

Министерство образования и науки Российской Федерации
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники»
(ТУСУР)

На правах рукописи



Михальков Федор Дмитриевич

ПРЕЦИЗИОННЫЕ БЫСТРОДЕЙСТВУЮЩИЕ МОБИЛЬНЫЕ
ВИДЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ ДОПОЛНЕННОЙ РЕАЛЬНОСТИ

Специальность 05.12.04 – радиотехника,
в том числе системы и устройства телевидения

Научный руководитель:
кандидат технических наук,
старший научный сотрудник
М.И. Курячий

Томск – 2016

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	5
1. ВИДЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ ДОПОЛНЕННОЙ РЕАЛЬНОСТИ.....	13
1.1 Описание предметной области	13
1.2 Создание и развитие видеоинформационных систем дополненной реальности.....	15
1.2.1 Зарождение виртуальных технологий	15
1.2.2 Возникновение и развитие дополненной реальности	16
1.2.3 Дополненная реальность в настоящее время	18
1.3 Классификация существующих систем дополненной реальности	19
1.4 Современные задачи видеоинформационных систем дополненной реальности.....	25
1.4.1 Задача определения локальных особенностей изображения	26
1.4.2 Распространенные детекторы особых точек.....	29
1.4.3 Задача описания локальных особенностей изображения	34
1.4.4 Распространенные дескрипторы особых точек	35
1.5 Основные результаты главы	38
2. ОПТИМИЗАЦИЯ ДЕТЕКТОРОВ ЛОКАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЯ, ОСНОВАННЫХ НА ПРИНЦИПЕ ВЫДЕЛЕНИЯ УГЛОВ.....	39
2.1 Оптимизация детекторов локальных особенностей изображения по быстрдействию с помощью яркостного предварительного детектора.....	39
2.2 Экспериментальное исследование эффективности использования яркостного предварительного детектора совместно с детектором Харриса	43
2.2.1 Измерение влияния яркостного предварительного детектора на длительность обработки изображения.....	44
2.2.2 Измерение влияния яркостного предварительного детектора на количество выделенных особых точек изображения.....	47

2.2.3 Измерение влияния яркостного предварительного детектора на отклик угла выделенных локальных особенностей изображения	48
2.2.4 Результаты экспериментального исследования.....	49
2.3 Экспериментальное исследование искажений изображений на эффективность работы яркостного предварительного детектора особых точек ...	49
2.3.1 Исследование влияния нормально распределенного шума на яркостный предварительный детектор	50
2.3.2 Исследование влияния размытия Гаусса на яркостный предварительный детектор.....	52
2.3.3 Результаты экспериментального исследования.....	53
2.4 Основные результаты главы	54
3. СПОСОБ ОПИСАНИЯ И СРАВНЕНИЯ ЛОКАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЯ ДЛЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В ВИС ДР.....	55
3.1 Эффективный дескриптор локальных особенностей изображения.....	57
3.1.1 Особенности сопоставления изображений в мобильных ВИС ДР57	
3.1.2 Определение координат локальной особенности изображения с субпиксельной точностью	57
3.1.3 Выделение вспомогательных точек и минимизация ошибок интерполяции.....	59
3.1.4 Построение вектора-дескриптора	63
3.2 Способ сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения на основе кросскорреляционного анализа.....	64
3.3 Исследование устойчивости к искажениям предложенного способа описания и сравнения локальных особенностей изображения	65
3.3.1 Оценка влияния аффинных преобразований	66
3.3.2 Оценка влияния оптических искажений.....	68
3.4 Основные результаты главы	70

4. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ИЗОБРАЖЕНИЯ.....	71
4.1 Модуль детектирования локальных особенностей изображения с предварительным выделением особых точек.....	72
4.2 Модуль анализа производительности подпрограмм обработки изображения.....	76
4.3 Приложение для выделения локальных особенностей изображения.....	77
4.4 Модуль описания и сравнения локальных особенностей изображений .	79
4.5 Приложение для определения изменения положения телевизионной камеры	82
4.6 Основные результаты главы	84
5. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ.....	86
5.1 Применение яркостного предварительного детектора в МВИС ДР.....	88
5.2 Применение предложенного дескриптора ЛОИ в МВИС ДР	89
5.3 Применение предложенного способа сопоставления ЛОИ.....	89
5.4 Применение разработанного ПО	90
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	91
СЛОВАРЬ ТЕРМИНОВ.....	92
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ.....	93
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	94
Приложение А	102
Приложение Б.....	105
Приложение В.....	106
Приложение Г	107

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования

Одной из современных тенденций в телевидении является распространение технологии дополненной реальности и созданных на ее основе видеоинформационных систем. Дополненная реальность – это технология, позволяющая совмещать объекты реального мира и виртуальные объекты, а также обеспечивающая их взаимодействие. Задача дополненной реальности – расширить взаимодействие пользователя с окружающим миром, в отличие от виртуальной реальности, которая изолирует взаимодействие с окружением и переносит его в искусственную среду.

В настоящее время технология дополненной реальности стремительно развивается и находит применение в самых разных областях деятельности человека. В медицине дополненная реальность используется для обучения хирургов и помощи при проведении операций. К примеру, в 2013 году в Германии была проведена успешная операция на печени. Планшетный компьютер с установленным специальным приложением транслировал в реальном времени изображение печени с наложенным информационным слоем трехмерных моделей протоков органа, а также опухоли, которую необходимо было удалить. В России в настоящее время разрабатывается автоматизированная система планирования и контроля операции «Автоплан», которая позволяет на основе предоперационных исследований планировать проведение хирургических операций с помощью построения трехмерных моделей внутренних органов и тканей.

Дополненная реальность находит свое применение и в образовании. Используя смартфоны или планшетные компьютеры, ученики могут увидеть наглядную демонстрацию операции, которую нельзя выполнить на листе бумаги, например, сечение трехмерной фигуры плоскостью.

Дополненная реальность является перспективным средством для создания пользовательских интерфейсов мобильных приложений, т.к. эта технология позволяет воспринимать информацию о положении и ориентации объектов на

интуитивном уровне. За счет наложения дополнительной информации на изображение реального мира технология дополненной реальности реализует принципиально новый тип пользовательского интерфейса, который может реагировать на окружающую среду.

Появился новый класс публичных выступлений – интерактивные презентации. Зрители видят изображение выступающего на большом экране. Если выступающему необходимо что-либо продемонстрировать публике, то ему достаточно взять в руки специальное маркерное изображение, и на него при трансляции изображения будет выведена трехмерная демонстрируемая модель, которая может реагировать на действия выступающего. Такой подход позволяет сэкономить на изготовлении демонстрируемых образцов, т.к. необходимо создавать только трехмерные модели, которые в дальнейшем можно будет использовать повторно или модифицировать для других презентаций.

Использование технологии дополненной реальности для решения повседневных задач стало возможным с появлением цифровых мобильных устройств – смартфонов и планшетных компьютеров, быстродействие которых позволило обеспечить человеко-машинное взаимодействие в режиме реального времени. С самого создания видеоинформационных систем дополненной реальности ведется борьба за быстродействие в обработке входного видеоряда и распознавании образов. Это обусловлено тем, что вычислительные мощности цифровых мобильных устройств ограничены по сравнению со стационарными устройствами, так как высокая вычислительная нагрузка приводит к повышенному энергопотреблению и, как следствие, к сокращению времени автономного функционирования мобильного устройства без подзарядки аккумулятора. Опубликовано множество работ по повышению качества и скорости распознавания образов на изображении, в том числе и в системах дополненной реальности, например, работы таких специалистов, как S. Mann, R. Azuma, H. Kato, A.B. Козыревой, M. Tikander, S. Junding, D.Schmalstieg, T. Hollerer, Ф. А. Мурзина, С. Harris, D. Lowe, С. Tomasi, T. Kanade, J. Lima, S. Hinterstoisser, X. Ren, S. Holzer.

Однако ряд вопросов в обозначенном выше направлении остается нерешенным. Во многих работах предлагаемые алгоритмы и способы распознавания образов на изображениях не учитывают ограниченные вычислительные возможности мобильных цифровых устройств, и как следствие – требуют больших вычислительных затрат, что при использовании мобильных цифровых устройств приводит к большому энергопотреблению, тепловыделению и снижению длительности работы без заряда батарей.

Цель и задачи диссертационной работы

Цель диссертационной работы – повышение точности и быстродействия мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности (МВИС ДР).

Для достижения указанной цели необходимо решить следующие задачи.

1. Повысить быстродействие детекторов особых точек, применяемых в видеоинформационных системах дополненной реальности.

2. Предложить способ построения дескриптора локальной особенности изображения с субпиксельной точностью, обладающий минимальной длиной и не требующий значительных вычислительных ресурсов.

3. Экспериментально установить устойчивость предложенного дескриптора к различным искажениям, возникающим в МВИС ДР.

4. Предложить способ сравнения предложенных дескрипторов локальных особенностей изображения для мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности, не требующий значительных вычислительных ресурсов и оценить время, требуемое для сравнения дескрипторов.

Научная новизна

1. Предложен способ уменьшения длительности процесса выделения локальных особенностей изображения с помощью детекторов углов путем применения яркостного предварительного детектора.

2. Впервые оценено влияние аффинных преобразований изображения и распространенных искажений на характеристики предложенного яркостного предварительного детектора.

3. Предложена аналитическая модель дескриптора локальных особенностей изображения для применения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности, отличающаяся субпиксельной точностью.

4. Впервые предложен алгоритм сравнения предложенных дескрипторов локальных особенностей изображения, основанный на кросскорреляционном анализе, и выполнена оценка эффективности его применения.

5. Впервые оценено влияние аффинных преобразований изображения и распространенных искажений на предложенный алгоритм сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения.

Теоретическая значимость

1. Предложенный алгоритм яркостного предварительного детектора позволяет расширить применение детекторов углов в видеоинформационных системах дополненной реальности.

2. Получена аналитическая модель дескриптора локальной особенности изображения для использования в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.

3. Предложенный способ сравнения описанных в диссертации дескрипторов локальных особенностей изображения, основанный на кросскорреляционном анализе, может применяться для решения задачи сопоставления изображений.

Практическая значимость

1. Измерена устойчивость предложенного яркостного предварительного детектора к аффинным преобразованиям и искажениям.

2. Экспериментально подтверждено уменьшение длительности процесса выделения локальных особенностей изображения при использовании яркостного предварительного детектора.

3. Обоснована возможность применения предложенного алгоритма сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.

4. Оценено быстродействие предложенного алгоритма сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения.

5. Измерена устойчивость предложенного алгоритма сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения к аффинным преобразованиям и искажениям.

6. Разработано программное обеспечение, реализующее предложенные алгоритмы.

7. Даны практические рекомендации для использования яркостного предварительного детектора, дескрипторов локальных особенностей изображения и способа их сравнения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.

Методология и методы исследования

В настоящей диссертационной работе применены методы цифровой обработки изображений и распознавания образов, математической статистики, структурного и объектно-ориентированного программирования, эмуляционного и имитационного моделирования.

Достоверность результатов

Достоверность результатов высока, поскольку основана на высокой повторяемости результатов и использовании результатов на практике.

Положения, выносимые на защиту

1. Предложен алгоритм яркостного предварительного детектора, позволяющий сократить время выделения локальных особенностей изображения с помощью различных детекторов углов, что подтверждается результатами эмуляционного вычислительного эксперимента: длительность выделения локальных особенностей тестового изображения детектором Харриса была уменьшена в 220 раз при его использовании совместно с предложенным яркостным предварительным детектором.

2. Разработана аналитическая модель дескриптора локальных особенностей изображения для применения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности, отличающаяся субпиксельной точностью.

3. Предложенный алгоритм сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения, основанный на кросскорреляционном анализе, пригоден для использования в мобильных видеоинформационных системах и демонстрирует устойчивость к малым аффинным преобразованиям (поворот до 15 градусов, масштабирование до 1,25 раз) и распространённым искажениям (нормально распределенный шум со среднеквадратичным отклонением до 0,03; размытие Гаусса с радиусом до 5 пикселей).

Использование результатов исследования

1. «Исследование и разработка методов и средств повышения качества изображений в активно-импульсных телевизионно-вычислительных систем видения в сложных метеоусловиях и малопрозрачных средах» (код проекта 3643), в рамках базовой части государственного задания Минобрнауки России 2014/225.

2. Дисциплина «Языки программирования для обработки сигналов и изображений», предусмотренная учебным планом подготовки магистров по направлению 11.04.01 «Радиотехника» (магистерская программа «Видеоинформационные технологии и цифровое телевидение»).

3. Дисциплина «Технология разработки программного обеспечения», предусмотренная учебным планом подготовки магистров по направлению 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» (магистерская программа «Автоматизация проектирования микро- и нанoeлектронных устройств для радиотехнических систем»).

4. Мобильные видеоинформационные системы широкого применения, разрабатываемые в ООО «Арвью», г. Томск.

Апробация результатов

Результаты исследования доложены и обсуждены на следующих 1 всероссийской и 5 международных научных конференциях.

1. XX Международная научная конференция студентов и молодых ученых «Современные техника и технологии», Томск, ТПУ (2013 г.).

2. XIX Всероссийская научно-техническая конференция студентов, аспирантов и молодых учёных «Научная сессия ТУСУР - 2014», Томск, ТУСУР (2014 г.).

3. IX Международная научно-практическая конференция «Электронные средства и системы управления», Томск, ТУСУР (2014 г.).

4. X Международная конференция «Электронные средства и системы управления», Томск, ТУСУР (2014 г.).

5. XII Международная конференция «Телевидение - передача и обработка изображений», Санкт-Петербург, Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина) (2015 г.).

6. XVII Международная конференция молодых специалистов по микро/нанотехнологиям и электронным приборам EDM-2016, Эрлагол, НГТУ (2016г.).

Публикации

По результатам исследований опубликовано 11 работ: 4 статьи в журналах из перечня ВАК, 3 свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ, 4 доклада в трудах международных и всероссийских конференций.

Личный вклад автора

Личный вклад автора состоит в постановке целей и задач исследования, планировании и проведении экспериментальных исследований, анализе и интерпретации полученных данных, формулировании выводов, реализации программного обеспечения, подаче заявок на регистрацию программ для ЭВМ, подготовке к публикации докладов и статей. Все результаты получены автором лично или совместно с соавторами при его непосредственном участии.

Краткое содержание работы

Во введении представлена краткая характеристика работы. В главе 1 выполнен аналитический обзор литературы актуальных задач по направлению исследования. В главе 2 представлены исследования направленные на оптимизацию быстродействия детекторов углов в видеоинформационных системах дополненной реальности. В главе 3 представлены результаты разработки дескриптора локальных особенностей изображения для применения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности и методов их сравнения. В главе 4 описано разработанное программное обеспечение для выделения локальных особенностей изображения и измерения их характеристик. В главе 5 приведены результаты практического применения результатов диссертационной работы. Далее приведены заключение, словарь терминов, список сокращений и условных обозначений, список литературы. В приложениях представлены копии документов (свидетельств о регистрации программ для ЭВМ, актов использования результатов работы).

1. ВИДЕОИНФОРМАЦИОННЫЕ СИСТЕМЫ ДОПОЛНЕННОЙ РЕАЛЬНОСТИ

1.1 Описание предметной области

Дополненная реальность – это технология, позволяющая совмещать объекты реального мира и виртуальные объекты, а также обеспечивающая их взаимодействие [1]. Идея дополненной реальности тесно связана с понятием виртуальной реальности. Виртуальная реальность старается создать искусственный мир, который человек может испытывать и исследовать в интерактивном режиме, преимущественно через органы зрения, с помощью слуха, осязания, и других органов чувств. Дополненная реальность также создает интерактивный мир, но для этого стремится дополнить реальный мир, вместо того чтобы создавать полностью искусственную среду вокруг пользователя. Примером использования технологии дополненной реальности может служить траектория движения мяча, показываемая на экране телевизора во время трансляции футбольных матчей [2].

Разные исследователи придерживаются различных определений термина «дополненная реальность» – более узкого или более широкого. В целом, научное сообщество к настоящему времени пришло к соглашению об определении основных частей систем дополненной реальности. В настоящей диссертации используется определение, данное одним из ведущих исследователей в данной области Ronald Azuma: *дополненная реальность – это то, что сочетает в себе реальную и сгенерированную компьютером информацию в реальной среде, интерактивном режиме и в режиме реального времени, и совмещает виртуальные объекты с физическими объектами.*

Дополненная реальность включается в более широкую концепцию смешанной реальности, которая дополнительно включает в себя симуляцию, преимущественно происходящую в виртуальном домене и не в реальном мире [3].

Технология дополненной реальности стремительно развивается и получает все большее распространение в различных областях науки и техники.

– В современных лапароскопических операциях изображение на эндоскопе дополняется изображением полученным во время интраоперативной ангиографии. Это позволяет хирургу локализовать опухоль внутри органа и таким образом минимизировать потери здоровой ткани органа пациента во время операции по удалению опухоли [4].

– В современной военной технике наשלменные системы индикации отображают необходимую пилоту информацию прямо на фоне реального мира. Это позволяет пилоту не отвлекаться на приборную панель [5].

– Дополненная реальность активно используется в печатной продукции. На страницу печатного издания помещается специальное изображение (маркер). Читатель, используя мобильное устройство (планшетный компьютер или смартфон), сканирует изображение и получает доступ к дополнительному материалу, в качестве которого может выступать текст, видео, звук и так далее.

– Для визуализации различных макетов или планов местности современные строительные компании все чаще используют описываемую технологию. Создать трехмерную модель местности проще и дешевле, чем создать макет из картона и песка.

– Технология дополненной реальности является перспективным средством для создания пользовательских интерфейсов мобильных приложений, т.к. эта технология позволяет воспринимать информацию о положении и ориентации объектов на интуитивном уровне. За счет наложения дополнительной информации на изображение реального мира технология дополненной реальности реализует принципиально новый тип пользовательского интерфейса, который может реагировать на окружающую среду [6].

– Дополненная реальность находит свое применение и в образовании. Используя смартфоны или планшетные компьютеры, ученики могут увидеть наглядную демонстрацию операции, которую нельзя выполнить на листе бумаги, например, сечение трехмерной фигуры плоскостью [7].

1.2 Создание и развитие видеоинформационных систем дополненной реальности

1.2.1 Зарождение виртуальных технологий

Возникновение виртуальных технологий традиционно принято связывать с Мортонем Хейлигом – голливудским режиссером, который был приверженцем идеи о создании иммерсионной среды для зрителя, т.е. такой среды, которая создала бы эффект как можно более полного погружения в демонстрируемую реальность.

Со временем технологи начали исследовать возможность создания иммерсионных сред и в 1955 году Хейлиг описал свою работу над «кинематографом будущего», а в 1962 году он получил патент на изобретение, названное им «Sensorama». «Сегодня постоянно растёт спрос на методы обучения и тренировки людей таким способом, чтобы исключить риски и опасность реальных ситуаций», — говорится в том патенте. В нём описывалась виртуальная технология, в которой визуальные образы дополнялись движениями воздуха и вибрацией [8]. Запатентованное устройство представляло собой автоматизированное рабочее место, которое реагировало на присутствие человека во время погружения в кабинку с динамичным сиденьем, трехмерным изображением и стерео-звуковым окружением, могло дополнительно реагировать на изображение с сопровождением запахов и ветра. Sensorama демонстрировала зрителю поездку на мотоцикле по улицам Бруклина.

Следующая попытка создания устройства, которое позволило бы погружаться в иммерсионную среду, была предпринята в 1961 году. Это был секретный военный проект, в ходе реализации которого ученые создали устройство, названное «Headsight», состоявший из магнитной системы отслеживания положения головы пользователя, видеошлема с дисплеем и трансляционных камер. Изначальная цель проекта – создать аппарат, который позволил бы удаленно изучать какие-либо места, где лично побывать по какой-то причине было бы затруднительно или опасно [9].

В 1968 году компьютерный специалист и адъюнкт-профессор Гарварда Айван Сазерленд со своим студентом Бобом Спрауллом изобрели другое устройство, получившее название «Дамоклов меч». Это была первая система дополненной реальности на основе головного дисплея. Она была примитивна, а её вес был таким большим, что она подвешивалась к потолку. «Дамоклов меч» являлся частью системы ночного управления вертолетом компании Bell Helicopter и был оборудован датчиками поворота и наклона головы, что давало возможность взаимодействия с виртуальной интерактивной средой [10].

В 1981 году произошла первая попытка миниатюризации систем дополненной реальности. Стив Манн, известный как пионер носимых компьютеров, объединил шлем-камеру с видеоискателем и носимый рюкзак-компьютер, что позволяло производить наложение данных в реальном времени, получив, таким образом, первую носимую систему дополненной реальности.

В конце 1980-х годов инженер из Центра исследований НАСА Скот Фишер скомбинировал видеошлем и перчатки управления виртуальной реальностью, создав архетипический интерфейс [11].

1.2.2 Возникновение и развитие дополненной реальности

Сам термин «дополненная реальность» появился в 1990 году. Этот термин предложили два инженера исследовательской лаборатории корпорации Boeing: Том Коделл и Дэвид Майзелл, работавшие над проблемой оптимизации рабочего процесса сборщиков самолетов. Рабочим приходилось постоянно сверяться с чертежами, что замедляло темп выполнения работ. Так и родилась мысль оснастить сотрудников компании специальными устройствами, которые накладывали бы на видимую глазами область пространства виртуальные объекты, надписи и схемы, предоставляющие необходимую информацию в реальном времени. Таким образом, рабочие могли видеть, какой кабель в каком месте надо проложить, какие детали и как соединить. Это привело бы к экономии времени, требуемому для обращения к бумажным схемам, но развитие технологий на тот момент не позволило достигнуть приемлемой компактности и удобства использования, поэтому от идеи отказались.

Термин «дополненная реальность» обозначает один из видов смешанной реальности, в которой изображение реальных объектов дополнено виртуальными элементами. Обязательным условием дополненной реальности является то, что «соединение» реального и виртуального миров происходит в режиме реального времени.

В 1994 году профессор университета Торонто Пол Милгрэм и профессор университета Осаки Фумио Кишино описали континуум реальность-виртуальность (RV-continuum). Это пространство между реальностью и виртуальностью, где расположены дополненная реальность (ближе к реальности) и дополненная виртуальность, которая ближе виртуальности. Описываемый континуум изображен на рисунке 1.1.

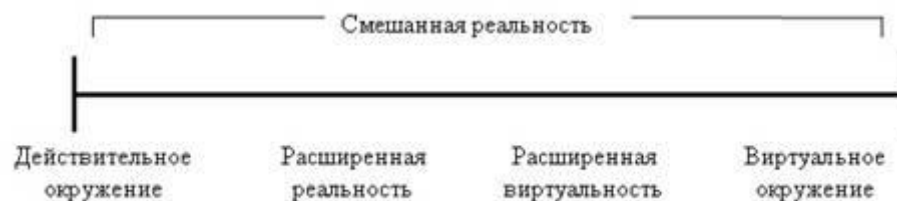


Рисунок 1.1 – Континуум реальность-виртуальность

Также Милгрэм и Кишино ввели термин «смешанная реальность», включающий в себя "...всё между крайностями виртуального континуума", где виртуальный континуум распространён от полной реальности до полностью виртуального окружения с дополненными реальностью и виртуальностью внутри [12].

Этот континуум состоит из двух осей Медиальной реальности концепта Манна, которая реализуется шлемами и носимыми компьютерами, и фотографическими системами, созданными им в 1970-х и начале 1980-х, вторая ось является медиальным континуумом, который включает, например, сниженную реальность, которая имплементирована в шлемах или очках, блокирующих рекламу или заменяющих её на полезную информацию (рисунок 1.2) [13 – 15].

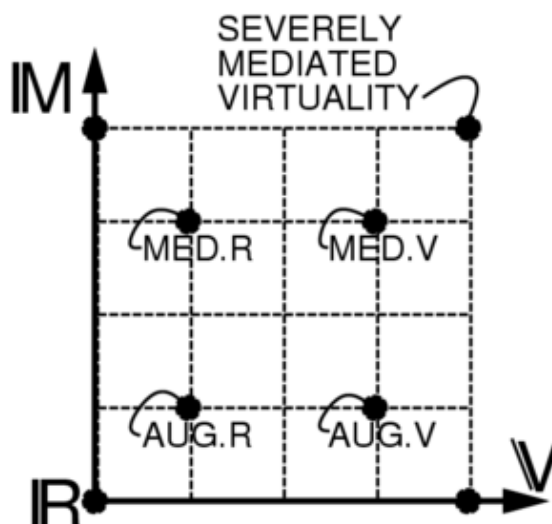


Рисунок 1.2 – Континуум медиальной реальности

На рисунке 1.2 изображена ось виртуальности (слева-направо) и ось медиальности (снизу-вверх) континуума опосредованной реальности. Здесь показаны четыре примера точек: дополненная реальность, дополненная виртуальность, опосредованная реальность, и опосредованная виртуальность на виртуальной и медиальной осях. Это включает, например, сниженную реальность (т.е. компьютеризированный шлем, который отфильтровывает или снижает отдельные части сцены).

1.2.3 Дополненная реальность в настоящее время

Впервые объединить виртуальные объекты и изображение с камеры удалось Хироказу Като в 1999 году, который создал специальную библиотеку программного обеспечения с открытым исходным кодом ArToolKit [16]. Именно с этого момента технология дополненной реальности получила массовое распространение. В 2005 году была выпущена версия библиотеки для смартфонов под управлением операционной системы Symbian (она не получила широкого распространения, т.к. приложения, созданные с её помощью, демонстрировали низкую производительность), в 2008 году для iOS и, наконец, для Android в 2010.

В 2008 году уровень развития технологий достиг такого уровня, что вычислительные мощности смартфонов смогли обеспечить взаимодействие с

реальными объектами в режиме реального времени. После этого стали возникать общедоступные мобильные приложения с использованием технологии дополненной реальности и как следствие – повсеместное распространение технологии. Использование смартфонов как аппаратной платформы для систем дополненной реальности позволяет существенно сократить стоимость разработки подобных систем, так как не приходится разрабатывать уже существующую аппаратную часть.

В 2012 году компания Google представила очки «Google Glass», которые используют дополненную реальность для вывода информации поверх изображения реального мира.

1.3 Классификация существующих систем дополненной реальности

Человек получает представление об окружающем пространстве с помощью большого набора органов чувств. Системы дополненной реальности, осуществляя эффект погружения в иммерсионную среду, создают сигнал для одного или нескольких таких органов. Таким образом, по типу передаваемой человеку информации системы дополненной реальности классифицируют на следующие.

1. Визуальные. В их основе лежит зрительное восприятие человека. Задача таких систем – создать изображение, которое будет использовано человеком. Поскольку изображение для человека является более информативным и понятным, такой вид систем является наиболее распространенным.

2. Аудио. Такие системы ориентированы на слуховое восприятие и используются в навигации [17]. Например, они выдают специальные сигналы, когда человек достигает определенного места. Возможно использование стереоскопического эффекта, позволяющего человеку идти в нужном направлении, ориентируясь на источник звука.

3. Аудиовизуальные. Это комбинация двух предыдущих типов, однако аудиоинформация в них имеет лишь вспомогательный характер.

Системы дополненной реальности нуждаются в информации, получаемой из окружающей среды, т.к. только на основе этих данных можно обеспечить

взаимодействие с реальными объектами. Каждая из таких систем обладает определенным набором устройств-приемников, позволяющих собирать информацию из окружающей среды: видеоряд, звуковые и электромагнитные колебания, ускорение, положение и ориентация устройства в пространстве и т.д. По типу приемников системы дополненной реальности классифицируются на следующие.

1. Геопозиционные. Ориентируются, прежде всего, на сигналы систем глобального географического позиционирования GPS или ГЛОНАСС. В дополнение к приемникам таких сигналов геопозиционные системы могут использовать магнитный компас, гироскоп и акселерометр для более точного определения положения и ориентации устройства в пространстве.

2. Оптические (видеоинформационные) системы обрабатывают видеоряд, полученный с камеры, и на основании анализа видеоряда дополняют изображение реального мира виртуальными объектами.

3. Комбинированные системы используют одновременно как оптические данные, так и данные геопозиционирования, что позволяет добиться высокой точности определения положения системы дополненной реальности в пространстве.

Оптические системы дополненной реальности можно разделить на способы получения информации о реальном мире. Согласно такому делению, системы можно разделить на следующие.

1. Маркерные. Эти системы исторически возникли первыми, т.к. являются самыми простыми в реализации, но в то же время и самыми примитивными. Маркерные системы дополненной реальности осуществляют поиск заранее заданных специальных маркерных изображений (рисунок 1.3) во входящем видеопотоке. Затем на основе информации о положении и ориентации маркеров система выполняет то или иное действие [18].

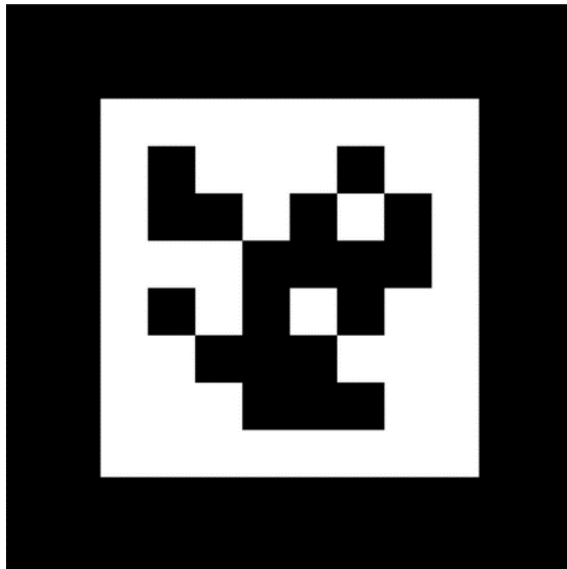


Рисунок 1.3 – Пример маркерного изображения

2. Безмаркерные. Такие системы реализуют более сложные алгоритмы обработки изображений, и для определения положения и ориентации в пространстве используют не специальные маркерные, а обычные изображения, которые обладают определенными достаточными характеристиками (рисунок 1.4). Важнейшей характеристикой в таких изображениях является количество уникальных контрастных областей [19].

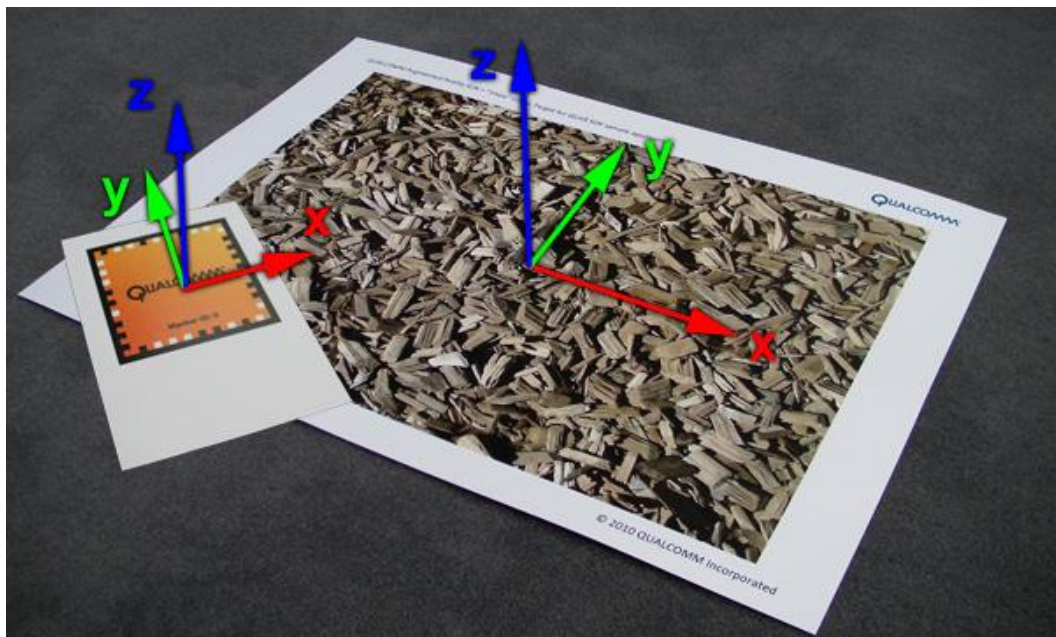


Рисунок 1.4 – Примеры изображений, используемых в безмаркерных системах дополненной реальности

3. Системы пространственного трекинга. Такие системы не нуждаются в специальных изображениях. Текущее положение в пространстве определяется в режиме реального времени на основе непрерывного анализа видеопотока, поступающего с видеокамеры [20].

Системы дополненной реальности можно различать по степени взаимодействия с пользователем. В некоторых системах пользователь играет пассивную роль, он лишь наблюдает за реакцией системы на изменения в окружающей среде. Другие же системы требуют активного вмешательства пользователя – он может управлять как работой самой системы для достижения результатов, так и изменять виртуальные объекты. По этому признаку системы делятся следующим образом.

1. Автономные. Они не требуют вмешательства пользователя. Задача таких систем сводится к предоставлению информации об объектах. Например, подобные системы могут анализировать объекты, находящиеся в поле зрения человека и выдавать справочную информацию о них. Также системы такого типа используются в медицине.

2. Интерактивные. Такие системы основаны на взаимодействии с пользователем, который получает ответ системы на различные действия. В подобных системах необходимо устройство ввода информации, и в качестве такого устройства может применяться сенсорный экран мобильного телефона, планшета или специальный манипулятор. Либо, как в случае с нашьлемными системами индикации, устройством ввода может являться подсистема, отслеживающая движение глаз. Выбор устройств ввода зависит от специфики системы. В случае простых действий с виртуальным объектом достаточно простого указывающего устройства. Если же необходима имитация каких-либо реальных процессов и выполнения сложных манипуляций с объектами, используются специальные манипуляторы, имеющие различное количество степеней свободы. Интерактивность систем дополненной реальности выражается в различной степени. Существуют системы, позволяющие пользователю активно изменять виртуальную среду. Обычно это системы-симуляторы каких-либо реальных

действий. Они применяются в случае, когда использование реальных объектов невозможно, например, специализированные медицинские тренажеры, позволяющие начинающим врачам отрабатывать необходимые навыки. Существуют другие системы, где пользователю не нужно изменять виртуальную среду. Вместо этого пользователь выбирает, какие виртуальные объекты он хочет увидеть. Пользователь также имеет возможность манипулировать виртуальными объектами, но не на уровне структуры, а на уровне отображения, т.е. применять, например, аффинные преобразования: поворот, перемещение и т.д. К данной группе можно отнести различные архитектурные системы, позволяющие увидеть, как впишется в реально существующую обстановку новое сооружение или его часть, а также навигационные и геоинформационные системы. Подобные системы могут показывать части объектов интереса, скрытые другими постройками, дополнительную информацию о выбранных объектах и т.д.

По степени мобильности системы дополненной реальности можно классифицировать следующим образом.

1. Стационарные. Системы этого типа предназначены для работы в фиксированном месте; перемещение таких систем означает частичную или полную приостановку их работоспособности.

2. Мобильные. Системы этого типа могут без труда перемещаться; зачастую такое перемещение и лежит в основе выполняемой ими функции. К ним относятся видеоинформационные системы дополненной реальности, работающие на смартфонах либо планшетных компьютерах, т.е. подавляющее большинство существующих систем. На рисунке 1.5 приведена фотография прототипа одной из первых мобильных систем дополненной реальности.



Рисунок 1.5 – Прототип одной из первых мобильных систем дополненной реальности

В системах дополненной реальности может использоваться автоматизированная информационная система, которая содержит информацию об объектах реального мира. Составные части такой системы классифицируются следующим образом.

1. Стационарная часть. Это может быть удаленный сервер с базой данных о реальных объектах и их местоположении.

2. Мобильная часть. Эта часть представляет собой носимое устройство, которое может включать в себя модуль геолокации (смартфон с GPS/ГЛОНАСС-приемником). Мобильная часть получает данные о своем местоположении и ориентации и отправляет эти данные на удаленный сервер, где они используются как условие выборки из базы данных. Затем удаленный сервер отправляет на мобильную часть информацию о реальных объектах, которые попадают в поле зрения пользователя. Такой подход может быть применен в навигаторах или геоинформационных системах [21].

Принадлежность к тому или иному типу определяется функциями системы. Так, симулятор хирургического стола не должен быть мобильным, поскольку его задача – воссоздать для человека специальные условия, максимально приближенных к реальным. В то же время навигационная система должна быть как можно более мобильной, чтобы она могла перемещаться вместе с транспортным

средством или человеком, не создавая дополнительных расходов на ее перемещение.

1.4 Современные задачи видеoinформационных систем дополненной реальности

Основная задача при реализации системы систем дополненной реальности – определить взаимное расположение особого «маркерного» изображения и наблюдающей камеры или изменение её положения в пространстве с помощью анализа видеоряда [21, 22].

В настоящее время многие мобильные устройства имеют встроенное аппаратное обеспечение для определения положения устройства в пространстве. К такому аппаратному обеспечению относятся гироскоп, акселерометр, магнитный компас. Используя информацию, полученную от указанного аппаратного обеспечения, можно определять положение и ориентацию мобильного устройства в пространстве в любой момент времени [23]. Таким образом, точность определения изменения положения геопозиционной системы дополненной реальности в пространстве ограничивается точностью геоприемников, гироскопов и прочего аппаратного обеспечения для определения положения в пространстве. Из этого следует вывод, что одной из задач технологии дополненной реальности является повышение точности геопозиционирования и определения ориентации в пространстве.

Для оптических систем дополненной реальности характерны другие сложности, заключающиеся в алгоритмах обработки изображений, а также в повышении качества обрабатываемых изображений. Кадр видеоряда, полученный с камеры, используемой в системе, может не обладать необходимой четкостью, условия окружающей среды также могут негативно сказаться на качестве полученного изображения. Задачи оптических систем дополненной реальности могут быть разделены на две категории: задачи улучшения аппаратной составляющей и задачи улучшения программного обеспечения. В общем виде

алгоритм определения изменения положения наблюдающей видеокамеры приведен в блок-схеме на рисунке 1.6.



Рисунок 1.6 – Блок-схема алгоритма определения изменения положения видеокамеры

Для решения данной задачи в каждом кадре видеоряда, поступающего с камеры, определяются особые точки изображения (локальные особенности). Особая точка изображения – это точка, окрестность которой можно отличить от окрестности любой другой точки изображения [24].

1.4.1 Задача определения локальных особенностей изображения

Локальная особенность изображения – это такая точка изображения, окрестность которой можно отличить от окрестности любой другой точки изображения. Отделение ложных особенностей от настоящих является одной из основных проблем при отслеживании движения камеры или при реконструкции трехмерной сцены. Усугубляется она тем, что надежно решить ее, работая только с одним изображением, невозможно. Необходимо устанавливать соответствие между особенностями нескольких изображений, а затем построить некоторую модель, которой эти соответствия будут удовлетворять наилучшим образом. Особые точки, соответствия которых не будут удовлетворять такой модели, будут

признаны ложными, или выбросами. Методы построения таких моделей в последнее десятилетие бурно развивались. Алгоритмы, о которых рассказывается далее, применимы для всех точечных особенностей изображений. Однако необходимо дополнительно отметить, что при слежении за ложной точечной особенностью изображения на разных кадрах последовательности ей будут соответствовать разные точки сцены. Для простоты в качестве окрестности точки изображения берется прямоугольное окно небольшого размера. Для сравнения таких прямоугольных окон могут использоваться различные меры на изображениях (например, кросскорреляция).

Большинство детекторов точечных особенностей работают сходным образом: для каждой точки изображения вычисляется некоторая функция от ее окрестности. Точки, в которых эта функция достигает локального максимума, очевидно, можно отличить от всех точек из некоторой ее окрестности. Существует обширный набор функций, которые можно использовать для обнаружения точечных особенностей. Чаще всего для задач отслеживания точек сцены применяются функции, находящие в изображении структуры, похожие на угол. Детекторы, использующие такие функции, называются детекторами углов. Именно они чаще всего применяются для решения задач отслеживания точечных особенностей сцены. Углы – особые точки, которые формируются из двух или более граней, и грани обычно определяют границу между различными объектами или частями одного и того же объекта [24]. Иначе говоря, угол – это точка, у которой в окрестности интенсивность изменяется относительно центра. Углы определяются по координатам и изменениям яркости окрестных точек изображения. Главное свойство углов заключается в том, что в области вокруг угла у градиента изображения преобладают два доминирующих направления, что делает их различимыми. Градиент – векторная величина, показывающая направление наискорейшего возрастания(убывания) функции интенсивности изображения. Так как изображение дискретно, то вектор градиента определяется через частные производные по оси X и Y через изменения интенсивностей соседних

точек изображения. Большинство методов рассматривают угловатость, зависящую от производной второго порядка, поэтому в общем методы чувствительны к шуму.

Существуют разные виды углов: L-, Y- (или T-), и X- связные (некоторые выделяют еще стреловидно связные углы) [24, 25]. Примеры различных видов углов приведены на рисунке 1.7.



Рисунок 1.7 – Различные виды углов

Существует три основных подхода к определению локальных особенностей изображения [26].

1. Основанные на интенсивности изображения: особые точки вычисляются напрямую из значений интенсивности пикселей изображения.

2. Использующие контуры изображения: методы извлекают контуры и ищут места с максимальным значением кривизны или делают аппроксимацию контуров и определяют пересечения. Такие методы чувствительны к окрестностям пересечений, поскольку извлечение часто может быть неправильным в тех местах, где пересекаются 3 или более краев.

3. На основе использования модели: используются модели с интенсивностью в качестве параметров, которые подстраиваются к изображениям-шаблонам до субпиксельной точности. Имеют ограниченное применение с особыми точками специальных видов (например, L-связными углами) и зависят от используемых шаблонов.

На практике для широкого применения наиболее распространены методы, основанные на интенсивности изображения [27].

1.4.2 Распространенные детекторы особых точек

Детектор Моравеца

Работа в исследовании привязки изображений с использованием особых точек началась детектора Моравеца [28]. Детектор Моравеца – самый простой из существующих. Автор рассматривает изменение яркости квадратного окна (обычно размера 3x3, 5x5, 7x7 пикселей) относительно интересующей точки при сдвиге окна W на 1 пиксель в восьми направлениях (горизонтальных, вертикальных и диагональных) [29]. Основными недостатками рассматриваемого детектора является отсутствие инвариантности к преобразованию поворота и возникновение ошибок детектирования при наличии большого количества диагональных ребер [30].

Детектор Харриса

Как показали исследования, наиболее оптимальным детектором L-связных углов является широко известный детектор Харриса (также его называют оператором Плессея или детектором Харриса и Стефенса) [31]. Харрис и Стефенс улучшили детектор Моравеца, введя анизотропию по всем направлениям, т.е. использовали производные яркости изображения для исследования изменений яркости по множеству направлений.

Для изображения $I(x, y)$ рассмотрим прямоугольную область $W(x-u, y-v)$, являющуюся окрестностью точки $C(x, y)$, где (x, y) – координаты центра окрестности W , u – сдвиг строка по горизонтали, v – сдвиг строка по вертикали. Обычно размер области W равен 5x5 пикселей, но он может зависеть и от размера изображения, следовательно в большинстве случаев $(u, v) \in [-2;2]$. Взвешенная сумма квадрата разностей между сдвинутой и исходной областью (т.е. изменение окрестности точки (x, y) при сдвиге на (u, v)) равна

$$E(x, y) = \sum_{(u,v) \in W} (I(x+u, y+v) - I(u, v))^2 \approx [x \quad y] \mathbf{M} \begin{bmatrix} x \\ y \end{bmatrix},$$

где \mathbf{M} – автокорреляционная матрица:

$$\mathbf{M} = \sum_{(u,v) \in W} \begin{pmatrix} I_x^2 & I_x I_y \\ I_x I_y & I_y^2 \end{pmatrix}, \quad (1.1)$$

а I_x и I_y – частные производные яркости по строке и столбцу, соответственно. Угол характеризуется большими изменениями функции $E(x,y)$ по всем возможным направлениям (x,y) , что эквивалентно большим по модулю собственным значениям матрицы \mathbf{M} , как показано на рисунке 1.8.

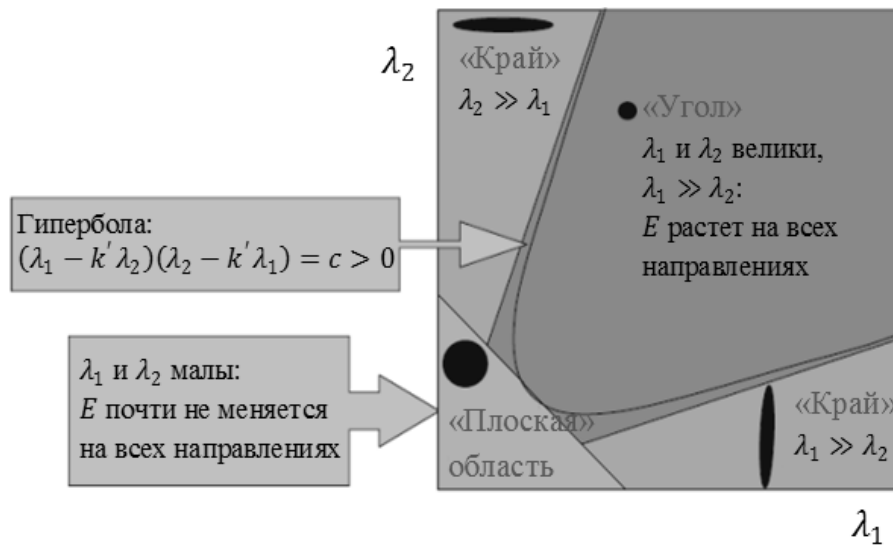


Рисунок 1.8 – Собственные числа матрицы \mathbf{M}

Поскольку непосредственный расчет собственных значений является трудоёмкой задачей, Харрисом и Стефеном была предложена мера отклика [31]

$$r = |\mathbf{M}| - k[\text{tr}(\mathbf{M})]^2, \quad (1.2)$$

где k – эмпирическая константа, $\text{tr}(\mathbf{M})$ – след матрицы. Точки, у которых значение r больше порогового, считаются особыми.

Детектор Харриса инвариантен к поворотам, частично инвариантен к аффинным изменениям интенсивности. К недостаткам стоит отнести чувствительность к шуму и зависимость детектора от масштаба изображения [32].

Детектор Shi-Tomasi

Данный детектор во многом совпадает с детектором Харриса, но различается в вычислении меры отклика: алгоритм напрямую вычисляет минимальное значение из собственных чисел автокорреляционной матрицы \mathbf{M} (1.1) $\min(\lambda_1, \lambda_2)$, вместо меры отклика (1.2) поскольку делается предположение, что поиск углов будет более стабильным [32, 33].

Детектор SUSAN

Алгоритм SUSAN (Smallest Univalued Segment Assimilation Nucleus) был предложен Смитом и Бреди [34]. Углы в этом алгоритме определяются сегментацией круговых окрестностей в схожие (оранжевые) и непохожие (синие) участки (рисунок 1.9). Углы находятся там, где относительная площадь схожих участков достигает локального минимума ниже определенного порога.

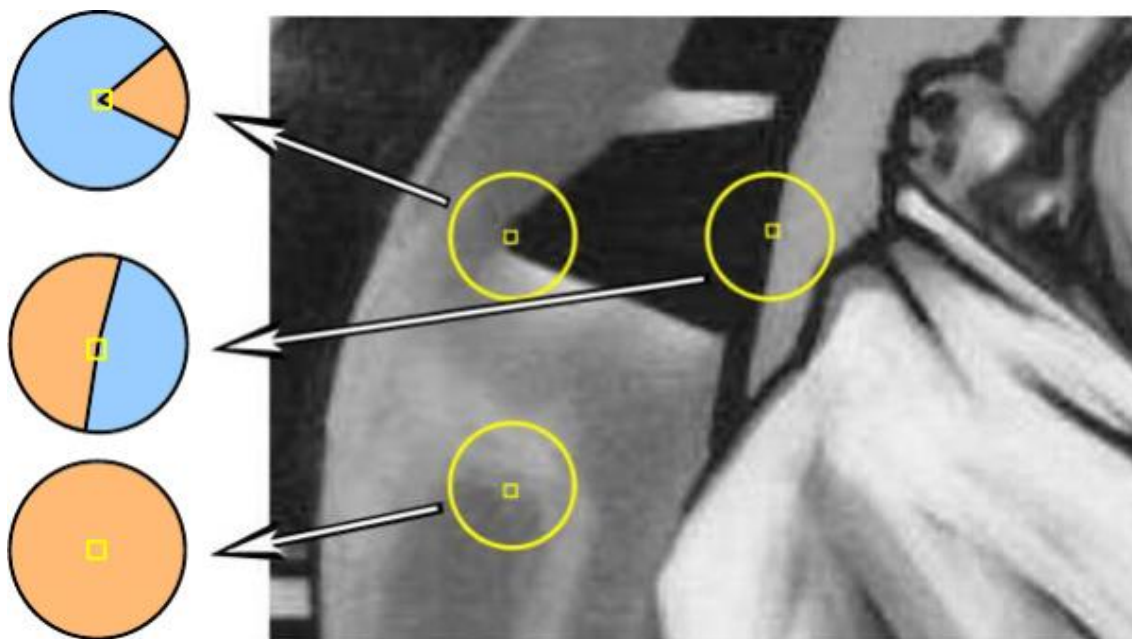


Рисунок 1.9 – Круговые окрестности

Алгоритм показывает хорошую точность ко всем видам углов, но неустойчив к размытию на изображениях [34].

Детектор FAST

Ростен и Драммонд опубликовали описание FAST (Features from Accelerated Segment Test). В алгоритме рассматривается окружность из 16 пикселей, которая выделяется алгоритмом Брезенхема вокруг точки-кандидата P (рисунок 1.10). Точка является угловой, если для текущей рассматриваемой точки P существует N смежных пикселей на окружности, интенсивности которых больше I_{P+t} или интенсивности всех меньше I_{P-t} , где I_P – интенсивность точки P , t – пороговая величина. Далее необходимо сравнить интенсивность в вертикальных и горизонтальных точках на окружности под номерами 1, 5, 9 и 13 с интенсивностью в точке P (для того, чтобы как можно быстрее отсеять ложные кандидаты). Если для трех из этих точек выполнится условие $I_{P_i} > I_{P+t}$ или $I_{P_i} < I_{P-t}$, $i = 1, \dots, 4$, то проводится полный тест для всех 16 точек. Эксперименты показали, что наименьшее значение N , при котором особые точки начинают стабильно обнаруживаться, равно $N = 9$ [35].

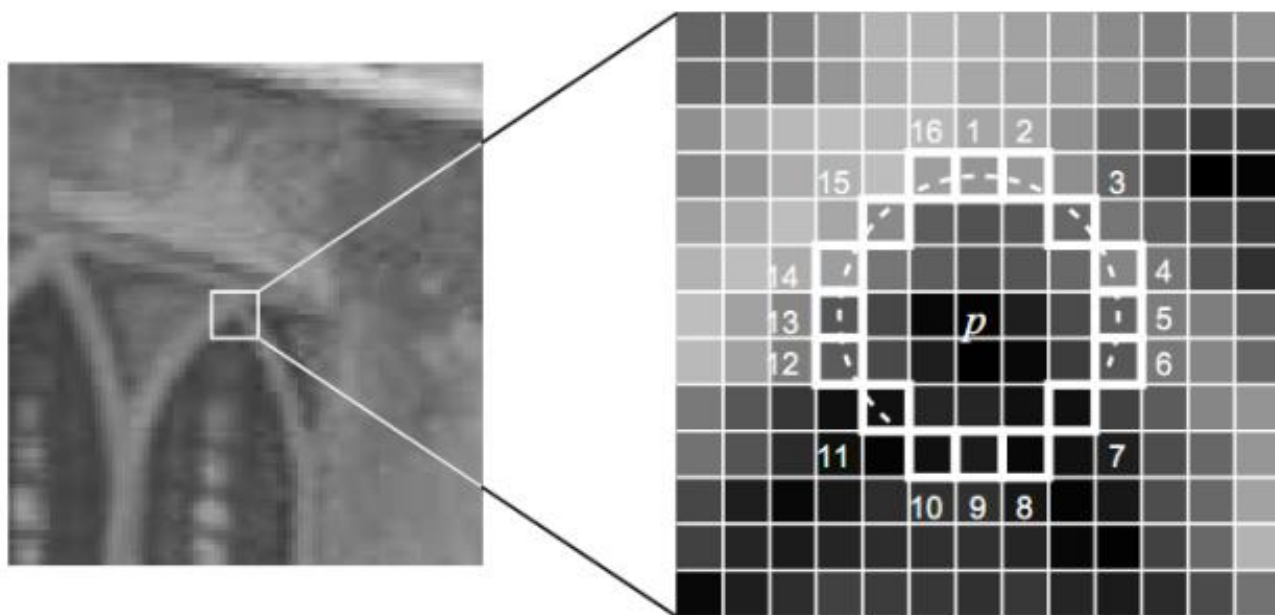


Рисунок 1.10 – Выделенная окружность в алгоритме FAST

Алгоритм имеет ряд недостатков, например, вблизи некоторой окрестности может обнаружиться несколько особых точек, и эффективность алгоритма зависит от порядка обработки изображения и распределения пикселей.

Сравнение распространенных детекторов особых точек

Ниже приведена сравнительная таблица (таблица 1.1) для описанных детекторов углов [26]. В качестве критериев сравнения были выбраны эффективность обнаружения, повторяемость, устойчивость к искажениям и скорость. Сравнение критериев проводилось по пятибалльной шкале (1 – очень плохо, 2 – плохо, 3 – удовлетворительно, 4 – хорошо, 5 – отлично).

Таблица 1.1 – Сравнение детекторов углов

Алгоритм	Эффективность обнаружения	Повторяемость	Устойчивость к искажениям	Скорость
Детектор Моравеца	3	3	3	4
Детектор Харриса	4	5 – аффинные преобразования, 3 – масштабирование	3	2
Детектор Shi-Tomasi	4	5 – аффинные преобразования, 3 – масштабирование	3	1
Детектор SUSAN	4	4 – масштабирование, 2 – аффинные преобразования	5	4
Детектор FAST	3	4	3	4

Как следует из таблицы, наиболее эффективны детектор Харриса и его вариация (детектор Shi-Tomasi) и SUSAN-детектор. С точки зрения повторяемости SUSAN-детектор показывает неудовлетворительные результаты из-за неустойчивости к аффинным преобразованиям, которые повсеместно встречаются

при рассмотрении кадров видеоряда. С точки зрения быстродействия детектор Shi-Tomasi проигрывает детектору Харриса при сходной эффективности.

На основе сравнения вышеописанных детекторов и с учетом описанных недостатков детектор Харриса видится как наиболее перспективный при реализации видеоинформационных систем дополненной реальности, но для эффективного использования указанного детектора требуется повысить его быстродействие.

1.4.3 Задача описания локальных особенностей изображения

Корреляционный метод, применяющийся в фотограмметрии для сравнения фрагментов изображений при малых геометрических искажениях, очень чувствителен к аффинным искажениям, повороту и масштабированию. Поэтому для описания локальных окрестностей характерных точек конструируются специальные дескрипторы, мало изменяющиеся при различных преобразованиях изображений.

Сформулирован следующий ряд требований к дескрипторам локальных особенностей изображения [36].

1. Инвариантность – дескрипторы одной и той же точки или области, лежащей на двух разных изображениях, не должны сильно отличаться.

2. Уникальность – дескрипторы двух разных особенностей изображения должны заметно отличаться друг от друга.

3. Устойчивость – дескриптор одной и той же точки не должен сильно изменяться при геометрических преобразованиях изображения.

В реальной ситуации дескрипторы не обладают всеми указанными свойствами одновременно, и приходится выбирать тот дескриптор, который наилучшим образом соответствует решаемой задаче. В простейшем случае дескрипторы вычисляются по круглой окрестности особой точки. Ее радиус либо фиксируется заранее, либо для каждой особой точки вычисляется динамически,

например, как величина, доставляющая максимум некоторой функции информативности, посчитанной по фрагменту изображения [37, 38].

1.4.4 Распространенные дескрипторы особых точек

В начале 2000-х годов стали развиваться непараметрические методы описания локальных особенностей, основанные на гистограммах различных свойств изображения, таких как яркость и её производные, кривизна, отклики изображения на воздействие наборами фильтров различной частоты и направленности.

Дескриптор SIFT

Наиболее популярным дескриптором на данный момент является дескриптор SIFT [39]. Этот дескриптор представляет собой гистограмму направлений градиентов изображения в окрестности особой точки. Окрестность локальной особенности изображения делится на четыре квадратных сектора. В каждом пикселе внутри каждого сектора вычисляется градиент изображения, его направление и модуль (рисунок 1.11). Затем модули градиентов умножаются на вес, экспоненциально убывающий с удалением от точки интереса. Это сделано для того, чтобы избежать резких изменений значения дескриптора при небольших изменениях положения окна, а также для того, чтобы градиенты, удаленные от центра дескриптора, вносили меньший вклад в его значение, поскольку градиенты на периферии окрестности точки интереса наименее устойчивы при геометрических преобразованиях изображения. По каждому сектору собирается гистограмма направлений градиентов, причем каждое вхождение взвешивается модулем градиента.

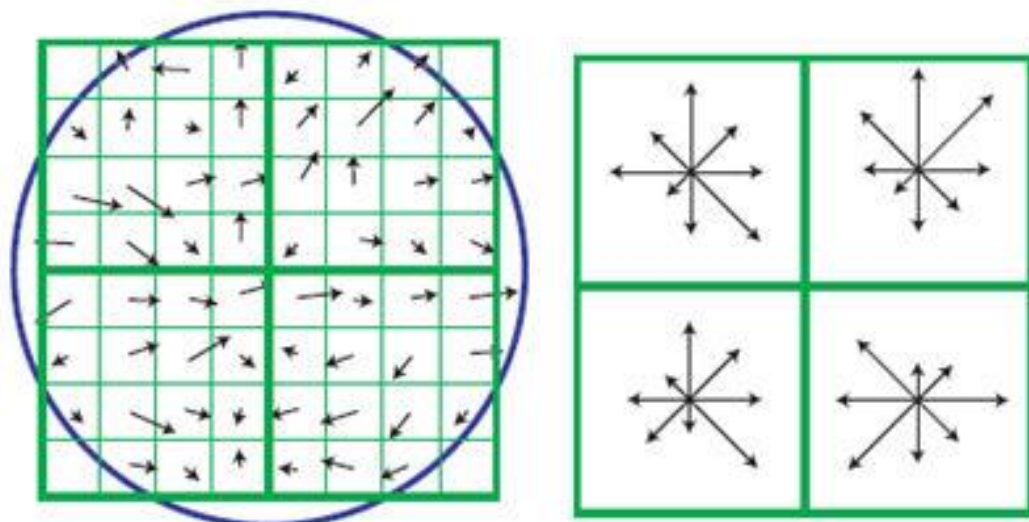


Рисунок 1.11 – Построение дескриптора SIFT

Дескриптор SIFT представляет собой вектор, полученный из значений всех элементов гистограмм направлений, и состоит из 128 компонент. Затем дескриптор нормируется, чтобы повысить его устойчивость к изменениям яркости. Дескриптор SIFT широко применяется в компьютерном зрении. На идее использования локальных гистограмм градиентов яркости изображения основано большинство современных дескрипторов. Отличия более новых дескрипторов состоят в использовании ячеек в форме круговых секторов и колец (например, дескрипторы GLOH и DAISY) [37, 40].

Дескриптор SURF

В 2008 был представлен ближайший конкурент SIFT-дескриптора, SURF-дескриптор [41]. Процедура построения SURF-дескриптора похожа на SIFT, но в ней используются не гистограммы взвешенных градиентов, а отклики исходного изображения на вейвлеты Хаара. На первом шаге получения дескриптора вокруг особой точки строится квадратная область, которую ориентируют по некоторому предпочтительному направлению. Затем область разделяется на квадратные секторы. В каждом из секторов в точках, принадлежащих регулярной сетке, вычисляются отклики на два вида вейвлетов Хаара – горизонтально и вертикально

направленные (рисунок 1.12). Отклики взвешиваются гауссианом, суммируются по каждому сектору, и образуют первую часть дескриптора.



Рисунок 1.12 – Вейвлеты Хаара и области вычисления

Вторая часть процедуры построения дескриптора состоит из построения гистограммы сумм модулей откликов, указывающих на структуру изображения. На рисунке 1.13 слева направо: однородная область, сильно анизотропная текстура, градиентная текстура. SURF-дескриптор имеет длину 64 числа. Как и SIFT, SURF-дескриптор инвариантен к аддитивному изменению яркости. Инвариантность к мультипликативному изменению яркости достигается путем нормировки дескриптора.

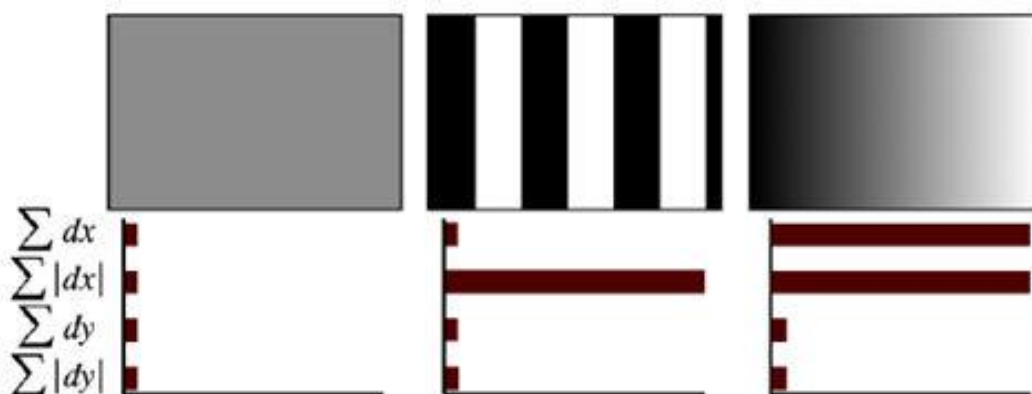


Рисунок 1.13 – Компоненты SURF-дескриптора

Среди алгоритмов выделения особых точек существует разделение на более математические обоснованные, но относительно медленные (детектор Харриса, детектор Shi-Tomasi) и более эвристические, но быстрые (SUSAN, FAST). То же

разделение применимо и к дескрипторам локальных особенностей изображения, только здесь в качестве разделяющего признака выступает компактность и простота вычисления дескриптора. Чем меньше длина дескриптора, тем меньше памяти требуется для его хранения, и меньше времени на сравнение его с другими.

1.5 Основные результаты главы

В данной главе проведен аналитический обзор литературы, дано определение термину дополненная реальность, приведена классификация систем дополненной реальности. Также были выделены основные задачи, решаемые при реализации таких систем и выделены основные сложности. Было произведено сравнение наиболее часто используемых детекторов и дескрипторов локальных особенностей изображения, выделены из слабые стороны и недостатки.

На основании вышесказанного формулируется цель диссертационной работы: повышение точности и быстродействия мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности (МВИС ДР).

Для достижения указанной цели необходимо решить следующие задачи.

1. Повысить быстродействие детекторов особых точек, применяемых в видеоинформационных системах дополненной реальности.

2. Разработать способ построения дескриптора локальной особенности изображения с субпиксельной точностью, обладающий минимальной длиной и не требующий значительных вычислительных ресурсов.

3. Экспериментально определить устойчивость предложенного дескриптора к различным искажениям, возникающим в МВИС ДР.

4. Предложить способ сравнения предложенных дескрипторов локальных особенностей изображения для мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности и оценить время, требуемое для сравнения дескрипторов.

2. ОПТИМИЗАЦИЯ ДЕТЕКТОРОВ ЛОКАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЯ, ОСНОВАННЫХ НА ПРИНЦИПЕ ВЫДЕЛЕНИЯ УГЛОВ

Видеоинформационные системы дополненной реальности (ВИС ДР) классифицируются по способу получения информации о реальном мире. Выделяют маркерные, безмаркерные системы, а также системы на основе пространственного трекинга.

Безмаркерные системы дополненной реальности, а также системы на основе пространственного трекинга используют два основных подхода к определению положения наблюдающей камеры в пространстве.

1. Метод выделения локальных особенностей изображения.
2. Метод сравнения текстур.

Метод выделения локальных особенностей изображения использует детекторы локальных особенностей, которые в основном построены на вычислительноёмких алгоритмах. Особенность мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности заключается в том, что, с одной стороны, такие системы обладают ограниченными вычислительными ресурсами, что вызвано стремлением минимизировать энергопотребление мобильного устройства в целом, а с другой стороны, видеоинформационные системы дополненной реальности должны работать в режиме реального времени [3]. Эти особенности накладывают ограничение на используемые алгоритмы и ужесточают предъявляемые к ним требования по быстродействию.

Данная глава посвящена оптимизации детекторов локальных особенностей изображения (ДЛОИ) для их последующего применения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.

2.1 Оптимизация детекторов локальных особенностей изображения по быстродействию с помощью яркостного предварительного детектора

В видеоинформационных системах дополненной реальности, использующих принцип пространственного трекинга, основная задача состоит в том, чтобы непрерывно определять изменение положения наблюдающей камеры в

пространстве [21]. Для решения этой задачи используется алгоритм, изображенный на рисунке 2.1.



Рисунок 2.1 – Блок-схема основного алгоритма ВИС ДР, использующих технологию пространственного трекинга

В каждом новом кадре определяются локальные особенности изображения, которые сопоставляются с особенностями, найденными в предыдущем кадре. Далее определяется изменение положения сопоставленных особых точек и на основе этой информации рассчитывается изменение положения наблюдающей камеры в пространстве.

Для выделения особых точек из видеопотока, поступающего с камеры, используются специальные алгоритмы – детекторы локальных особенностей изображения (ДЛОИ), которые обычно классифицируют по типу выделяемых особых точек. Наиболее широко распространены два типа особых точек: углы и окружности (блобы).

Угол – это особая точка, которая формируется из двух и более граней, грани обычно определяют границу между различными объектами или частями одного и того же объекта [24]. Основное свойство углов состоит в том, что в окрестности угла у градиента изображения преобладают два направления, что делает их различимыми. Градиент – векторная величина, показывающая направление наискорейшего возрастания функции интенсивности изображения $I(x,y)$. В зависимости от количества пересекаемых граней существуют разные виды углов, изображенные на рисунке 2.2: L-, Y- (или T-), и X-связные (некоторые выделяют еще стреловидно связные углы) [23].



Рисунок 2.2 – Различные виды углов

В мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности наибольшее распространение получили детекторы углов, которые обладают более высокой эффективностью в отличие от блоч-детекторов. Наряду с эффективностью важной характеристикой детектора является быстродействие. Так как ВИС ДР являются системами реального времени, то для приемлемого качества выводимого видеопотока необходимо, чтобы частота кадров не опускалась ниже порога в 25 кадров в секунду, что определяет верхнюю границу длительности обработки одного кадра видеопотока, а именно 40 мс [23].

Для повышения быстродействия детекторов углов предлагается использовать яркостный предварительный детектор особых точек (ЯПД ОТ). Принцип его действия заключается в выделении потенциальных особых точек из изображения и передачи их для дальнейшего анализа в детектор. Таким образом, для выделения особенностей будет проанализирован не весь кадр, а только те области, где возможно их нахождение. Блок-схема алгоритма работы предварительного детектора приведена на рисунке 2.3.



Рисунок 2.3 – Блок-схема основного алгоритма ЯПД ОТ

Для определения перепадов яркости строится матрица среднеквадратичной суммы частных производных яркости в пикселе

$$S_{x,y} = \sqrt{\left(\frac{dI}{dx}\right)^2 + \left(\frac{dI}{dy}\right)^2}, \quad (2.1)$$

где S – матрица среднеквадратичных сумм частных производных яркости изображения. После построения матрицы определяются максимальное и минимальное значения ее элементов и на их основе рассчитывается пороговое значение изменения яркости

$$d = S_{min} + \left(\frac{S_{max} - S_{min}}{k}\right), \quad (2.2)$$

где k – эмпирическая константа, значение которой обычно выбирается в диапазоне [1,4 ... 2]; S_{min} и S_{max} – минимальное и максимальное значение элемента матрицы S , соответственно. Потенциальной особой точкой $I_{x,y}$ считается такая точка изображения I с координатами (x,y) , для которой выполняется следующее условие:

$$S_{x,y} \geq d. \quad (2.3)$$

Отобранные потенциальные особые точки передаются для анализа в детектор особенностей изображения [42].

В литературе описано достаточно много различных детекторов углов: детекторы Моравеца, Sh-Tomasi, детектор Харриса, и др. Одним из главных недостатков многих алгоритмов является их высокая вычислительная сложность при не самой высокой точности [43]. Наиболее точные результаты детектирования особых точек показывает детектор Харриса, он же является наиболее часто используемым детектором локальных особенностей изображения в системах реального времени, поэтому было проведено исследование использования предварительного детектора совместно с детектором Харриса [42]. Для выделения локальных особенностей изображения детектор Харриса анализирует каждый пиксель изображения, а также пиксели в его окрестности [31]. Таким образом, для выделения детектором Харриса локальных особенностей изображения, имеющего размер N пикселей в высоту и M пикселей в ширину (при размере окрестности $P \times Q$ пикселей) потребуется $M \times N \times P \times Q$ итераций алгоритма. В предложенном яркостном предварительном детекторе каждый пиксель анализируется один раз, поэтому для предварительного выделения особых точек требуется $M \times N$ итераций алгоритма.

Таким образом, использование яркостного предварительного детектора позволяет с незначительными вычислительными затратами определить потенциальные особые точки изображения, которые впоследствии будут обработаны детекторами углов, требующих значительных вычислительных затрат.

2.2 Экспериментальное исследование эффективности использования яркостного предварительного детектора совместно с детектором Харриса

Для оценки эффективности применения предварительного детектора предлагаются следующие метрики.

1. Изменение длительности обработки кадра при использовании предварительного детектора.

2. Изменение количества найденных особых точек на изображении.

3. Изменение порогового значения отклика угла для набора точек, найденных детектором Харриса как без использования предварительного детектора особых точек, так и с его использованием. Мера отклика угла – безразмерная величина, оценивающая степень схожести окрестности точки на угол [44, 45].

Эмуляционный вычислительный эксперимент, описываемый далее, производился на компьютере с двухъядерным процессором AMD Athlon II P360 с тактовой частотой 2,3 ГГц.

2.2.1 Измерение влияния яркостного предварительного детектора на длительность обработки изображения

Для определения изменения длительности обработки кадра с использованием предварительного детектора было реализовано тестовое приложение, измеряющее длительность обработки кадра. Для каждого из представленных разрешений тестового изображения, приведенного на рисунке 2.4, проводилось 1000 измерений длительности обработки, после чего на основании полученных данных рассчитывалось математическое ожидание длительности обработки кадров, представленное в таблице 2.1 [46].



Рисунок 2.4 – Тестовое изображение

Таблица 2.1 – Длительность обработки тестового изображения

Разрешение тестового изображения, пиксели	320x240	640x480	768x576	800x600	1024x768
Математическое ожидание длительности обработки без предварительного детектора, мс	1386	5681	7839	8439	14006
Дисперсия длительности обработки без предварительного детектора, мс	102	418	520	589	827
Математическое ожидание длительности обработки с предварительным детектором, мс	6	24	35	36	70
Дисперсия длительности обработки с предварительным детектором, мс	3	4	5	6	13

На основании данных из таблицы 2.1 был построен график зависимости длительности обработки изображения от количества точек изображения, изображенный на рисунке 2.5. Полученная зависимость длительности выделения особых точек от количества пикселей для выбранного вычислителя является линейной и приближенно описывается формулой

$$t(N) = 9 \times 10^{-5} N,$$

где N – число пикселей.

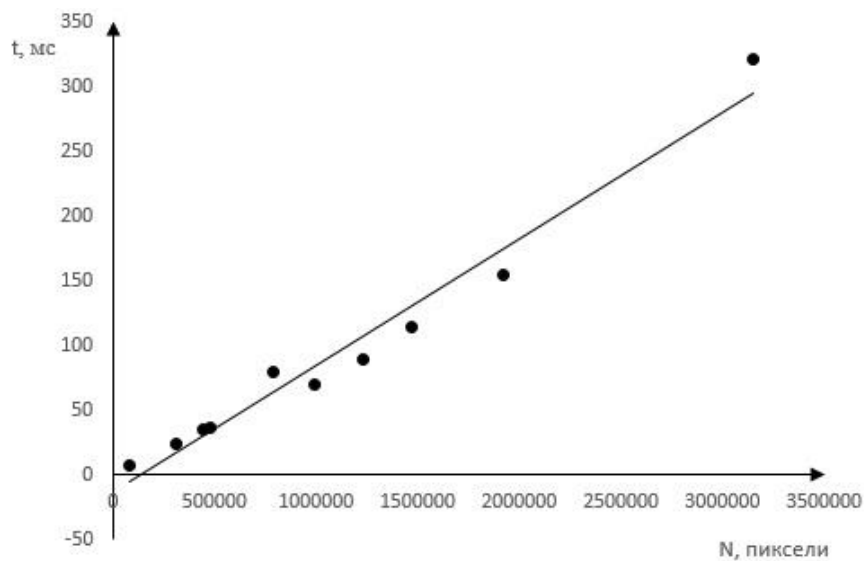


Рисунок 2.5 – Зависимость длительности обработки изображения от количества точек

Как следует из таблицы 2.1, при детектировании локальных особенностей тестового изображения детектором Харриса использование яркостного предварительного детектора позволило сократить длительность детектирования приблизительно в 220 раз.

Использование предварительного детектора существенно влияет на количество найденных особых точек. Детектор Харриса выделяет особые точки на основе значений отклика угла, в то время, как предварительный детектор использует перепады яркости изображения, которые характерны не только для углов, но и для прямых линий, а также выделяющихся точек [45, 46].

2.2.2 Измерение влияния яркостного предварительного детектора на количество выделенных особых точек изображения

Для измерения влияния предварительного детектора на количество найденных локальных особенностей изображения был произведен подсчет найденных на тестовом изображении особых точек детектором Харриса как с использованием яркостного предварительного детектора, так и без него. Результаты измерений приведены в таблице 2.2.

Таблица 2.2 – Количество найденных локальных особенностей

Разрешение тестового изображения, пиксели	Количество найденных локальных особенностей с использованием предварительного детектора	Количество найденных локальных особенностей без использования предварительного детектора
320x240	8	54
640x480	5	173
768x576	4	264
800x600	14	133
1024x768	6	12

Как видно из таблицы 2.2, использование яркостного предварительного детектора значительно сокращает количество выделенных особенностей изображения. Следует отметить, что все точки, выделенные с использованием предварительного детектора, входят в множество точек, которые были выделены без его использования.

Причина сокращения количества выделенных локальных особенностей заключается в том, что предварительный детектор отсекает углы с незначительно выраженным градиентом интенсивности изображения, оставляя только те, которые обладают перепадом яркости выше порогового значения (2.3).

2.2.3 Измерение влияния яркостного предварительного детектора на отклик угла выделенных локальных особенностей изображения

Измерение влияния использования яркостного предварительного детектора на отклик угла найденных особых точек проводилось нижеописанным образом. Были взяты копии тестового изображения в различных разрешениях, которые были проанализированы детектором Харриса с использованием яркостного предварительного детектора и без него. У полученных множеств выделенных особенностей изображения было измерено максимальное и минимальное значение отклика угла, затем на основе этих измерений было рассчитано пороговое значение отклика. Данные измерений приведены в таблице 2.3.

Таблица 2.3 – Значения отклика угла обнаруженных особых точек

Размер тестового изображения, пиксели	320x240	640x480	768x576	800x600	1024x768
Минимальное значение отклика угла без ЯПД	$6,48 \cdot 10^{-5}$	$2,5 \cdot 10^{-5}$	$2,13 \cdot 10^{-5}$	$1,88 \cdot 10^{-5}$	$1,25 \cdot 10^{-5}$
Максимальное значение отклика угла без ЯПД	9,44	8,33	8,32	9,445	12,26
Пороговое значение отклика угла без ЯПД	6,68	5,89	5,89	6,67	8,67
Минимальное значение отклика угла с ЯПД	0,289	0,12	0,08	0,122	0,038
Максимальное значение отклика угла с ЯПД	8,62	7,28	8,32	9,27	9,97
Пороговое значение отклика угла с ЯПД	6,18	5,19	5,91	6,59	7,07

Изменение порогового значения отклика угла связано с тем, что точки, имеющие максимальное значение отклика угла не были выделены предварительным детектором, т.к. значение перепада яркости не превысило пороговое значение. Таким образом, использование предварительного детектора существенно сокращает множество анализируемых точек изображения и несколько снижает их качество.

2.2.4 Результаты экспериментального исследования

В ходе эмуляционного вычислительного эксперимента получены данные, свидетельствующие о том, что использование яркостного предварительного детектора локальных особенностей изображения существенно сокращает время выделения локальных особенностей изображения, что позволяет использовать детекторы углов в видеоинформационных системах дополненной реальности, работающих в реальном времени. В то же время при использовании предварительного детектора значительно снижается количество выделяемых локальных особенностей. Для повышения количества выделяемых особенностей возможно применение различных фильтров шумов на этапе предварительного детектирования, а также снижение порогового значения яркости в предварительном детекторе с помощью численных методов [47-49]. Снижение меры отклика угла в выделенных локальных особенностях объясняется непопаданием некоторых локальных особенностей во множество точек, выделяемых предварительным детектором, что приводит к изменению порогового значения отклика угла.

2.3 Экспериментальное исследование искажений изображений на эффективность работы яркостного предварительного детектора особых точек

Рассмотрим влияние наиболее часто встречающихся искажений на предварительный детектор: нормально распределенного шума и размытия Гаусса. Для определения устойчивости алгоритма к влиянию искажений бралось эталонное

изображение, изображенное на рисунке 2.4, на которое накладывалось соответствующее искажение. Затем исходное и обработанное изображения обрабатывались предварительным детектором, что давало список выделенных потенциальных особых точек в каждом из изображений. В качестве критериев устойчивости были выделены две характеристики: количество и повторяемость (т.е. одинаковое выделение особых точек на исходном и обработанном изображении) обнаруженных особенностей [50].

Повторяемость рассчитывается как отношение числа совпавших особенностей к количеству особенностей у эталонного изображения и выражается в процентах. В эталонном изображении было обнаружено 148 потенциальных особенностей, размер эталонного изображения составляет 640x480 пикселей.

2.3.1 Исследование влияния нормально распределенного шума на яркостный предварительный детектор

В ходе эксперимента на эталонное изображение накладывался нормально распределенный шум со среднеквадратическим отклонением от $\sigma=0,03$ до $\sigma=0,3$ с шагом равным 0,03. Результаты измерений приведены в таблице 2.4.

Таблица 2.4 – Результаты анализа изображения с наложенным шумом

Среднеквадратическое отклонение	Доля совпавших особенностей, %	Количество совпавших особенностей	Общее количество найденных особенностей
0	100	148	148
0,03	36	54	107
0,06	20	31	138
0,09	11	17	372
0,12	1	2	30
0,15	4	7	587
0,18	4	7	841

Продолжение таблицы 2.4

0,21	4	7	1135
0,24	8	12	2241
0,27	5	8	4840
0,3	6	10	9057

График зависимости повторяемости от среднеквадратического отклонения распределения нормально распределенного шума представлен на рисунке 2.6.

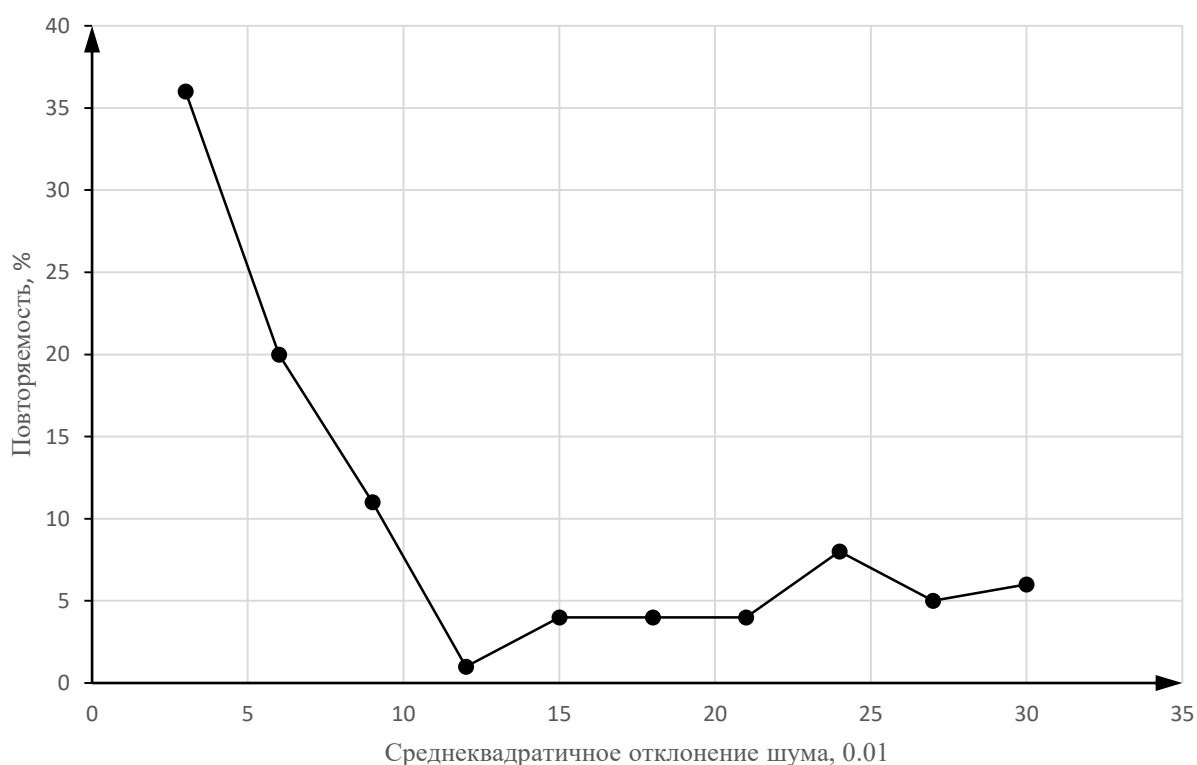


Рисунок 2.6 – Зависимость повторяемости от параметров шума

Из таблицы 2.4 видно, что при значениях среднеквадратического отклонения больших, чем 0,06, модифицированный детектор Харриса обладает повторяемостью менее 20%. Также при значениях отклонения больших чем 0,09 возникает большое число ложных срабатываний предварительного детектора, что приводит к увеличению длительности обработки кадра.

2.3.2 Исследование влияния размытия Гаусса на яркостный предварительный детектор

На эталонное изображение накладывалось Гауссово размытие с радиусом от 1 до 10 с шагом 1, после чего исходное и обработанное изображения обрабатывались модифицированным детектором Харриса с предварительным выделением особых точек, затем на основе полученных данных рассчитывалась повторяемость. Результаты измерений приведены в таблице 2.5.

Таблица 2.5 – Результаты анализа изображения с наложенным размытием Гаусса

Радиус размытия, пиксели	Доля совпавших особенностей, %	Количество совпавших особенностей	Общее количество найденных особенностей
0	100	148	148
1	56	83	382
2	47	71	785
3	41	61	1241
4	39	58	1423
5	36	54	1717
6	37	55	2171
7	33	49	2575
8	30	45	2506
9	33	49	3295
10	27	41	3104

График зависимости повторяемости от радиуса размытия Гаусса представлен на рисунке 2.7.

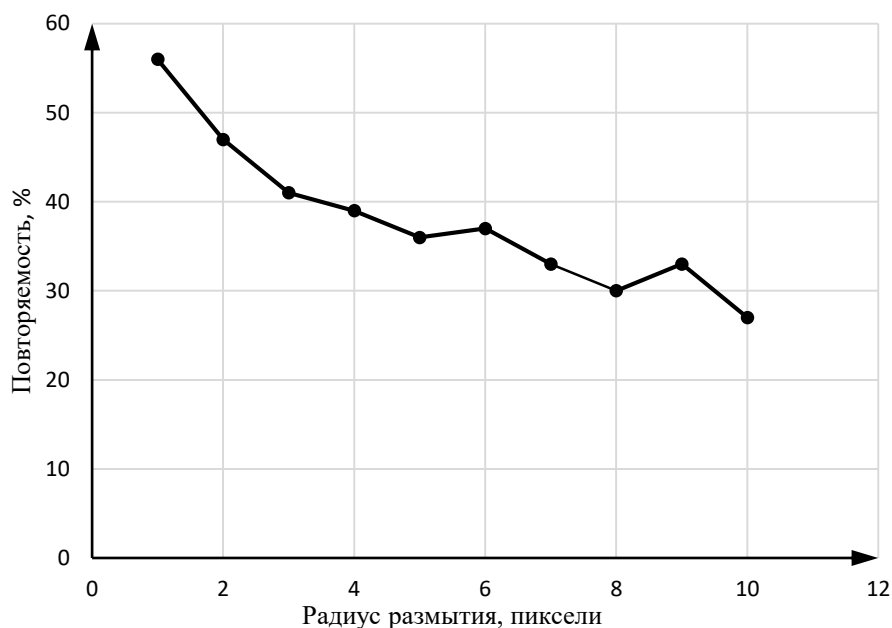


Рисунок 2.7 – Зависимость повторяемости от параметров размытия Гаусса

Яркий предварительный детектор локальных особенностей обладает достаточной повторяемостью при анализе изображений, подверженных размытию Гаусса. Предварительный детектор допускает большое число ложных срабатываний при увеличении радиуса размытия, что ведет к увеличению длительности обработки кадра.

2.3.3 Результаты экспериментального исследования

Предварительный детектор может применяться для анализа изображений, подверженных нормально распределенному шуму или размытию Гаусса. Тем не менее не рекомендуется использование предварительного детектора при среднеквадратичном отклонении шума большим, чем 0,09. При увеличении значения среднеквадратичного отклонения предварительный детектор выделяет особенности изображения, являющиеся шумом, увеличивая время анализа кадра. Размытие Гаусса менее выражено влияет на повторяемость выделяемых

особенностей, при увеличении радиуса размытия снижается повторяемость выделяемых особенностей.

2.4 Основные результаты главы

В разделе 2.1 предложен способ оптимизации по быстродействию детекторов углов для использования в видеоинформационных системах дополненной реальности, работающих в режиме реального времени, основанный на применении яркостного предварительного детектора локальных особенностей изображения [42].

В разделе 2.2 исследуется эффективность применения яркостного предварительного детектора совместно с детектором углов Харриса. Результаты эмуляционного вычислительного эксперимента показывают сокращение длительности детектирования локальных особенностей тестового изображения (в среднем – в 220 раз), сокращение количества выделяемых особенностей изображения и незначительное изменение порогового значения отклика угла [46].

В разделе 2.3 исследуется влияние распространенных искажений изображений на работу яркостного предварительного детектора. Установлено, что целесообразно применять предварительный детектор для анализа изображений, содержащих нормально распределенный шум, со среднеквадратическим отклонением не более 0,09 и изображений, подверженных размытию Гаусса [50].

В целом результаты исследований позволяют сделать вывод о практической применимости яркостного предварительного детектора в видеоинформационных системах дополненной реальности.

3. СПОСОБ ОПИСАНИЯ И СРАВНЕНИЯ ЛОКАЛЬНЫХ ОСОБЕННОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЯ ДЛЯ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ В ВИС ДР

Видеоинформационные системы дополненной реальности (ВИС ДР) построены по принципу непрерывного анализа поступающей информации об окружающем мире. Подавляющее большинство систем дополненной реальности использует для этого видеокамеру и на основании анализа входного видеопотока решает основную задачу таких систем: непрерывное определение изменения положения наблюдающей камеры или непрерывное определение взаимного расположения камеры и «маркерного» изображения [21].

Для решения этой задачи используют подход, основанный на выделении и дальнейшем сопоставлении локальных особенностей изображения. В 1992 году Haralick и Shapiro сформулировали требования, предъявляемые к особым точкам изображения [26].

1. *Отличимость* – особая точка должна явно выделяться на фоне и быть отличимой (уникальной) в своей окрестности.

2. *Инвариантность* – определение особой точки должно быть независимо к аффинным преобразованиям.

3. *Стабильность* – определение особой точки должно быть устойчиво к шумам и ошибкам.

4. *Уникальность* – кроме локальной отличимости, особая точка должна обладать глобальной уникальностью для улучшения различимости повторяющихся паттернов.

5. *Интерпретируемость* – особые точки должны определяться так, чтобы их можно было использовать для анализа соответствий и выявления интерпретируемой информации из изображения.

В 2006 году Tuytelaars и Mikolajczyk уточнили требования, предъявляемые к локальным особенностям [30].

1. *Повторяемость* – особая точка должна находиться в одном и том же месте сцены или объекта изображения, несмотря на изменения точки обзора и освещённости.

2. *Отличимость* – окрестности особых точек должны иметь большие отличия друг от друга, так, чтобы возможно было выделить и сопоставить особые точки.

3. *Локальность* – особая точка должна занимать небольшую область изображения, чтобы уменьшить вероятность чувствительности к геометрическим и фотометрическим искажениям между двумя изображениями, снятыми в различных точках обзора.

4. *Количество* – число обнаруженных особых точек должно быть достаточно большим, так, чтобы их хватило для обнаружения даже небольших объектов. Однако оптимальное количество особых точек зависит от предметной области. В идеале количество обнаруженных особых точек должно адаптивно определяться с использованием простого и интуитивного порога. Плотность расположения особых точек должна отражать информационное содержимое изображения, чтобы обеспечить его компактное представление.

5. *Точность* – обнаруженные особые точки должны точно локализовываться, как в исходном изображении, так и в изображении, взятом в другом масштабе.

6. *Эффективность* – время обнаружения особых точек на изображении должно быть допустимым в критичных по времени приложениях.

Если количество особых точек – требование, предъявляемое к алгоритму выделения локальных особенностей, то остальные требования применимы и к особенностям изображения в видеoinформационных системах дополненной реальности.

В данной главе описывается эффективный дескриптор локальных особенностей, обладающий субпиксельной точностью (прецизионностью), а также способ сравнения таких дескрипторов, являющийся устойчивым к аффинным преобразованиям и некоторым видам оптических искажений.

3.1 Эффективный дескриптор локальных особенностей изображения

3.1.1 Особенности сопоставления изображений в мобильных ВИС ДР

Наряду с требованиями, предъявляемыми к локальным особенностям изображения, описанным выше, специфика работы мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности (МВИС ДР) вносит свои дополнительные коррективы.

1. Так как системы дополненной реальности – это системы реального времени, то межкадровая разница изображений относительно небольшая и характеризуется малыми аффинными преобразованиями, что предъявляет дополнительные требования к устойчивости к ним [51].

2. Вычислительные ресурсы мобильных видеоинформационных систем сравнительно небольшие, а это означает, что построение дескриптора особых точек, а также алгоритмы их сопоставления не должны требовать значительных вычислительных затрат.

3.1.2 Определение координат локальной особенности изображения с субпиксельной точностью

Для построения дескриптора локальной особенности будем считать, что её координаты уже известны и в окрестности особенности присутствует перепад яркости (особая точка выделена яркостным детектором).

Для того чтобы достичь инвариантности к масштабированию изображения и повысить точность (прецизионность) измерения координат особой точки, воспользуемся алгоритмом измерения параметров малоразмерных объектов с использованием «сигнально-фоновой» окрестности [52]. Алгоритм использует следующий принцип: при измерении координат малоразмерных объектов (в нашем случае – особой точки) энергия объекта сосредоточена внутри центральной части окрестности, а на периферийной части значения пикселей определяются в основном фоном.

Для измерения координат особой точки P с координатами (p_x, p_y) с субпиксельной точностью представим прямоугольную окрестность особой точки в виде сигнальной (Sf) и фоновой (Sb) окрестностей (рисунок 3.1).

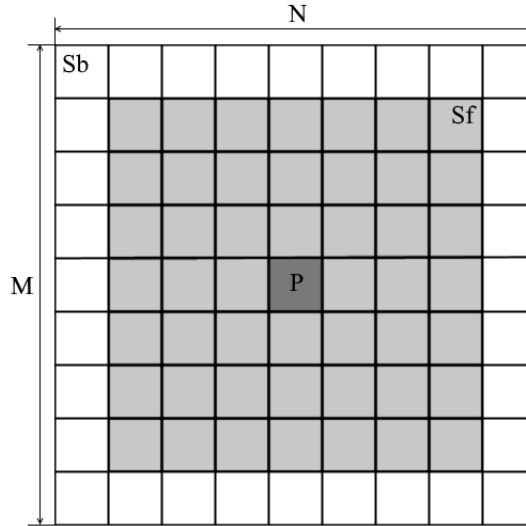


Рисунок 3.1 – Представление окрестности особенности изображения

Для измерения координаты особой точки по строке используется следующее выражение, описанное в [52]:

$$\Delta X = \frac{\sum_{(n,m) \in Sf} nB(n, m) - \sum_{(n,m) \in Sb} f(n, m)B(n, m)}{\sum_{(n,m) \in Sf} B(n, m) - \sum_{(n,m) \in Sb} v(n, m)B(n, m)}, \quad (3.1)$$

где Sf , Sb – области значений (n, m) , соответствующих сигнальной и периферийной частям окрестности соответственно; $f(n, m)$, $v(n, m)$ – весовые функции, вид которых выбирается из условия компенсации фоновой составляющей окрестности особой точки.

Для нахождения значений весовых функций $f(n, m)$ и $v(n, m)$ использовалась следующая модель сигнала:

$$B(n, m) = S(n, m) + Bg_0 + Bg_x n + Bg_y m, \quad (3.2)$$

где $S(n, m)$ – значение интенсивности пикселя в окрестности особой точки с координатами (n, m) ; Bg_0 , Bg_x , Bg_y – параметры сигнала от фона, представляющего

наклонную плоскость. После подстановки (3.2) в (3.1) и нахождения вида корректирующих функций из условия компенсации ошибок измерения, получаем

$$f(n, m) = \frac{C_f^*}{C_b^*} n, \quad v(n, m) = \frac{C_f}{C_b}, \quad (3.3)$$

где C_f^* , C_b^* , C_f , C_b – постоянные для заданной формы сигнальной и фоновой окрестностей, определяющиеся через выражения

$$C_f^* = \sum_{(n,m) \in Sf} n^2, \quad C_b^* = \sum_{(n,m) \in Sb} n^2,$$

$$C_f = \sum_{(n,m) \in Sf} 1, \quad C_b = \sum_{(n,m) \in Sb} 1.$$

Выражение для ΔY вычисляется аналогично. Таким образом, измеренная с субпиксельной точностью координата особой точки вычисляется согласно выражению

$$P = (p_x + \Delta X, p_y + \Delta Y). \quad (3.4)$$

Если измеренные координаты особой точки отстоят от центра окрестности более чем на половину пикселя, то такая особая точка считается ложной и в дальнейшем не учитывается.

3.1.3 Выделение вспомогательных точек и минимизация ошибок интерполяции

Для обеспечения инвариантности к повороту выделим i (на практике значение i выбирают равным 20) основных равномерно распределенных направлений изменения интенсивности изображения и охарактеризуем его на этих направлениях, для чего необходимо выделить опорные точки. Таким образом, циклическая частота направления изменения интенсивности равна

$$\omega = \frac{2\pi}{i}. \quad (3.5)$$

В описываемом дескрипторе для описания изменения интенсивности используется вторая производная интенсивности изображения, взятая по расстоянию между опорными точками, что позволяет добиться инвариантности к линейному изменению освещения

$$R_i = \frac{I'_{2,i} - I'_{1,i}}{l_2}, \quad (3.6)$$

где $I'_{2,i}$, $I'_{1,i}$ – производные интенсивности на втором и первом отрезке i -го направления изменения интенсивности; l_2 – расстояние между первой и второй опорными точками на рассматриваемом направлении (рисунок 3.2). Производные интенсивности рассчитываются по следующим формулам:

$$I'_{1,i} = \frac{S(a_{x,i}, a_{y,i}) - S(p_x, p_y)}{l_1}, \quad I'_{2,i} = \frac{S(b_{x,i}, b_{y,i}) - S(a_{x,i}, a_{y,i})}{l_2}, \quad (3.7)$$

где $S(x,y)$ – интенсивность изображения в точке с координатами (x,y) ; $(a_{x,i}, a_{y,i})$ и $(b_{x,i}, b_{y,i})$ – координаты первой и второй опорной точки по i -му направлению изменения интенсивности; (p_x, p_y) – координаты локальной особенности изображения, измеренные по формуле (3.4).

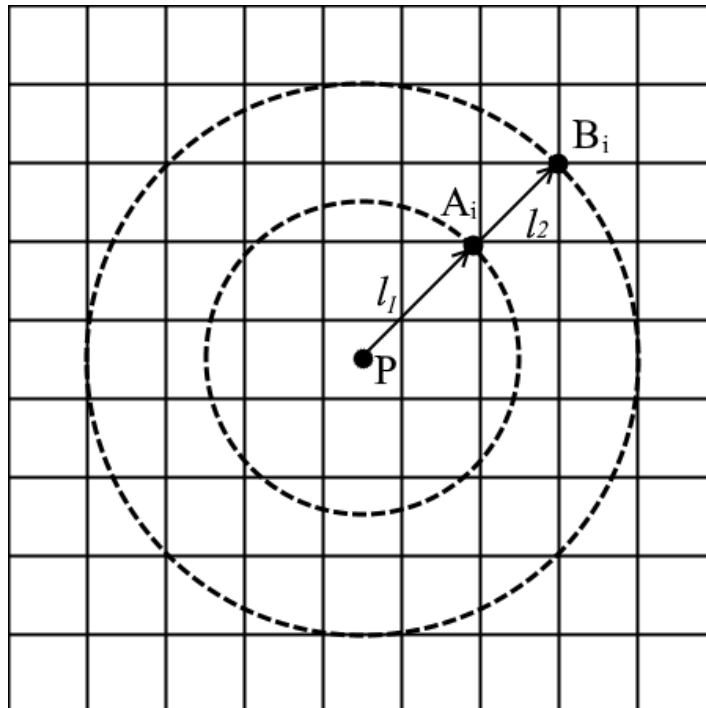


Рисунок 3.2 – Опорные точки для выбранного направления дескриптора

Координаты выбранных опорных точек дескриптора обладают нецелочисленными координатами, поэтому для определения интенсивности изображения в точке используется линейная интерполяция по четырем окружающим известным точкам изображения.

Расстояния l_1 и l_2 выбраны, с одной стороны, на основании минимизации ошибок интерполяции, а с другой – на основе равномерного описания окрестности особой точки.

Определим задачу минимизации ошибок интерполяции как задачу минимизации отклонения координат опорных точек дескриптора от координат изображения с известными значениями цвета (условно – центра пикселя). На рисунке 3.3 изображен участок раstra изображения с опорной точкой дескриптора P , обладающей нецелочисленными координатами, а также четыре окружающие точки раstra с целочисленными координатами (R_1, R_2, R_3, R_4). Отклонение координат от опорной точки определяется как длина наименьшего из векторов от точки P до соседней известной точки.

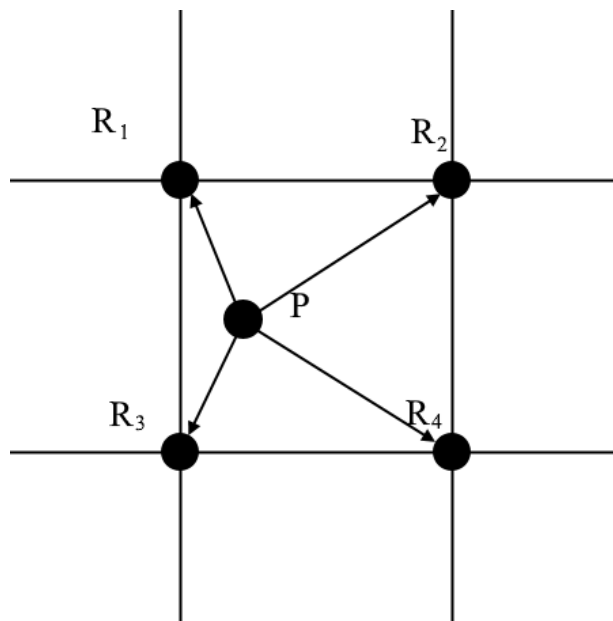


Рисунок 3.3 – Отклонение координат опорной точки

Тогда суммарное отклонение описывается формулой

$$e(l) = \sum_{i=1..20} \min(|\overline{P_i R_{i,1}}|, |\overline{P_i R_{i,2}}|, |\overline{P_i R_{i,3}}|, |\overline{P_i R_{i,4}}|). \quad (3.8)$$

Для точек, выбираемых по формуле

$$P_i = (l \cos(i\omega), l \sin(i\omega)), i = 1..20 \quad (3.9)$$

график зависимости суммарного отклонения координат опорных точек от радиуса l представлен на рисунке 3.4 и достигает локальных минимумов в точках

$$lc_1 = 2,118, \quad lc_2 = 3,174. \quad (3.10)$$

По выражению (3.10) значения l_1 и l_2 рассчитываются следующим образом:

$$l_1 = lc_1, \quad l_2 = lc_2 - lc_1. \quad (3.11)$$

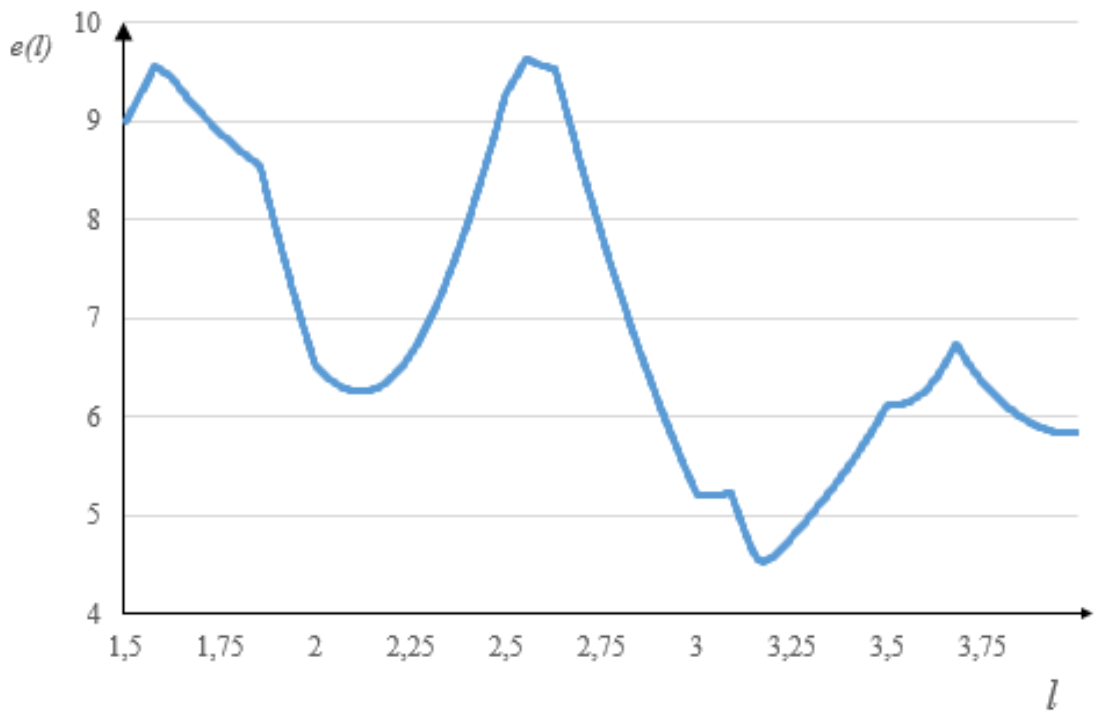


Рисунок 3.4 – График зависимости отклонения координат опорных точек

3.1.4 Построение вектора-дескриптора

Для построения вектора-дескриптора локальной особенности изображения подставим выражения (3.7) и (3.11) в (3.6) и рассчитаем значение для каждого направления изменения интенсивности изображения и представим полученные значения в виде вектора. Получится следующее выражение:

$$\bar{V}_i = \frac{l_1 \left(S(p_{2,i_x}, p_{2,i_y}) - S(p_{1,i_x}, p_{1,i_y}) \right) - l_2 \left(S(p_{1,i_x}, p_{1,i_y}) - S(p_x, p_y) \right)}{l_1 l_2^2}, \quad (3.12)$$

где (p_{1,i_x}, p_{1,i_y}) и (p_{2,i_x}, p_{2,i_y}) – координаты опорных точек, отстоящих от локальной особенности на l_1 и l_2 соответственно, рассчитываемые по выражению (3.9); (p_x, p_y) – координаты локальной особенности. На рисунке 3.5 представлена локальная особенность с окрестностью, на которой отмечены используемые опорные точки.

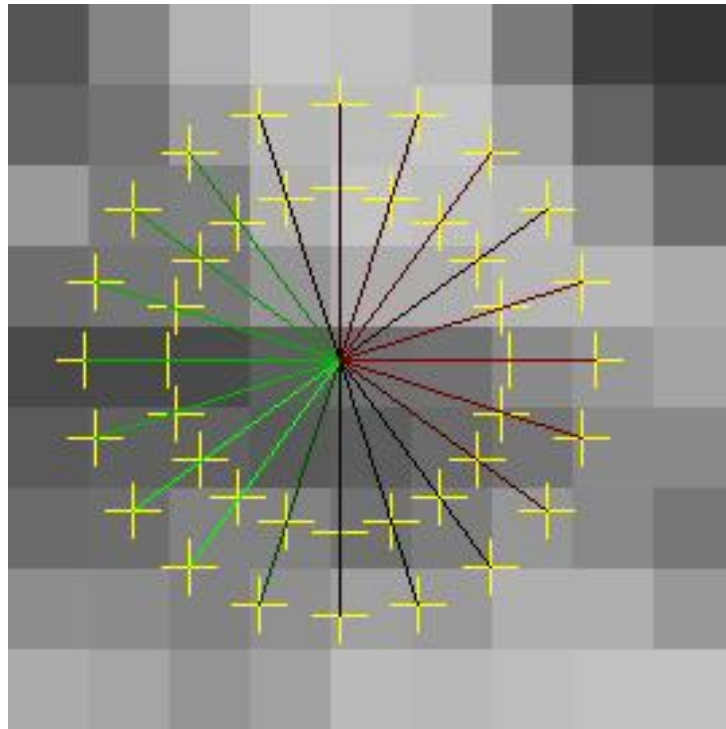


Рисунок 3.5 – Окрестность локальной особенности с отмеченными опорными точками

3.2 Способ сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения на основе кросскорреляционного анализа

Взаимная корреляционная функция (ВКФ) сигналов описывает как степень сходства формы двух сигналов, так и их взаимное расположение относительно друг друга по координате (независимой переменной) [53]. Если представить дескрипторы двух особых точек изображения в виде периодических дискретных сигналов, взаимное расположение которых будет определяться поворотом окрестности изображения, и применить к ним ВКФ, то результатом функции будет являться степень похожести дескрипторов и поворот окрестности изображения, при котором наблюдается максимальное соответствие сигналов [54].

Для определения степени схожести дескрипторов определим взаимную корреляционную функцию для двух периодических дискретных сигналов S и U с периодом t и сдвигом сигнала U относительно S на τ отсчетов назад

$$Cor_{SU}(\tau) = \sum_t S(t) * U(t - \tau). \quad (3.12)$$

Теперь составим вектор корреляции

$$\overline{V_{SU_\tau}} = Cor_{SU}(\tau), \tau \in [1 \dots i]. \quad (3.13)$$

Максимальный элемент вектора корреляции показывает степень похожести сигналов дескрипторов особых точек изображения, а соответствующий ему отсчет – поворот окрестности первого дескриптора относительно окрестности второго при достижении максимального подобия.

Для сравнения двух дескрипторов особых точек введем меру подобия – функцию взаимных корреляционных коэффициентов [53]:

$$\rho_{SU}(\tau) = \frac{C_{SU}(\tau)}{\sigma_S \sigma_U}, \quad (3.14)$$

где σ_S и σ_U – среднеквадратическое отклонение сигналов S и U соответственно, τ – отсчет при котором подобие сигналов максимально, а $C_{su}(\tau)$ – центрированное значение сигналов:

$$C_{SU}(\tau) = \sum_t (S(t) - \mu_S) * U(t - \tau), \quad (3.15)$$

где μ_S – среднее значение сигнала $S(t)$.

Для нормирования используем функцию автокорреляционных коэффициентов сигнала S

$$\rho_S = \frac{C_S(0)}{\sigma_S^2}. \quad (3.16)$$

Нормируя выражение (3.14) по (3.16), получаем коэффициент подобия

$$\rho = \frac{\rho_{SU}(\tau)}{\rho_S}, \quad (3.17)$$

область значений которого лежит в пределах $[-1 \dots 1]$, где значение -1 соответствует полной обратной корреляции, а значение 1 означает полное совпадение сигналов [53].

Для предложенного алгоритма сравнения было произведено измерение быстродействия на компьютере с двухъядерным процессором AMD Athlon II P360 с тактовой частотой 2,3 ГГц. Сравнивались 1000 сгенерированных случайным образом векторов-дескрипторов, измерена общая длительность процедуры сравнения, которая составила 21, 546 мс. Таким образом, средняя длительность процедуры сопоставления двух векторов-дескрипторов предложенным алгоритмом на выбранном вычислителе составляет приблизительно 21 мкс.

3.3 Исследование устойчивости к искажениям предложенного способа описания и сравнения локальных особенностей изображения

Для оценки применимости предложенного способа описания и сравнения локальных особенностей изображения в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности было произведено исследование устойчивости искажений, возникающих при эксплуатации систем дополненной реальности, на тестовом изображении, изображенном на рисунке 2.4. Были проведены оценки

влияния аффинных преобразований и оптических искажений на используемое тестовое изображение.

3.3.1 Оценка влияния аффинных преобразований

Для оценки влияния аффинных преобразований были сопоставлены исходное тестовое изображение и изображения, подвергнутые повороту (с шагом 3 градуса) и масштабированию (с шагом 5%). Для каждого сопоставления замерялось количество совпадающих дескрипторов и количество ложно совпадающих дескрипторов. Результаты представлены в таблицах 3.1 и 3.2.

Таблица 3.1 – Результаты сравнения повернутого изображения

Угол поворота, градусы	Количество совпавших дескрипторов	Количество ложно совпавших дескрипторов	Процент верно определенных совпадений
3	61	3	95
6	43	2	95
9	20	3	85
12	16	4	75
15	24	5	79

Таблица 3.2 – Результаты сравнения масштабированного изображения

Коэффициент увеличения	Количество совпавших дескрипторов	Количество ложно совпавших дескрипторов	Процент верно определенных совпадений
1,05	90	4	95
1,1	121	5	96
1,15	117	8	93
1,2	84	7	91
1,25	40	6	85

На рисунках 3.6 и 3.7 изображены соответствия, найденные на изображениях, подвергнувшихся повороту на 6 градусов и масштабированию в 1,15 раз соответственно.



Рисунок 3.6 – Найденные соответствия на повернутом изображении

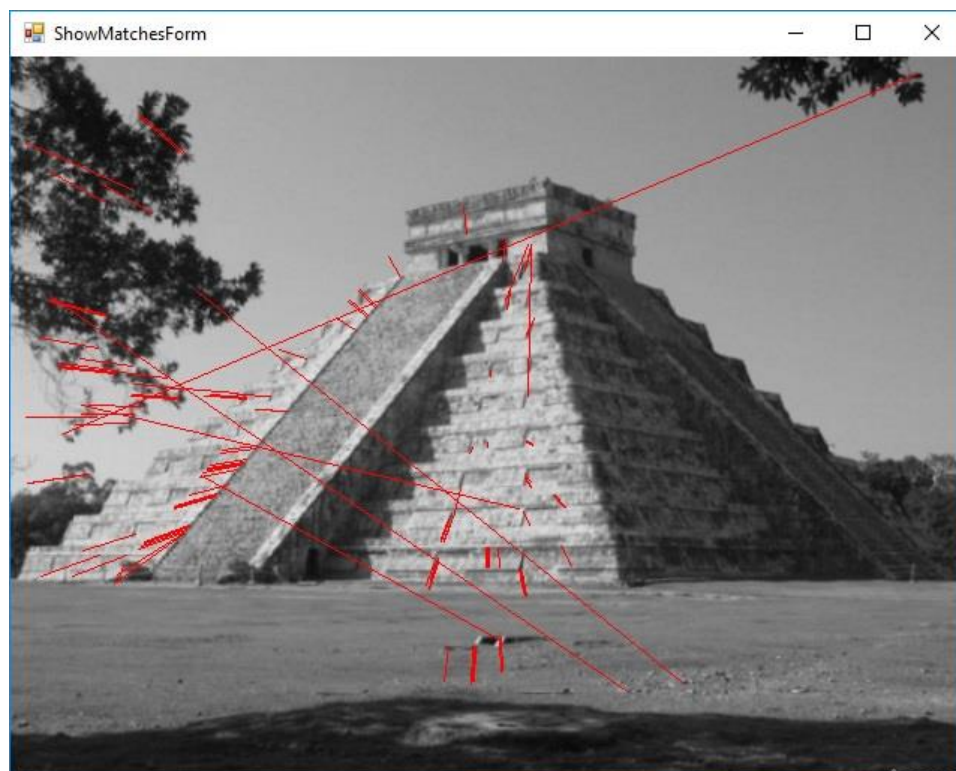


Рисунок 3.7 – Найденные соответствия на масштабированном изображении

Как видно из таблиц, предложенный дескриптор обладает достаточной инвариантностью к масштабированию и повороту изображения в небольших диапазонах, что позволяет использовать его в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.

3.3.2 Оценка влияния оптических искажений

Для оценки влияния оптических искажений были сопоставлены исходное тестовое изображение и изображения с наложенным нормально распределенным шумом и размытием Гаусса (с радиусом от 1 до 7 пикселей). Для каждого сопоставления замерялось количество совпадающих дескрипторов и количество ложно совпадающих дескрипторов. Результаты представлены в таблицах 3.3 и 3.4.

При наложенном нормально распределенном шуме с $\sigma > 0,03$ количество ложных сопоставлений оказалось слишком велико и дальнейшие измерения не проводились.

Таблица 3.3 – Результаты сравнения зашумленного изображения

Среднеквадратичное отклонение	Количество совпавших дескрипторов	Количество ложно совпавших дескрипторов	Процент верно определенных совпадений
0,03	194	10	95
0,06	175	130	25

Таблица 3.4 – Результаты сравнения размытого изображения

Радиус размытия	Количество совпавших дескрипторов	Количество ложно совпавших дескрипторов	Процент верно определенных совпадений
1	95	6	95
2	36	5	86
3	34	7	79
4	24	3	85
5	21	5	88
6	32	11	66
7	43	18	58

Как следует из данных, представленных в таблицах 3.3 и 3.4, предложенный способ описания и сопоставления особых точек применим только для слабозашумленных изображений. В то же время, способ продемонстрировал приемлемую устойчивость для размытых изображений с радиусом размытия не превышающим 5 пикселей.

При использовании в реальных системах изображения, сопоставляемые с помощью описанных в данной главе способов, должны проходить первичную обработку, оценивающую и уменьшающую имеющиеся на изображении шумы [46, 47]. В качестве такой обработки можно использовать масочную фильтрацию изображения [48].

3.4 Основные результаты главы

В разделе 3.1 предложен способ построения дескрипторов локальных особенностей изображения, основанный на описании распределения интенсивности изображения в их окрестности, который обладает субпиксельной точностью и устойчивостью к аффинным преобразованиям и распространенным видам искажений.

В разделе 3.2 описывается способ сопоставления дескрипторов, предложенных в разделе 3.1, основанный на кросскорреляционном анализе и приведен результат измерения быстродействия, которое составило 21 мкс на компьютере с двухъядерным процессором AMD Athlon II P360 с тактовой частотой 2,3 ГГц [54].

В разделе 3.3 описано исследование влияния аффинных преобразований и оптических искажений на эффективность сопоставления дескрипторов.

В целом исследования позволяют сделать вывод о практической применимости предложенного дескриптора и способа их сопоставления в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.

4. РАЗРАБОТКА ПРОГРАММНОГО ОБЕСПЕЧЕНИЯ ДЛЯ ИЗМЕРЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ИЗОБРАЖЕНИЯ

Проведение эксперимента состоит из двух этапов: измерение интересующих параметров изображений и запись полученных результатов. Под характеристиками изображения понимается совокупность выделенных локальных особенностей изображения и их окрестностей, параметры обработки изображения, а также некоторые характеристики процессов обработки изображения, например, длительность обработки.

Для обеспечения вышеуказанных этапов было разработано следующее программное обеспечение, на которое впоследствии получены свидетельства о государственной регистрации программы для ЭВМ [55-57]:

- детектор локальных особенностей изображения с предварительным выделением особых точек;
- анализатор производительности модулей обработки изображения;
- определитель изменения положения телевизионной камеры на основе анализа видеопотока.

Копии свидетельств представлены в приложении А. Результаты эмуляционного вычислительного эксперимента, полученные с помощью разработанного программного обеспечения, опубликованы в [42, 46, 50, 54].

Общая характеристика разработанного программного обеспечения

Разработанное программное обеспечение представляет собой набор программных модулей и предназначено для измерения характеристик изображения. Детальное описание разработанных модулей приведено в соответствующих разделах. Программное обеспечение обладает кроссплатформенностью, и было протестировано на компьютерах с различными процессорами компаний Intel и AMD под управлением операционных систем Microsoft Windows 10 Professional, Microsoft Windows 7 Professional, Ubuntu Linux 16.04, Slackware Linux 14.2. Описываемое ПО разработано на платформе .NET

Framework 4.5.1 с использованием языка программирования C#, что предъявляет следующие требования к операционным системам, под управлением которых будет производиться эксплуатация программных модулей:

- ОС семейства Microsoft Windows не ниже Windows XP с установленным .NET Framework 4.5.1;
- POSIX-совместимая ОС (Linux/Unix/FreeBSD и т.д.) с установленным пакетом Mono версии не ниже 4.0.

Описание разработанных модулей будет производиться с использованием UML-диаграмм (диаграмм классов и диаграмм вариантов использования) [58].

4.1 Модуль детектирования локальных особенностей изображения с предварительным выделением особых точек

Описываемый модуль содержит реализацию алгоритма, приведенного в главе 2, и служит для выделения особых точек изображения с помощью классического и модифицированного (путем применения яркостного предварительного детектора) детекторов Харриса.

Структура модуля в виде диаграммы классов приведена на рисунке 4.1.

Основной класс данного модуля – *Detector*, который содержит в себе реализацию алгоритма детектора Харриса, описанную в главе 1, и содержит конструктор класса со следующей сигнатурой:

Detector (Bitmap image, int frameSize, float threshold, bool useInternalThreshold=false).

Параметрами конструктора класса являются анализируемое изображение, размер окна детектирования, пороговое значение отклика угла и флаг использования внутреннего алгоритма расчета порогового значения отклика угла, приведенного в выражении (2.2).

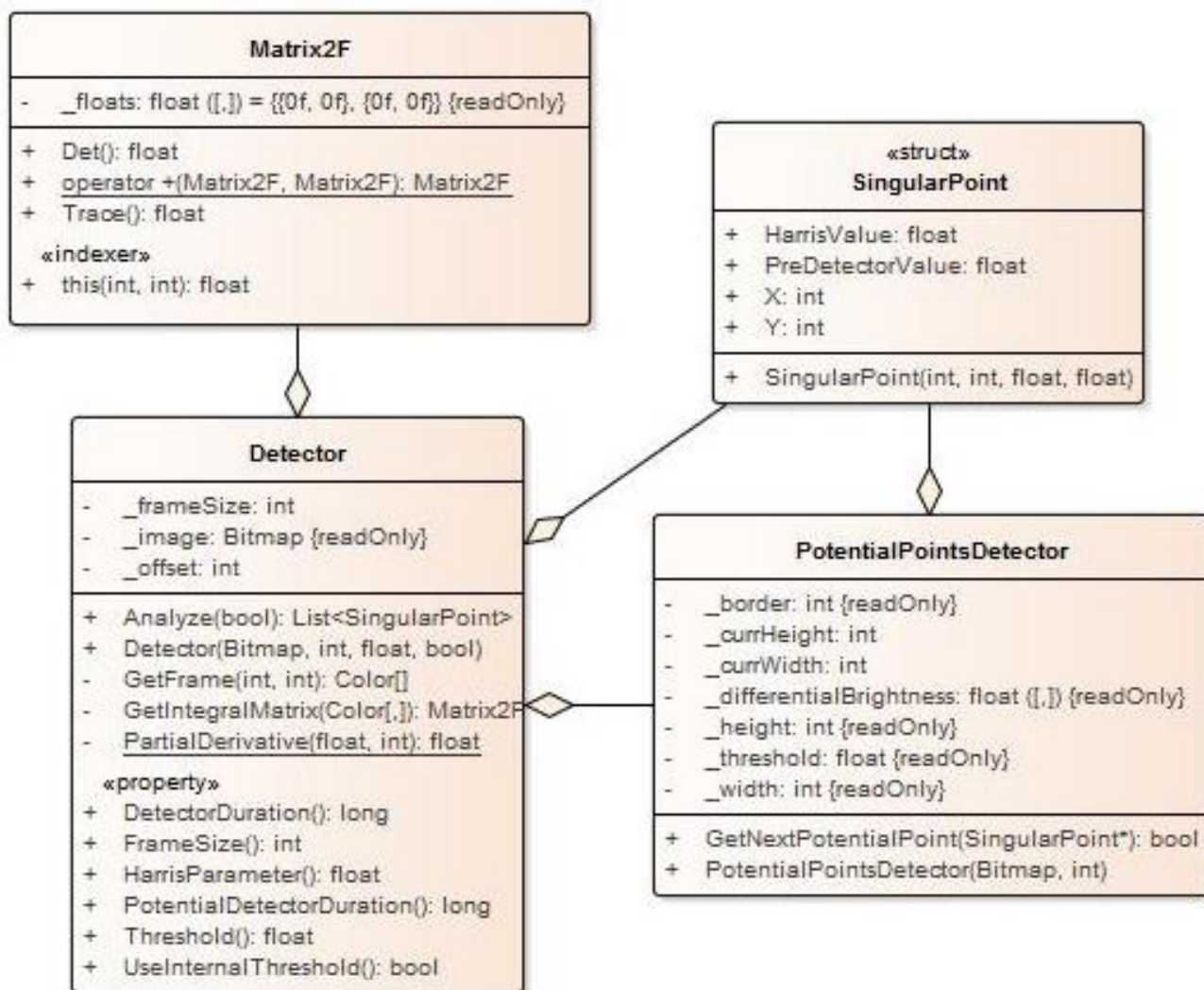


Рисунок 4.1 – UML-диаграмма классов модуля детектирования

Для получения списка особых точек используется метод:

```
public List<SingularPoint> Analyze(bool usePredetector),
```

принимающий в качестве единственного метода флаг необходимости использования предварительного детектора особых точек. В качестве возвращаемого значения используется список из особых сущностей – структур *SingularPoint*, которые хранят координаты, – значение отклика угла и значение предварительного детектора локальных особенностей. Блок-схема алгоритма данного метода приведена на рисунке 4.2.

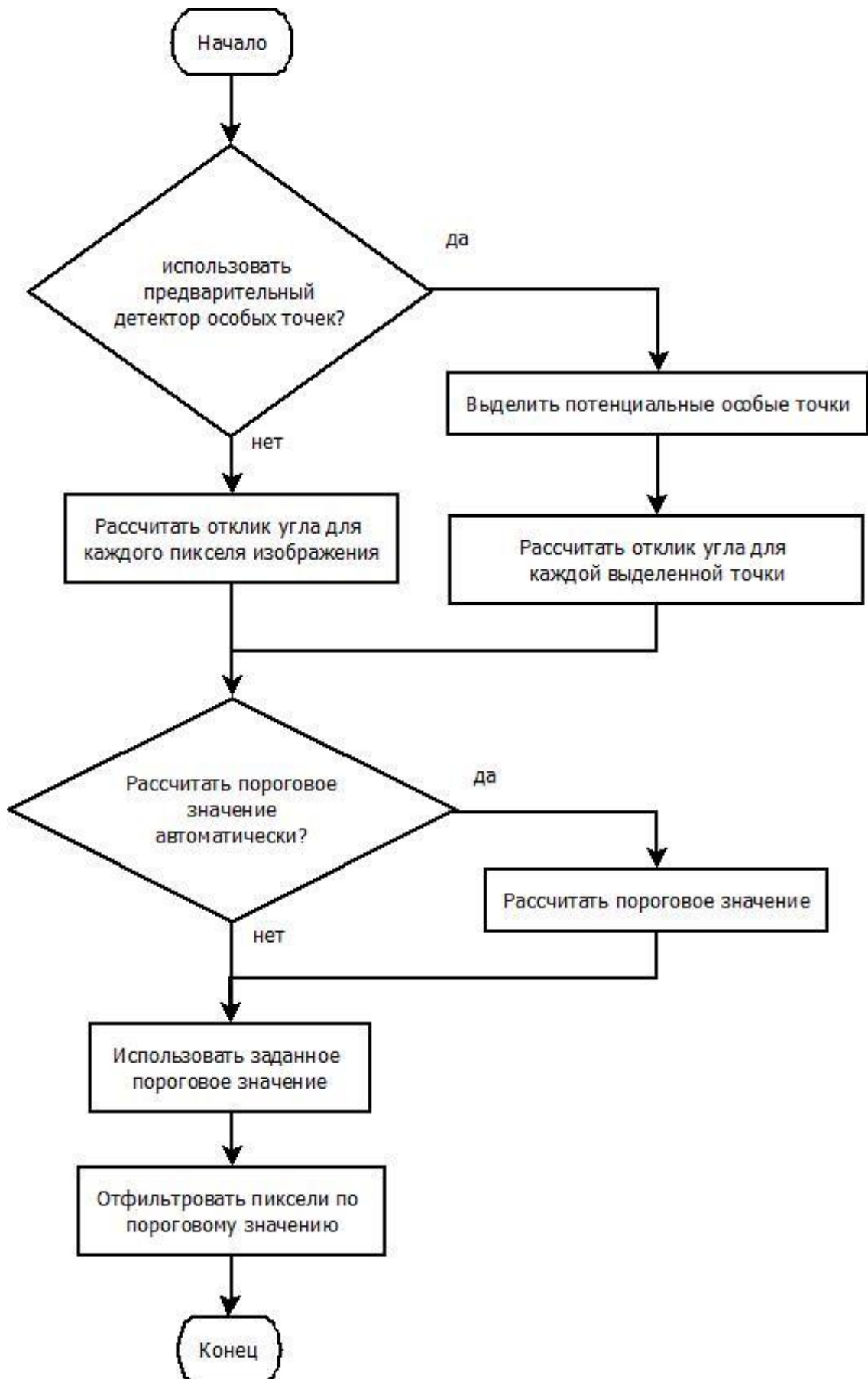


Рисунок 4.2 – Блок-схема алгоритма метода Analyze

Для матричных вычислений был создан класс *Matrix2F*, реализующий хранение значений матрицы с размером 2x2. Описываемый класс содержит следующие методы:

- метод *Det()*, рассчитывающий и возвращающий значение определителя матрицы;
- метод *Trace()*, который рассчитывает и возвращает значение следа (суммы элементов главной диагонали) матрицы.

Для предварительного выделения локальных особенностей изображения реализован класс *PotentialPointsDetector*. Для создания экземпляров этого класса используется конструктор:

PotentialPointsDetector(Bitmap image, int border),

принимающий в качестве аргументов анализируемое изображение и ширину области изображения в пикселях, которая будет исключена из анализа (рисунок 4.3).

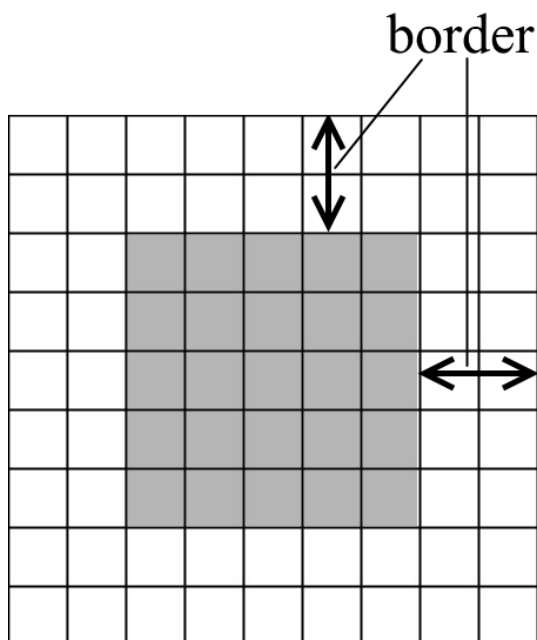


Рисунок 4.3 – Граница области, исключенной из анализа

4.2 Модуль анализа производительности подпрограмм обработки изображения

Для измерения длительности обработки изображения, а также количества и характеристик выделяемых особых точек модифицированным детектором Харриса был реализован модуль анализа производительности [59].

UML-диаграмма классов описываемого модуля приведена на рисунке 4.4.

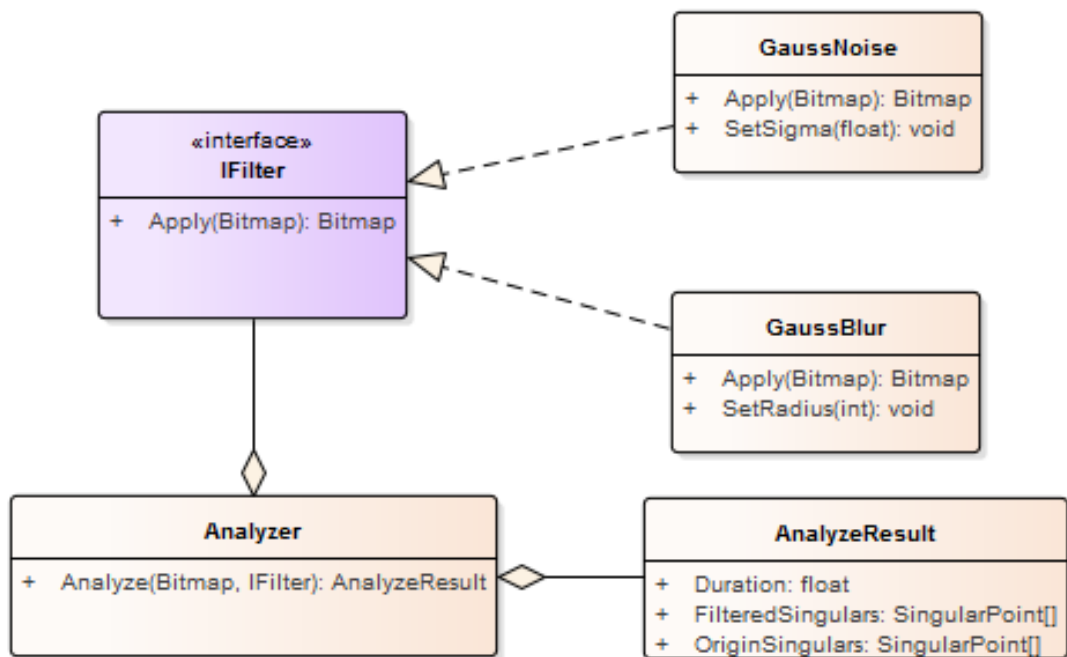


Рисунок 4.4 – UML-диаграмма классов модуля анализа производительности

Модуль содержит интерфейс *IFilter*, который реализуют фильтры изображений. *IFilter* описывает метод:

```
public Bitmap Apply(Bitmap src),
```

применяющий фильтр к изображению. Также в описываемом модуле существует два класса, реализующих наложение нормально распределенного шума на изображение (*GaussNoise*) и размытие Гаусса (*GaussBlur*).

Для анализа производительности используется класс *Analyzer* с методом:

```
public AnalyzeResult Analyze(Bitmap src, IFilter filter),
```

возвращающим экземпляр класса, описывающий результат анализа и содержащий длительность обработки изображения модулем, описанным в разделе 4.1; список

особых точек, выделенных на исходном изображении; список особых точек, выделенных на обработанном фильтром изображении.

4.3 Приложение для выделения локальных особенностей изображения

Для удобства эксплуатации модулей, описанных в разделах 4.1 и 4.2, было реализовано приложение с графическим интерфейсом пользователя, которое позволяет производить анализ изображения.

На рисунке 4.5 приведена UML-диаграмма вариантов использования разработанного приложения.

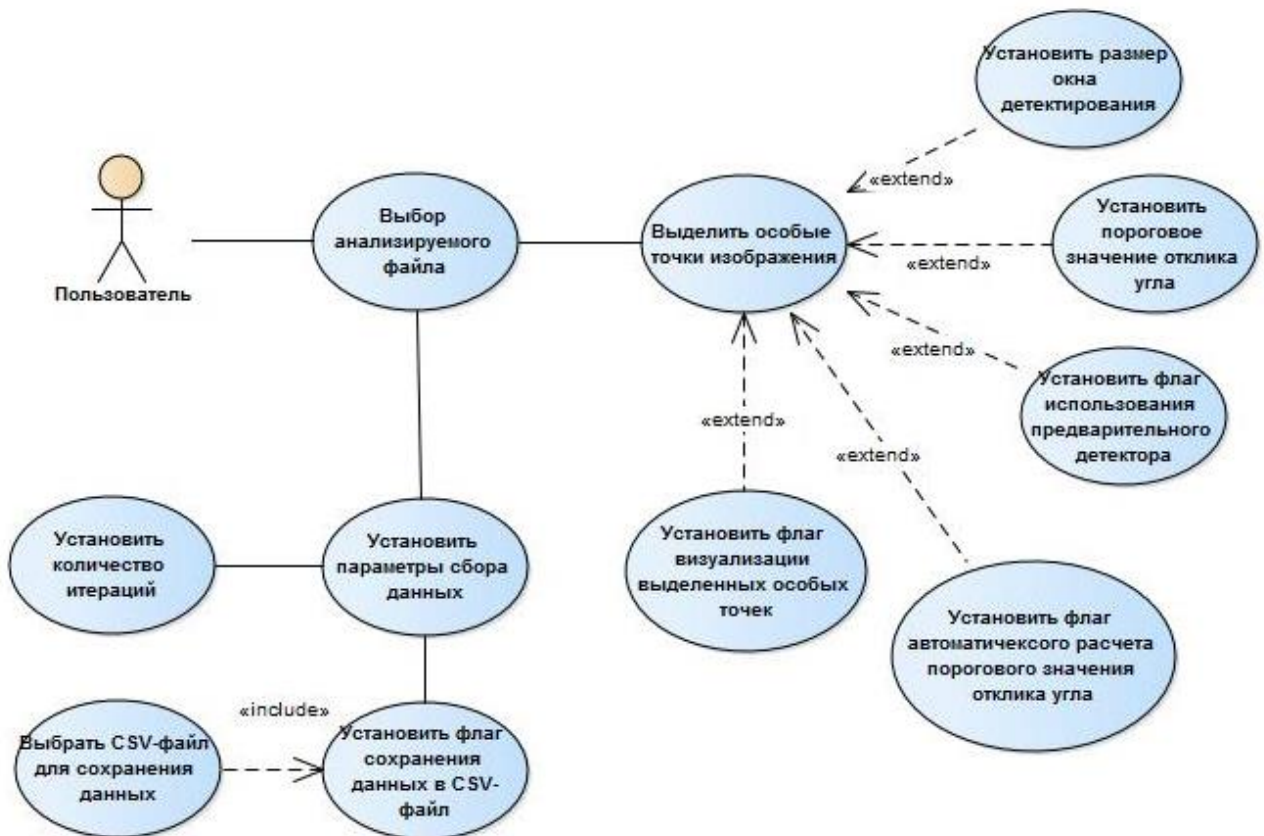


Рисунок 4.5 – Диаграмма вариантов использования приложения для анализа изображений

На рисунке 4.6 приведено изображение главного окна разработанного приложения.

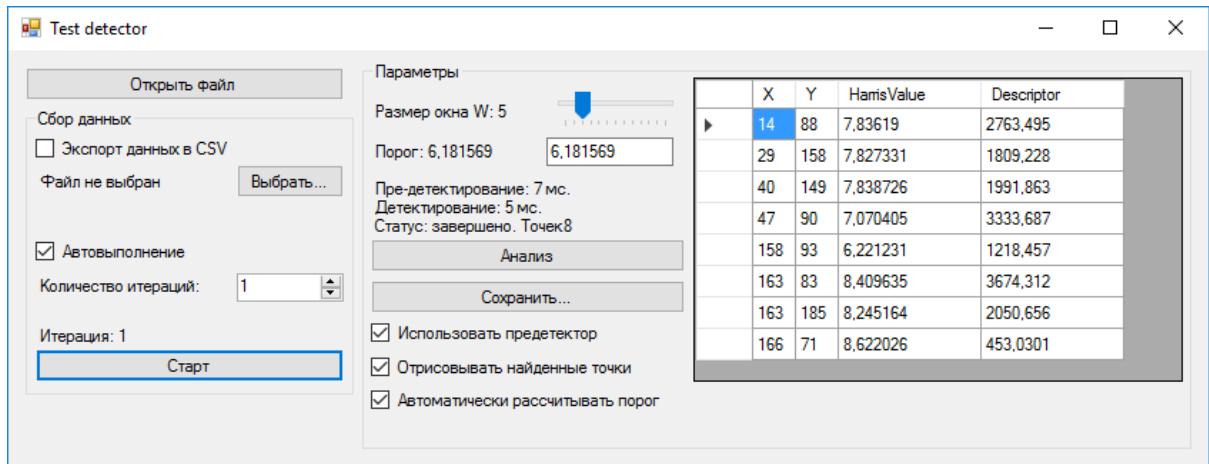


Рисунок 4.6 – Главное окно приложения

После выбора изображения с помощью кнопки «Открыть файл» следует установить параметры сбора данных и анализа изображения, после чего нажать на кнопку «Анализ». Если установлен флаг «Отрисовывать найденные точки», то после завершения процесса выделения особых точек будет показано окно с выбранным изображением и отмеченными особыми точками (рисунок 4.7).



Рисунок 4.7 – Окно показа выделенных особых точек

Также после завершения анализа изображения пользователю будет выведено значение длительности предварительного выделения особых точек и длительности обработки изображения детектором Харриса; количество выделенных особых точек; используемое пороговое значение; а также будет выведен список координат выделенных особых точек и значение отклика угла, соответствующее им.

4.4 Модуль описания и сравнения локальных особенностей изображений

Для реализации алгоритма описания и сопоставления локальных особенностей изображения, предложенных в разделах 3.1 и 3.2 соответственно, был создан специальный программный модуль. На рисунке 4.8 приведена UML-диаграмма классов разработанного модуля.

Основной класс, описывающий изображение в данном модуле, – класс *IntensivityImage*. Он представляет изображение в виде двумерного массива значений яркости изображения и обладает конструкторами:

```
public IntensivityImage(Bitmap src),  
public IntensivityImage (int width, int height),
```

позволяющими создавать экземпляры указанного класса из существующего изображения, описываемого стандартным классом *Bitmap*, или создавать экземпляры с указанной шириной и высотой, и массивом значений яркости *_intensivity*, заполненным значениями по умолчанию (нулями).

Класс *IntensivityImageBuilder* предназначен для создания экземпляров класса *IntensivityImage* из экземпляров класса *Bitmap* с последовательным применением фильтров (классов, реализующих интерфейс *IFilter*) к создаваемым экземплярам.

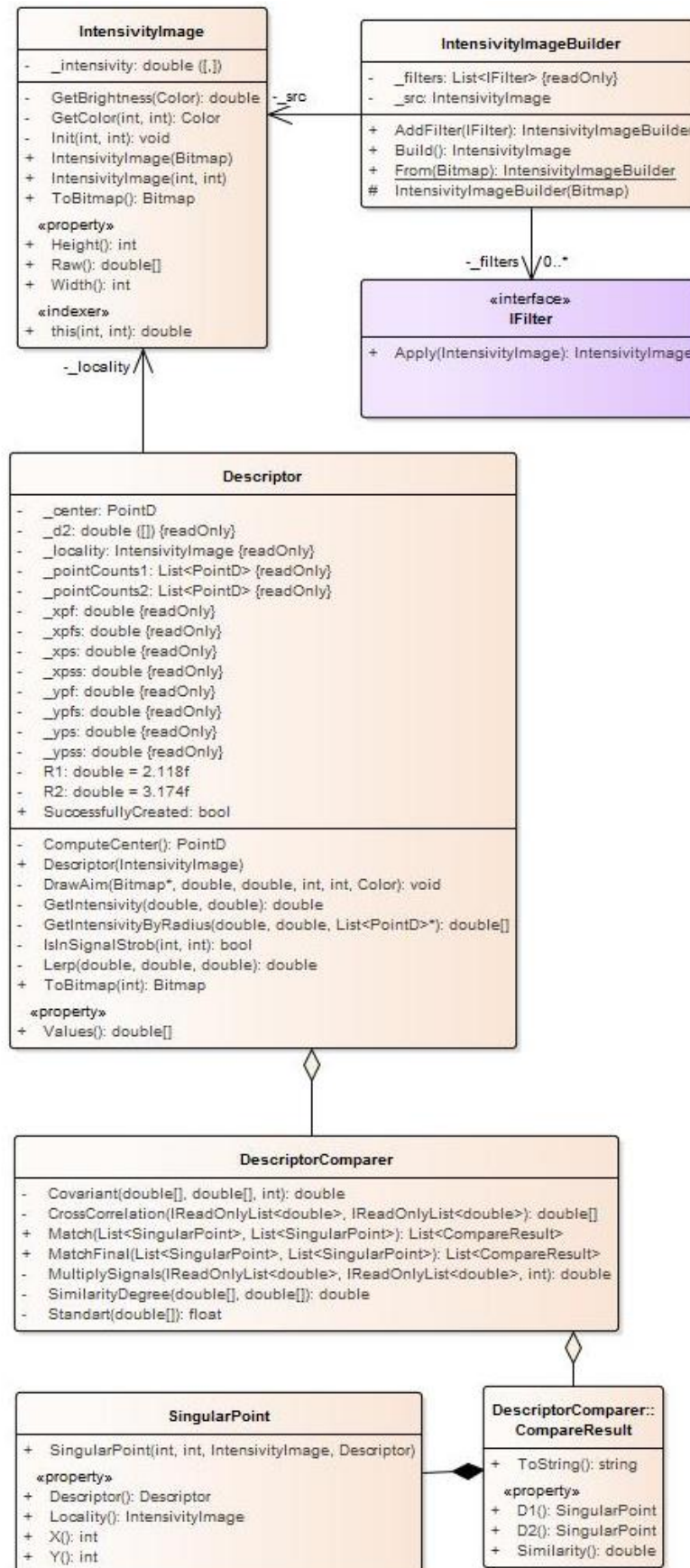


Рисунок 4.8 – UML-диаграмма классов модуля описания и сравнения особых точек изображения

Класс *Descriptor* реализует алгоритмы построения вектора-дескриптора локальной особенности изображения, описанные в разделе 3.1, и содержит свойства для хранения вектора-дескриптора, а также соответствующей окрестности особой точки. Для построения дескриптора используется конструктор класса со следующими параметрами:

public Descriptor(IntensityImage locality).

При вызове конструктора класса в качестве параметра передается окрестность локальной особенности изображения, представленная экземпляром класса *IntensityImage* и выполняется алгоритм построения дескриптора, приведенный на рисунке 4.9.



Рисунок 4.9 – Блок-схема алгоритма построения дескриптора

Для сопоставления набора особых точек между двумя изображениями используется класс `DescriptorComparer`, реализующий алгоритм сравнения дескрипторов особых точек, описанный в разделе 3.2.

Для определения соответствующих особых точек вызывается метод `MatchFinal`, а в качестве аргументов передается список особых точек в первом изображении и список особых точек, выделенных во втором изображении. Результатом выполнения сопоставления является список соответствий дескрипторов особенностей, описываемый классом `CompareResult`. Данный класс содержит особую точку на первом и втором изображениях, а также степень схожести, рассчитываемую с помощью выражения (3.17).

4.5 Приложение для определения изменения положения телевизионной камеры

Для удобства эксплуатации модуля, описанного в разделе 4.4, было реализовано приложение, которое позволяет производить определение изменения положения телевизионной камеры. Главное окно разработанного приложения приведено на рисунке 4.10.

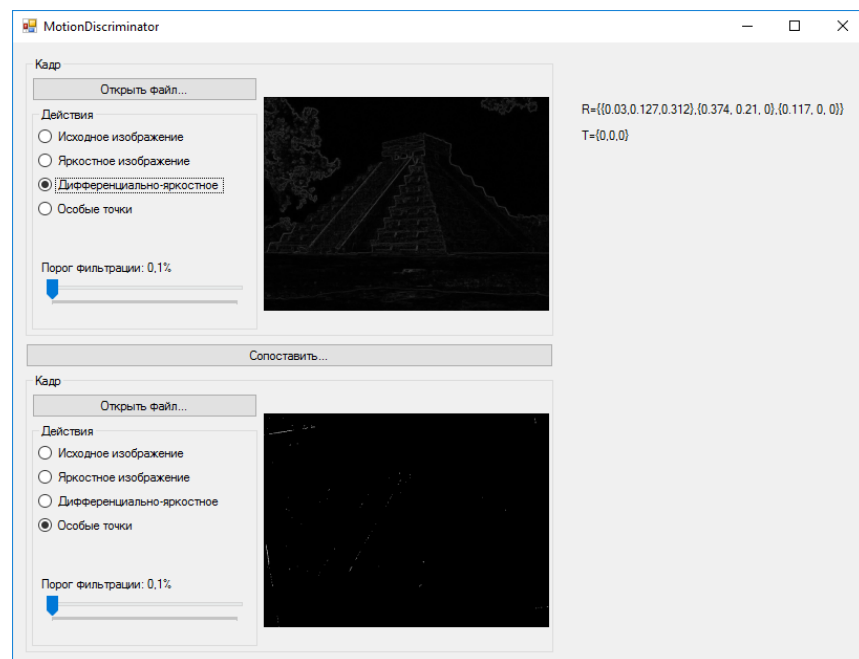


Рисунок 4.10 – Главное окно приложения

Для определения изменения положения камеры следует выбрать два изображения, соответствующие двум кадрам видеопотока, после чего выбрать порог фильтрации особых точек и нажать кнопку «Сопоставить...». При желании можно выбрать режим отображения изображений. Алгоритм сопоставления изображений приведен на рисунке 4.11.

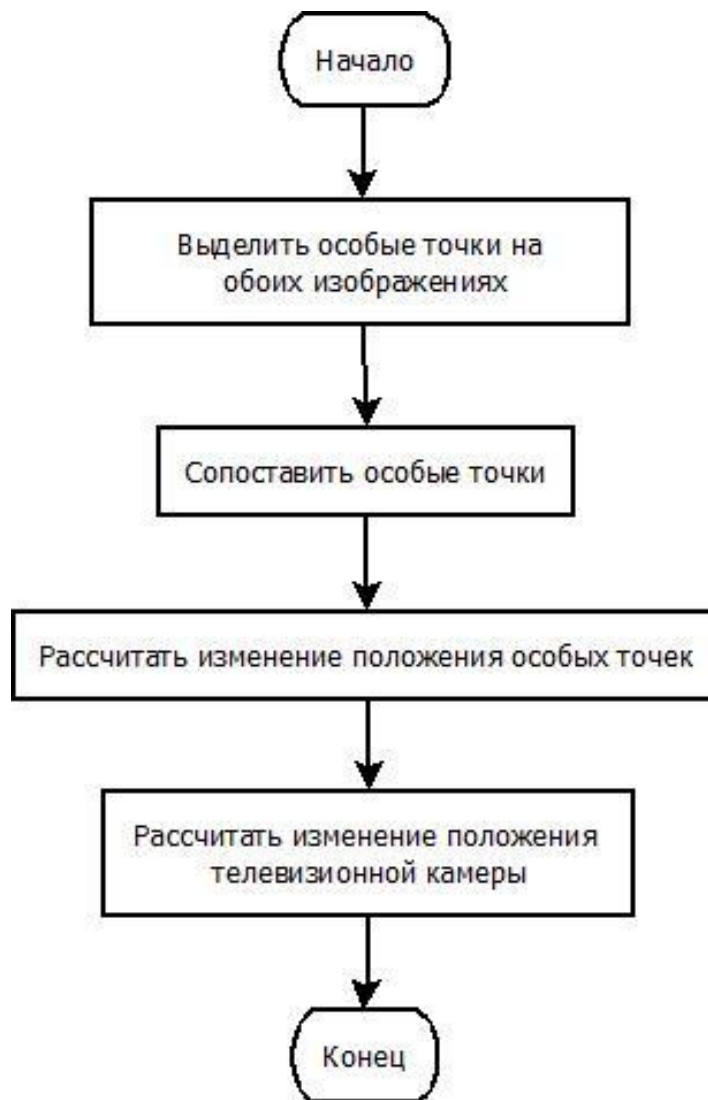


Рисунок 4.11 – Блок-схема алгоритма определения изменения положения телевизионной камеры

Для расчета изменения положения телевизионной камеры использовался алгоритм, описанный в [22]. После завершения расчета результат будет выведен на форму в виде значений векторов поворота и перемещения камеры (вектора R и T соответственно). Также пользователю будет показано окно, в котором будет

изображено изменение положения выделенных локальных особенностей изображения (рисунок 4.12).

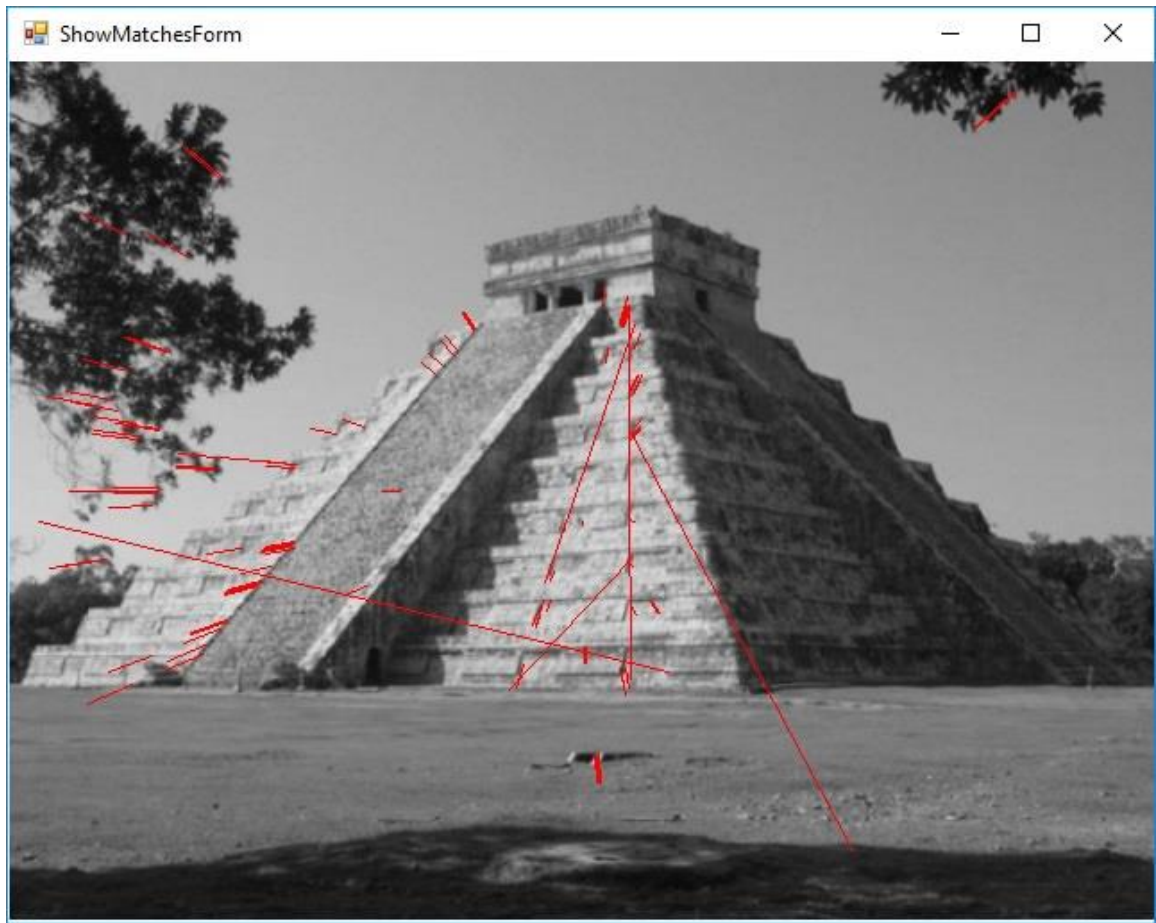


Рисунок 4.12 – Окно с изменением положений особых точек

4.6 Основные результаты главы

В главе 4 описана структура программного обеспечения, используемого для проведения вычислительных экспериментов, описанных в главах 2 и 3. Приведены UML-диаграммы разработанных модулей, блок-схемы используемых алгоритмов.

В разделе 4.1 описывается модуль выделения локальных особенностей изображения, реализующий детектор Харриса с предварительным выделением особых точек, описанный в главе 2. В разделе 4.2 описывается модуль, используемый для анализа результатов работы модифицированного детектора Харриса с предварительным выделением локальных особенностей [59]. Раздел 4.3 содержит описание приложения, созданного для удобства эксплуатации модулей,

описанных в разделах 4.1 и 4.2. В разделе 4.4 приведено описание модуля, реализующего алгоритм сравнения локальных особенностей изображения. Раздел 4.5 содержит описание приложения для определения изменения положения телевизионной камеры, созданного на основе модуля, описанного в разделе 4.4.

5. ИСПОЛЬЗОВАНИЕ РЕЗУЛЬТАТОВ ДИССЕРТАЦИОННОГО ИССЛЕДОВАНИЯ

Описанные в предыдущих главах результаты диссертационного исследования с успехом применяются при создании мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности (ВИС ДР), работающих в режиме реального времени.

При создании ВИС ДР для мобильных устройств разработчики сталкиваются с недостатком вычислительных ресурсов конечных устройств. Существенную часть ресурсов занимают операции «привязки» реальных объектов к виртуальным. Такая привязка может осуществляться одним из следующих способов [1].

1. Привязка на основе опорных точек (локальных особенностей изображения).

2. Привязка на основе датчиков положения и ориентации мобильного устройства в пространстве.

3. Смешанная привязка на основе выделения и анализа опорных точек и показаний датчиков.

Результаты диссертационного исследования, приведенные в главах 2-4, применяются при создании мобильных видеоинформационных систем, использующих привязку на основе опорных точек изображения (акт использования результатов приведен в приложении Б). Также результаты исследования были использованы в НИР «Исследование и разработка методов и средств повышения качества изображений в активно-импульсных телевизионно-вычислительных систем видения в сложных метеоусловиях и малопрозрачных средах» (код проекта 3643), в рамках базовой части государственного задания Минобрнауки России 2014/225 (акт использования приведен в приложении В).

Результаты исследования применяются в МВИС ДР различного применения. К примеру, создана видеоинформационная система визуализации чертежей, демонстрирующая на экране трехмерную модель, изображенную на чертеже (рисунок 5.1); мобильная видеоинформационная система предоставления дополнительных материалов в печатной продукции (рисунок 5.2); разрабатывается

геовидеоинформационная система ориентирования на местности (рисунок 5.3); ведется разработка модуля для интеграции технологии дополненной реальности в редактор электронных презентаций Microsoft PowerPoint [60].

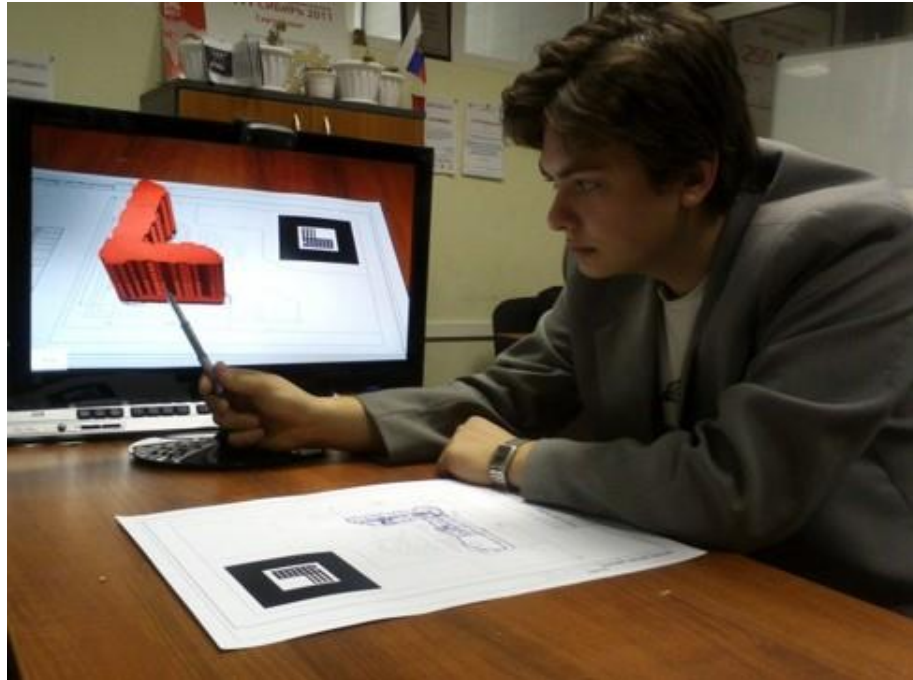


Рисунок 5.1 – Видеоинформационная система визуализации чертежей



Рисунок 5.2 – Мобильная видеоинформационная система предоставления дополнительных материалов в печатной продукции

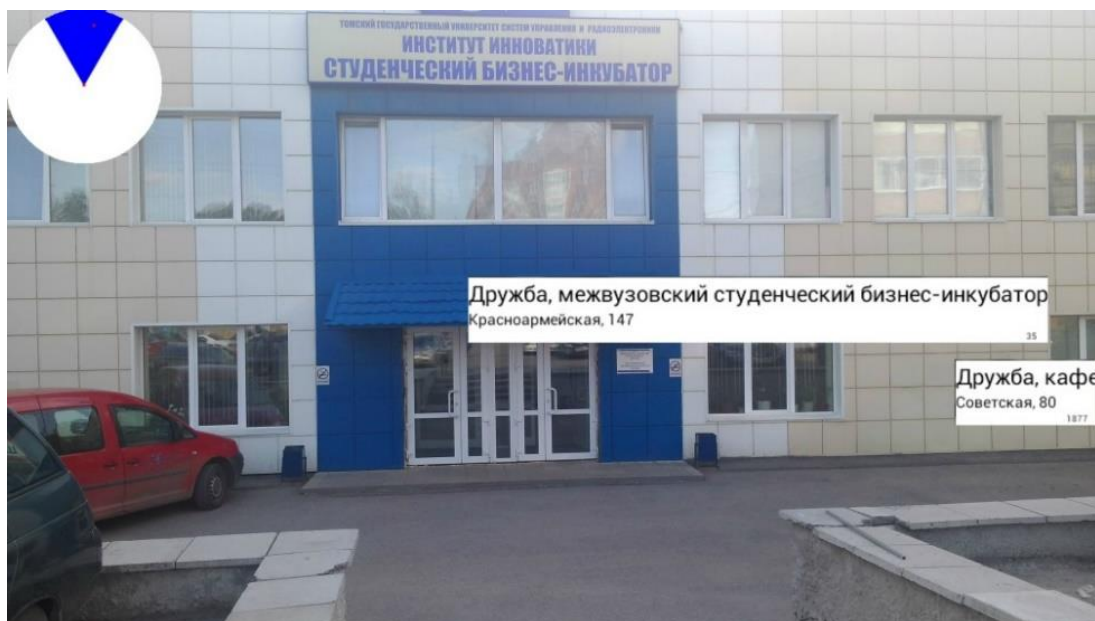


Рисунок 5.3 – Геовидеоинформационная система ориентирования на местности

В данной главе приводится описание применения предложенных алгоритмов, описанных в главах 2 и 3, и разработанного программного обеспечения, описанного в главе 4.

5.1 Применение яркостного предварительного детектора в МВИС ДР

При создании МВИС ДР решалась практическая задача выделения особых точек изображения для дальнейшего анализа и сопоставления. При использовании распространенных детекторов локальных особенностей были получены неудовлетворительные результаты быстродействия подсистемы детектирования, что привело к выводу о необходимости оптимизации алгоритма детектирования. При использовании яркостного предварительного детектора изображение, поступающее с камеры, приводилось к яркостному виду, после этого изображение обрабатывалось предварительным детектором особых точек и выделенные особые точки обрабатывались детектором Харриса, а затем сопоставлялись с набором выделенных особых точек в предыдущем кадре. Для уменьшения длительности обработки изображения были введены ограничения на минимальное расстояние между выделенными особыми точками и максимальное расстояние на возможное

изменение положения особой точки при межкадровом анализе. Введение ограничений позволило уменьшить количество ложных сопоставлений особых точек и длительность процесса выделения особых точек. В целом применение яркостного предварительного детектора позволило создать безмаркерные МВИС ДР и в настоящее время ведется разработка ВИС ДР с использованием технологии пространственного трекинга.

5.2 Применение предложенного дескриптора ЛОИ в МВИС ДР

Описанный в главе 3 дескриптор локальной особенности изображения создавался для использования в МВИС ДР и учитывал особенности таких систем, а именно: небольшие углы поворота и расстояния сдвига особых точек между соседними кадрами. Предложенный дескриптор обладает инвариантностью к линейному изменению освещенности и повороту изображения, а также не требует значительных вычислительных затрат при построении. При практической реализации алгоритма построения вектора-дескриптора было выяснено, что технология параллельных вычислений может значительно сократить длительность расчёта элементов вектора-дескриптора и время обработки изображения в целом. Таким образом, описанный способ построения дескрипторов локальных особенностей изображения был с успехом применен для реализации МВИС ДР. Данный дескриптор был использован при реализации приложения для сравнения текстур по методам, описанным в [61-65]. Полученные результаты были признаны удовлетворительными, а предложенный детектор был интегрирован в разрабатываемый модуль.

5.3 Применение предложенного способа сопоставления ЛОИ

Описанный в главе 3 способ сопоставления дескрипторов, основанный на кросскорреляционном анализе, был использован при создании мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности различного назначения. Данный способ применялся для сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения, описанных в той же главе, и показал высокое быстродействие и

приемлемое для решения практических задач количество ложных сопоставлений. С помощью предложенного способа сравнения дескрипторов был реализован алгоритм сопоставления набора особых точек для межкадрового анализа изменения положения наблюдающей камеры в пространстве и созданы мобильные видеоинформационные системы дополненной реальности.

5.4 Применение разработанного ПО

В главе 4 приводится описание разработанных модулей и программ. Данные модули и программы нашли свое применение при реализации различных МВИС ДР, а также при подготовке учебной программы дисциплины «Языки программирования для обработки сигналов и изображений» в качестве демонстрационных пособий и среды анализа модулей обработки изображений, разрабатываемых студентами в ходе выполнения практических заданий и лабораторных работ. Акт использования разработанного ПО в учебном процессе приведен в приложении Г.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В заключении сформулированы основные результаты работы, подтверждающие достижение цели исследования по повышению точности и быстродействия мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности.

1. Применение предложенного яркостного предварительного детектора локальных особенностей изображения совместно с детекторами углов позволяет сократить длительность процесса выделения локальных особенностей изображения, что подтверждается результатами эмуляционного вычислительного эксперимента: использование яркостного предварительного детектора совместно с детектором Харриса позволило сократить длительность выделения особых точек в 220 раз.

2. Модифицированный детектор Харриса обладает устойчивостью к аффинным искажениям и размытию, а также обладает устойчивостью к нормально распределенному шуму, среднеквадратичное отклонение которого не превышает 0,03.

3. Предложен алгоритм построения дескриптора локальной особенности изображения, который не требует значительных вычислительных затрат и является устойчивым к аффинным преобразованиям и размытию с радиусом не превышающим 5 пикселей.

4. Предложен алгоритм сравнения дескрипторов локальных особенностей, основанный на кросскорреляционном анализе и обеспечивающий инвариантность к повороту. Длительность сравнения двух дескрипторов составляет в среднем 21 мкс на используемом вычислителе.

5. Разработано программное обеспечение, реализующее описанные в данной диссертации алгоритмы и демонстрирующее процессы выделения особых точек и сопоставления изображений.

6. Результаты диссертационной работы применяются при создании мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности различного назначения, а также при обеспечении учебного процесса.

Таким образом, в диссертационной работе в соответствии с сформулированной целью содержится решение задачи по повышению точности и быстродействия мобильных видеоинформационных систем дополненной реальности, имеющих существенное значение для радиотехнической отрасли знаний.

СЛОВАРЬ ТЕРМИНОВ

Маркер – особое изображение, применяемое в видеоинформационных системах дополненной реальности для «привязки» к окружающему миру.

Детектор – подпрограмма или алгоритм, служащие для выделения локальных особенностей изображения.

Локальная особенность изображения (особая точка изображения) – точка, окрестность которой можно отличить от окрестности любой другой точки изображения.

UML (англ. unified modeling language) – язык графического описания для объектного моделирования в области разработки программного обеспечения, моделирования бизнес-процессов, системного проектирования и отображения организационных структур.

Класс – в терминах объектно-ориентированного программирования – абстрагированное описание значимой сущности.

Метод – в терминах объектно-ориентированного программирования – операции, выполняемые над классом.

Свойство – в терминах объектно-ориентированного программирования – атрибуты класса.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

ВИС ДР – видеоинформационная система дополненной реальности.

ЯПД ОТ – яркостный предварительный детектор особых точек.

ЛОИ – локальная особенность изображения.

ОТИ – особая точка изображения.

ДЛОИ – детектор локальных особенностей изображения.

МВИС ДР – мобильная видеоинформационная система дополненной реальности.

ВКФ – взаимная корреляционная функция.

UML – унифицированный язык моделирования.

ПО – программное обеспечение.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Бойченко И.В. Дополненная реальность: состояние, проблемы и пути решения / И.В. Бойченко, А.В. Лежанкин // Доклады Томского Государственного Университета Систем Управления и Радиоэлектроники. – 2010. – № 1(21). – С. 161-165.
2. Höllerer T. User interface management techniques for collaborative mobile augmented reality / T. Höllerer, S. Feinera, D. Hallawaya, B. Bella, M. Lanzagortab, D. Brownb, S. Julierb, Y. Baillobt, L. Rosenblumb // Computers & Graphics. – 2001. – № 5(25). – pp. 799-810.
3. Azuma R.T. A Survey of Augmented Reality / R. T. Azuma // Teleoperators and Virtual Environments. – 1997. – № 6. – pp. 355-385.
4. Kenngott H. Real-time image guidance in laparoscopic liver surgery: first clinical experience with a guidance system based on intraoperative CT imaging / H. Kenngott, M. Wagner, M. Gondan // Surgical Endoscopy. – 2014. – № 28. – pp. 933-940.
5. Шепета А.П. Перспективы применения в авиации интегрированных наשלемных систем нейрофизического контроля / А.П. Шепета, И.О. Жаринов // Управление в медицине и биологии. – 2003. – № 6. – С. 58-62.
6. Schmalstieg D. The World as a User Interface: Augmented Reality for Ubiquitous Computing // Location Based Services and Telecartography. – 2007. – № 4. – pp. 369-391.
7. Зильберман Н.Н., Возможности использования приложений дополненной реальности в образовании / Н.Н. Зильберман, В.А. Сербин // Открытое и дистанционное образование. 2014. – № 4(56). – С. 28-33.
8. Stereoscopic-television apparatus for individual use. United States Patent Office. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://pdfpiw.uspto.gov/.piw?PageNum=0&docid=02955156>, свободный (дата обращения: 05.06.2016).
9. Дресвянников В.А. Интеллект и информация: назначение, содержание, работа: монография. – [б. м.]: Издательские решения, 2016. – 242 с.

10. Haller M. Emerging Technologies of Augmented Reality: Interfaces and Design / M. Haller, M. Billinghurst, B. Thomas. – IGI-Global, 2011. – 399 p.
11. Levy S. Hackers: Heroes of the Computer Revolution. – New York: Bantam Doubleday Dell, 1984. – 367 p.
12. Milgram P. Taxonomy of Mixed Reality Visual Displays / P. Milgram, A.F. Kishino // IEICE Transactions on Information and Systems. – 1994. – № 12. – pp. 1321–1329.
13. Mann S. Wearable Computing, 3D Augmented Reality, Photographic/Videographic Gesture Sensing and Veillance / S. Mann, S. Feiner, S. Harner, M.A. Ali, R. Jazner, J. Hansen, S. Baldassy // Proceedings of the Ninth International Conference on Tangible, Embedded, and Embodied Interaction. – 2015. – pp. 497-500.
14. Mann S. Through the Glass, Lightly // IEEE Technology & Society. – 2012. – № 3(31). – pp. 10-14.
15. Mann S. Video orbits on EyeTap devices for deliberately diminished reality or altering the visual perception of rigid planar patches of a real world scene / S. Mann, J. Fung // Presence: Teleoperators and Virtual Environments – Mixed reality. – 2002. – № 2(11). – pp. 158-175.
16. Kato H. Marker Tracking and HMD Calibration for a Video-based Augmented Reality Conferencing System / H. Kato, M. Billinghurst // Proceedings of the 2nd IEEE and ACM International Workshop on Augmented Reality. – 1999. – pp. 85-94.
17. Tikander M. Development and evaluation of augmented reality audio systems // Abstract of dissertation for the degree of Doctor of Science in Technology. – 2009. – Helsinki. – 70 p.
18. Claus D. Reliable automatic calibration of a marker-based position tracking system / D. Claus, A.W. Fitzgibbon // Proceedings of IEEE Workshop on Applications of Computer Vision. – 2005. – pp. 300-305.
19. Neumann U. Natural Feature Tracking for Augmented-Reality / U. Neumann, S. You // IEEE Transactions on Multimedia. – 1999. – pp. 53-64.

20. Neumann U. Augmented Reality Tracking in Natural Environments / U. Neumann, S. You, Y. Cho, J. Lee, J. Park, // *Mixed Reality - Merging Real and Virtual Worlds*. – 1999. – pp. 101-130.

21. Михальков Ф.Д. Использование технологии дополненной реальности в пользовательских интерфейсах // Доклады Томского Государственного Университета Систем Управления и Радиоэлектроники. – 2015. – № 1(35). – С. 135-137.

22. Козырева А.В. Определение координат мобильного устройства в пространстве на основе изображений, получаемых от его видеокамеры // *Проблемы интеллектуализации и качества систем информатики*. – 2006. – № 13. – С. 113-131.

23. Михальков Ф.Д. Определение изменения положения мобильного устройства в пространстве при использовании технологии дополненной реальности // Научная сессия ТУСУР – 2014: Материалы Всероссийской научно-технической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых, Томск, 14–16 мая 2014 г. – Томск: В-Спектр, 2014: В 5 частях. – Ч. 1. – С. 87-89.

24. Yadav A. Digital Image Processing / A. Yadav, P. Yadav // *Laxmi Publications*. – 2009. – p. 224.

25. Xia G. Accurate Junction Detection and Characterization in Natural Images / G. Xia, J. Delon, Y. Gousseau // *International Journal of Computer Vision*. – 2014. – № 1(106). – pp. 31-56.

26. Rodehorst V. Comparison and evaluation of feature point detectors / V. Rodehorst, A. Koschanb // *Proc. 5th International Symposium Turkish-German Joint Geodetic "Days Geodesy and Geoinformation in the Service of our Daily Life"*. – Berlin: Technical University, 2006.

27. Mikolajczyk K. A performance evaluation of local descriptors. / K. Mikolajczyk, C. Schmid // *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. – 2005. – № 27(10). – pp. 1615-1630.

28. Понс Ж. Компьютерное зрение. Современный подход. / Ж. Понс, Д. Форсайт. – М.: Изд. д. Вильямс, 2004. – 465 с.

29. Moravec H. Rover visual obstacle avoidance // Proc. Intl. Joint Conference on Artificial Intelligence. – 1981. – p. 785-790.
30. Tuytelaars T. Local Invariant Feature Detectors: A Survey / T. Tuytelaars, K. Mikolajczyk // Foundations and Trends in Computer Graphics and Vision. – 2008. – № 3. – pp. 177-280.
31. Harris C. A Combined Corner and Edge Detector / C. Harris, M. Stephens // Proceedings of 4th Alvey Vision Conference. – 1988. – pp. 147-151.
32. Trajkovii M. Fast corner detection / M. Trajkovii, M. Hedley // Image and Vision Computing. – 1998. – pp. 75-87.
33. Shi J. Good features to track / J. Shi, C. Tomasi // IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 1994. – pp. 593-600.
34. Smith S. SUSAN – a new approach to low-level image processing / S. Smith, J. Brady // Int. Journal of Computer Vision. – 1997. – № 23(1). – pp. 45-78.
35. Drummond T. Fusing points and lines for high performance tracking / T. Drummond, E. Rosten // Proceedings of the Tenth IEEE International Conference on Computer Vision (ICCV 2005). – 2005. – pp. 1508-1515.
36. Zitova B. Image registration methods: a survey / B. Zitova, J. Flusser // Image and Vision Computing. – 2003. – № 21. – pp. 977-1000.
37. Mikolajczyk K. A performance evaluation of local descriptors / K. Mikolajczyk, C. Schmid // Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. – 2003. – pp. 257-264.
38. Blokhinov Y. B. A new approach to automatic junction of overlapping aerial imagery data / Y.B. Blokhinov, D.A. Gribov // Intl. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. – 2004. – V. 35-B3. – pp. 179-183.
39. Lowe D. G. Object recognition from local scale-invariant features // Proc. Intl. Conference on Computer Vision. – 1999. – pp. 1150-1157.
40. Tola E. DAISY: an efficient dense descriptor applied to wide baseline stereo / E. Tola, V. Lepetit, P. Fua // IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2010. – № 5(32). – pp. 815-830.

41. Bay H. SURF: Speeded up robust features / H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, L. Van Gool // *Computer Vision and Image Understanding*. – 2008. – № 110. – pp. 346-359.

42. Михальков Ф.Д. Оптимизация быстродействия алгоритма детектора Харриса для использования в системах дополненной реальности / Ф.Д. Михальков, М.И. Курячий // *Вопросы радиоэлектроники. Серия: техника телевидения*. – 2015. – № 6(23). – С. 84-89.

43. Трапезников, И. Н. Разработка и анализ системы распознавания автомобильных регистрационных знаков: дис. ... канд. техн. наук: 05.12.04 / Трапезников Илья Николаевич. – Ярославль, 2014. – 130 с.

44. Борзов С.М. Поиск объектов неприродного происхождения с использованием их структурных особенностей / С.М. Борзов, Е.С. Нежевенко, О.И. Потатуркин // *Автометрия*. – 2010. – № 10. – С. 36-42.

45. Борисенко Д.И. Методы поиска угловых особенностей на изображениях // *Молодой ученый*. – 2011. – Т.1, № 5. – С. 120-123.

46. Михальков Ф.Д. Оценка эффективности использования яркостного предварительного детектора в системах дополненной реальности / Ф.Д. Михальков, М.И. Курячий // *25-я Международная Крымская конференция «СВЧ-техника и телекоммуникационные технологии» (КрыМиКо'2015)*. – 2015. – Т. 1. – С. 261-262.

47. Сай С.В. Метод оценки четкости фотореалистичных изображений без использования эталона / С.В. Сай, Н.Ю. Сорокин // *Доклады Томского Государственного Университета Систем Управления и Радиоэлектроники*. – 2012. – № 2(26). – С. 78-82.

48. Грузман И.С. Цифровая обработка изображений в информационных системах: учеб. пособие / И.С. Грузман, В.С. Киричук, В.П. Косых, Г.И. Перетягин, А.А.Спектор. – Новосибирск: Изд-во НГТУ, 2000. – 168 с.

49. Абрамов М.О. Влияние методов предобработки на восстановление фигуры движущегося человека из потока изображений / М.О. Абрамов,

М.Ю. Катаев // Доклады Томского Государственного Университета Систем Управления и Радиоэлектроники. – 2014. – № 4(34). – С. 114-119.

50. Михальков Ф.Д. Влияние искажений изображения на работу детектора Харриса с предварительным выделением особых точек / Доклады Томского Государственного Университета Систем Управления и Радиоэлектроники. – 2015. – № 3(37). – С. 103-105.

51. Кравцов А.А. Особенности реализации маркерного трекинга на массовых мобильных устройствах / А.А. Кравцов, В.И. Лойко // Политематический сетевой электронный научный журнал Кубанского государственного аграрного университета. – 2015. – № 9(113). – 15 с.

52. Курячий М.И. Алгоритмы обработки видеоданных при измерении параметров множества объектов с использованием «сигнально-фоновых» сканирующих апертур // Известия вузов. Приборостроение. – 2003. – Т. 46, № 11. – С. 16-20.

53. Oppenheim A.V. Digital Signal Processing / A.V. Oppenheim, R.W. Schaffer. – UK: Prentice Hall – 4nd ed., 2006. – 1004 p.

54. Михальков Ф.Д. Способ описания и сопоставления локальных особенностей изображения с использованием кросскорреляционного анализа // 17-я международная конференция молодых специалистов в микро/нанотехнологиях и электронных приборах EDM. – 2016. – С. 332-335.

55. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2016615035. Детектор локальных особенностей изображения с предварительным выделением особых точек / Ф.Д. Михальков, М.И. Курячий – Заявка №2016612408. Дата поступления 17 марта 2016 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 13 мая 2016 г.

56. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2016615034. Анализатор производительности модулей обработки изображений / Ф.Д. Михальков, М.И. Курячий – Заявка №2016612448. Дата поступления 17 марта 2016 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 13 мая 2016 г.

57. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ №2016614773. Определитель положения телевизионной камеры на основе анализа видеопотока / Ф.Д. Михальков, М.И. Курячий – Заявка №2016612588. Дата поступления 17 марта 2016 г. Зарегистрировано в Реестре программ для ЭВМ 04 мая 2016 г.

58. Буч Г. Язык UML. Руководство пользователя. / Г. Буч, Д. Рамбо, А. Джекобсон. – 2-е изд. – М., СПб.: ДМК Пресс, Питер, 2004. – 432 с.

59. Михальков Ф. Д. Инструментальные средства оценки быстродействия и эффективности алгоритмов выделения особых точек изображения // Доклады Томского Государственного Университета Систем Управления и Радиоэлектроники. – 2015. – № 4(38). – С. 171-173.

60. Михальков Ф.Д. Интеграция дополненной реальности в электронные презентации // Современные техника и технологии: сборник докладов XX Международной юбилейной научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. В 3 т. Т. 2. – Томск: Изд-во Томского политехнического университета. – 2014. – С. 205-206.

61. Ojala T. Multiresolution Gray Scale and Rotation Invariant Texture Classification with Local Binary Patterns / T. Ojala, M. Pietikäinen, T. Mäenpää // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2002. – № 7(24). – pp. 971-987.

62. Zhao G. Dynamic Texture Recognition Using Local Binary Patterns with an Application to Facial Expressions / G. Zhao, M. Pietikainen // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2007. – № 6(29). – pp. 915-928.

63. Sun J. New Local Edge Binary Patterns for Image Retrieval / J. Sun, G. Fan, X. Wu // 20th IEEE International Conference on Image Processing. – 2013. – pp. 4014-4018.

64. Liao S. Dominant Local Binary Patterns for Texture Classification / S. Liao, M. W. K. Law, A. C. S. Chung // IEEE Transactions On Image Processing. – 2009. – №5 (18). – pp. 1107-1118.

65. Xie L. Video-based Facial Expression Recognition Using Histogram Sequence of Local Gabor Binary Patterns from Three Orthogonal Planes / L. Xie, H. Wei, W. Yang // Proceedings of the 33rd Chinese Control Conference. – 2014.

Свидетельства о государственной регистрации программ для ЭВМ

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ



СВИДЕТЕЛЬСТВО

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016614773

**Определитель изменения положения телевизионной камеры
на основе анализа видеопотока**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» (ТУСУР) (RU)*

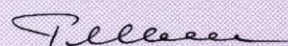
Авторы: *Михальков Федор Дмитриевич (RU),
Курячий Михаил Иванович (RU)*

Заявка № 2016612588

Дата поступления 17 марта 2016 г.

Дата государственной регистрации
в Реестре программ для ЭВМ 04 мая 2016 г.

Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности

 Г.П. Ивлиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**СВИДЕТЕЛЬСТВО**

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016615034**Анализатор производительности модулей обработки изображений**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» (ТУСУР) (RU)*

Авторы: *Михальков Федор Дмитриевич (RU),
Курячий Михаил Иванович (RU)*

Заявка № **2016612448**Дата поступления **17 марта 2016 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **13 мая 2016 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Излиев

РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ

**СВИДЕТЕЛЬСТВО**

о государственной регистрации программы для ЭВМ

№ 2016615035**Детектор локальных особенностей изображения с
предварительным выделением особых точек**

Правообладатель: *Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего профессионального образования «Томский государственный университет систем управления и радиоэлектроники» (ТУСУР) (RU)*

Авторы: *Михальков Федор Дмитриевич (RU),
Курячий Михаил Иванович (RU)*

Заявка № **2016612408**Дата поступления **17 марта 2016 г.**

Дата государственной регистрации

в Реестре программ для ЭВМ **13 мая 2016 г.**

*Руководитель Федеральной службы
по интеллектуальной собственности*

Г.П. Ивлиев

Акт использования результатов диссертационной работы

АКТ

внедрения (использования) результатов диссертационной работы
Михалькова Федора Дмитриевича

Настоящий акт подтверждает использование следующих результатов диссертационной работы Михалькова Ф.Д. при создании видеoinформационных систем дополненной реальности, разрабатываемых в ООО «Арвью»:

1. предложенный в диссертации алгоритм оптимизации детекторов особенностей изображения по быстродействию;
2. предложенный в диссертации алгоритм построения дескрипторов локальных особенностей изображения;
3. предложенный в диссертации способ сравнения дескрипторов локальных особенностей изображения.

Генеральный директор

ООО «Арвью»



Самуилов А.А.

«07» сентября 2016 г.

Акт использования результатов в НИР



УТВЕРЖДАЮ

Проректор по научной работе и
инновациям ТУСУР

д.т.н., профессор

Р.В. Мещеряков

2016 г.

АКТ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ

результатов диссертационной работы
Михалькова Федора Дмитриевича

Мы, нижеподписавшиеся, заведующий кафедрой телевидения и управления (ТУ) ТУСУР, доктор технических наук, старший научный сотрудник Газизов Т.Р., руководитель проекта, выполняемого в рамках базовой части государственного задания №2014/225 по НИР «Исследование и разработка методов и средств повышения качества изображений активно-импульсных телевизионно-вычислительных систем видения в сложных метеоусловиях и малопрозрачных средах» (код проекта 3643), доктор технических наук, профессор Пустынский И.Н. настоящим актом подтверждаем, что в указанном проекте использованы следующие результаты диссертационной работы Михалькова Ф.Д.

1. Алгоритм модифицированного детектора Харриса с предварительным выделением особых точек.
2. Результаты оценки эффективности использования яркостного предварительного детектора.
3. Программный модуль «Детектор локальных особенностей изображения с предварительным выделением особых точек».

Использование данных результатов способствовало успешному завершению проекта.

Заведующий кафедрой ТУ

Т.Р. Газизов

Руководитель проекта (код 3643)

И.Н. Пустынский



ПОДТВЕРЖДАЮ

Директор по учебной работе ГУСУР

Ис. н., профессор

П.Е. Троян

19» 2016 г.

АКТ

внедрения в учебный процесс результатов диссертационной работы
Михалькова Федора Дмитриевича

Мы, нижеподписавшиеся, заведующий кафедрой телевидения и управления (ТУ) ГУСУР, доктор технических наук, старший научный сотрудник Газизов Т.Р., заместитель заведующего кафедрой ТУ по учебной работе, кандидат технических наук, доцент кафедры ТУ Булдаков А.Н. настоящим актом подтверждаем, что в учебный процесс внедрены следующие результаты диссертационной работы Михалькова Ф.Д.

1. Аналитическая модель дескриптора локальных особенностей изображения для использования в мобильных видеоинформационных системах дополненной реальности.
2. Способ сравнения указанных дескрипторов локальных особенностей изображения с использованием кросскорреляционного анализа.
3. Программный модуль «Определитель изменения положения телевизионной камеры на основе анализа видеопотока».
4. Программный модуль «Анализатор производительности модулей обработки изображения».

Указанные результаты были использованы при подготовке следующих дисциплин.

1. «Языки программирования для обработки сигналов и изображений», предусмотренная учебным планом подготовки магистров по направлению 11.04.01 «Радиотехника» (магистерская программа «Видеоинформационные технологии и цифровое телевидение»).
2. «Технология разработки программного обеспечения», предусмотренная учебным планом подготовки магистров по направлению 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» (магистерская программа «Автоматизация проектирования микро- и нанoeлектронных устройств для радиотехнических систем»).

Заведующий кафедрой ТУ

Т.Р. Газизов

Заместитель заведующего
кафедрой ТУ по учебной работе

А.Н. Булдаков