анализ тестовых изображений

Построение гистограмм яркости:

$$h_{norm}(r_k) = \frac{n_k}{n}, r_k \in [0, L - 1], \quad (1)$$

где r_k – k -й уровень яркости, L – максимальный уровень яркости, n_k – число пикселей, имеющих яркость r_k , n – общее число пикселей изображения.

Определение математического ожидания и среднеквадратического отклонения яркостей изображения:

$$Mf = \int_0^M \int_0^N f(x, y) p(x, y) dx dy. \quad (2)$$

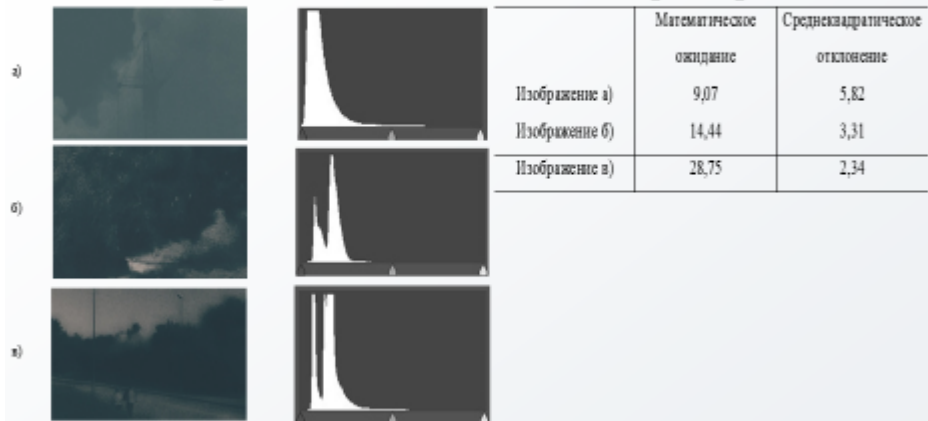
$$\sigma^2 = \int_0^M \int_0^N [f(x, y) - f_1(x, y)]^2 dx dy. \quad (3)$$

7

Рисунок А.7 – Плакат презентации №7

Анализ тестовых изображений

Гистограммы и статистические характеристики



Тестовые изображения с недостаточным освещением и их гистограммы

8

Рисунок А.8 – Плакат презентации №8

Особенности изображений с недостаточной освещенностью

- ограниченный диапазон малых значений яркостей;
- низкая контрастность;
- присутствие аддитивного шума и импульсного шума.

Следовательно, для компенсации недостаточной освещенности и повышения качества темных изображений необходимо:

- расширить диапазон яркостей;
- увеличить среднюю яркость пикселей изображений;
- повысить контраст;
- избавиться от аддитивного и импульсного шума.

9

Рисунок А.9 – Плакат презентации №9

Компенсация недостаточной освещенности и расширение динамического диапазона

- Гамма-коррекция
- Гистограммная коррекция и ее усовершенствованные формы
- Метод гомоморфной фильтрации
- Методы на основе теории Retinex:
 - Multi Scale Retinex with Color Restoration (MSRwCR)

$$R_{MSRCR_i}(x, y) = C_i(x, y) \cdot R_{MSR_i}(x, y), \quad (4)$$

где $c(x, y)$ описывает функцию восстановления цвета



а)

б)

в)

Тестовые изображения после применения MSRwCR

10

Рисунок А.10 – Плакат презентации №10

Подавление шумов

Импульсный шум характеризуется появлением случайных белых и черных точек

Наиболее эффективными фильтрами для подавления импульсного шума являются усредняющие фильтры, а именно медианная фильтрация, которая позволяет сохранить четкость деталей изображения:

$$G_{i,j} = \text{med}[E_{i-s,j-t}; (s,t) \in W]; \quad i, j \in Z^2, \quad (5)$$

где $[G_{i,j}]$ – элемент матрицы изображения после фильтрации, $[W_{s,t}]$ – элемент массива апертуры изображения, имеющий размеры $m \times n$; $[E_{i,j}]$ – элемент матрицы исходного изображения.



а) б) в)

Тестовые изображения после применения медианного фильтра

11

Рисунок А.11 – Плакат презентации №11

Подавление шумов

Аддитивный шум Гаусса или нормальный шум образуется в собственных электрических цепях цифровых аппаратов и в фото сенсорах при недостаточной освещенности и сильных перепадах температур.

Для устранения такого шума используется фильтр Гаусса:

$$G(r) = \frac{1}{(2\pi\sigma^2)^{N/2}} e^{-r^2/(2\sigma^2)}, \quad (6)$$

где r — это радиус размытия, σ — стандартное отклонение распределения Гаусса.



а) б) в)

Тестовые изображение после применения фильтра Гаусса

12

Рисунок А.12 – Плакат презентации №12

Повышение резкости

Медианный фильтр и фильтр Гаусса не только удаляют шум, но и «размывают» мелкие детали изображений, посредством удаления высоких частот, поэтому в качестве способа постобработки целесообразно для повышения резкости использовать фильтр Лапласа:

$$[f(x+1, y) + f(x-1, y) - 2f(x, y)] + [f(x, y+1) + f(x, y-1) - 2f(x, y)] = \quad (7)$$

$$= f(x+1, y) + f(x-1, y) + f(x, y+1) + f(x, y-1) - 4f(x, y).$$



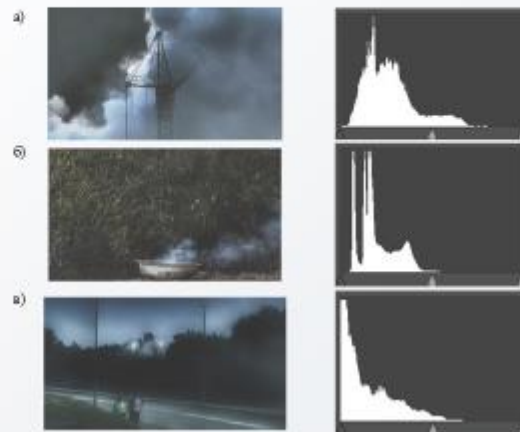
13

Рисунок А.13 – Плакат презентации №13

Алгоритм компенсации недостаточной освещенности



Блок-схема алгоритма








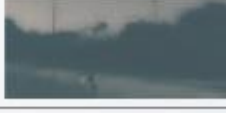






Улучшенные изображения и их гистограммы

14

Рисунок А.14 – Плакат презентации №14

Примеры кадров использованных видеопоследовательностей

Исходное изображение	Зашумленное изображение	Улучшенное изображение
		
		
		
		

15

Рисунок А.15 – Плакат презентации №15

Экспериментальные исследования

Видеопоследовательность	Исходное изображение			Зашумленное изображение			Улучшенное изображение		
	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR	TR	FRR	FAR
Video smoke detection / dry_lead	100,0	0,00	2,07	74,12	25,88	17,21	97,98	2,02	4,12
WDMhindi/ Smoke Mlows from the chimney of a brick factory	100,0	0,00	1,63	82,14	17,86	16,25	98,74	1,26	2,52
V-MOTE/DV_004	97,69	2,31	2,87	72,19	27,81	31,21	96,12	3,88	4,12
Bilkent/DumanTest5	90,65	8,25	7,14	53,11	46,89	30,28	88,41	11,59	10,0
Bilkent/SmokeMangaRaw	96,88	1,53	14,2	52,14	47,86	40,42	94,32	5,68	15,2
YoutuBe/fireight	-	-	-	61,21	38,79	29,12	90,88	9,12	4,01
Среднее значение	97,04	2,42	5,58	65,82	34,18	27,42	94,41	5,59	6,66

Результаты обнаружения дыма по видеопоследовательностям в различных условиях освещенности

16

Рисунок А.16 – Плакат презентации №16

Результаты

- Точность обнаружения дыма в условиях недостаточной освещенности по сравнению с исходным изображением в среднем ниже на 28-30%, при этом значительно увеличивается число ошибок первого рода и число ложных срабатываний до 34,2% и 27,4% соответственно.
- На изображениях, улучшенных с помощью предложенного алгоритма компенсации недостаточной освещенности, точность обнаружения существенно возрастает и составляет 94,41 %, что ниже точности обнаружения дыма относительно исходного изображения всего на 2,3%.
- Экспериментальные исследования подтверждают эффективность предложенных методов и алгоритмов компенсации недостаточной освещенности (на примере обнаружения дыма на видеопоследовательностях).

17

Рисунок А.17 – Плакат презентации №17

Благодарю за внимание!

Рисунок А.18 – Плакат презентации №18