

Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего профессионального образования
«Московский государственный университет путей сообщения»

На правах рукописи

ЛОКТЕВ ДАНИИЛ АЛЕКСЕЕВИЧ

**РАЗРАБОТКА И ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ ОПРЕДЕЛЕНИЯ
ПАРАМЕТРОВ СТАТИЧНЫХ И ДВИЖУЩИХСЯ ОБЪЕКТОВ В
СИСТЕМЕ МОНИТОРИНГА**

Специальность 05.13.17 – Теоретические основы информатики

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель: д.ф.-м.н., доц. Локтев А.А.

Москва – 2015

Оглавление

ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПОЛУЧЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЪЕКТОВ И ИНФОРМАЦИОННЫХ СТРУКТУР В КОМПЛЕКСНЫХ СИСТЕМАХ МОНИТОРИНГА	14
1.1. Методы получения первичной информации об объекте	14
1.1.1. Активные способы получения первичной информации	14
1.1.2. Определение параметров объекта по размытию его изображения	16
1.1.3. Определение параметров объекта с использованием стереозрения	24
1.2. Общие понятия об информационных процессах в программных системах управления и мониторинга	26
1.3. Получение первичных данных в системе мониторинга	32
1.4. Анализ существующих методов проектирования автоматизированных сис- тем управления и мониторинга и создания интерфейса человеко-машинного и меж- программного взаимодействия	38
1.4.1. Методология MAS-CommonKADS	39
1.4.2. Методология Tropos	41
1.4.3. Методология PASSI	42
1.4.4. Методология Prometheus	43
1.4.5. Методология INGENIAS	44
1.4.6. Agent Unified Modeling Language	45
1.4.7. Методология на основе использования графов	45
1.4.8. Методология на основе использования образцов	46
1.4.9. Методология на основе использования компонентов	47
1.4.10. Методология Gaia	47
1.4.11. Методология MaSE	49
1.4.12. Методология IDEF8	49
1.5. Выводы по первой главе	52

ГЛАВА 2. МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ СОСТОЯНИЯ И ПОВЕДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ПУТЕМ АНАЛИЗА ИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ	53
2.1. Определение геометрических параметров объектов путем оценки размытия их изображений	56
2.2. Статистический анализ метода размытия изображения	62
2.2.1. Построение зависимостей расстояния от размытия изображения и их аппроксимация методами наименьших квадратов и наименьших модулей	66
2.2.2. Увеличение устойчивости оценок измерений величин	70
2.2.3. Определение плотности вероятности распределения ошибок измерения геометрических параметров	75
2.3. Определение геометрических параметров объектов путем оценки размытия различных цветовых компонент их изображений	83
2.4. Определение геометрических параметров объектов с использованием стереозрения	88
2.5. Определение геометрических параметров объектов на базе совместного использования методов стереозрения и размытия изображений	93
2.6. Выводы по главе	102
ГЛАВА 3. МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ ПРИ ПОМОЩИ ИЗУЧЕНИЯ ИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ	104
3.1. Распознавание объектов методом размытия их изображения	104
3.2. Распознавание объекта с использованием примитивов Хаара	108
3.3. Модификация алгоритма распознавания объекта по характерным точкам	111
3.4. Другой подход к определению параметров объекта методом характерных точек	119
3.4.1 Определение положения объекта	119
3.4.2. Определение расстояния до объекта	120
3.4.3. Определение скорости объекта	121
3.5. Общая блок-схема алгоритма	122
3.6. Разработка прототипа системы распознавания	125

3.7. Реализация алгоритма распознавания объекта по изображению	129
3.8. Выводы по третьей главе	133
ГЛАВА 4. ПОСТРОЕНИЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ МОДЕЛИ КОМПЛЕКСНОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА И ТЕСТИРОВАНИЕ ЕЕ РАБОТЫ	135
4.1. Правила построения интерфейсов для комплексной системы мониторинга	135
4.2 Разработка и использование процедур и модулей визуализации объекта	143
4.3. Тестирование пользовательского интерфейса комплексной системы	149
4.4. Алгоритм размещения видеокамер в замкнутом пространстве	151
4.5. Тестирование алгоритма размещения видеокамер	157
4.6. Выводы по главе	159
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	160
БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК	161

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность исследования. Задача разработки и исследования методов и алгоритмов распознавания образов геометрических и кинематических характеристик объекта (например, расстояния до точек поверхности объекта, их координат, скорости и направления движения объекта) для последующего анализа статических и динамических свойств (поведения) объекта остается актуальной из-за безопасности пассивных методов для здоровья человека и других биологических существ, по сравнению с активными методами получения первичной информации, его дешевизной, а также трудностями обнаружения и ликвидации противодействующими сторонами. В рамках общей задачи разработки и исследования пассивных методов определения геометрических и динамических характеристик объекта актуальной является разработка таких методов, которые увеличивают точность определения параметров при приемлемой вычислительной сложности. Именно задаче создания подобного метода, основанного на использовании стереозрения и размытия изображения, посвящена настоящая работа. Развитый в ней метод обладает большей точностью определения характеристик объекта при полиномиальной сложности по сравнению с другими пассивными методами, что позволяет использовать его при решении различных технических задач. Кроме того, использование разработанного метода позволяет увеличивать суммарные точность и достоверность работы системы видеомониторинга при анализе поведения лиц в процессе мероприятий по обеспечению безопасности и противодействия терроризму, наблюдения за движущимися и статическими объектами (транспортными средствами, людьми, животными) для моделирования и анализа их поведения и т.п. Подобные методы также позволяют точно и достоверно детектировать дефекты верхнего строения железнодорожного пути при установке использующего их комплекса мониторинга на вагоне-путеизмерителе.

Цель исследования заключается в разработке и исследовании таких методов определения параметров статичных и движущихся объектов на основе стереозрения и размытия изображений, которые позволяют, по сравнению с известными

методами, увеличить точность и достоверность получения этих параметров при допустимой полиномиальной сложности алгоритмов, а также в построении модели многокомпонентной автоматизированной программной системы мониторинга с учетом определения параметров реально существующего подвижного объекта в трехмерном пространстве.

Задачи исследования. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи:

1) разработать классификацию информационных структур для определения наиболее подходящих при создании комплексных систем мониторинга, осуществить сравнительный аналитический обзор существующих пассивных методов определения характеристик движущегося объекта по критериям точности, вычислительной сложности, условиям применимости;

2) разработать новый метод определения характеристик движущегося объекта на основе стереозрения и размытия изображений, обеспечивающий более высокую, по сравнению с известными методами, точность при приемлемой вычислительной сложности;

3) разработать алгоритм размещения фото- и видеодетекторов для обеспечения и достижения требуемой точности характеристик движущегося объекта на основе стереозрения и размытия изображений;

4) разработать алгоритм автоматического слежения камер за движущимся объектом с целью непрерывного получения требуемых характеристик объекта;

5) разработать методы и алгоритмы распознавания объекта по его изображению или видеопотоку и по характеристикам объекта, получаемым на основе стереозрения и размытия изображений;

6) осуществить программную реализацию разработанных алгоритмов, интегрировать их в комплексную систему мониторинга и выполнить экспериментальное апробирование системы, подтверждающее эффективность разработанных алгоритмов.

Объектом исследования является физическая среда статических и движущихся в пространстве и времени объектов.

Предметом исследования являются методы, алгоритмы и программы реализации определения геометрических и кинематических параметров подвижных и неподвижных объектов в видеопотоке, а также построение модели программной системы мониторинга.

Методы исследования базируются на использовании методов математического моделирования физических процессов, численных методах статистического анализа, методах объектно-ориентированного и визуального программирования, методах имитационного моделирования на ЭВМ, компьютерного зрения, распознавания образов.

Также используются принципы системного анализа, позволяющие декомпозировать многоуровневую структуру задачи на совокупность взаимосвязанных подзадач, позволяющих доказать повышение точности решения и осуществить оценку его сложности.

Тематика работы соответствует п. 2. «Исследование информационных структур, разработка и анализ моделей информационных процессов и структур», п. 5 «Разработка и исследование моделей и алгоритмов анализа данных, обнаружения закономерностей в данных и их извлечениях, разработка и исследование методов и алгоритмов анализа текста, устной речи и изображений», п. 7 «Разработка методов распознавания образов, фильтрации, распознавания и синтеза изображений, решающих правил», п. 13 «Применение бионических принципов, методов и моделей в информационных технологиях», п. 14 «Разработка теоретических основ создания программных систем для новых информационных технологий» паспорта специальности 05.13.17 «Теоретические основы информатики».

Достоверность полученных результатов базируется на корректной математической постановке задач, сопоставлении предлагаемых теоретических решений с результатами экспериментов, применении современных методик моделирования и программных вычислительных средств. Правильность полученных результатов определяется корректностью выкладок и сопоставлением с известными результатами других авторов.

Научная новизна. Научная новизна работы заключается в:

1) разработке и апробации нового пассивного метода получения информации о геометрических и кинематических параметрах объектов на основе комплексного использования стереозрения и размытия изображения в зависимости от дефокусировки камеры; метод обладает большей точностью по сравнению с уже известными пассивными методами в условиях расстояний, ограниченных техническими характеристиками используемых камер;

2) разработке алгоритма размещения фото- и видеокамер в зависимости от конфигурации и планировки здания или сооружения инфраструктуры и ведения движущегося объекта для его устойчивого отслеживания;

3) разработке метода распознавания образов на основе использования размытия изображения и алгоритма перенастройки фокусного расстояния камеры, необходимого для увеличения границ применимости использования метода размытия объекта на изображении;

4) разработке онтологий интерфейсов, удобных для использования в комплексных системах мониторинга статичных и движущихся объектов в ограниченном техническими параметрами детекторов пространстве, и архитектуры программной системы мониторинга;

5) экспериментальном подтверждении высокой точности определения расстояния до точек поверхности объекта, скорости и направления движения объекта по сравнению с известными пассивными методами и высокой степени быстродействия функционирования разработанного программного комплекса мониторинга объектов.

Практическая значимость и реализация результатов работы. Результаты проведенного исследования, разработанные модели, процедуры, алгоритмы и модули позволят внедрить в современные интеллектуальные системы видеомониторинга, моделирования и визуализации новые эффективные практически реализуемые инструменты получения и обработки информации о подвижных объектах различной природы. Результаты работы могут найти практическое применение при проектировании и реализации автоматических систем с управлением, посредством анализа изображения жестов, перспективных систем комплексной безопас-

ности общественных и инфраструктурных объектов, комплексных систем видеомониторинга, систем распознавания и детектирования подвижных объектов.

Результаты применения программной реализации алгоритма определения параметров статичного и подвижного объекта используются в модуле распознавания подвижных объектов (на примере распознавания людей) в системе видеонаблюдения ООО ПТК «КАМАЗ» г. Острогожск Воронежской области; в отдельных модулях системы мониторинга рельсошпальной решетки в Группе компаний «Вагонпутьмаш» г. Москва. Программная реализация модуля определения расстояния до статичных объектов проходила апробацию и готовится к постоянному использованию в ООО «Эксперт» при определении расстояний до наружных дефектов мачт и вышек сотовых систем связи, дымовых труб, а также при проведении лабораторных работ по дисциплине «Методы моделирования и оптимизации» в Московском техническом университете связи и информатики.

Положения, выносимые на защиту. На защиту выносятся:

- 1) классификация информационных структур и сравнительного анализ существующих методов определения характеристик статичного и движущегося объектов;
- 2) разработанный метод получения информации о геометрических и кинематических параметрах статичного и движущегося объектов на основе методов стереозрения и размытия изображения;
- 3) алгоритм размещения фото- и видеокамер и ведения движущегося объекта для его устойчивого отслеживания;
- 4) алгоритмы распознавания объектов на основе использования метода размытия изображения и автоматической настройки фокусного расстояния камеры для увеличения границ применимости использования метода размытия объекта на изображении;
- 5) правила построения интерфейсов и архитектура комплексной программной системы мониторинга;
- 6) программная реализация комплекса мониторинга и определения характеристик наблюдаемого объекта на основе разработанных методов, алгоритмов и

интерфейсов, позволяющего осуществлять контроль зданий, сооружений и общественных мест, а также распознавать объекты различных типов.

Апробация. Основные положения диссертационной работы докладывались и обсуждались на национальной научно-технической конференции «Развитие научно-технического творчества молодежи в Москве и регионах России» в 2013 г.; Всероссийских научно-практических конференциях «Математика, информатика, естествознание в экономике и в обществе» (Москва 2010 г., 2013 г., 2014г., 2015г.), на Всероссийских научно-практических и учебно-методических конференциях «Фундаментальные науки в современном строительстве», Москва 2012 г., 2013г.; на XVI Международном симпозиуме «Динамические и технологические проблемы механики конструкций и сплошных сред» им. А.Г. Горшкова, Москва, 2010; на научных конференциях профессорско-преподавательского состава Московского государственного технического университета им. Н.Э. Баумана в 2012-2015 годах, а также на семинарах Московского государственного университета путей сообщения и Московского финансово-юридического университета в 2011-2015 годах.

Публикации. Основные положения диссертации опубликованы в 15 печатных работах, из них 9 статей опубликовано в изданиях, рекомендованных ВАК РФ. В работах, опубликованных в соавторстве и приведенных в конце автореферата, лично соискателем предложены: [1] – модель информационных процессов, обеспечивающая выполнение технологических режимов по нанесению терморегулирующих пленок, [2] – модель взаимодействия различных модулей получения и обработки данных в составе единой системы видеомониторинга, а также метод построения многокомпонентного пользовательского интерфейса, [3] - основные требования к алгоритму размещения видеокамер, процедуры увязки основных блоков в составе общей схемы, программная реализация алгоритма на языке C++, [4] - модификация алгоритма адаптивного усиления на основе получения новых классификаторов элементов изображения и примитивов Хаара, [5] - алгоритм исследования информационных процессов, вычислительные схемы реализации технологических этапов в виде программного приложения, [6] - реализация итерационной схемы определения основных характеристик динамического взаимодействия тел, [7] - критерии

сравнения методологий разработки интеллектуального мультимодального интерфейса, основные требования к средствам разработки пользовательских интерфейсов, [8] – разработанный метод определения параметров подвижного объекта по размытию изображения с использованием систем стереозрения, [9] - метод определения параметров статических и подвижных объектов по размытию изображений в видеопотоке, методика проведения натурного эксперимента, [10] – алгоритм определения размытия предмета, в котором объектом исследования является граница между разными элементами картины, с его помощью предлагается определять расстояние от наблюдателя до исследуемого предмета, [16] - схема повышения точности определения параметров объекта на основе сращивания методов стереозрения и анализа размытия фрагментов изображений, [17] - требования к системе измерения расстояния, анализ существующих методов, получены конечные графические зависимости, [18] - модифицирован онтологический подход для разработки мультимедийного пользовательского интерфейса, реализовано интерфейсное приложение, [19] - методика оценки сложности алгоритма расположения видеодетекторов, вычислены конечные характеристики сложности алгоритма, [20] - вычислительная итерационная схема расчета конечных интегро-дифференциальных определяющих уравнений, [21] - варианты реализации возможностей динамической объектной модели, связывающей действия пользователя с Web-приложением и программной средой.

Структура и объём диссертации. Диссертация включает в себя введение, четыре главы, заключение и изложена на 189 страницах машинописного текста, в том числе 5 таблиц, 73 рисунка. Список использованных источников насчитывает 212 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации. Указаны основные цели работы, кратко изложена структура диссертации, охарактеризована ее научная новизна, научная и практическая значимость, сформулированы основные положения, выносимые на защиту, а также представлено предьявление результатов различных частей и всей работы в целом научной общественности на конференциях, семинарах и симпозиумах.

В первой главе описывается общая постановка задач, решение которых необходимо для проектирования процессов системы мониторинга для получения характеристик статичных, а также движущихся объектов. Приводится краткий исторический обзор решения задач, связанных с методами получения характеристик наблюдаемых объектов, описываются этапы эволюции методов и используемых моделей. В главе предложены критерии, определяющие особенности программных систем информационных технологий, их моделей, описывающих отдельные информационные процессы и взаимосвязь этапов получения, первоначальной обработки, передачи, конечной обработки, хранения, а также процесса принятия решения о дальнейших действиях системы и пользователя.

Во второй главе рассматриваются методы решения задач, необходимые для анализа геометрических и кинематических характеристик исследуемого объекта. Основными методами определения параметров статичного или подвижного объекта в такой постановке являются методы обработки размытия кадра и отдельных объектов на нем, а также стереозрение.

В главе предложены новые и модифицированы традиционные методы детектирования параметров статичных и подвижных объектов, такие как определение размытия для различных цветов, входящих в изображение объекта, а также описание существующих пассивных методов определения характеристик объекта, проведено сравнение результатов использования различных методов и результатов экспериментов. Показано, что наилучшее приближение к реальным расстояниям дает разработанный метод на основе методов стереозрения и размытия изображения. С целью увеличения устойчивости оценок измерений величин размытия объекта, полученных экспериментально, предложено использовать алгоритм сглаживания.

Для итоговой формулировки выводов о применимости данных методик в разных условиях проведения съемки в зависимости от параметров объекта выполняется множество численных экспериментов. В качестве основной оценки корректности использования того или иного метода предлагается использовать

байесовскую оценку при квадратичной, прямой и простой функциях потерь, получаемую путем минимизации соответствующего безусловного риска.

В третьей главе разрабатывается алгоритм распознавания образов, основанный на определении кинематических характеристик объекта с помощью метода размытия изображений и использовании известных методов, положительно зарекомендовавших себя, таких как метод Виолы-Джонса и алгоритм поиска характерных (угловых) точек с помощью детектора Харриса-Лапласа. С помощью этого алгоритма объекты не только распознаются, но и определяются параметры, описывающие их поведение и состояние. Представлены блок-схемы алгоритмов идентификации объекта, процедуры обработки кадра и работы модуля распознавания объекта, которые разработаны и реализованы на примере изображений, полученных в ходе апробации результатов исследований на одной из конференций.

Четвертая глава содержит разработанную архитектуру программной системы мониторинга, взаимодействие отдельных модулей в рамках функционирования единой комплексной системы мониторинга и автоматизированной обработки графических изображений реально существующих объектов. Здесь также рассматривается задача проектирования и реализации пользовательского интерфейса для управления мультikomпонентной программной системой мониторинга, в которую входят система визуального распознавания образов, система интерфейсов для разработчиков, пользователей и взаимодействующих программ. Отличительная особенность настоящей работы в том, что полученные алгоритмы являются не только средством решения поставленных задач, но и самостоятельными объектами исследования, для которых определяются вычислительная сложность и сложность программной реализации на межсистемных платформах.

ГЛАВА 1. АНАЛИЗ МЕТОДОВ ПОЛУЧЕНИЯ ХАРАКТЕРИСТИК ОБЪЕКТОВ И ИНФОРМАЦИОННЫХ СТРУКТУР В КОМПЛЕКСНЫХ СИСТЕМАХ МОНИТОРИНГА

В первой главе приведен краткий обзор существующих методов получения первичной информации об объекте, их возможные области применения. В данном разделе также проводится классификация существующих и проектируемых систем применяемых информационных технологий, таких как системы удаленного контроля, видеомониторинга и других многокомпонентных информационно-вычислительных комплексных систем, а также классификация информационных процессов по типу используемой информации и типу выбранной модели.

1.1. Методы получения первичной информации об объекте

1.1.1. Активные способы получения первичной информации

К активным способам получения информации об объекте относятся любые способы, где происходит излучение каких-либо волн. К таким способам относятся получение характеристик объекта с помощью PMD-камер, лазеров, эхолотаторов и т.д.

Принцип действия PMD-камер (Photonic Mixer Device) основан на времяпролетных (Time-of-Flight) измерениях, то есть измерении времени перемещения света от камеры до объекта, и обратно после отражения от объекта до специальной светочувствительной матрицы (скорость света нам известна еще из курса физики). Расстояние может быть вычислено из уравнения для идеальной камеры [81]:

$$z = R (S_2 - S_1) / 2(S_1 + S_2) + R / 2, \quad (1.1)$$

где R - диапазон камеры, определяется в оба конца светового импульса, S_1 - количество светового импульса, который принимается, S_2 - количество светового импульса, который рассеивается (Рис.1.1).

В статье [128] сравниваются методы определения расстояния с помощью PMD-камеры и стереозрения. Приводятся возможные отклонения расстояния в зависимости от угла наклона камер. В итоге, расстояние определено точнее PMD-камерой, минусы заключаются в низком разрешении PMD-камеры, что приводит

к достижению более низкого пространственного разрешения по сравнению со стереозрением, следовательно, для целей реконструкции поверхности было бы желательно использование обоих методов.

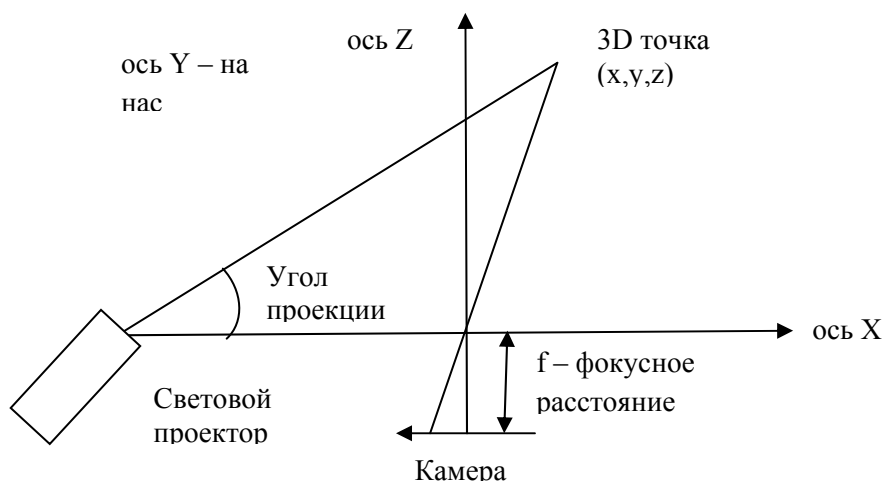


Рис.1.1. Принцип работы PMD-камеры

Соединению активного и пассивного методов определения координат объекта, то есть использованию как PMD-камер, так и стереозрения, посвящена работа [154].

В статьях [200, 187, 208] описываются основные принципы работы подобных камер и возможные различные применения PMD-камер, например, в мобильной робототехнике, промышленности, автомобильной безопасности и навигации. Также возможно с их помощью решать различные прикладные задачи, в том числе «просвечивать» контейнеры и визуализировать находящиеся в нем предметы [81, 121].

Reulke в статье [186] предлагает использовать комбинацию PMD-камеры с RGB-камерой с высоким разрешением для улучшения качества визуализации объекта. Рассматривается точность использования PMD-камер, но при этом в данной статье не рассматривает точность общей комбинации.

Langmann и др. [155] проводят сравнение различных ToF камер, таких как Microsoft Kinect и PMDTec CamCube, по погрешностям определения расстояния, по зависимости от угла установки, а также по качеству усредненных кадров по каждому расстоянию. Также сравнение проводится и в статье [13], где описываются SR-4000 and CamCube3.0, и в статье [163], где Microsoft Kinect сравнивается с камерой PMD CamCube 3.0 и SwissRanger 4000.

В статье [143] кратко описаны все возможные методы определения расстояния, используемые человеком, PMD-камеры, комбинирование стереозрения и PMD-камер, а также оценка этого метода. Калибровка проводится при помощи Matlab Tools и двух камер, то есть стереозрения [192]. Вопросам калибровки посвящены также статьи [192, 162], где приводятся погрешности метода использования PMD-камер.

Статья [140] рассматривает проблему наличия времени интегрирования (настройки) времяпролетной (Time-of-Flight) камеры, которое следует учитывать для адаптации в реальном времени при динамических сценах для уменьшения ошибок определения расстояния до необходимого объекта.

В статье [181] находятся погрешности метода использования камер и описывается способ их уменьшения путем совмещения карты глубины изображения и градации серого цвета изображений.

Применение лазера подробно описывается в работах [193, 129, 99] для составления спектральных портретов объектов, использования для навигации мобильного робота и для 3D реконструкции объекта при использовании системы из четырех камер соответственно. Использование лазеров связано с высокой точностью определения точек поверхности объекта, однако это приводит к ощутимому удорожанию конструируемой системы нахождения координат, моделирования и визуализации объектов [55].

Работа [173] посвящена использованию лазера для определения расстояния под водой. Эксперименты проведены для расстояний вплоть до 3,5 м, максимальная оценка ошибки составила 12%.

1.1.2 Определение параметров объекта по размытию его изображения

В подавляющем числе современных систем мониторинга, наблюдения и локации измерение параметров движущегося объекта происходит с помощью использования активных устройств, содержащих и передатчик и приемник электромагнитных волн различных диапазонов. Здесь можно выделить использование радиодиапазона длин волн, инфракрасного (лазерного) и т.д. В основе работы таких устройств и систем лежат эффекты размытия отраженного импульса от движущегося

щегося объекта, например, эффект Доплера. Несмотря на то, что такие системы хорошо себя зарекомендовали, и область их применения постоянно расширяется, они имеют ряд особенностей, которые могут привести, а в некоторых случаях уже приводят, к существенным проблемам при их использовании. Первой из таких проблем является стоимость системы на основе активных устройств. Второй не менее важной проблемой, а в крупных городах и очень важной, может являться занятость радиочастот систем связи, так, например, радары вызывают помехи в трекинговых системах передачи информации, которыми активно пользуются дальнобойщики. В силу указанных причин в настоящее время достаточно перспективными представляются системы определения параметров движущегося объекта по его изображению, полученному с помощью видео – и фотокамер [23]. Данная технология не обладает вышеназванными недостатками, однако трудна в настройке и верификации.

Размытие изображения объекта из-за расфокусировки камеры

Устранению этих ограничений посвящено исследование [134], в котором представлен алгоритм для оценки глубины изображения от расфокусировки двух изображений, для этого используются полиномы Эрмита. Каждый коэффициент полинома вычисляется с помощью более размытого изображения, как функции частных производных размытия в вертикальном и горизонтальном направлениях от другого более качественного изображения. Получаемая система уравнений решается относительно перемещений. Алгоритм проходит апробирование на реальных и синтезированных кадрах. Данный метод используется только на маленьких расстояниях (до 1 м), оценка ошибки лежит в пределах 5%.

Получить информацию об объекте через размытие его изображения предлагается в работе [157, 168], для этого используется преобразование Хаара и изображение объекта представляется в виде набора примитивов [108]. Исследуемое решение может оценить резкость систем получения изображений с помощью вейвлет-анализа большого количества фотографий [100], полученных, например, при аэрофотосъемке, т.е. когда движется не сам объект, а система его видео и фотофиксации. Само размытие возможно найти через вейвлет – анализ в работе [189]. Оценки погрешностей не приведены.

В статье [184] нахождение расстояния до неподвижного объекта основано на тех выводах, что объект, находящийся в фокусе определенной оптической системы линз, не подвергается размытию, в то время как объект, расположенный ближе или дальше, чем объект в фокусе, будет размыт. Причем, если объект расположен ближе расстояния до объекта в фокусе, то погрешность будет больше: при расстоянии до объекта, находящимся в фокусе – 0,5 м и реальном расстоянии до объекта – 2 м погрешность нахождения равна 2%, при расстоянии до объекта, находящимся в фокусе – 1 м – 3%, при расстоянии до объекта, находящимся в фокусе – 7 м – 50 %. Функцию распределения размытия можно вычислить из circle of confusion (круг нерезкости или диаметра размытия), принимая во внимание размер изображения, число и размер пикселей сенсора.

Для нахождения величины размытия в качестве основной области исследования предлагается использовать не все изображение, а только его угловые области, т.е. области в которых сходится изображение объекта и окружающей картины в двух направлениях, что повышает эффективность исследования данных зон по сравнению с областями, в которых заканчивается изображения граница в одном направлении [30,83]. Определяются переходы цветов для точного детектирования угла изображения объекта. Параметры движения оцениваются в локальных областях, при этом учитывается, что размытие во всех направлениях неравномерное, поэтому данный алгоритм предлагается использовать даже в случае вращения камеры или самого объекта, что при доработке системы, вероятно, позволит избавиться от многих зависимостей точности от траектории, от параметров съемки, от характера движения и т.д. Величину размытия возможно определять с точностью до 4,68%.

Авторы статьи [139] также используют характеристики оптической системы для определения глубины объектов изображения [126]. Для оценки величины фокуса камеры, размытие при котором минимально, используют оптимизацию стоимостной функции, включающей в себя такие метрики как интенсивность градиент изображения. При нахождении объекта до 1 м от камеры, исходя из приведенных графиков, погрешность лежит в пределах 7%.

В [212, 46, 124] карта глубин составляется по размытию объекта на его границах [83]. Проводится переразмытие изображения Гауссовой функцией с известными параметрами и через соотношение градиентов исходного и полученного изображений находится оценка размытия границ объекта, которая распространяется на весь объект [46,92,93].

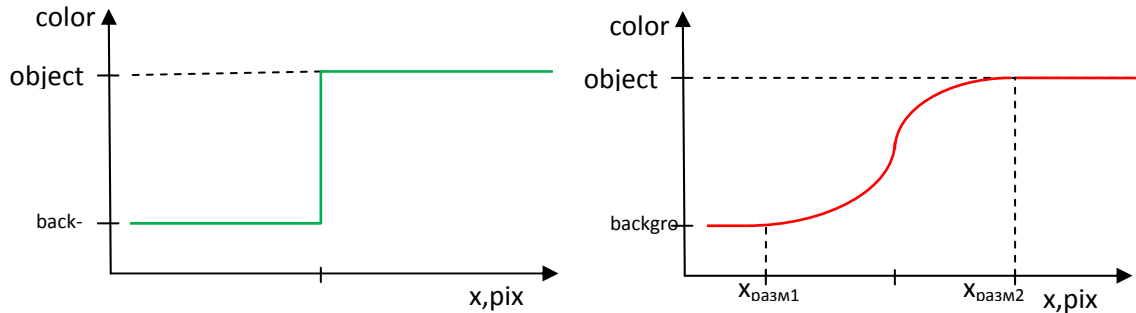


Рис.1.2. Идеальная граница и граница, размытая гауссовым распределением

Tim Zaman в своей работе [209] для статического объекта, а также Veerender Reddy в работе [202] для видео находят оценку размытия изображения методами, предложенными Elder и Zucker [137] и Hu и Naan [146], сравнивая их, а затем с помощью уравнения, предложенного Pentland [180] ($D \approx F \cdot v_0 / (v_0 - F \cdot \sigma \cdot f)$), строят карты глубин (Рис. 1.3).

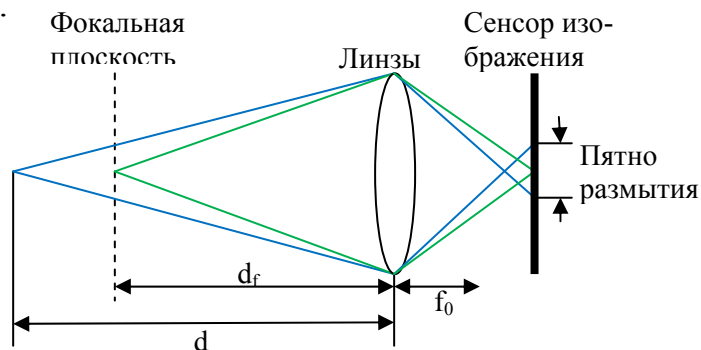


Рис.1.3. Модель фокусировки и расфокусировки для тонкой линзы

Метод, предложенный Elder and Zucker [137], основан на использовании фильтра Гаусса первой производной при движении вдоль границы для того, чтобы найти точку с максимальным градиентом, то есть до тех пор, пока первая производная не станет равна нулю. Для устранения шума подбираются наиболее подходящие пороги со стандартными отклонениями Гауссова фильтра.

Метод Hu and Naan [146] предполагает оценку размытия сигнала при помощи двух последующих переразмытий функцией с известными Гауссовыми ядрами σ_a и σ_b , что приводит к двум сигналам $b_a(x)$ и $b_b(x)$. Затем вычисляется отношение:

$$r(x)=(b(x)-ba(x))/(ba(x)-bb(x)) \quad (1.2)$$

Данное отношение будет достигать своего максимального значения в тех точках, где размытие оказало наибольшее влияние, то есть сигнал будет значительно меняться по амплитуде, что позволяет найти размытие σ , которое считается одинаковым для всей области. Если $\sigma_a * \sigma_b > \sigma$, то:

$$\sigma \approx \frac{\sigma_a \sigma_b}{(\sigma_b - \sigma_a)r_{max}(x) + \sigma_b} \quad (1.3)$$

В статье [131] оценка размытия вычисляется по месту нахождения границы объекта на основе производной первого порядка. После анализа результатов получено, что предложенный метод обладает низкой стохастической ошибкой, а также быстротой выполнения.

Xiang Zhu и др. в статье [211] предлагают также метод оценки дефокусировки с составлением карты глубины изображения. Метод основан на использовании фильтра Габора (Gabor filtering), опирающегося на локализованный спектр Фурье для получения информации о цвете, а значит, и размытости на границах объекта [113].

Статья [Shalin Mehta] основана на использовании обучения для оценки размытия, используется фильтр Гаусса нижних частот для определения размытия объекта, а затем применяется сравнение найденных размытий с еще неизвестными. Гауссово размытие оценивается с достаточно высокой точностью.

В статье [188] описывается еще один метод определения степени размытия изображения через гауссово представление пространства, и используются свойства гауссовой функции.

В [164] предлагается классифицировать размытые объекты без оценки самого размытия по таким характеристикам, как цвет изображения, градиент и спектральная информация. При этом упор делается на рассмотрение отдельных размытых элементов изображения, а не на всю картинку.

Levin и др. [158] предлагают камеру, которая конвертирует обычное изображение объектов, находящихся вне фокуса, в резкое изображение и цветовую карту глубин, то есть информация об удаленности объектов не теряется при одновременном улучшении качества изображения.

Статья [176] предлагает использование метода фокусировки для шероховатых поверхностей. Используется ряд изображений, полученных с разной фокусировкой, затем применяется модифицированный оператор Лапласиан (Sum-modified Laplacian), измеряющий качество фокусировки. Для получения более точной оценки глубины используются модели Гауссиана для интерполяции фокусных измерений.

Определение оценки размытия возможно использовать не только для нахождения расстояния до объекта и его координат, но и в других практических целях, например, для удаления тумана [148] и других подобных эффектов, ухудшающих качество изображения и уменьшающих поле видимости.

В статье [206] применяется определение глубины при расфокусировке объекта для неоткалиброванной камеры. Кроме того, используется, как и практически везде, PSF-функция с гауссовым распределением, сравнивается применение двух разных фильтров – билатерального фильтра (bilateral filter) и управляемого фильтра (the Guided filtering).

В [185] рассматривается классическое размытие от расфокусировки и новая модель, основанная на Марковском случайном поле (Markov random field).

В [160] используется гистограмма для определения размытия и приводится экспериментальный график зависимости расстояния от размытия.

Авторы статьи [210] проводят визуализацию графической трехмерной сцены с помощью представленного алгоритма программы и ее кода и размытия при помощи фильтра, придающего сцене глубину, похожего на Гауссовый.

Размытие изображения объекта из-за движения камеры

Оценка размытия статического объекта (или если движение камеры гораздо больше движения объекта, то есть движением объекта можно пренебречь) при движении камеры определяется выражением:

$$\Delta d = f * \Delta Y / D = f * v * \Delta t / D = f * v / (r * D); \quad (1.4)$$

где Δd – размытие движущегося объекта, f – фокусное расстояние камеры, ΔY – перемещение объекта в реальности вследствие его движения со скоростью v за время Δt , D – расстояние от камеры до объекта, r – количество кадров видеопотока в секунду.

Данный подход и его результаты рассматривается, например, в [165]:

$$r = f * m/d, \quad (1.5)$$

где f – фокус, m – расстояние, пройденное камерой за время выдержки t , d – расстояние от камеры до объекта, r – радиус размытия вследствие движения камеры (рис.1.4):

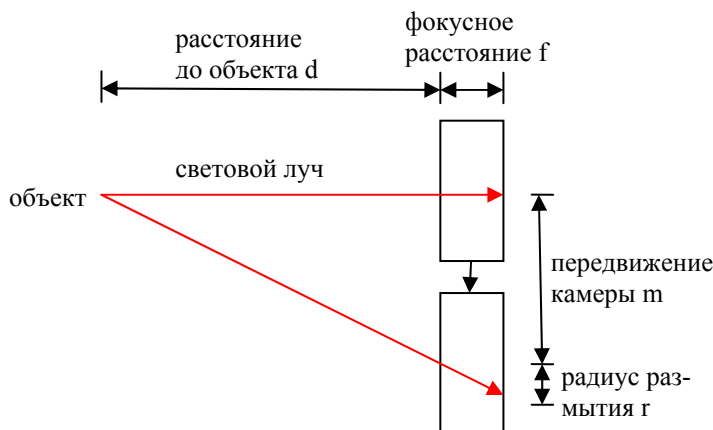


Рис.1.4. Размытие от движения камеры

В работе [178] размытие от движения рассматривается как стандартный алгоритм свертки в области преобразований Радона (Radon transform domain) при разных углах ядра размытия при движении, при этом находятся направление движения, полное перемещение объекта при движении.

В работе [159] авторы делают попытку соединения размытия при движении и расфокусировки объекта, приводятся полученные результаты для различных параметров камеры и ее движения.

Предпосылки создания метода определения параметров объекта путем анализа размытия различных цветов изображения объекта

Takashi Nagata и др. в статье [174] рассматривают поведение одного из видов прыгающих пауков - *Hasarius adansonii*. Авторы опытным путем показывают, что данные пауки для определения расстояния до своей жертвы используют размытие объекта, зависящее от цвета (при освещении красным цветом – пауки недопрыгивают до объекта нападения на расстояние около 10%, а при освещении зеленым цветом - точность прыжка максимальна). Таким образом, по разности размытия объекта при разложении его по цветам (при красном и зеленом или при синем и зеленом – разность будет максимальна, следовательно, легче оценивать их разность) можно определить местоположение исследуемого объекта.

Subbarao в статье [197] модель дефокусировки основана на использовании волнового размытия, квадрат которого равен сумме квадратов оптического и геометрического размытий, то есть для разных длин волн размытие будет получаться разное и зависит оно от длины волны и функции aberrаций волнового фронта (wavefront aberration function).

Проведение оценки скорости и расстояния до объекта при его движении

В работе [161] рассматривается возможность определения скорости объекта по известному до него расстоянию с погрешностью в пределах 5%, а иногда 2 % при расстоянии до 10 метров. В качестве первоначально определяемых данных используется расстояние, пройденное изображением в кадре, при этом, для повышения точности, камеру необходимо устанавливать на достаточном удалении от траектории движения, и информация о траектории при этом считается заранее известной, что не всегда выполняется для движения объектов непосредственно без дорожного полотна.

В этой же работе [161] для определения расстояния до объекта рекомендуется использование метода пропорции при известной длине объекта и длине этого объекта на изображении. Если известны реальные размеры объекта (его высота или ширина), то возможно определить расстояние до него. Недостатком этого способа является зависимость чувствительности способа от его размеров, то есть чем меньше объект, тем менее точно определяется расстояние, следовательно, расстояние до малогабаритных объектов определяется с большой погрешностью. Отдельно точность измерения расстояния до объекта не рассчитывается.

В статье [153] авторы используют метод определения параметров размытия изображения при движении камеры, при этом за основу принимается условие, что движется не камера, а определенные объекты. Таким образом, возможно использовать без изменений все уравнения, выводимые для метода оценки размытия при движении камеры (Рис.1.5).

$$\sigma = f * \Delta Y / d, \quad (1.6)$$

где f – фокусное расстояние камеры, ΔY – расстояние, пройденное камерой за определенное время, d – расстояние от камеры до объекта, σ - размытие вследствие движения камеры

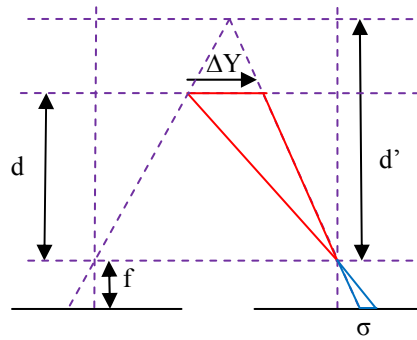


Рис.1.5. Размытие движущегося объекта

1.1.3. Определение параметров объекта с использованием стереозрения

В настоящее время находит широкое применение система комплексного видеомониторинга с элементами искусственного интеллекта и процедурами автоматизированного принятия решения. Одними из основных компонентов таких комплексов являются модули получения изображений, распознавания отдельных объектов на нем [4,21,107], управления параметрами системы для наилучшего распознавания [23,97] и дальнейшего принятия решения о степени доступности тех или иных возможностей для данного объекта. Такие системы получили широкое распространение в области комплексной безопасности, автоматической обработки графических данных, систем обнаружения нарушений правил дорожного движения и т.д.

При моделировании систем распознавания и комплексного видеомониторинга удачно решены многие вопросы по распознаванию статических и движущихся объектов [33,49], лиц людей, номеров автотранспортных средств, по прогнозированию поведения отдельных объектов и направления их дальнейшего перемещения [102,104]. Но вместе со значительными преимуществами работы существуют моменты, требующие проведения дополнительных исследований, одним из них является определение расстояния до распознаваемого объекта, что позволяет не только создавать глубины изображения, но также и определять скорости движущегося объекта, скорости сближения объектов, открывает дополнительные возможности по прогнозированию траектории движения.

В статье [107] оценивается погрешность для определения расстояния с помощью метода стереозрения. Трудности использования данного способа заключаются в сложности правильной установки двух камер: оси камер должны быть параллельны друг другу, а также перпендикулярны линии, соединяющей центры

камер. Вследствие неправильной установки камер может получиться очень существенная неточность измерения (разница в 1° может привести к погрешности более чем в два раза).

В работе [33] описан способ использования системы технического зрения для измерения пройденного пути и углов поворота мобильного робота, основанный на измерении смещения особых точек пространства, информация о которых получается из анализа последовательности изображений. Погрешность метода лежит в пределах 7,6% на маленьких расстояниях – до 1,5 м.

В работе [17] проводится достаточно подробный анализ методов получения трехмерного изображения по видеоряду или серии изображений, основной идеей при этом является совмещение изображений и последующее определение расстояния до объектов по расхождению их образов на фотографии. Здесь приводится классификация алгоритмов сопоставления двух изображений, полученных системой пассивного стереозрения, основными критериями классификации является схожесть окрестности вокруг сравниваемых точек (для этого вычисляется функция расхождения) и способ минимизации энергии, при этом выделяются методы динамического программирования [44] и нахождения минимального разреза графа [63].

В [14] авторы рассматривают алгоритмы обработки изображений, полученных с двигающихся видеокамер, для определения препятствий на пути движения. Предлагается полученные изображения сравнивать с некоторыми шаблонными с помощью функций библиотеки OpenCV, которая также использовалась в [67] для распознавания лиц людей. Быков и др. в статье [14] построили алгоритм, основанный на представлении кадров видеоизображений с двух камер в виде трех слоев: по оттенкам, яркости и насыщенности (модель HSV). В каждом слое выделяются реперные области, после чего они объединяются в одну картинку и происходит поиск шаблонных препятствий, заданных в базе системы распознавания. Разработке системы обнаружения препятствий перед мобильным объектом посвящена и работа [204], в которой предлагается метод обнаружения трехмерных объектов по стереоскопическим изображениям с двух камер. В полярной системе координат определяются ортогональные проекции стереоизображения на гладкие поверхности, при этом

трехмерная задача сводится к плоской задаче обнаружения на синтезированных проекциях яркостно-геометрической структуры известной формы. Авторы [204] вначале предлагают получить аналитическую модель подстилающей поверхности, а затем на нее проецировать изображения левой и правой видеокамеры. При наличии трехмерного объекта появляются отклонения от модели поверхности, при наложении двух изображений образуются угловые структуры, при этом задача сводится к нахождению на дифференциальном ортофото структур определенной формы. Интересным новшеством, предложенным в данном исследовании, является переход от двухмерного анализа изображений к анализу одномерных массивов проекций яркости, изменяющейся на границах ортофото.

Для возможности применения представленных выше методов в системах видеомониторинга следует проанализировать информационные процессы, а также существующие системы различных информационных технологий в целом.

1.2. Общие понятия об информационных процессах в программных системах мониторинга

Под программной системой мониторинга предлагается понимать взаимосвязанные друг с другом программные и аппаратные средства [64], устремленные на разграничение доступа и фиксацию потока людей, транспортных средств и других объектов в/из здания, зоны, помещения и территории, а также на получение, первичную обработку, передачу, окончательную обработку, хранение, анализ данных и процедуры принятия решений [9,13,14,18].

Система мониторинга включает:

- устройства считывающие: дактилоскопические сканеры, механизмы машинного зрения, приспособления радиочастотной идентификации, видео- и фотодетекторы;
- программное обеспечение системы мониторинга;
- контроллеры системы мониторинга. Электронные микропроцессорные модули, обеспечивающие аутентификацию объектов доступа, логику авторизации для доступа в те или иные зоны;

- дополнительное неинтеллектуальное оборудование, соединительные провода и другие вспомогательные устройства;
- вычислительную технику для обработки полученных данных.

Функционирование программной системы мониторинга связано с выполнением функций прямого управляющего воздействия, обеспечения обратной связи [24,33], сравнения результатов работы с установленными критериями, выработку управляющего воздействия, корректирующего внутренние информационные процессы системы с целью достижения нужного результата [68].

Цикл функционирования системы мониторинга можно представить в виде двух срезов в фазовом и во временном измерении. Подавляющее большинство автоматизированных систем управления и мониторинга относятся к системам с непрерывным циклом [37], т.е. функции в них реализуются непрерывно.

Основные этапы функционирования программных систем мониторинга можно представить в виде списка:

1. Активация внешних модулей получения первоначальных данных.
2. Сбор информации об исследуемом объекте.
3. Мониторинг процесса получения первоначальных данных и общего состояния системы (датчики, оборудование, персонал, программные системы).
4. Отслеживание и контроль параметров качества.
5. Обеспечение персонала и оборудования информацией, необходимой для начала процесса мониторинга.
6. Установление связей между персоналом и оборудованием.
7. Изменение параметров видео- и фотофиксации объектов в зависимости от изменения параметров внешней среды или характеристик состояния или поведения самого объекта.

В настоящей работе предлагается классифицировать:

- программные системы информационных технологий по области применения и по способу получения первичных данных (таблица 1.1);
- модели информационных процессов по типу используемой информации и по типу модели (таблица 1.2).

В соответствующих ячейках таблиц указаны отечественные и зарубежные авторы, исследовавшие ту или иную программную систему информационных технологий или модель информационного процесса, происходящего в ней. Подобная классификация поможет в следующих главах диссертационного исследования определению наиболее перспективных направлений исследования, а также места настоящей работы в общем массиве современных научных изысканий и исследований.

Важными характеристиками функционирования программных систем является набор обобщенных параметров, т.е. таких параметров, которые изменяются лишь тогда, когда меняется сама система [69,76,77].

Для описания этих параметров используются следующие величины:

1) Состояние системы (C) – это вектор значений параметров, характеризующих систему в данный момент времени t – статистическая характеристика:

$$C(t_1) = \{P(t_1), L(t_1), S(t_1), N(t_1) \dots\}, \quad (1.7)$$

где $P(t_1)$ – функция, характеризующая производительность системы, $L(t_1)$ – количество используемых модулей, $S(t_1)$ – себестоимость каждого из них, $N(t_1)$ – объём конечной информации.

2) Поведение системы – совокупность действий, изменений изучаемой системы и её реакций на внешние воздействия: изменение, развитие, рост.

$$\Pi = f(t, Q), \quad (1.8)$$

где Q – совокупность параметров программных систем.

3) Связь между отдельными компонентами системы – это форма взаимных ограничений влияния элементов друг на друга.

В результате, система формально задается как некая упорядоченная последовательность вида:

$$\Sigma = \langle T, X, \Omega, Y, V, H, G, F, Z \rangle, \quad (1.9)$$

где $T = \{(t_i, t_{i+1})\}_1^N$ – ось времени; $X = \{x_j\}_1^N$ – множество входной информации; $\Omega = \{\omega_i\}_1^N$, $\omega_i \in \Omega$, ω_i – оператор ввода, множество Ω – входных воздействий; $Y = \{y_i\}_1^M$ – множество результатов; $V = \{\gamma_j\}_1^M$ – множество выходных воздействий.

Процесс преобразования входной информации X в выходную информацию Y на оси T определяется тремя функциональными факторами: G – алгоритм, функ-

ция выхода; H - функция поведения системы (при использовании ресурсов системы внутренних состояний), функция перехода; F - функция управления, изменяющая как, G так и H ; Z - множество внутренних состояний или ресурсов системы и $Z = \{Z_j\}$, также имеется ряд условий ограничений

$$\left\{ \begin{array}{l} G:(X \times Z) \rightarrow Y \\ H:(X \times Z) \rightarrow Z \\ F:(X \times Z \times T) \rightarrow (G \times H) \\ \quad \quad \quad \omega \\ \Omega : T \rightarrow X \\ \quad \quad \quad \gamma \\ V : T \rightarrow Y \end{array} \right. \quad (1.10)$$

Важным вопросом, влияющим как на функционирование программных систем, так и на ее проектирование и реализацию, является представление процессов внутримашинной циркуляции информации в системе [106,120]. Основные информационные процессы связаны с внутримашинным информационным обеспечением, которое включает в себя все виды специально организованной информации, представленной в форме воспринимаемой техническими средствами компьютерной информационной системы управления [138,141,145]. Основной формой организации информации на машинных носителях является база данных (БД) под управлением системы управления базой данных (СУБД). Как правило, БД является интегрированным представлением данных многоцелевого использования, хранит данные, которые обеспечивают решение комплекса взаимосвязанных задач. В отдельных случаях используются «изолированные» массивы информации на машинных носителях, которые создаются и обслуживаются вне СУБД в прикладных программах. СУБД предоставляет интерфейс для работы пользователя с БД [32]. Все операции с данными БД выполняет СУБД (объявление структуры базы данных, ввод, поиск, корректировка, удаление данных).

Таблица 1.1. Классификация распределенных автоматизированных информационных систем

№	№ Область применения Способ получения данных	А Системы удаленного контроля доступа	Б Системы удаленного мониторинга	В Автоматизированные системы диспетчерского управления	Г Системы автоматизированного проектирования	Д Экспертные системы
1	Непосредственный контакт измерительного модуля и объекта	[33,154,204]	[33,48,204]	[47,53,68,109]	[43,182]	[38,139]
2	Удаленно с инфракрасным каналом	[99,154,198,199]	[94,99,198]	[94,99,198]	[43,150]	[94,150,198,201]
3	Удаленно с радио каналом	[62,173]	[62]	[105,109]	[43,173]	[105,139]
4	Удаленно через фотодетектор	[47,48,154,199]	[18,37,80,94]	[14,94,121]	[43,182]	[24,37,139,201]
5	Удаленно через видеодетектор	[47,91,112,199]	[9,18,80,91,94,112]	[31,91,68,109]	[43,109,182]	[24,91,112]

Таблица 1.2. Классификация моделей информационных процессов

№	№	А	В	С	Д	Е
	Тип информации Тип модели	Текстовая, табличная	Звуковая	Графическая растровая	Графическая векторная	Мультимедийная
I	Дескриптивные (описательные)	[7,19,27,82,89,156]	[19,53,111,123]	[6,7,15,19,29,67,89,116,118,156,185]	[6,7,29,185]	[5,7,19,29]
II	Оптимизационные	[7,27,82,89,156]	[27,53]	[19,61,111,116,118,156]	[27,111,185]	[7,11,27,185]
III	Многокритериальные	[7,20,82,89,98,156]	[5,53,123]	[19,20,29,50,61,67,89,111,118,156]	[20,29,50,111,185]	[5,19,27,29]
IV	Алгоритмические	[17,59,69,82,98,156]	[11,59]	[17,59,61,66,67,116,118,121,156]	[17,59,61,66]	[59,182]
V	Имитационные	[82,156,182]	[11,53,123]	[61,66,105,117,118]	[66,105,117]	[105,182]

1.3. Получение первичных данных в системе мониторинга

В современных системах видеомониторинга, контроля удаленного доступа, идентификации отдельных объектов, автоматического управления важным элементом является блок получения первичных данных об объекте, его местоположении, состоянии, параметрах движения и т.д. Согласно традиционной классификации, принято выделять ручной, автоматизированный и автоматический ввод данных в информационно-вычислительную систему. В самом общем случае практически в любую систему автоматической обработки данных и управления входят подсистемы ввода данных, их обработки, передачи и хранения [57,58]. За последние десять лет были решены многие важные задачи обработки и циркуляции информации внутри системы, однако еще остаются и «узкие» места. Одним из таких мест является получение первичных данных об объекте автоматизации или об объекте, исследование поведения которого автоматизируется. Получение первичной информации можно классифицировать по удаленности модуля сбора первичных данных от исследуемого объекта. Тогда выделяются методы непосредственного контакта измерительной системы и образца, и методы удаленного получения данных. В первом случае активными элементами, измеряющими параметры и состояние образца, являются тензодатчики на основе пьезоэлементов или волоконно-оптические датчики. Во втором случае данные об объекте формируются удаленно с использованием активных или пассивных средств наблюдения и мониторинга. Активные системы получения информации основаны на излучении электромагнитных волн определенной длины и обработке отраженного от объекта сигнала. Пассивные системы в качестве первоначального массива данных используют изображение или серию изображений искомого объекта. При этом изображения, используемые в процессе исследования объекта, могут быть получены как с геометрически связанных между собой фото- или видеодетекторов, так и с произвольно расположенных камер [40].

Подобные постановки задач могут иметь место не только при детектировании подвижных объектов статичной системой видео- и фотофиксации [115], но и при

использовании подвижной системы фиксации, например, как при аэрофотосъемке, или при работе вагонов-путеизмерителей или путеизмерительных тележек, поскольку одним из регистрируемых параметров является параметр «видеонаблюдение обустройства пути» [35,36,71,107,199].

В оптических (видимом и инфракрасном диапазонах) каналах получения первоначальной информации используются средства визуального, визуально-оптического, телевизионного наблюдения, фото- и киносъемки, наблюдения с использованием приборов ночного видения и тепловизоров [95,101,167]. Но поскольку физическая природа носителя информации в каналах этого вида одинакова, то приемник (фотоприемник) имеет общую структуру. Ее можно представить в виде, приведенном на рис. 1.2.

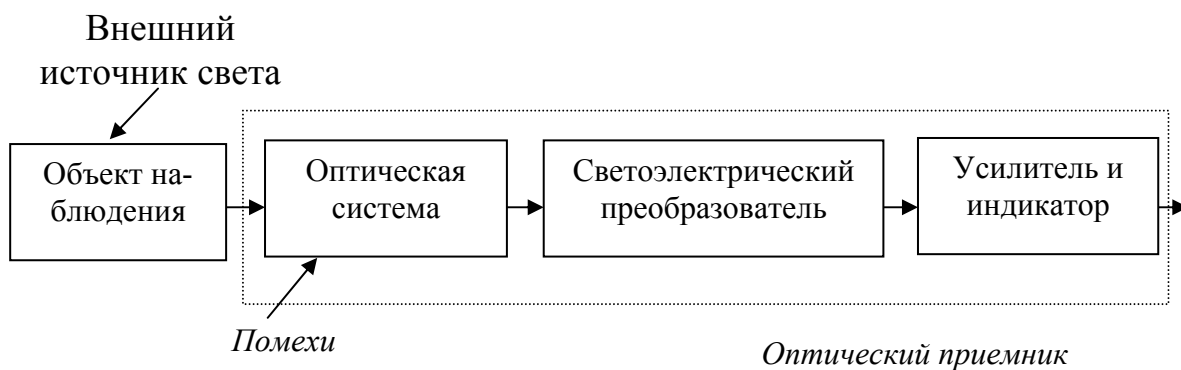


Рис. 1.6. Структурная схема средства наблюдения в оптическом диапазоне

Любое средство наблюдения содержит оптический приемник, включающий оптическую систему, светозлектрический преобразователь, усилитель и индикатор.

Оптическая система или объектив проецирует световой поток с информацией от объекта наблюдения на экран светозлектрического преобразователя. Последний преобразует изображение на своем экране (входе) в параллельный или последовательный поток электрических сигналов, параметры которых соответствуют яркости и цвету каждой точки изображения. Размеры точки определяют разрешающую способность оптического приемника. Электрические сигналы в качестве носителей информации обеспечивают возможность выполнения необходимых процедур с сигналами (усиления, обработки, регистрации и т.д.) для представления информации в форме, доступной человеку.

Возможности средств наблюдения определяются их характеристиками:

- диапазоном частот и спектром световых лучей, воспринимаемых светoeлектрическим преобразователем; чувствительностью;
- разрешающей способностью; полем (углом) зрения.

Средства наблюдения, в зависимости от назначения, создаются для видимого диапазона в целом или его отдельных зон, а также для различных участков инфракрасного диапазона [76,112,]. Место спектра видимого, инфракрасного и радиодиапазона на шкале частот представлено на рис. 1.3:



Рис. 1.7. Характеристика оптического диапазона спектра электромагнитных излучений

Чувствительность средства оценивается минимальным уровнем энергии светового луча, при котором обеспечивается съем информации с требуемым качеством. Качество изображения зависит как от яркости света, так и от контрастности принимаемого изображения. Кроме того, помехи могут создавать лучи света, попадающие на вход от других источников света, они искажают изображение или уменьшают его контрастность.

Разрешающая способность характеризуется минимальными линейными или угловыми размерами между двумя соседними точками изображения, которые рассматриваются как отдельные. Угол, под которым средство «видит» предметное пространство, называется углом поля зрения.

Качество объективов описывается большим количеством параметров. Для оценки возможностей средств наблюдения основными из них являются: фокусное расстояние, угол поля зрения и изображения, светосила, разрешение, частотно-контрастная характеристика [25,26].

По величине фокусного расстояния объективы делятся на короткофокусные, с фокусным расстоянием F , меньшим длины диагонали кадра поля изображения d , нормальные или среднефокусные ($F=d$), длиннофокусные и телеобъективы с $F>d$, а также с переменным фокусным расстоянием.

По углу поля зрения (изображения) различают узкоугольные объективы, (угол не превышает 30 град.), среднеугольные (угол в пределах 30-60 град.), широкоугольные (угол более 60 град.) и, наконец, с переменным углом изображения - у объективов с переменным фокусным расстоянием.

Чем больше фокусное расстояние объектива, тем больше деталей объекта можно рассмотреть на его изображении, но тем меньше угол поля зрения.

Светосила характеризует способность объектива создавать освещенность в поле кадра в соответствии с яркостью объекта. На светосилу объектива влияют следующие факторы: относительное отверстие объектива; прозрачность (коэффициенты пропускания, поглощения, отражения) линз; коэффициент увеличения (масштаб получаемого изображения); коэффициент падения освещенности к краю кадра.

Способность объектива передавать мелкие детали изображения оценивается разрешающей силой. Она выражается максимальным числом N штрихов и промежутков между ними на 1 мм поля изображения в его центре и по краю. По величине разрешающей силы по центру поля кадра различают объективы с высокой разрешающей силой $N>50$, со средней - $N=25-50$ и с низкой - менее 25.

Для регистрирования изображения и последующего изучения или документирования результатов наблюдения применяют фотографирование и киносъемку.

Видеокамера является средством регистрации движущихся изображений с помощью средств телевизионного наблюдения.

Телевизионные системы наблюдения (ТСН) - предназначены для получения и документирования видеоинформации об оперативной обстановке на контролируемом объекте в режиме реального масштаба времени с целью обеспечения его безопасности.

Целевое предназначение ТСН - определение причин срабатывания средства обнаружения; получение объективной информации о проникновении (кто проник на территорию, какие заграждения были преодолены, где произошло проникновение и сколько нарушителей участвует в акции проникновения); контроль за действиями сил охраны и координация их действий.

Исходя из целевого предназначения, телевизионная система наблюдения позволяет выполнять следующие функции: визуальный контроль за зонами и рубежами защиты; наблюдение за нарушителями рубежей охраны, определение их количества, вооруженности, действий и намерений; контроль за действиями лиц охраны и персонала; запись видеоизображений для последующего анализа и опознавания злоумышленников, контроль действий сил охраны; визуальный контроль в системах управления доступом; ведение наблюдения в зонах, где непосредственное нахождение человека опасно для его здоровья; осуществление визуальной проверки правильности срабатывания систем охранно-пожарной сигнализации и т.д.

Выбор варианта оборудования объекта телевизионными средствами наблюдения следует начинать с его обследования. При обследовании определяются характеристики значимости объекта, его строительные и архитектурно-планировочные решения, условия эксплуатации ТСН, параметры устанавливаемых систем сигнализации и управления доступом. По результатам обследования определяются тактические характеристики и структура телевизионной системы наблюдения, а также технические характеристики ее компонентов (рис. 1.9).

Для получения изображений используются обычные видеодетекторы, способные формировать графический образ высокой четкости с равновозможным представлением всех цветов. Видео-, фото- и телесистемы наблюдения можно классифицировать по показателям значимости, по условиям эксплуатации, по характеру решаемых задач и т.д. (рис. 1.8).

Выбор камер является принципиально самым важным моментом в проектировании системы видеонаблюдения в целом. От правильного выбора количества и типа-размера камеры будет зависеть наиболее полное выполнение задачи видео-

наблюдения, видеоконтроля и видеообнаружения на данном конкретном охраняемом объекте.

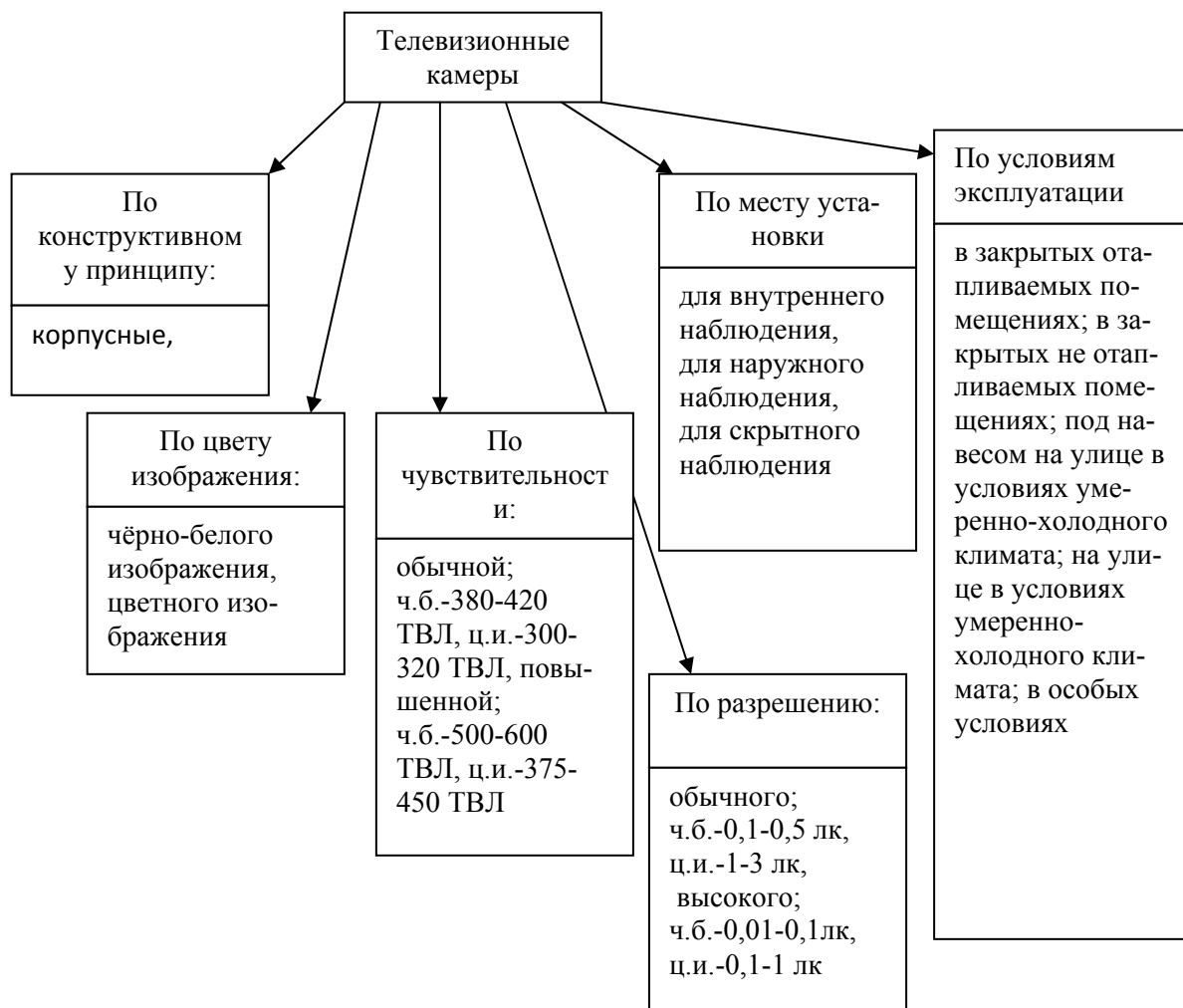


Рис. 1.8. Классификация видео- и фотодетекторов

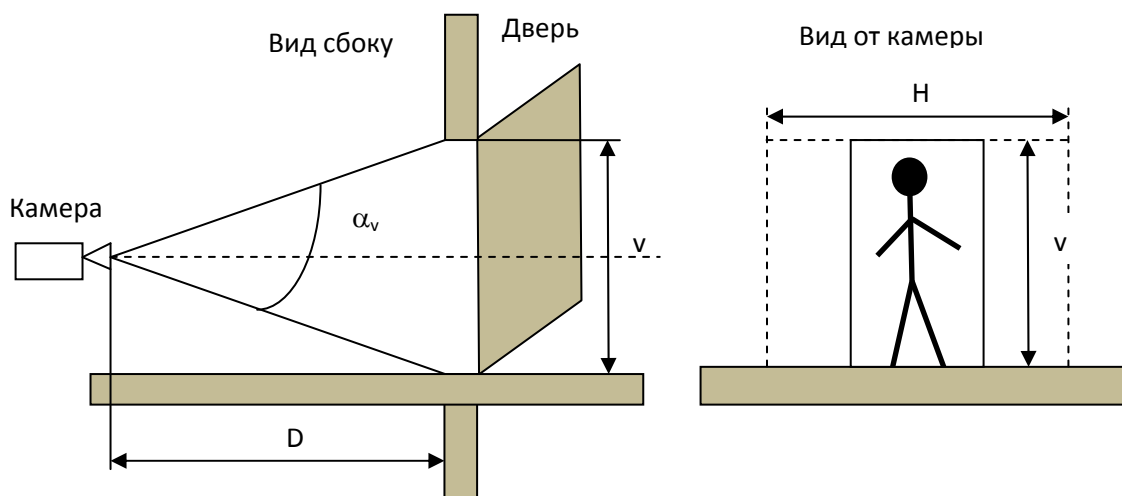


Рис. 1.9. Вариант контроля входной двери

Размер контролируемой зоны определяется размерами конкретных наблюдаемых фрагментов или частей охраняемого объекта - дверь, комната, фасад здания, площадка и т.п., а также расстоянием, с которого они будут наблюдаться, исходя из реальных условий охраняемого объекта. Высота или ширина наблюдаемого фрагмента, к которой привязывается угол обзора ТВ камеры, называется базой контролируемой зоны. База контролируемой зоны и дальность, с которой необходимо проводить наблюдение, автоматически определяют угол обзора камеры в вертикальной (α_v) или горизонтальной (α_h) плоскостях.

Для осуществления непосредственно реализации системы мониторинга проводится анализ существующих методологий проектирования процессов подобных систем и создания интерфейса различных видов взаимодействий.

1.4. Анализ существующих методов проектирования программных систем управления и мониторинга и создания интерфейса человеко-машинного и межпрограммного взаимодействия.

Разработка программных систем управления и мониторинга, а также систем интеллектуального взаимодействия в целом и интеллектуальных мультимодальных интерфейсов в частности предполагает использование специальных методологий, позволяющих создавать архитектуру, включающую преобразователь восприятий и ситуаций, модификаторы моделей поведения пользователя и среды, распознаватель ситуаций, а также блоки, отвечающие за хранение формальных моделей поведения пользователя, среды и представления восприятий [70].

Целью данного параграфа является проведение сравнительного обзора популярных методологий разработки программных систем мониторинга и систем интеллектуального взаимодействия: *Gaia*, *Mase*, *UML*, *IDEF8* и т.д. основанные на образцах, теории графов, компонентах. В процессе обзора будут выявлены требования, предъявляемые к современным методологиям разработки, что позволит получить целостную картину достоинств и недостатков существующих методологий [51,52,85].

Известные подходы при проектировании программных систем управления и мониторинга можно разделить на четыре основных класса:

- базирующиеся на объектно-ориентированных методах и технологиях с использованием соответствующих расширений (AUML);
- использующие традиционные методы инженерии знаний (MAS-CommonKADS);
- основанные на организационно-ориентированных представлениях (Gaia);
- комбинирующие в различной степени методы трех первых классов.

На рис. 1.10 показано взаимное влияние наиболее известных на данный момент агентно-ориентированных методологий (AOM).

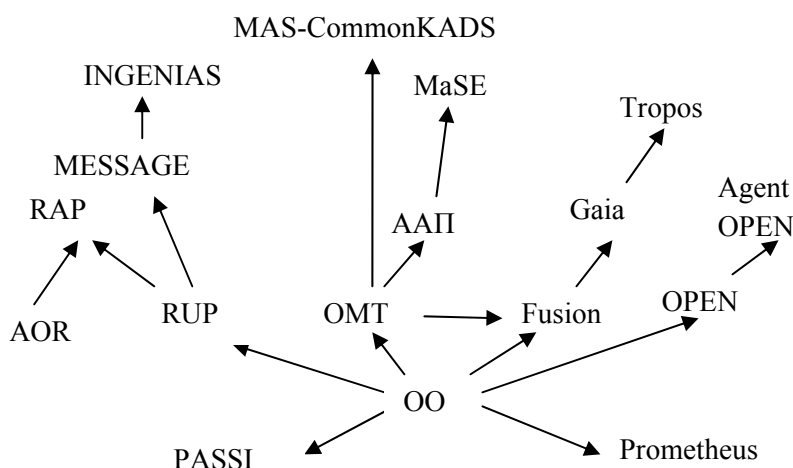


Рис. 1.10 Взаимное влияние AOM

1.4.1. Методология MAS-CommonKADS

MAS-CommonKADS [130] – методология разработки агентно-ориентированного программного обеспечения, предназначенная для применения на этапах анализа и проектирования. Она является гибридом хорошо известной методологии инженерии знаний CommonKADS, объектно-ориентированной методологии «Техника объектного моделирования» (Object Modelling Technique – OMT), объектно-ориентированной инженерии программного обеспечения (Object-oriented Software Engineering – OOSE) и метода проектирования, получившего название «проектирование, управляемое ответственностью» (Responsibility Driven Design – RRD).

Концептуальной основой технологии разработки мультиагентной системы является выделение «общности» реализуемых функций и представление их в виде классов и структур данных, являющихся составной частью программного инструментария. Реализуемая в этом подходе идея состоит в выделении наибольшего количества классов и структур данных, повторно используемых в агентных приложениях. В системе MAS DK создана конструкция «Типовой агент» (Generic Agent), являющаяся базой для последующей специализации классов и структур данных, клонирования экземпляров агентов и индивидуальной доработки специфических компонентов. Для управления функционированием мультиагентного приложения реализована концепция «Системного ядра», являющегося детальным описанием на формальном языке спецификаций, из которого можно получить программный код в полуавтоматическом режиме.

Данная методология предполагает наличие и взаимосвязь моделей, представленных на рис. 1.11.

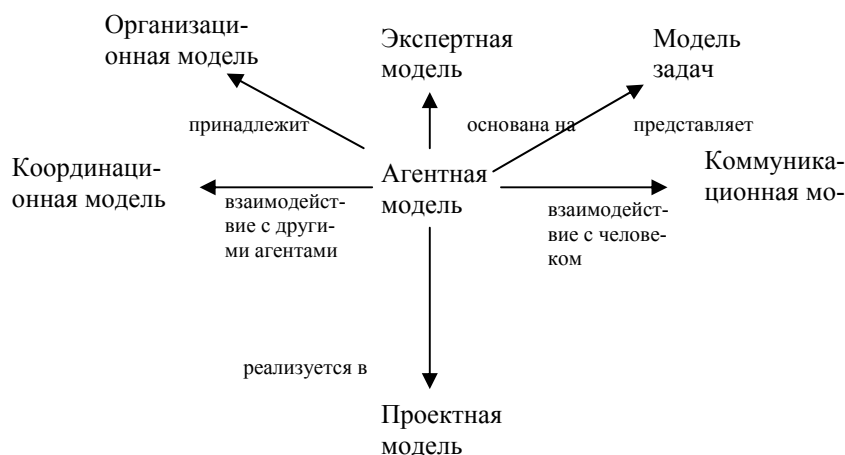


Рис. 1.11. Взаимодействие моделей в методологии MAS-CommonKADS

Входящие в методологическую схему модели можно описать следующим образом:

1) Агентная модель описывает наличие сенсоров и эффекторов, предоставляемые сервисы, объединение агентов в группы и иерархии, а также способности агентов к рассуждениям;

2) Экспертная модель определяет, какие знания необходимы агентам для достижения поставленных целей;

3) Организационная модель описывает организацию, в которой предстоит работать АОС, а также социальную организацию агентного сообщества;

4) Координационная модель описывает переговоры агентов при их взаимодействии и используемые протоколы;

5) Коммуникационная модель описывает взаимодействие человека с разрабатываемым программным обеспечением, а также факторы, напрямую влияющие на разработку пользовательского интерфейса;

6) Проектная модель объединяет все предыдущие модели и состоит из трех подмоделей. Первая подмодель – это проект сети, где происходит проектирование соответствующих аспектов агентной инфраструктуры. Вторая модель – агентное проектирование, служащее для разделения или объединения агентов полученных на ранних этапах на основании соображений целесообразности и выбора подходящей архитектуры для каждого агента. Третья модель – платформозависимое проектирование, где происходит определение платформы разработки агентов для каждой из выбранных архитектур.

Главный недостаток этой методологии – слабая поддержка этапов проектирования, тестирования и кодирования. Существуют модели, использующие данную методологию, однако они ориентированы на узкий класс систем и определяют организацию просто как коллекцию взаимодействующих ролей, не разрешая при этом проблемы коллективного поведения агентов.

1.4.2. Методология Tropos

Методология Tropos реализует идею использования концепции моделирования требований для построения системы такой, какой она должна быть. В методологии можно выделить следующие фазы: ранние требования, поздние требования, проектирование архитектуры и детальное проектирование.

Анализ требований в Tropos делится на две стадии – ранний анализ и поздний анализ. Ранний анализ сосредоточен на изучении среды, в которой АОС будет функционировать. Поздний анализ описывает функциональные и нефункциональные требования к системе.

В рамках использования данной методики при проектировании программных систем управления и мониторинга и мультимодальных интерфейсов применяются стиль управления событиями, стиль контрольных циклов и т.п. При этом стиль определяется как метакласс организационной структуры, который посредством множества параметров проектирования влияет на процесс разработки. Стили характеризуются предсказуемостью, защищенностью, адаптируемостью, работоспособностью и модульностью.

Таким образом, методология Tropos рассматривает АОС в совокупности дополняющих друг друга аспектов: социального, ментального, коммуникативного, процессно-ориентированного, объектно-ориентированного, но на данном этапе методология Tropos не предназначена для разработки сложных систем и структур, требующих особых механизмов рассуждений для построения планов, определения задач и типов взаимодействий.

1.4.3. Методология PASSI

Методология PASSI расшифровывается как «процесс для спецификации и реализации агентных сообществ» (Process for Agent Societies Specification and Implementation), в качестве языка моделирования выбран UML, для реализации агентов используется архитектура FIPA, а для представления знаний при обмене сообщениями между агентами используется XML. Данная методология включает в себя пять моделей:

- 1) Модель системных требований, выражающая общие характеристики системы, структуру агентов и целей и содержащая следующие этапы построения:
 - функциональное описание процесса использования системы в виде диаграмм вариантов использования;
 - идентификация агентов, представленных в виде пакетов в UML, и определение зон ответственности;
 - идентификация ролей через серию диаграмм последовательностей;
 - спецификация задач каждого агента с использованием диаграмм деятельности.
- 2) Модель агентного сообщества, включающая три фазы:

– описание онтологии взаимодействия агента с другими агентами и его самостоятельной работы;

– описание ролей агентов;

– описание протокола как последовательности действий в известных терминах.

3) Модель реализации агентов, определяющая архитектурные решения в терминах классов и методов, она имеет два уровня организации – многоагентный и одноагентный.

4) Модель программного кода, которая предусматривает генерацию кода из моделей с использованием инструментария PASSI и повторно используемых фрагменты реализации методов.

5) Модель развертывания, устанавливающая распределение агентов по обрабатывающим модулям, начальное положение агентов и ограничения, накладываемые на их перемещения.

Основными достоинствами данной методологии являются ее достаточная схожесть с объектно-ориентированными методологиями и повторное использование шаблонов кода.

1.4.4. Методология Prometheus

Методология Prometheus [130] поддерживает разработку агентных систем на основе целей и планов и может быть представлена в виде следующей схемы (Рис.1.12).

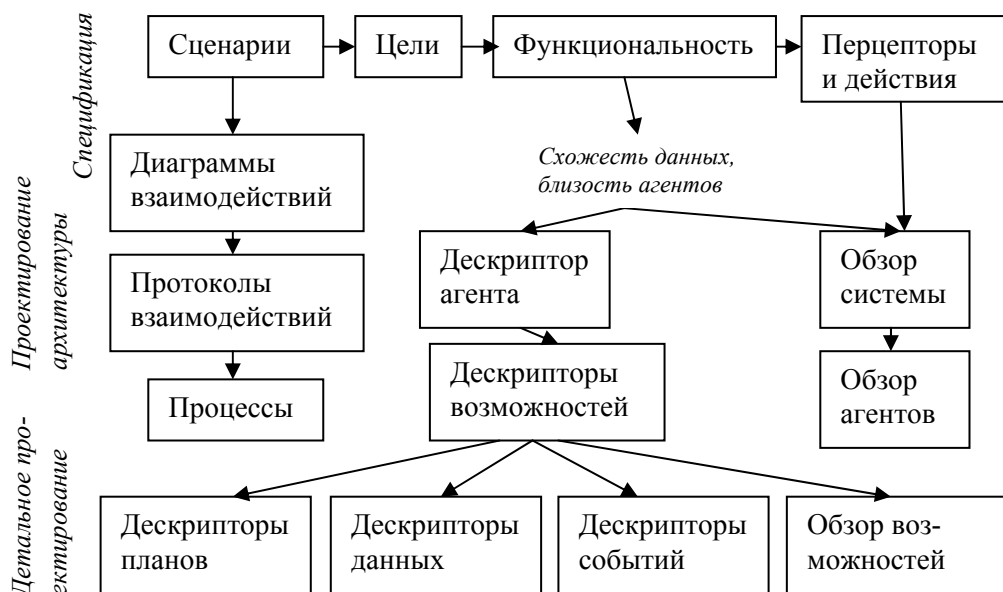


Рис. 1.12. Фазы проектирования в методологии Prometheus

Этап спецификации разрабатываемой системы представляет требования к системе в терминах целей, сценариев вариантов использования, функциональности и интерфейса системы со средой [65]. Работа на этом этапе представляет собой итеративный процесс.

Проектирование архитектуры предусматривает действия по определению типов агентов в системе (для этого используются диаграммы парности и диаграммы схожести), описанию взаимодействия агентов посредством диаграмм взаимодействия и протоколов взаимодействия и проектированию всей структуры системы с помощью обзорной диаграммы, охватывающей типы агентов в системе, границы системы и ее интерфейсы.

Детальное проектирования включает в себя разработку внутренней архитектуры агентов в терминах возможностей, с учетом планов, событий и данных, и разработку диаграмм обработки информации на основе протоколов взаимодействия. В данной методологии отсутствует поддержка UML, что не дает множеству программистов воспользоваться инструментом, с которым они хорошо знакомы.

1.4.5. Методология INGENIAS

Методология INGENIAS основывается на определении набора метамodelей (Рис.1.13).

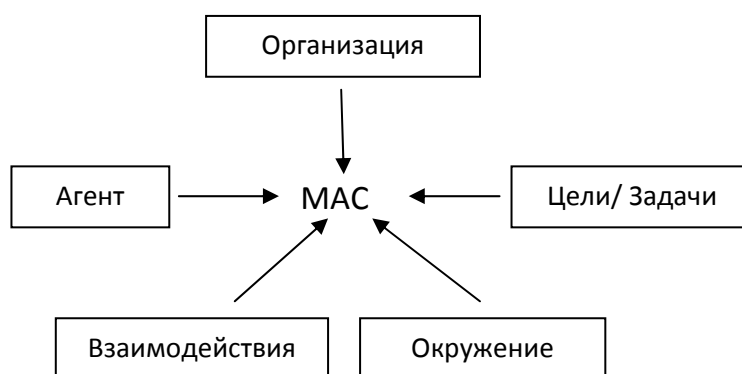


Рис.1.13. Аспекты описания MAC

Организационная метамодель описывается диаграммой организации, которая имеет структуру и функции. Метамодель окружения описывается диаграммой окружения, определяющей правила взаимодействия с окружающими системами. Метамодель целей/задач описывает, как меняется состояние агента во времени.

Метамодель агента отражает примитивы, характеризующие поведение каждого агента. Метамодель взаимодействия описывает поведение двух и более взаимодействующих агентов. Полученная посредством представленных метамodelей информация может обрабатываться соответствующими модулями HTML, Jade, Jade lite, модулем верификации.

В методологии INGENIAS любое взаимодействие может иметь одного инициатора и одного или нескольких участников. Поток сообщений в АСУМ может быть представлен диаграммами взаимодействия, такими как UML, Agent UML.

1.4.6. Agent Unified Modeling Language

Язык AUML (Agent UML) представляет собой расширение языка UML (Unified Modeling Language — унифицированный язык моделирования) [22], специализированное для описания агентно-ориентированных процессов и программного обеспечения. В настоящее время происходит тенденция стандартизации и унификации средств описания таких процессов. *UML* — это язык графического описания для объектного моделирования в области разработки программного обеспечения. Проектирование с использованием методологии *UML* включает двенадцать этапов проектирования, на каждом из которых разрабатываются определенные диаграммы: вариантов использования, обзора взаимодействия, классов, объектов, деятельности, коммуникации (последовательности), пакетов, синхронизации, автомата, компонентов, составной структуры, развёртывания. Главным недостатком методологии являются сложность точного описания модели на языке *UML*, необходимого для получения работоспособной системы, и противоречивость, возникающая в процессе неформального проектирования системы интеллектуального взаимодействия между различными элементами программной системы мониторинга и пользователем.

1.4.7. Методология на основе использования графов

Представление систем интеллектуального взаимодействия между различными элементами системы в виде графов позволяет преодолеть трудности в анализе, отладке и дальнейшей модификации таких систем на всех этапах жизненного цикла, поскольку применяется хорошо изученная и формализованная теория

графов. Основная идея данной методологии заключается в представлении процесса функционирования системы в виде графа, узлы которого соответствуют событиям, инициируемым разными модулями, а ребра соответствуют сообщениям, передающимся при возникновении некоторых событий и способных вызывать другие события. Один из подходов анализа графа предполагает его разложение на множество повторяющихся сценариев взаимодействия, например, модуль *A* посылает сообщение модулю *B*, который в свою очередь посылает сообщения модулям *C* и *D*. Подобный сценарий взаимодействия может служить дескриптивным элементом для всей модели, представляя наглядное изображение локальной динамики в одном или нескольких узлах графа.

К недостаткам данного подхода можно отнести чрезмерные вычислительные затраты, необходимые для анализа графов больших систем интеллектуального взаимодействия.

1.4.8 Методология на основе использования образцов

Основная идея методологии, основанной на образцах, заключается в повторном использовании готовых решений (образцов) изученных проблем для решения новых проблем. Вследствие модульности объектно-ориентированного программирования часто оказывается, что программист или пользователь сталкивается с проблемой, решенной ранее в немного иной форме. Образцы представляют собой абстракцию и структурирование опыта, накопленного программистами и разработчиками. Предметами повторного использования могут быть структуры, процессы и понятия. Каждый из этих объектов может рассматриваться на разных уровнях абстракции, например, структуры распространяются на уровень кода, организацию кода и архитектуру системы. Соответственно, данная методология применима как для неформализованной разработки внутренней архитектуры модулей систем интеллектуального взаимодействия, так и для всей системы в целом. Образцы также облегчают документирование предложенных решений. Разработчику достаточно указать, какие образцы он использовал, чтобы программист понял общее решение, не вникая в детали.

Главным недостатком данной методологии является увеличение «накладных расходов», затрачиваемых на обеспечение универсальности найденных «образцовых» решений.

1.4.9. Методология на основе использования компонентов

Для создания систем интеллектуального взаимодействия в составе систем управления и мониторинга, в которых бы отсутствовали конфликты одновременного доступа нескольких модулей к одному ресурсу, предлагается использовать методологии, основанные на компонентах [132]. Основной идеей таких подходов является то, что на начальном этапе неформализованного проектирования системы создаются локальные компоненты, описывающие локальное поведение одного модуля. Затем локальные компоненты объединяются в глобальный компонент, описывающий функционирование систем в целом. Глобальный компонент содержит все различные элементы локальных компонент, поэтому изменение глобального компонента легко учесть на уровне локальных компонентов, используя свойства наследуемости и иерархии. Этот механизм позволяет сократить затраты на обновление модели в случае модификации.

К недостаткам подхода относятся: сложность применяемых методов и недостаточная проработанность методов разрешения конфликтов в системах интеллектуального взаимодействия [60].

1.4.10. Методология Gaia

Gaia— это методология агентно-ориентированного анализа и проектирования, явно использующая организационную точку зрения [43]. Методология Gaia строится на так называемом ролевом мышлении, когда проектируемая система представляется как организация, а последняя функционирует, реализуя набор ролей. Методология предусматривает определение ролей и построение моделей ролей, определение протоколов для модели взаимодействия, создание моделей агентов, сервисов и контактов.

Gaia поддерживает два уровня разработки систем интеллектуального взаимодействия: микроуровень (разработка отдельной системы) и макроуровень (разработка нескольких систем). Методология *Gaia* имеет существенное ограничение

– требует, чтобы структура каждой системы во время работы оставалась неизменной (статичной).

Методология *Gaia* состоит из двух больших этапов: анализа и проектирования. Первый шаг этапа анализа в методологии *Gaia* – выделение ролей модулей системы взаимодействия, а второй - формирование взаимодействия между модулями. Ожидаемые выходы фазы анализа: детально разработанная ролевая модель, определяющая каждую роль в терминах ответственностей, протоколов взаимодействия и активностей, а также модели взаимодействия, описывающие каждый протокол в терминах обмена данными и используемых образцов.

Фаза проектирования включает следующие стадии: определение агентной модели, которая объединяет роли в агентные типы и формирует иерархию агентных типов, и оценивает число требуемых экземпляров каждого класса; определение служб, необходимых агентам для выполнения назначенных ролей, через анализ активностей и ответственностей; разработка модели знакомств, определение погрешностей проектирования. Выход фазы проектирования – модель агентной системы, которая может быть реализована с использованием более традиционных объектно-ориентированных и компонентных технологий. Эта методология хорошо зарекомендовала себя при разработке систем интеллектуального взаимодействия в замкнутых средах (рис. 1.14).

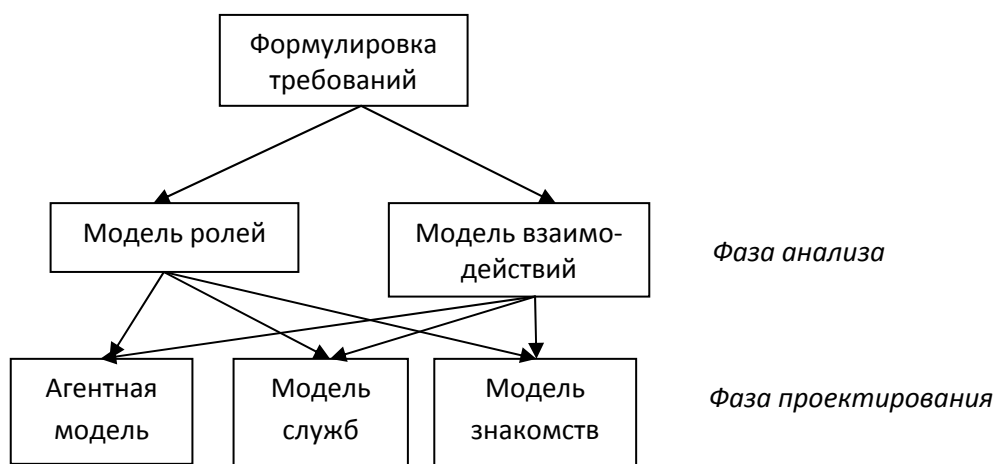


Рис. 1.14. Базовые концепты методологии Gaia

1.4.11. Методология *MaSE*

Методология *MaSE*, также как и методология *Gaia*, поддерживает микро и макро уровни разработки систем интеллектуального взаимодействия, еще она позволяет осуществлять автоматическое создание кода систем с помощью соответствующего инструментария [133]. Задача методологии *MaSE* – провести разработчика от самых начальных шагов разработки до реализации системы. Ограничения методологии *MaSE* подобны ограничениям методологии *Gaia*. Кроме того, эта методология не позволяет использовать широковещательный режим передачи сообщений между различными модулями системы взаимодействия между фрагментами программной системы и пользователем.

Методология *MaSE* подразделяется на два этапа (анализа и проектирования) и семь неформализованных шагов проектирования. Анализ включает первые два шага. Остальные пять шагов относятся к этапу проектирования. Первый шаг – формирование целей. Второй шаг – разработка сценариев, здесь создаются сценарии и диаграммы последовательностей [133]. Сценарии представляют пути логического взаимодействия между ролями разрабатываемой системы. Диаграммы последовательностей используются для задания минимально необходимого на этом уровне числа сообщений между ролями. Этап проектирования включает шаги: уточнение ролей, создание классов модулей, организация переговоров, сборка классов модулей, реализация системы.

В процессе выполнения шагов методологии *MaSE* создается ряд графических документов. Процесс создания каждого документа, создаваемого с помощью методологии *MaSE*, может быть отслежен вперед и назад.

1.4.12. Методология *IDEF8*

IDEF8 –методология разработки интерфейсов взаимодействия пользователя и системы [169]. Преимуществом *IDEF8* считается возможность проектирования не просто внешнего вида пользовательского интерфейса, а проектирование желаемого взаимного поведения интерфейса и пользователя на трех уровнях: выполняемой операции; сценарии взаимодействия, определяемом специфической ролью пользователя; детали интерфейса.

Результаты обзора методологий проектирования систем интеллектуального взаимодействия в составе систем управления и мониторинга сведены в таблицу. Во втором столбце таблицы указаны требования, которым методология, представленная в столбцах 3-9, удовлетворяет (+) или не удовлетворяет (-).

Таблица.1.3

№	Требования	MAS-Comm onKADS/Tropos	PAS SI	Prometheus	INGENIAS	AUM L	М. на теории графов	М. на образцах	М. на компонентах	<i>Gaia</i>	<i>MaSE</i>	<i>IDEF</i>
1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
1.	Проектирование от постановки целей до реализации	+/+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
2.	Проектирование для работы с недетерминированной средой	+/-	-	+	-	+	-	-	-	-	-	-
3.	Проектирование для работы с детерминированной средой	-/+	+	+	+	+	+	+	+	+	+	+
4.	Автоматическая модификация проекта по результатам наблюдения за пользователями и средой	-/-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-
5.	Итеративность проектирования	+/-	-	+	+	+	+	+	+	+	+	+
6.	Автоматическая генерация кода проекта	+/-	+	+	-	+	-	-	-	-	+	+
7.	Микро и макро уровень проектирования	-/-	+	+	+	+	-	-	-	+	+	-

8.	Графические инструменты	+/+	+	+	-	+	+	+	+	+	+	+
9.	Простота проектирования	+/-	-	-	+	-	-	+	+	+	-	
10.	Формализованное проектирование	-/+	-	+	+	+	+	-	-	-	-	-
11.	Повторное использование частей проекта	+/-	-	+	+	+	-	+	+	-	+	+
12.	Непротиворечивость описания проекта	-/-	-	-	-	-	-	-	-	+	-	
13.	Формализованное описание свойств проекта	-/-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-

Проведенный анализ методологий разработки систем интеллектуального взаимодействия модулей системы мониторинга и мультимодальных человеко-машинных интерфейсов показал, что оптимальная методология создания интеллектуального мультимодального интерфейса должна удовлетворять следующим требованиям: непротиворечивое формализованное проектирование интерфейсов с возможностью автоматического анализа проектов; гибкость; модифицируемость; мобильность; повторяемость основных форм и шаблонов.

Главный вывод заключается в необходимости разработки новой методологии формализованной разработки интеллектуальных мультимодальных интерфейсов, которая будет удовлетворять требованиям, предъявляемым к современным методологиям. Возможным подходом для разработки подобной методологии может быть подход экспертного формального описания системы взаимодействия или интерфейса как совокупности иерархически организованных параллельных взаимодействующих последовательностных процессов на визуальном языке или на адекватном ему символьном языке логических уравнений.

1.5. Выводы по первой главе

В данной главе разработан подход для классификации широкого класса программных систем, в качестве критериев классификации предлагается использовать способ получения данных, область применения, тип информации, которая проходит первичную обработку, а также тип модели. Классификационный подход был реализован при обработке более двухсот источников литературы отечественных и зарубежных авторов. В разделе проанализированы методы и алгоритмы получения первоначальной информации по оптическим каналам, выявлены наиболее перспективные направления развития блока получения первичной информации об объекте в составе единой комплексной системы, которые будут развиваться в последующих главах. Для более полного использования возможностей технического обеспечения таких систем в главе уделяется существенное внимание параметрам фото- и видеодетекторов, которые могут использоваться при практической реализации автоматизируемой системы удаленного мониторинга. В разделе подчеркивается важное значение взаимосвязи между отдельными компонентами системы и пользователем и системой, для решения задачи разработки человеко-машинного интерфейса рассматривается двенадцать подходов, которые оцениваются по тринадцати параметрам. В ходе проведенного анализа делается вывод о необходимости разработки новой методики создания интеллектуальных мультимодальных интерфейсов, которая будет удовлетворять всем основным требованиям, предъявляемым как к современным методологиям, так и к характеристикам интерфейса, реализуемого в виде конечного программного продукта.

ГЛАВА 2. МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ПАРАМЕТРОВ СОСТОЯНИЯ И ПОВЕДЕНИЯ ОБЪЕКТОВ ПУТЕМ АНАЛИЗА ИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

В настоящее время все большую роль в различных программных системах и комплексных системах мониторинга начинают играть алгоритмы и модули определения различных характеристик движущегося объекта: расстояние до него, скорость и направление движения, координаты положения в пространстве и т.д. Для решения подобного рода задач часто используются активные системы, излучающие электромагнитные колебания определенных частот, но при общем усложнении алгоритмов обработки данных необходимо упрощать некоторые процедуры получения первичной информации об исследуемом объекте, в том числе для уменьшения общей стоимости системы. Одним из направлений таких упрощений является попытка получать всю необходимую информацию об объекте по его изображениям.

Описываемое направление научных и технических исследований активно развивается в последнее время как отечественными, так и зарубежными исследователями и целыми организациями. В существующих интеллектуальных системах выделяются несколько пассивных способов получения данных об исследуемых объектах. Можно выделить многосенсорный подход (стереозрение), построение перспективы изображения, использование зафиксированной камеры и дополнительного освещения объекта, а также специальную калибровку фото или видеодетектора [110]. Каждая из представленных методик может вполне использоваться на практике в зависимости от поставленной задачи, типа автоматизированной системы удаленного контроля и мониторинга, а также от параметров самого объекта [71-73].

В работе используется набор камер, предоставляющих видео в режиме реального времени, при этом движение объекта определяется путем постоянного сканирования изображения, выделяются пути перемещения объектов и происходит их первичное распознавание на уровне человек – не человек (пол человека [119]), – в итоге, по точкам, определяющим объект на изображении, анализируется направле-

ние его движения. В исследовании предлагается использовать камеру, дающую трехмерное изображение, т.е. одним из параметров получаемого изображения является глубина или расстояние до отдельных элементов [124]. Данная камера снабжена сенсорами, определяющими глубину расположения каждого выделенного пикселя. Поскольку данная технология сопряжена с большими вычислительными нагрузками на техническое обеспечение, то обычно выделяются не все точки объекта, а только некоторые, расположенные вдоль границы объекта и на равном удалении от них. Активные камеры дают исследователю возможность панорамировать изображения, менять угол поворота и параметры фотофиксации, объектив видеодетектора может определять общие координаты, используя координаты пикселей в выбранных точках в отдельном фрейме изображения. Для камер подобного класса очень важна процедура калибровки, чаще всего такие процедуры основаны на повороте самой камеры и включают следующие основные этапы: выделение перекрывающихся графических фреймов наблюдаемого изображения, определение функциональных точек изображения, вычисление двумерных преобразований для изображений с соответствующими точками, получение калибровочной матрицы из гомографической матрицы, вычисление функциональных точек глубины, представляющих собой данные для калибровочной матрицы. В работе [129] развивается метод трехмерной реконструкции, основанный на дополнительном подсвечивании исследуемого объекта и изучении формы образуемых теней.

Наиболее популярными методами определения параметров объекта в такой постановке задачи являются методы стереозрения, т.е. наличие нескольких фотодетекторов; определения размытия при заданном движении видеокамеры; регулировка фокуса детектора; определения размытия для различных цветов, входящих в образ объекта [107, 33]. Каждый из методов имеет свои преимущества и недостатки, связанные с техническими и программными возможностями реализации отдельных процедур.

Большинство современных камер используют различные системы и алгоритмы автофокусировки на основе пассивного фокуса и того факта, что точно сфокусированное изображение имеет наилучший контраст относительно любых объек-

тов в выбранной сцене. Для восстановления глубины изображения можно использовать фокусировку камеры, проводимую по следующему алгоритму: изображение разделяется на отдельные активные окна, наилучший контраст для выбранных окон общего изображения записывается в память, и данная процедура повторяется до получения наилучшего контраста для всего изображения, по которому и производится фокусировка объектива; полученное фокусное расстояние используется после определения настоящей глубины отдельных фрагментов изображения [41].

Еще одним популярным методом определения расстояний до объектов на изображении является метод оценки глубины путем исследования дефокусировки [161], в основу данного метода положен физический эффект зависимости определяемого расстояния до объекта на полученном изображении от фокусного расстояния или апертуры объектива. При фокусировке фотодетектора на объекте при определенной дистанции другие объекты, расположенные как ближе, так и дальше фокусного расстояния, образуют пятно размытия в зависимости от расстояния до них на плане изображений. В этом случае важно учесть, что размытие также может существенно меняться из-за диафрагмы, поскольку уменьшение апертуры ведет к получению более четких изображений объектов на разных дистанциях; когда апертура достаточно велика, то пятно размытия увеличивается.

Для нахождения величины размытия в работе [184] в качестве основной области исследования предлагается использовать не всю площадь объекта, а только его угловые границы, т.е. области, в которых сходится изображение объекта и окружающей картины в двух направлениях, что повышает эффективность исследования данных зон по сравнению с областями, в которых объект граничит с фоном только в одном направлении. Параметры движения объекта оцениваются в локальных областях, при этом учитывается неравномерность размытия объекта по разным направлениям, поэтому данный алгоритм предлагается использовать даже в случае вращения камеры или самого объекта. В большинстве работ по данному направлению [157, 184, 189] форма интересующего объекта является величиной постоянной, хотя эта гипотеза существенно зависит от траектории движения объекта и от

ракурса его воспроизведения видеодетектором. В общем случае, считать форму объекта постоянной нельзя, равно как и его геометрические размеры, поэтому в данной работе, наряду с объектом, вводится понятие его границы, по которой легче определить параметры всего изображения.

Описанные методы основаны на использовании дополнительного оборудования и внедрении отдельных элементов в уже существующие технические системы, также они связаны с рядом ограничений на детектируемые объекты, такими как направление и характер движения, внешние параметры среды детектирования. В связи с этим весьма актуальной и своевременной представляется задача разработки методики, позволяющей комплексной автоматизированной системе мониторинга не зависеть от внешних параметров среды и самого объекта, кроме того сводящей к минимуму все возможные изменения в составе и настройках штатных систем фото- и видеофиксации.

Основной целью исследований, проведенных в главе, является модификация метода определения геометрических характеристик статичного или подвижного объекта путем исследования серии его изображений. Актуальность темы представляемого исследования связана с необходимостью повышения скорости обработки информации о состоянии перемещающихся объектов для улучшения управления инфраструктурой, потоками транспорта и пассажиров, системами мониторинга и управления, а также с точки зрения комплексных систем безопасности в общественных местах, на объектах транспорта и т.д.

2.1. Определение геометрических параметров объектов путем оценки размытия их изображений

Основным подходом, реализуемым в первом параграфе данной главы, является определение геометрических и кинематических параметров исследуемого объекта по размытию, получаемому при различных настройках фотодетектора (в зависимости от фокусного расстояния, выдержки и диафрагмы).

В качестве определяющего соотношения, связывающего основные параметры фотодетектора и расположения объекта в экспозиции, предлагается использовать соотношение:

$$\frac{1}{f} = \frac{1}{D_{ob}} + \frac{1}{D_{fip}}, \quad (2.1)$$

где f – фокусное расстояние, D_{ob} – расстояние от выбранной точки объекта до объектива фотокамеры, D_{fip} – расстояние между центром объектива и сфокусированным изображением наблюдаемого объекта.

Соотношение (2.1) необходимо разрешить для заданного фокусного расстояния относительно пары значений D_{ob} и D_{fip} . По рис. 2.1 видно, что модель и характеристики реальных фотодетекторов могут существенно отличаться, для их увязки предлагается использовать коэффициент масштабирования:

$$M = \frac{D_{fip}}{D_{ob}} = \frac{L_{im}}{L_{ob}}, \quad (2.2)$$

где L_{im} – размер изображения объекта на CCD матрице, L_{ob} – фактический размер объекта.

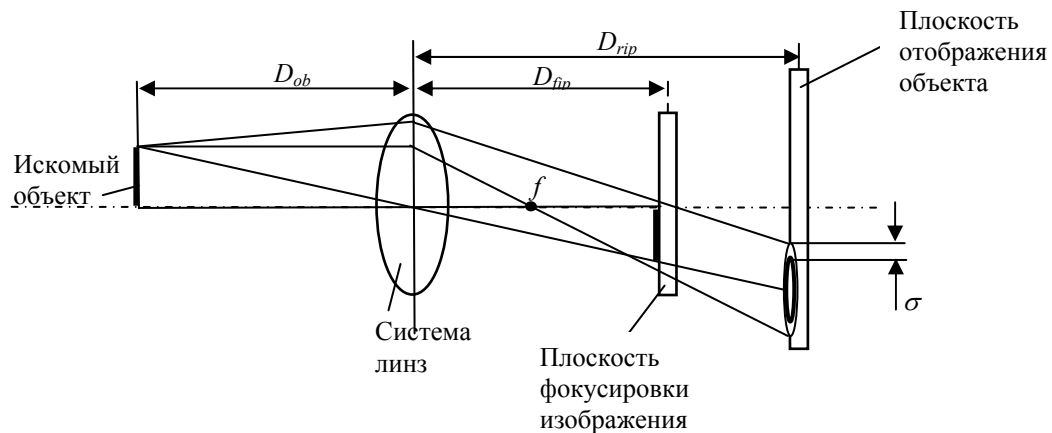


Рис. 2.1. Схема выполнения оценки глубины изображения, с использованием размытия из-за расфокусировки для случая $D_{rip} \geq D_{fip}$

Величина $D_{fip} + D_{ob}$ является инвариантной для различных настроек фотодетектора и может представлять собой дополнительное граничное условие [125].

Для определения размытия объекта (диаметра пятна размытия или дисперсия) предлагается использовать соотношение:

$$\sigma = \frac{B |D_{rip} - D_{fip}|}{D_{fip}}, \quad (2.3)$$

где σ - величина размытия объекта, B – величина апертуры, D_{rip} – расстояние от центра объектива до плоскости, в которой находится объект. Определение расстояния D_{fip} может проводиться по двум выражениям, в зависимости от расположения плоскости фокусировки (рис. 2.1)

$$D_{rip} = D_{fip} \pm \frac{D_{fip}\sigma}{B}, \quad (2.4)$$

знак «+» применяется при $D_{rip} \geq D_{fip}$, знак «-» соответствует $D_{rip} < D_{fip}$.

Если в соотношениях (2.2) – (2.4) учитывать заранее устанавливаемые величины, например, фокусное расстояние фотодетектора, то можно записать

$$D_{fip} = \frac{f \cdot D_{ob}}{(D_{ob} - f)}. \quad (2.5)$$

Используя выражение (2.4) можно вычислить расчетное расстояние от точки детектирования до объекта исследования

$$D_{cob} = \frac{f \cdot D_{rim}}{(D_{rim} - f)}. \quad (2.6)$$

В общем случае использования предлагаемой методики, без использования разности размытий для различных цветов, расстояние от детектора до объекта, находящегося вне фокуса, при условии, что расстояние до объекта в фокусе известно, будет определяться по следующей формуле:

$$z = \frac{Dpf}{[(D + \sigma)f - \sigma \cdot p]}, \quad (2.7)$$

где z – искомое расстояние до объекта, p – расстояние до объекта, находящегося в фокусной точке, D – диаметр линзы, σ – диаметр пятна размытия (считается, что размытие в точке происходит одинаково во всех направлениях).

Применение представленной выше формулы на практике не позволяет получить результат, близкий к реальным значениям расстояния до объекта, полученным экспериментально (Рис. 2.2), в связи со сложностью определения оценки размытия изображения.

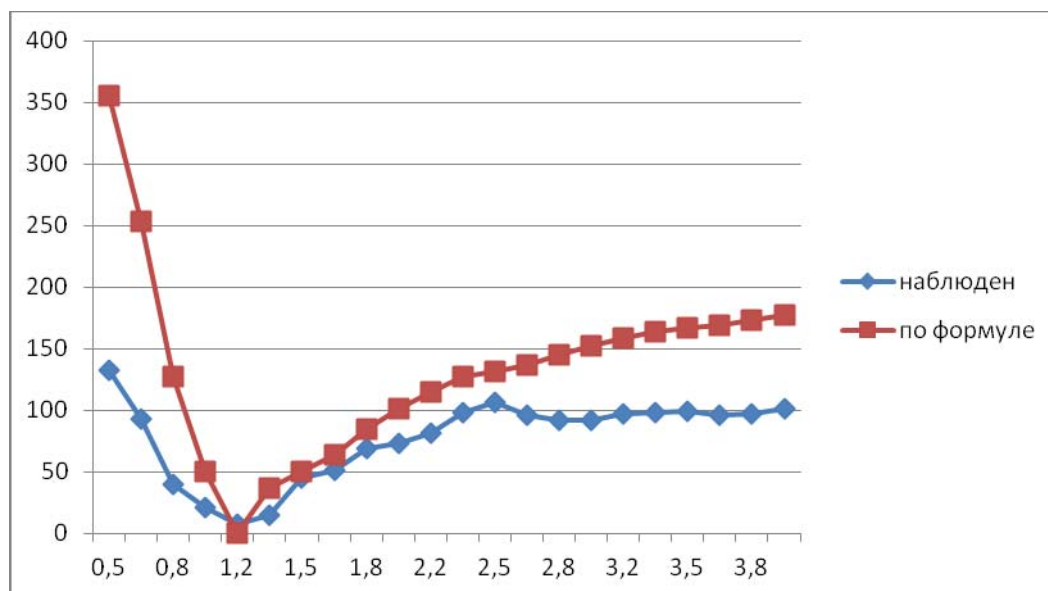


Рис. 2.2. Зависимости размытия объекта от расстояния до него, полученные по приведенной выше известной формуле и экспериментально

Математическое ожидание разностей между экспериментальными данными размытия изображения и размытия, вычисленного по известной формуле равно - 56,34870619, а их дисперсия равна 2664,364785.

Границы размытости зависят от числа диафрагмы f/D используемой камеры: чем выше число диафрагмы, тем меньше света попадает на матрицу камеры, и площадь круга изменяется пропорционально квадрату его радиуса. Используя предлагаемый подход, определим расстояние до исследуемых объектов прямоугольной и круглой формы и их размытие путем анализа серии изображений, полученных с помощью фотодетектора с различными настройками (некоторые из них приведены на рис. 2.3).

Диаметр размытия границы объекта определяется по формуле:

$$\Delta x_r = \Delta X_R * Sx,$$

где ΔX_R – диаметр размытия границы объекта, измеренный в пикселях; Sx – размер пикселя CCD матрицы используемой камеры.

Размер пикселя CCD матрицы [161, 71,72] рассчитывается через пропорцию с учетом размеров получаемого кадра в пикселях (в нашем случае, это 4608 x 3072 пикселей или число эффективных пикселей для используемого фотоаппарата – 14.2 Мпикс) и размеров самой матрицы используемой камеры в мм (в нашем случае, использовался фотоаппарат Nikon D3100, размеры матрицы которого равны

15.4 x 23.1 мм), а также с учетом того, что пиксель – квадратный,
 $S_x = \sqrt{15.4mm * 23.1mm / (4608pix * 3072pix)} = 5 * 10^{-6} m$).

Для Nikon D610 размеры получаемого кадра в пикселях составляют 6016 x 4016 пикселей, размеры матрицы равны 35.9 x 24 мм, откуда
 $S_x = \sqrt{35.9mm * 24mm / (6016pix * 4016pix)} = 5,9 * 10^{-6} m$).

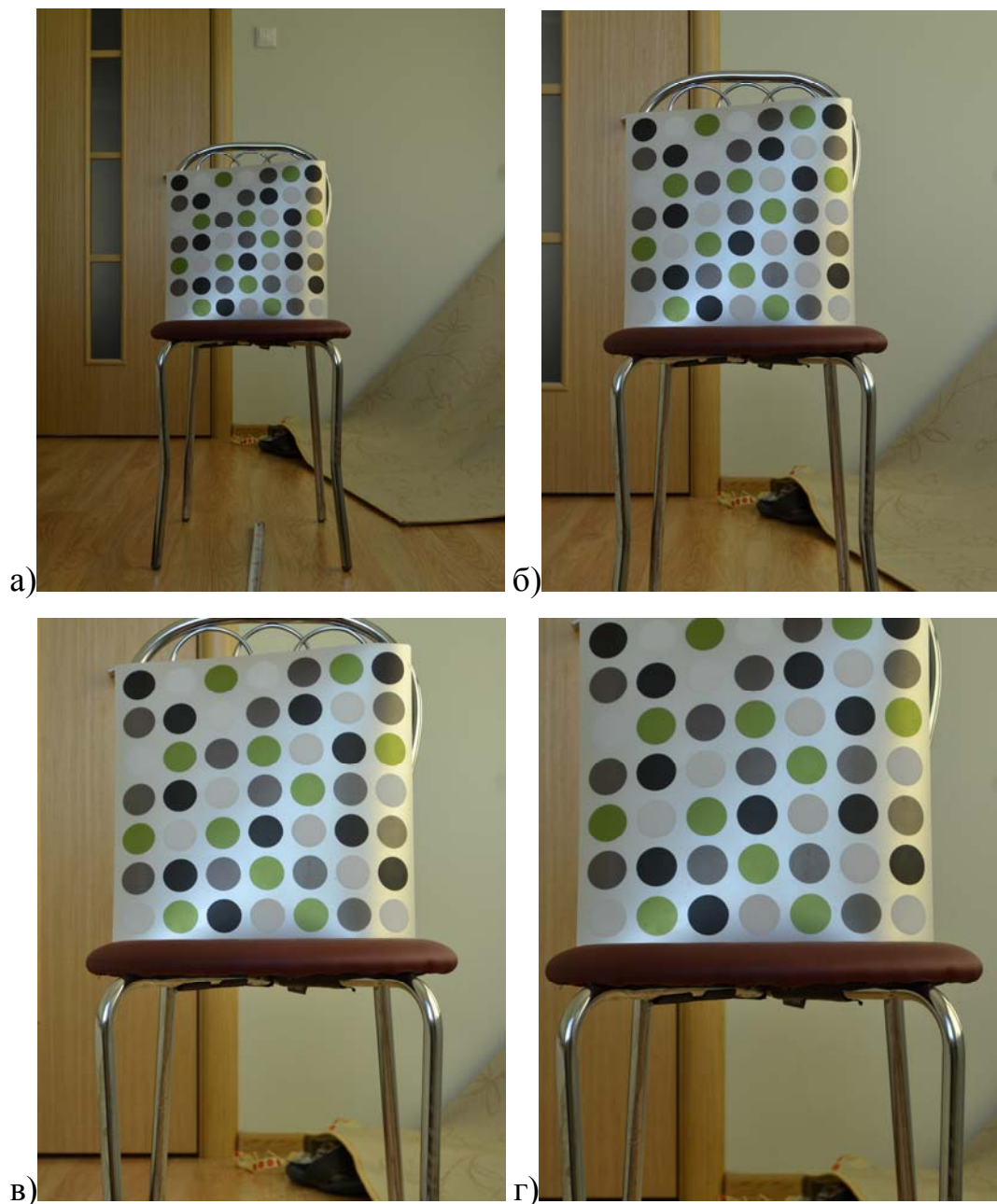


Рис. 2.3. Изображения, полученные с помощью фотокамеры, при различных фокусных расстояниях: а) 24 мм, б) 35 мм, в) 45 мм, г) 55 мм.

Реальное расстояние до объекта в момент фотографирования мишени (рис. 2.2) – 3.5 м. При использовании традиционной методики определения расстояния

по размытию (2.1) – (2.7) получаем расстояние, равное 4.6 м; при использовании же предлагаемого подхода с оценкой размытия отдельно по основным цветам (2.1) – (2.7), с учетом (2.8) и (2.9), определяемое расстояние составляет 3.8 м.

На рис.2.4 представлена зависимость размытия от расстояния до объекта при расстоянии до объекта в фокусе, равном 1,2 м.



Рис. 2.4 Зависимость размытия от расстояния при измерении наблюдений с одной камеры

Чем больше возможностей для проведения дополнительных экспериментов для получения наблюдений, тем более точной можно определить необходимую зависимость: для нескольких экспериментов вычисляется среднее размытие в зависимости от расстояния. Например, для трех массивов измерений график представлен на рис.2.5.

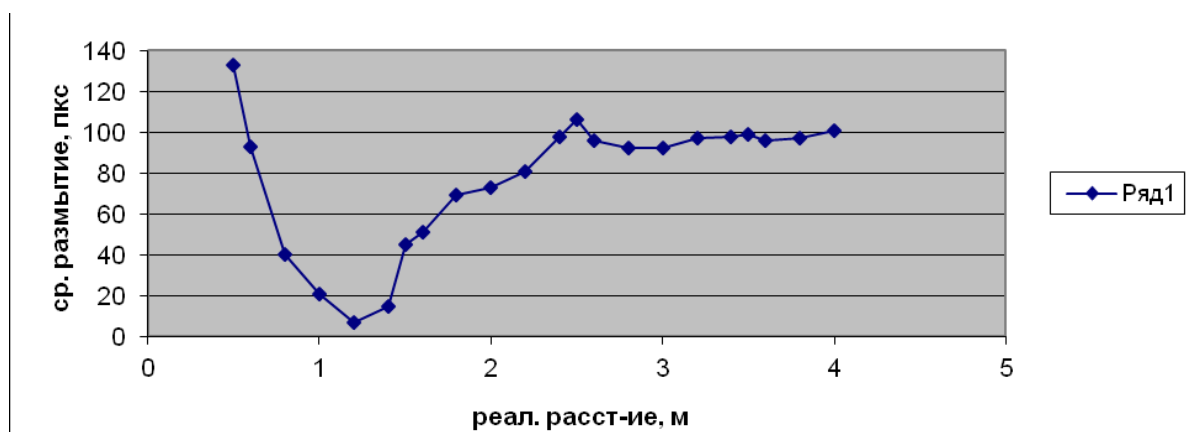


Рис.2.5 Зависимость среднего размытия от расстояния

Разрабатываемая комплексная методика определения параметров статичного объекта на основе использования алгоритмов детектирования размытия изображе-

ний объекта может быть модернизирована и обобщена на случай движения объекта по разным траекториям и с разной скоростью, на случай движения самой системы детектирования и получения первичной информации так же, как это происходит при аэрофотосъемке или при работе путеизмерительной тележки на железнодорожном пути [71].

2.2. Статистический анализ метода анализа размытия изображения

С помощью статистического анализа метода размытия изображения найдем наиболее близкое к экспериментальным данным математическое описание зависимости размытия объекта от расстояния до него.

Размытие объекта рассчитываем как среднюю величину по всем измерениям σ_i размытия объекта в точках его границы, то есть:

$$\sigma = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \sigma_i, \quad (2.8)$$

где n – количество измерений.

Рассмотрим статистический подход к определению оценки отклонения зависимости расстояния от размытия. Считаем, что теоретическая функция зависимости расстояния от размытия представима в виде одного из трех рассмотренных видов стандартных функций, взятых с модулей (логарифмической, экспоненциальной, линейной), затем для определения наиболее подходящей из них (то есть где оценка ошибок минимальна) используются метод наименьших квадратов (МНК) и метод наименьших модулей (МНМ) и из них выбирается наиболее подходящий. При статистическом подходе учитываются случайные факторы, то есть предполагается, что ошибки носят случайный характер и возможно рассматривать их различные плотности вероятности (с нормальным (гауссовским), логнормальным, лапласовским и равномерным распределениями) для минимизации риска при разных функциях потерь (квадратичной, прямоугольной, линейной), а затем оценивать их с помощью МНК, МНМ и байесовского подхода.

Пусть $X = (X_1, \dots, X_m)^T$ – вектор местоположения объекта (расстояния до объекта); $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ – результаты измерений средней величины размытия объекта.

Тогда каждое наблюдение можно представить в виде суммы:

$$\theta_i = \eta_i(X) + \Delta_i, \quad (2.9)$$

где $\eta_i(X)$ – некоторая известная функция, относительно которой будем считать оценки распределения; Δ_i – ошибка измерения.

Требуется найти оценку вектора параметров расстояния до объекта $X = A_j(\theta)$.

С помощью статистического подхода можно определить, какая из используемых теоретических функций $\eta_i(X)$ будет наиболее приближенной к множеству наблюдений θ_i , для чего используются методы наименьших квадратов и наименьших модулей.

При статистическом подходе используем класс статистических оценок – М-оценки, то есть оценки, доставляющие минимум суммы каких-либо функций от данных:

$$X(\theta) = \arg \min_X (\sum_{i=1}^n L(\theta_i - \eta_i(X))), \quad (2.10)$$

где $L()$ – функция, определяющая метод оценивания.

Для оценивания по методу наименьших квадратов используется функция $L=z^2$, по методу наименьших модулей – $L=|z|$.

По анализу этих оценок выбирается наиболее приближенная к наблюдениям функция $\eta_i(X)$.

Функция $L()$ выбирается таким образом, чтобы обеспечить желаемые свойства оценки (несмещенность, состоятельность и эффективность) в условиях, когда данные взяты из известного распределения, и достаточную устойчивость к отклонениям от этого распределения.

Несмещенность наблюдается при равенстве математического ожидания оценки самой оценке:

$$M[\hat{\theta}] = \theta, \forall \theta \in \Theta, \quad (2.11)$$

где $\theta \in \Theta$ – параметр, от которого зависит распределение выборки $X_1, \dots, X_n, \dots$

Для функции ошибок $\Delta_i = \theta_i - \eta_i(X)$ для n измерений математическое ожидание должно быть близко к нулю.

Состоятельность оценки проявляется в сходимости по вероятности к оцениваемому параметру при увеличении количества измерений n :

$$\hat{\theta} \rightarrow \theta, \forall \theta \in \Theta \text{ при } n \rightarrow \infty, \quad (2.12)$$

где $\theta \in \Theta$ - параметр, от которого зависит распределение выборки $X_1, \dots, X_n, \dots$

Эффективность оценки проявляется в том, что математическое ожидание квадрата разности любых других оценок параметра θ и его измеренного значения будет не меньше, чем математическое ожидание выбранной в качестве эффективной оценки:

$$M_{\theta}(\hat{\theta}_1 - \theta)^2 \leq M_{\theta}(\hat{\theta}_2 - \theta)^2, \quad (2.13)$$

где θ_2 – любая оценка из класса параметра θ , не равная θ_1 .

Данное свойство оценки можно обнаружить при использовании неравенства Крамера-Рао, при которой оно превращается в равенство и которое дает нижнюю границу для дисперсии оценки неизвестного параметра, выраженную через информацию Фишера.

Эффективность оценок относительно друг друга можно найти сравнением дисперсий оценок: будем считать, что та оценка, чей разброс наименьший (то есть меньше дисперсия), является более эффективной.

Для достаточной устойчивости к отклонениям от задаваемой функции необходимо строить робастные (устойчивые) алгоритмы обработки, то есть алгоритмы, которые обладают высокой эффективностью в условиях, когда характеристики распределений ошибок меняются в пределах заданных классов.

Робастная процедура должна обладать следующими свойствами:

- для выбранной модели процедура должна иметь оптимальную или почти оптимальную эффективность;
- малые отклонения модели должны ухудшать качество процедуры лишь в малой степени, то есть результаты должны быть близки к номинальным, вычисленным для принятой модели;

- появление больших ошибок в наблюдениях, составляющих малую долю выборки, не должно приводить к катастрофическим последствиям, то есть влияние больших ошибок должно быть исключено.

Ключевая идея робастного оценивания, которая относительно просто вписывается в состав существующих алгоритмов и программ, заключается в следующем: допустим, что по наблюдениям θ_i , где $i=1..N$, в результате применения МНМ получено значение $X^{(0)}$ – вектора местоположения (расстояния до объекта) при вычисленных коэффициентах масштаба и сдвига функции $\eta_i(X)$. Затем вычисляются ошибки измерений:

$$\Delta_i = \theta_i - \eta_i(X^{(0)}). \quad (2.14)$$

Примем переменную S_i в качестве априорного значения среднеквадратической ошибки (СКО) наблюдений θ_i (если принимается известной вид функции $\eta_i(X^{(0)})$), или стандартных ошибок измерений Δ_i (если принимается известной функция распределения ошибок измерений).

$$\theta_i^* = \begin{cases} \theta_i, \text{ if } |\Delta_i| \leq C_i S_i \\ \theta_i^{(0)} \pm C_i S_i, \text{ if } |\Delta_i| > C_i S_i \end{cases},$$

$$\theta_i^{(0)} = \eta_i(X^{(0)}) \quad (2.15)$$

Константа C_i регулирует степень робастности (в общем случае, $C_i=1$). Возможно задание этой величины не в качестве константы, а в виде функции, называемой функцией потерь. Далее по псевдонаблюдениям (2.15) вычисляются новые значения $X^{(i)}$ (при известных, то есть вычисленных ранее коэффициентах функции $\eta_i(X)$) с помощью МНК (2.10), действия повторяются до достижения сходимости, чтобы оценка была состоятельной.

Возможно два варианта получения устойчивых оценок наблюдений θ_i : варьирование вида известной функции $\eta_i(X)$ при неизвестном распределении ошибок Δ_i и использовании СКО наблюдений θ_i ; использование СКО для различных функций распределений ошибок наблюдений (нормального, лапласовского, равномерного, логнормального).

Используем минимаксный метод Хубера, который предполагает, что оптимальная оценка будет не хуже, чем в случае «наименее благоприятной» плотности

распределения. Решающее правило строится на определении такой плотности, которая минимизирует информацию по Фишеру, то есть дисперсию функции вклада выборки.

2.2.1. Построение зависимостей расстояния от размытия изображения и их аппроксимация методами наименьших квадратов и наименьших модулей

Рассмотрим один из способов обработки измерений, который основывается на усреднении результатов обработки, полученных несколькими способами: МНК, который является эффективным в случае гауссовского распределения ошибок, и МНМ, который эффективен при лапласовском распределении или при редких выбросах.

График зависимости размытия от реального расстояния по измеренным величинам был построен на рис. 2.5.

Видно, что, чтобы задаваемая функция для наибольшей правдоподобности на наблюдаемые результаты, она должна определяться модулем, так как до точки, обозначающей объект в фокусе, наблюдаемая функция убывает, а после этой точки – возрастает.

С помощью методов наименьших квадратов и наименьших модулей оценим неизвестные параметры выбираемой функции $\eta_i(X)$.

При подстановке функции линейного вида $\eta_i(X)=a+b*x_i$ в (2.9) оцениваемые параметры $\hat{a}$ и $\hat{b}$ будут вычисляться по формулам:

$$\hat{b} = \frac{\overline{x\theta} - \bar{x}\bar{\theta}}{\overline{x^2} - \bar{x}^2}; \quad (2.16)$$

$$\hat{a} = \bar{\theta} - \hat{b}\bar{x}, \quad (2.17)$$

где $\bar{x}$, $\bar{\theta}$, $\overline{x\theta}$ - математическое ожидание расстояния до объекта, измеряемой наблюдаемой величины и их произведения соответственно.

В качестве $\eta_i(X)$ рассмотрим следующие функции:

$$1) \eta_i(X) = a + b*|x - x_0| \text{ (в дальнейшем будем называть ее линейной)} \quad (2.18)$$

$$2) \eta_i(X) = b*|\ln(x - x_0)| + a \text{ (логарифмическую);} \quad (2.19)$$

$$3) \eta_i(X) = b*|\exp(c*(x - x_0))| + a \text{ (экспоненциальную).} \quad (2.20)$$

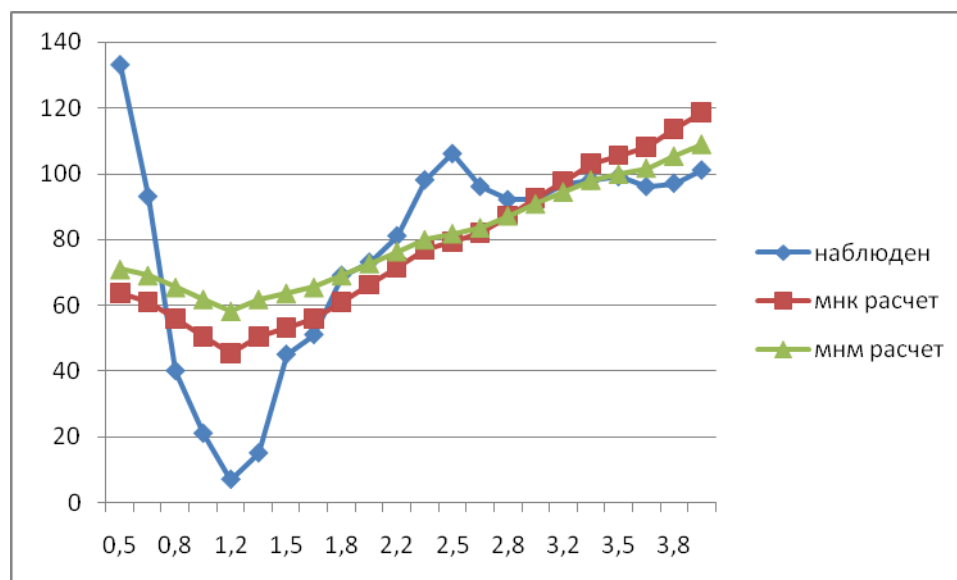


Рис. 2.6 Представление зависимости в линейном виде

При варьировании только параметра b и заданном $a=7$ (параметр a возможно задать как известный и равный размытию в точке фокуса объекта, так как при расстояниях, находящихся около фокусного, размытие минимально и точность его вычисления возрастает при приближении расстояния к фокусному) (рис.2.7).

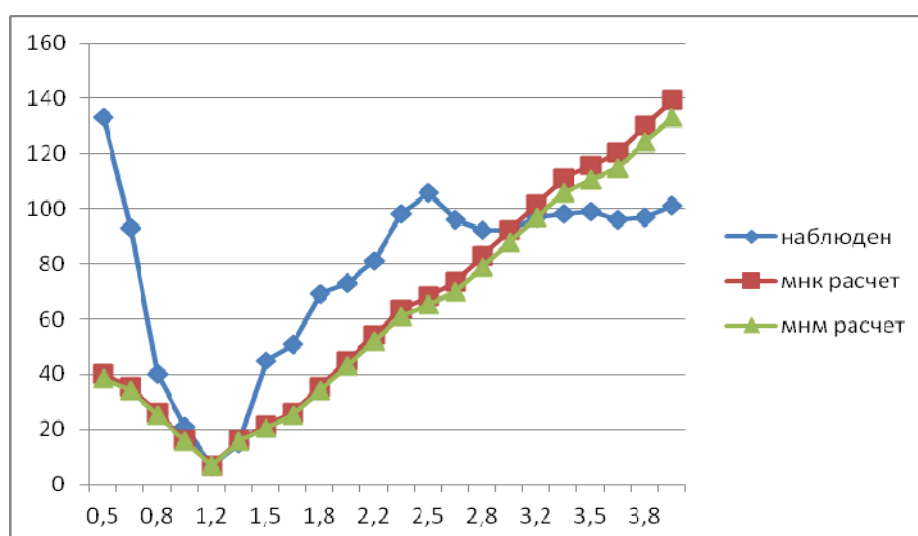


Рис.2.7 Представление зависимости в линейном виде при заданном параметре a

Но это приводит к увеличению разброса наблюдений (увеличению дисперсии).

При использовании логарифмической функции с варьируемыми значениями a и b получаем (рис.2.8):

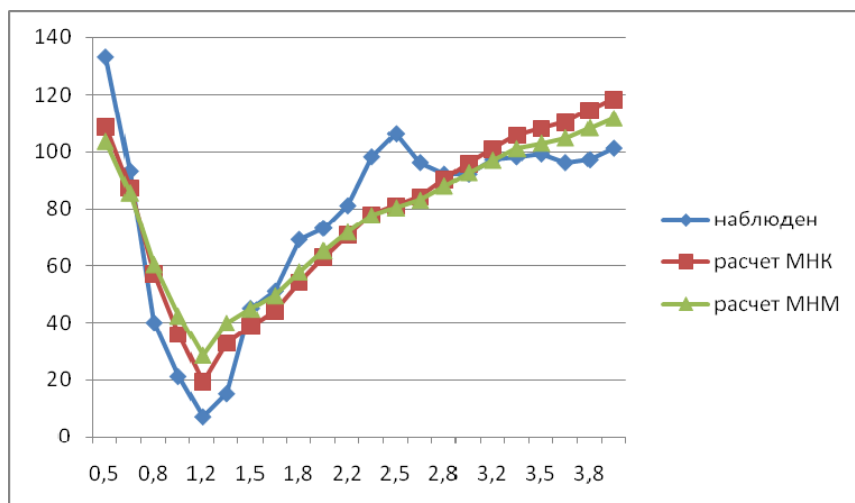


Рис.2.8 Представление зависимости в логарифмическом виде

Соответственно при заданном a , равном среднему размытию объекта в фокусе, и изменении b , получаем (рис.2.9):

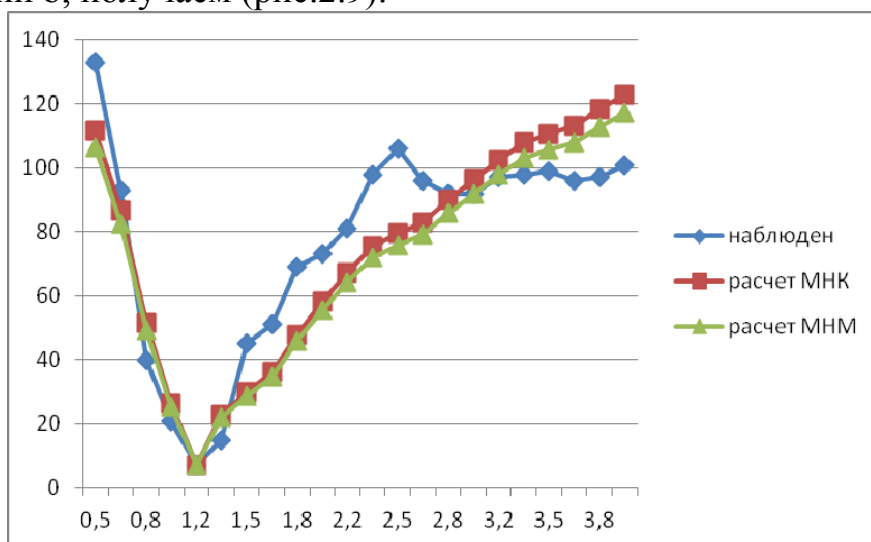


Рис.2.9 Представление зависимости в логарифмическом виде при заданном параметре a

При использовании экспоненциальной функции в качестве теоретической (рис.2.10):

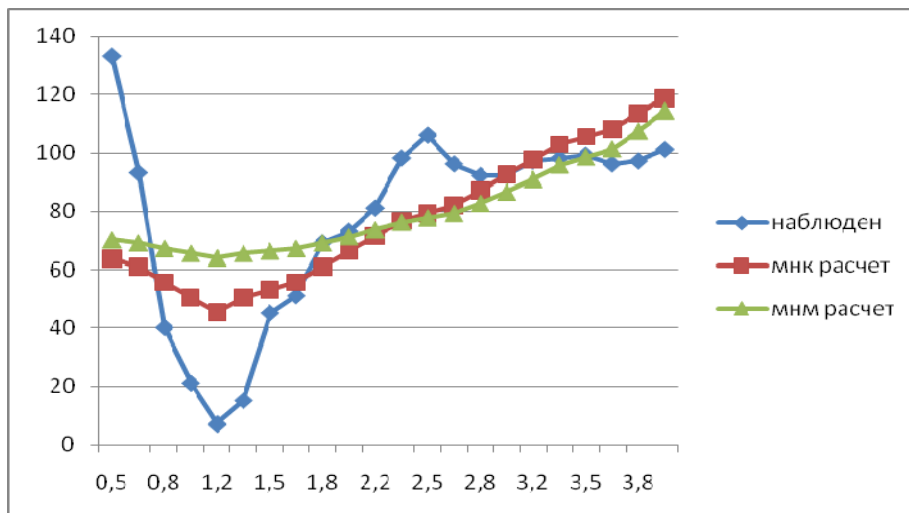


Рис.2.10 Представление зависимости в экспоненциальном виде

Допустим, что по выборке результатов измерений (наблюдений) $\theta_1, \theta_2, \dots, \theta_n$ получены: $X_1 = \theta_1^*$ - оценка МНК и $X_2 = \theta_2^*$ - оценка МНМ. Для того чтобы итоговая оценка была несмещенной и эффективной, следует выбирать тот метод оценки обработки наблюдений, который будет давать наименьший разброс. Тогда алгоритм окончательной оценки будет выглядеть следующим образом:

$$\begin{aligned} X &= W_1 X_1 + W_2 X_2 \\ W_i &= \begin{cases} 1, \text{if } D_i \leq D_j \\ 0, \text{if } D_i > D_j \end{cases} \\ i &= 1, 2; j = 1, 2; j \neq i \end{aligned} \quad (2.21)$$

D_i, D_j – выборочные дисперсии оценок по алгоритмам МНК и МНМ.

Рассчитаем дисперсии ошибок и математические ожидания (разностей наблюдаемой и предлагаемой функций) для двух алгоритмов для каждой из взятых в качестве известной функций:

для линейной:

$$D[\Delta_{\text{МНК}}] = 578,7105931 < D[\Delta_{\text{МНМ}}] = 628,676754;$$

$$M[\Delta_{\text{МНК}}] = 1,36268E-05; M[\Delta_{\text{МНМ}}] = -2,932035988;$$

для логарифмической:

$$D[\Delta_{\text{МНК}}] = 202,76918 < D[\Delta_{\text{МНМ}}] = 226,6499775;$$

$$M[\Delta_{\text{МНК}}] = 4,22518E-06; M[\Delta_{\text{МНМ}}] = 0,075397541;$$

для экспоненциальной:

$$D[\Delta_{\text{МНК}}] = 579,6024841 < D[\Delta_{\text{МНМ}}] = 745,9451322;$$

$$M[\Delta_{\text{МНК}}] = 0,006059229; M[\Delta_{\text{МНМ}}] = -2,691622175.$$

Таким образом, получаем, что дисперсия ошибок от функции, параметры которой оценены МНК будет меньше, чем дисперсия ошибок от МНМ, то есть оценка МНК более устойчива; также оценка ошибок при использовании МНК является несмещенной (мат. ожидание ≈ 0), тогда как математическое ожидание при использовании МНМ не равно нулю, что говорит о смещенности оценок ошибок. Поэтому следует использовать МНК при определении параметров задаваемой функции.

2.2.2. Увеличение устойчивости оценок измерений величин

Чтобы сгладить возможные «выбросы», применим алгоритм сглаживания [183] к первоначальным наблюдениям и проанализируем оценки МНК и МНМ для трех рассмотренных выше функций после применения фильтра. В предлагаемом алгоритме коэффициент усиления K выбирается таким образом, чтобы увеличить устойчивость, уменьшив разброс наблюдений от получаемой оценки. В статике считается, что коэффициент K всегда стабилизируется к определенному постоянному значению.

Алгоритм сглаживания основывается на индукции и в самом простом случае при использовании линейной функции в качестве теоретической его можно представить в виде итерационной формулы:

$$\theta_{k+1}^{opt} = K\theta_{k+1} + (1-K)(\theta_k^{opt} + u_k), \quad (2.22)$$

$$u_k = \eta(x_{k+1}) - \eta(x_k), \quad (2.23)$$

где $0 \leq K \leq 1$ – коэффициент усиления; θ_k^{opt} и θ_{k+1}^{opt} – текущее и следующее отфильтрованные значения наблюдений; θ_{k+1} – следующее наблюдение; u_k – это известная величина, отвечающая за эволюцию системы, $\eta(x_k)$ и $\eta(x_{k+1})$ – текущее и следующее значения взятой в качестве теоретической функции в зависимости от расстояния до объекта.

Для логарифмической и экспоненциальной, а также других видов теоретической функции, уравнения немного видоизменяются вследствие нелинейности приращений:

$$\theta_{k+1}^{opt} = K\theta_{k+1} + (1-K)(\theta_k^{opt} + u_k), \quad (2.24)$$

$$u_k = \frac{\eta(x_{k+1})}{\eta(x_k)}. \quad (2.25)$$

В качестве начального отфильтрованного значения наблюдений берется само начальное наблюдение, т.е. $\theta_1^{opt} = \theta_1$. Для вычисления всех остальных отфильтрованных значений наблюдений используются вышеприведенные формулы (рис.2.11).

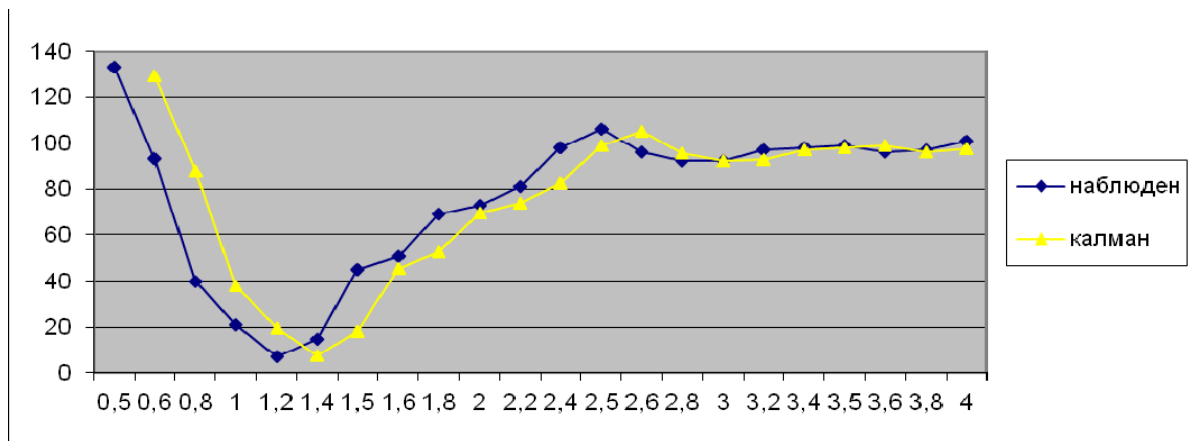


Рис.2.11. Графики зависимостей размытия от расстояния, построенные по наблюдениям без и с использованием алгоритма сглаживания с коэффициентом $K=0,1$

С помощью данного алгоритма можно уменьшить дисперсию ошибки, нужным образом подобрав коэффициент K .

Используя методы МНК и МНМ, оценим параметры функции $\eta_i(X)$ при разных ее выражениях зависимостей от наблюдений, прошедших через применения алгоритма сглаживания, и рассмотрим полученные дисперсии со значениями дисперсий, рассчитанных до использования данного алгоритма.

1) Рассмотрим зависимость размытия изображения от расстояния до объекта в линейном виде ($y_{\text{расч}} = a + b \cdot |x - x_0|$) (рис.2.12).

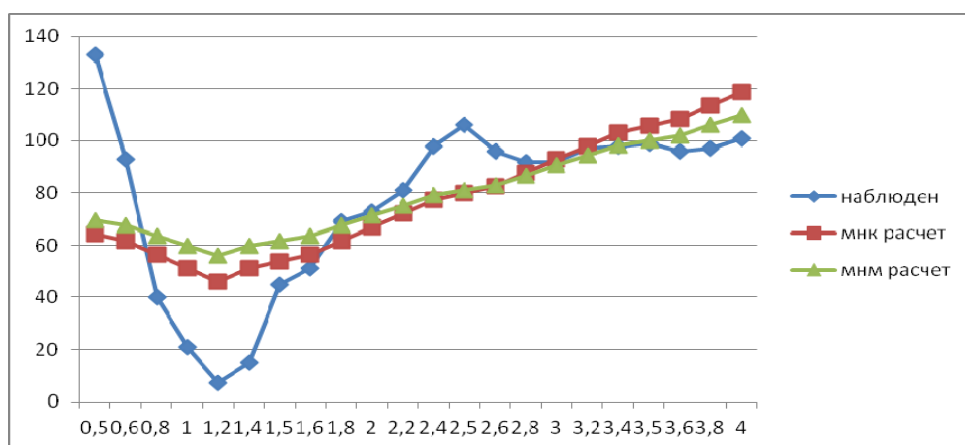


Рис.2.12. При коэффициенте усиления $K=0,1$

$$M[\Delta_{\text{МНК}}] = 1,67947\text{E-}07, D[\Delta_{\text{МНК}}] = 573,3588602;$$

$$M[\Delta_{\text{МНМ}}] = -1,691550266, D[\Delta_{\text{МНМ}}] = 609,0606195.$$

Коэффициенты теоретической функции для МНК: $a = 46,03648$, $b = 26,00003521$, для МНМ: $a = 55,97954$, $b = 19,22640798$.

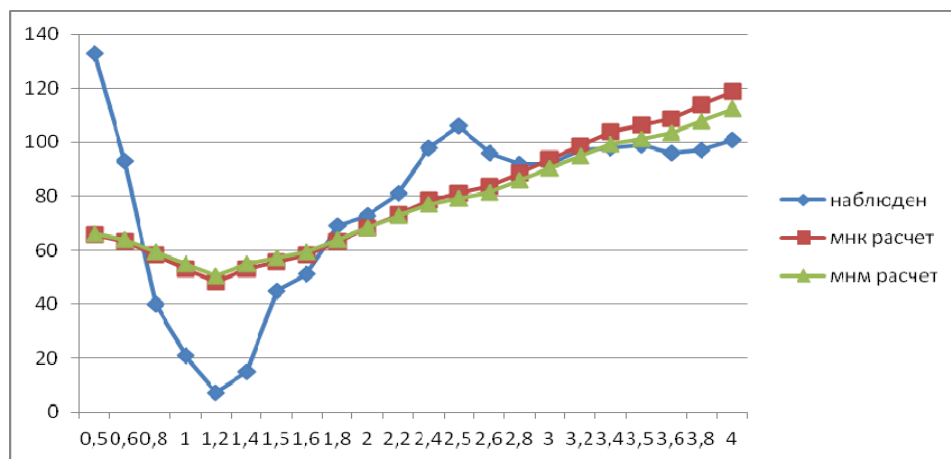


Рис.2.13. При коэффициенте усиления $K=0,7$

При коэффициенте усиления $K=0,7$ для МНК мат. ожидание $=6,80922E-08$, дисперсия $= 552,6205113$, для МНМ мат. ожидание $= 1,412103659$, дисперсия $= 561,2325374$.

Коэффициенты теоретической функции для МНК: $a= 48,08277$, $b= 25,30987877$, для МНМ: $a= 50,60401$, $b= 22,08100693$.

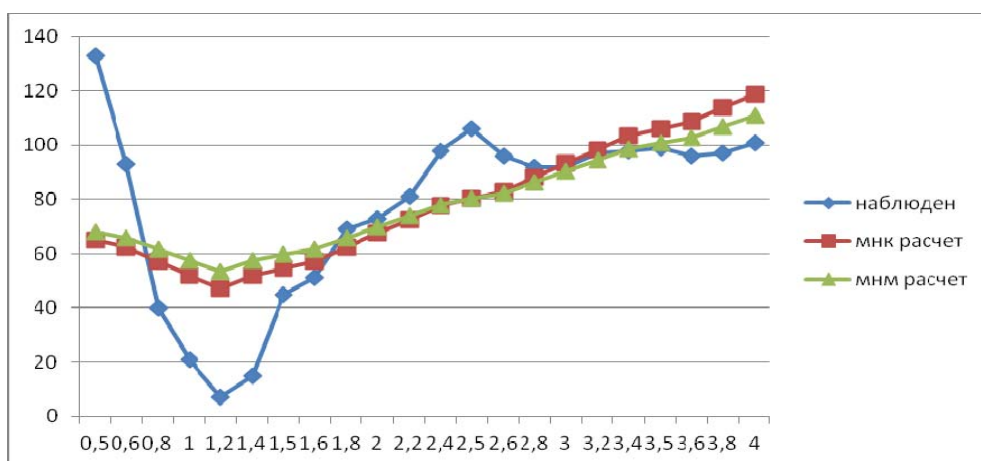


Рис.2.14. При коэффициенте усиления $K=0,8$

При коэффициенте усиления $K=0,8$ $M[\Delta_{МНК}] = 8,70568E-08$, $D[\Delta_{МНК}] = 565,1429168$, $M[\Delta_{МНМ}] = -0,263286229$, $D[\Delta_{МНМ}] = 586,8122443$.

Коэффициенты теоретической функции для МНК: $a= 46,91884$, $b= 25,71550329$; для МНМ: $a= 53,53786$, $b= 20,4981081$.

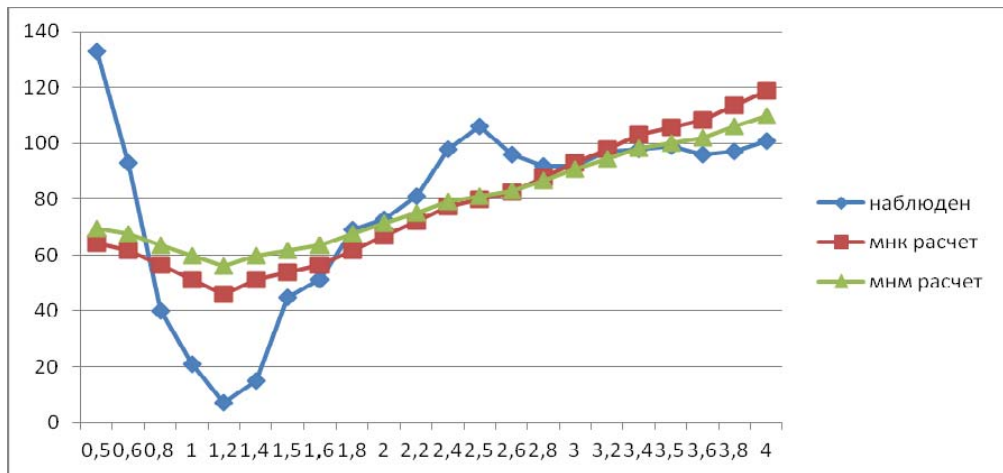


Рис.2.15. При коэффициенте усиления $K=0,9$

При коэффициенте усиления $K=0,9$ $M[\Delta_{МНК}] = 1,67947E-07$, $D[\Delta_{МНК}] = 573,3588602$, $M[\Delta_{МНМ}] = -1,691550266$, $D[\Delta_{МНМ}] = 609,0606195$.

Коэффициенты теоретической функции для МНК: $a=46,03648$, $b=26,00003521$; для МНМ: $a= 55,97954$, $b= 19,22640798$.

2)логарифмическая ($y_{расч}=b|\ln(x-x_0)|+a$)

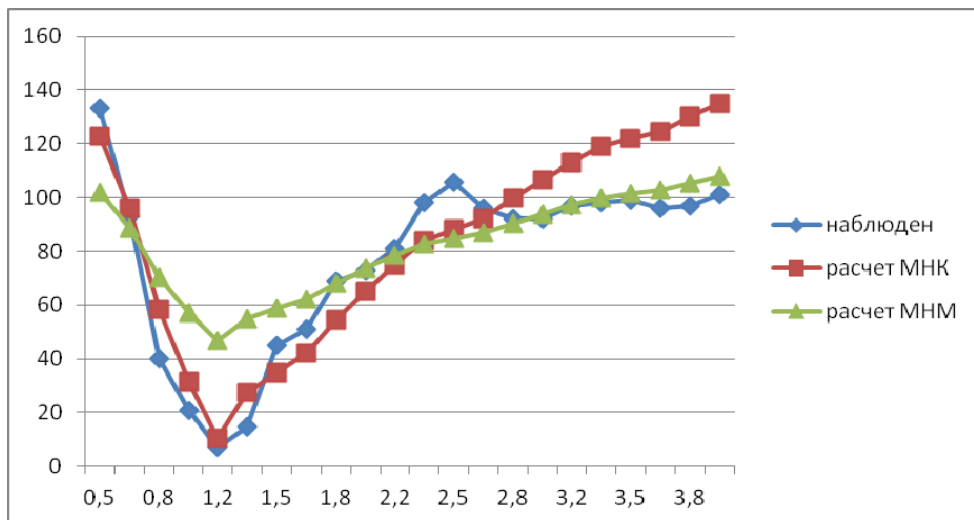


Рис.2.16. При коэффициенте усиления $K=0,1$

При коэффициенте усиления $K=0,1$ $M[\Delta_{МНК}] = 0,324108471$, $D[\Delta_{МНК}] = 25,00545101$, $M[\Delta_{МНМ}] = 2,250441703$, $D[\Delta_{МНМ}] = 88,60880304$.

Коэффициенты теоретической функции для МНК $a= 10,69638$, $b= 93,12235393$; для МНМ $a= 46,82749$, $b= 45,7484203$.

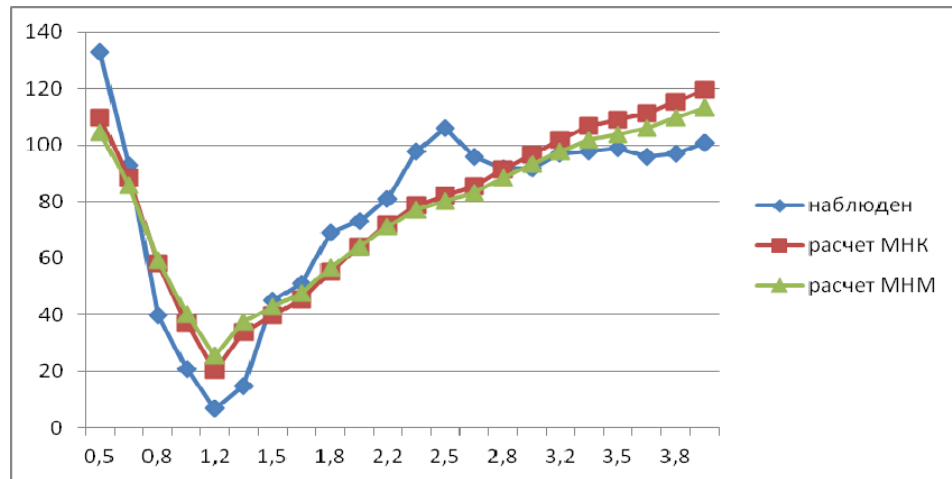


Рис.2.17. При коэффициенте усиления $K=0,7$

При коэффициенте усиления $K=0,7$ $M[\Delta_{МНК}] = -0,297882305$; $D[\Delta_{МНК}] = 175,5068482$, $M[\Delta_{МНМ}] = 1,065637209$, $D[\Delta_{МНМ}] = 187,9981112$.

Коэффициенты теоретической функции для МНК: $a = 20,49363$, $b = 74,109961$; для МНМ: $a = 25,82435$, $b = 65,44499407$.

3)экспоненциальная ($y_{расч}=b|\exp|(cx-x_0)|+a$)

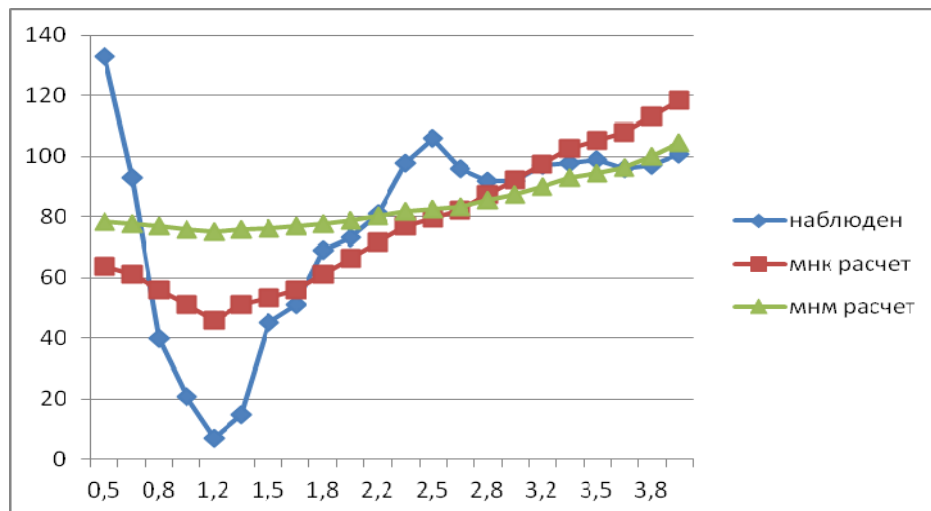


Рис.2.18. При коэффициенте усиления $K=0,9$

При коэффициенте усиления $K=0,9$ $M[\Delta_{МНК}] = 0,085213376$, $D[\Delta_{МНК}] = 577,2224293$; $M[\Delta_{МНМ}] = -6,595533423$, $D[\Delta_{МНМ}] = 836,6674889$.

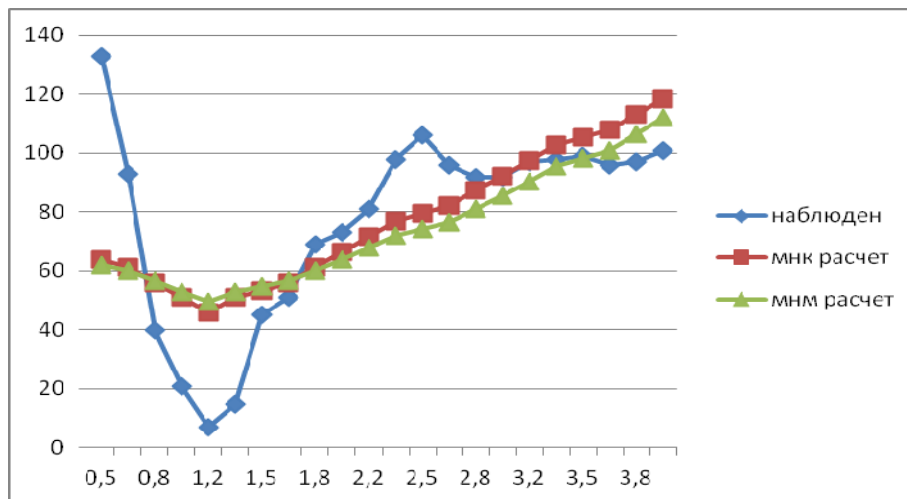


Рис.2.19. При коэффициенте усиления $K=0,1$

При коэффициенте усиления $K=0,1$ $M[\Delta_{МНК}] = 1,248849739$, $D[\Delta_{МНК}] = 783,9270408$; $M[\Delta_{МНМ}] = 4,479301002$, $D[\Delta_{МНМ}] = 818,1581212$.

Таким образом, при помощи алгоритма сглаживания с учетом варьирования его коэффициентов при анализе полученных функций получаем распределения ошибок с меньшей дисперсией, чем без использования применяемого фильтра, то есть оценка получается более эффективной, а значит, можно сделать выводы о том, что используемый алгоритм предоставляет возможность получить более точную теоретическую функцию.

Оценка с наименьшей дисперсией является оценка МНК для теоретической функцией является функция $y_{расч}=a+b|\ln(x-x_0)|$, где $a= 10,69638$, $b= 93,12235393$, с использованием сглаживающего алгоритма с коэффициентом $K=0,1$.

2.2.3. Определение плотности вероятности распределения ошибок измерения геометрических параметров

Другим вариантом нахождения теоретической функции является ее построение с учетом предположения того, что ошибки подвергаются известным законам распределения, например, нормальному (гауссовскому), лапласовскому, равномерному, логнормальному.

Будем использовать байесовскую оценку измерений, так как неизвестна теоретическая функция $\eta_i(X)$, которую необходимо было бы приближать к полученным по наблюдениям измерениям, а потери носят случайный характер, хоть и при

известной функции распределения, то есть говорить о минимизации самих потерь бессмысленно, поскольку минимизировать случайную величину невозможно.

Чаще всего в теории статистических решений предлагается минимизировать среднее значение потерь $\langle C_{ij} \rangle$. Физическая интерпретация: если построим правило выбора решения путем минимизации средних потерь, то в серии опытов потери будут иметь минимальное значение.

Средние потери в теории статистических решений называют риском, поэтому в дальнейшем будем пользоваться именно этим термином.

Для данной задачи наиболее оптимальной оценкой считается т.н. байесовская оценка.

Байесовская оценка измерений

Самое важное при измерении параметров-наблюдений – избегать ошибок первого и второго рода.

Результаты опыта – значения случайной величины. Поэтому правило выбора решения (каким бы идеальным оно ни было) влечет за собой ошибки (мы можем ошибаться реже или чаще).

Вопрос о том, в каких единицах измерять потери и какие величины им приписывать, не так важен. Важно их относительное соотношение $\Delta I/I$ (по Веберу), которое называется относительным дифференциальным порогом (или просто относительным порогом), то есть чем больше величина измеряемой величины, тем больше должна быть разница между ней и другой случайной величиной, чтобы они были восприняты как разные.

Таблица 2.1

Решения	H_0	H_1
γ_0	C_{00}	C_{01}
γ_1	C_{10}	C_{11}

Возможны два правильных и два ошибочных решения (Табл. 2.1) – ошибка 1-го рода (ложная тревога) и ошибка 2-го рода (пропуск сигнала). Желательно построить такое правило решения, чтобы потери были минимальны.

Будем считать, что все потери неотрицательные: $C_{ij} \geq 0$, и что потери при ошибочных решениях больше, чем при правильных: $C_{01} > C_{11}$, $C_{10} > C_{00}$.

Для принятия решений в условиях неопределенности воспользуемся минимаксным критерием.

Минимаксный критерий используется, когда неизвестны априорные вероятности P_0 и P_1 . Идея: синтезировав правило принятия решения, минимизировать риск при произвольных P_0 и P_1 , которые выбираются такими, чтобы риск был максимален, то есть, чтобы для каждого решения выбрать максимально возможные потери, а затем будет выбираться решение, которое ведет к минимальному значению максимальных потерь.

Возьмем $C_{00} = C_{11} = 0$.

Соответствующее правило принятия решения выглядит следующим образом:

$$\Lambda(\bar{x}) \underset{\gamma_0}{\overset{\gamma_1}{>}} \frac{P_0 C_{10}}{P_1 C_{01}}, \quad (2.19)$$

где P_0 и P_1 - вероятности наступления нулевого и первого события соответственно неизвестны; $\Lambda(\bar{x}) = w_1(\bar{x})d\bar{x}/w_0(\bar{x})d\bar{x}$ - отношение правдоподобия, в числителе и знаменателе стоят вероятности попадания в соответствующие интервалы, т.е. отношение правдоподобия показывает, какая из двух гипотез более вероятна (более правдоподобна). Риск:

$$R = C_{10}P_0\alpha + C_{01}P_1\beta = C_{10}P_0 \int_{X_1} w_0(\bar{x})d\bar{x} + C_{01}P_1 \int_{X_0} w_1(\bar{x})d\bar{x} \quad (2.20)$$

В точке $P_1 = 0$ X_1 – нулевой меры, следовательно, $\min R = 0$. В точке $P_1 = 1$ вероятность $P_0 = 0$, и порог обращается в нуль. Но, $\Lambda(\bar{x}) \geq 0$, и, поскольку точек, принадлежащих области X_0 нет, то риск будет равен нулю. Это понятно, так как правильным решениям мы приписали нулевые потери. Тогда очевидно, что на интервале $[0,1]$ $\min R$ имеет максимум.

Обозначим

$$P_1^* = \arg \sup_{P_1} \min R. \quad (2.21)$$

Будем использовать то значение P_1 , при котором байесовский риск максимален, в порог:

$$\Lambda(\bar{x}) \underset{\gamma_0}{\overset{\gamma_1}{>}} \Lambda^* = \frac{P_0^* C_{10}}{P_1^* C_{01}}, \quad (2.22)$$

т.е. рассматриваем наименее выгодную ситуацию (здесь $P_0^* = 1 - P_1^*$).

Следует рассматривать вероятности ошибок первого и второго рода, что не получилось минимизировать величину одной ошибки, не учитывая другую, что привело бы к тривиальности задачи и лишило бы ее смысла, так как при таких условиях можно было бы предложить правило – всегда принимать решение, соответствующее гипотезе H_1 .

Подобрав порог $\Lambda(x)$ в соответствии с минимаксным критерием оптимальности, будем иметь оптимальное правило выбора решения в смысле этого критерия. Также необходимо задать характеристики, описывающие эффективность правила выбора решения; для байесовского критерия такой характеристикой является минимальный риск.

Рассмотрим байесовские оценки при различных функциях потерь:

1. Квадратичная функция потерь:

$$C(\gamma, l) = (\gamma - l)^2 \quad (2.23)$$

Такая функция потерь привлекательна, т.к. риск равен среднему квадрату разности ошибки. С другой стороны, из вида функции потерь видно, что потери возрастают пропорционально квадрату ошибки.

Чтобы найти байесовскую оценку, необходимо минимизировать апостериорный риск:

$$R_{ps}(\gamma) = \int (\gamma - l)^2 w_{ps}(l) dl, \quad \left[\frac{dR_{ps}(\gamma)}{d\gamma} \right]_{\gamma_6} = 2 \int (\gamma_6 - l) w_{ps}(l) dl = 0, \quad (2.24)$$

где l – случайная величина, γ – оценка случайной величины.

Если проинтегрировать почленно, то в первом слагаемом γ_6 можно вынести за знак интеграла (а сам интеграл будет равен 1 в силу условия нормировки). Тогда

$$\gamma_6 = \int l w_{ps}(l) dl = l_{ps}, \quad (2.25)$$

где l_{ps} – математическое ожидание апостериорного распределения (апостериорное среднее). Таким образом, при квадратичной функции потерь байесовская оценка равна апостериорному математическому ожиданию.

Математическое ожидание для дискретного равномерного распределения определяется как:

$$l_{ps} = M(l) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l_i = l_{sr}, \quad (2.26)$$

что говорит о несмещенности оценки.

$$\text{Т.о., } \gamma_{\bar{\sigma}} = l_{ps} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n l_i. \quad (2.27)$$

2. Прямоугольная функция потерь:

$$C(\gamma, l) = \begin{cases} 0, & |\gamma - l| \leq \eta; \\ 1, & |\gamma - l| > \eta. \end{cases} \quad (2.28)$$

Мы измеряем параметр, используем результаты измерения. Если погрешность меньше η , то неважно, есть ошибка или нет (например, если воздействуем на пороговое устройство). Если погрешность больше η , то несем одинаковые потери в независимости от величины потерь.

Прямоугольная функция потерь применяется в ситуациях, когда играют роль ошибки, большие некоторой величины. Запишем апостериорный риск:

$$R_{ps}(\gamma) = 1 - \int_{\gamma-\eta}^{\gamma+\eta} w_{ps}(l) dl. \quad (2.29)$$

Очевидно, что апостериорный риск тем меньше, чем больше второе слагаемое, т.е. интеграл от апостериорной плотности вероятности – вероятность попадания оценки параметра в этот интервал. Чтобы оценка была байесовской, надо γ выбрать таким образом, чтобы данная вероятность была максимальной. Ясно, что байесовскую оценку можно записать как:

$$\gamma_{\bar{\sigma}} = \arg \sup_{\gamma} \int_{\gamma-\eta}^{\gamma+\eta} w_{ps}(l) dl \quad (2.30)$$

или требование нуля производной:

$$\left[\frac{dR_{ps}(\gamma)}{d\gamma} \right]_{\gamma_{\bar{\sigma}}} = w_{ps}(\gamma_{\bar{\sigma}} + \eta) - w_{ps}(\gamma_{\bar{\sigma}} - \eta) = 0. \quad (2.31)$$

Отсюда

$$w_{ps}(\gamma_{\bar{\sigma}} + \eta) = w_{ps}(\gamma_{\bar{\sigma}} - \eta). \quad (2.32)$$

3. Простая функция потерь

$$C(\gamma, l) = c_0 - \delta(\gamma - l). \quad (2.33)$$

Положим теперь, что зона нечувствительности в прямоугольной функции потерь весьма мала (в сравнении со скоростью изменения $w_{ps}(l)$), т.е. считаем зону

нечувствительности настолько малой, что $w_{ps}(l)$ практически не изменяется в пределах зоны. Тогда интеграл (2.40) можно переписать как

$$\int_{\gamma-\eta}^{\gamma+\eta} w_{ps}(l) dl \approx w_{ps}(\gamma) 2\eta. \quad (2.34)$$

Следовательно, при выполнении условия малости зоны нечувствительности байесовская оценка

$$\gamma_{\delta} = \arg \sup w_{ps}(\gamma), \quad (2.35)$$

будет определяться как точка, в которой $w_{ps}(l)$ достигает максимума. Такая оценка называется оценкой по максимуму апостериорной плотности вероятности. Очевидно, этот же результат получается, если в качестве функции потерь используется простая функция потерь $C(\gamma, l) = c_0 - \delta(\gamma - l)$.

Сама апостериорная плотность вероятности выражается через априорную плотность вероятности и условную плотность вероятности:

$$w_{ps}(l) = \frac{w_{pr}(l) w(\bar{x}|l)}{\int w_{pr}(l) w(\bar{x}|l) dl}. \quad (2.36)$$

Так как знаменатель от l не зависит, то максимум определяется только числителем.

Байесовская оценка при этих трех видах функции потерь известна и равна математическому ожиданию случайной величины, то есть величины, подвергающейся рассматриваемым нами видам распределений.

Сочетание трех видов функций потерь

Представим вводимую функцию потерь в виде сочетания трех представленных выше функций: квадратичной, прямоугольной и простой, причем простая функция потерь будет служить некоторым пропускным порогом – если функция потерь меньше порога прохождения, то функция потерь представляет собой квадратичную функцию, иначе – простую.

$$\begin{aligned} C(\gamma, l) &= (\gamma - l)^2 W_1 + (c_0 - \delta(\gamma - l)) W_2, \\ W_i &= \begin{cases} 0, & |\gamma - l| \leq \eta \\ 1, & |\gamma - l| > \eta \end{cases} \\ i &= 1, 2; j = 1, 2; j \neq i \end{aligned} \quad (2.37)$$

Следует рассмотреть различные распределения ошибок с учетом вышеописанной функции потерь.

Плотность вероятности нормального распределения выражается формулой:

$$f(x) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(x-\mu)^2}{2\sigma^2}}, \quad (2.38)$$

где $\sigma > 0$ – коэффициент масштаба, μ – коэффициент сдвига

Она имеет параметры: мат. ожидание, равное μ , и дисперсию, равную σ^2

Плотность вероятности распределения Лапласа:

$$f(x) = \frac{\alpha}{2} e^{-\alpha|x-\beta|}, \quad (2.39)$$

где $\alpha > 0$ – коэффициент масштаба, β – коэффициент сдвига.

Математическое ожидание равно β , дисперсия принимает значение $2/\alpha^2$.

Плотность вероятности для равномерного распределения:

$$f(x) = \begin{cases} \frac{1}{b-a}, & a \leq x \leq b \\ 0, & x < a, x > b \end{cases}, \quad (2.40)$$

где a и b – начало и конец отрезка.

Математическое ожидание равно $(a+b)/2$, дисперсия $(b-a)^2/12$.

Для логнормального распределения плотность вероятности выглядит так:

$$f(x) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln(x)-\mu)^2}{2\sigma^2}} \quad (2.41)$$

Математическое ожидание $E(x) = e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}}$, дисперсия $D(x) = (e^{\sigma^2} - 1)e^{2\mu + \sigma^2}$.

Приведем графики полученной функции потерь:

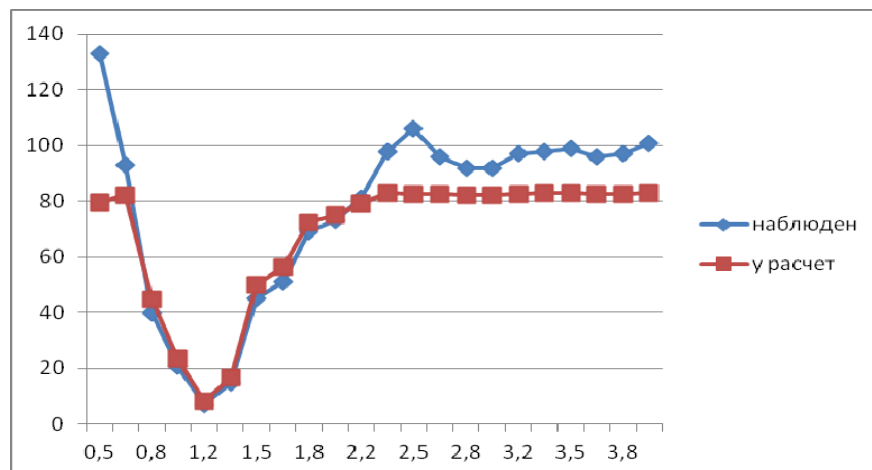


Рис.2.20 При нормальном распределении ошибок

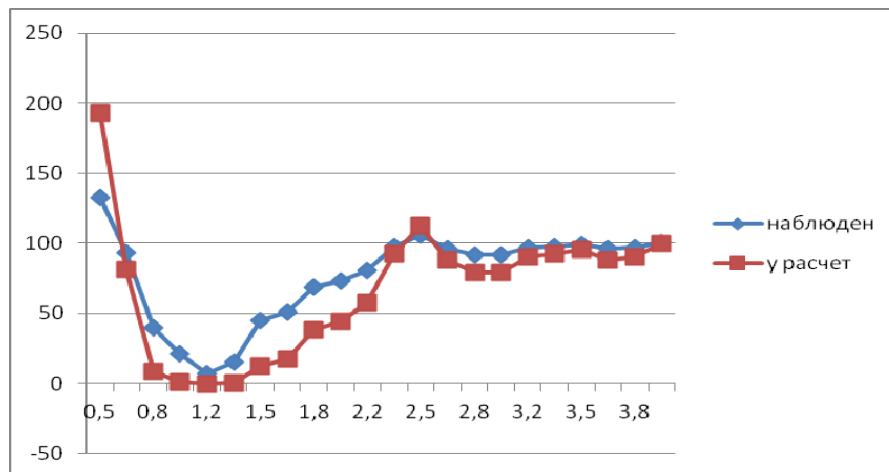


Рис.2.21 При лапласовском распределении ошибок

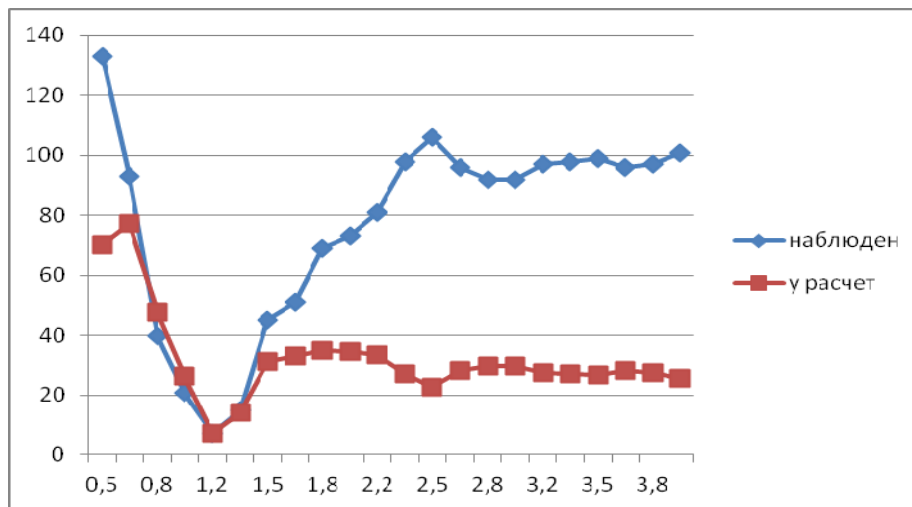


Рис.2.22 При равномерном распределении ошибок

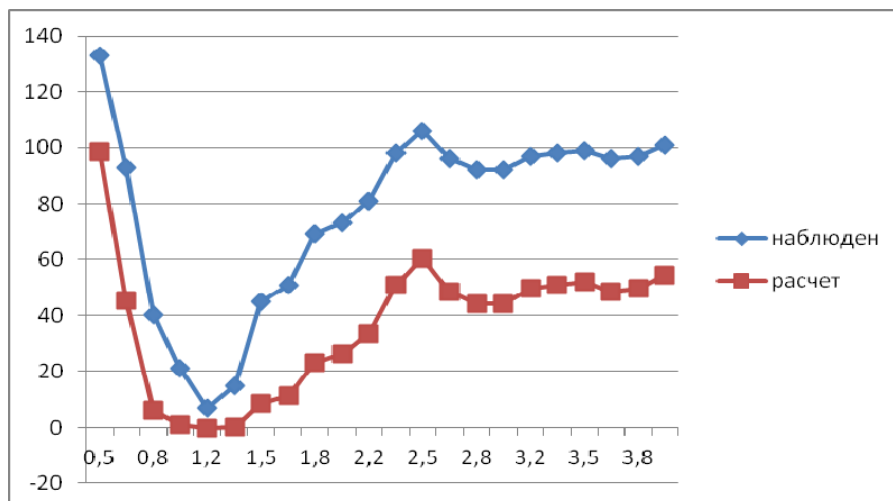


Рис.2.23 При логнормальном распределении ошибок

Для байесовских оценок во многих задачах наилучшим априорным распределением оказывается равномерное распределение, что и подтверждают построенные зависимости.

По графикам видно, что до порога наиболее близко к наблюдаемому распределению оказывается расчетная функция, учитывающая нормальное распределение ошибок, а после порога – функция, учитывающая лапласовское распределение. В общем случае, пороги будут находиться с обеих сторон от центра распределения. Применим минимаксный критерий Хубера как один из возможных критериев принятия решений в условиях неопределенности, который наиболее подходит для данной ситуации, так как позволяет провести М-оценку для неограниченных функций, обладающих свойством неустойчивости к выбросам.

Метод, разработанный Хубером [147], использует комбинированную функцию распределения, в которой часть распределения, соответствующая наблюдениям, уклоняющимся на величины, меньшие модуля некоторого числа C – порога устойчивости, берется из нормального закона, а часть с отклонениями, большими по модулю C — из распределения Лапласа. При $C=0$ распределение переходит в распределение Лапласа, а при $C=\infty$ - в нормальное распределение.

$$\psi(x) = \begin{cases} h(x), \Delta \geq |C| \\ \varphi(x), \Delta \leq |C| \end{cases} \quad (2.42)$$

где $\psi(x)$ – комбинированная функция распределения, $\varphi(x)$ – функция нормального распределения, $h(x)$ – функция лапласовского распределения.

Для нашего полученного примера пороги будут равны 2 и 0.4 и они симметричны относительно точки фокуса – 1.2 м.

Таким образом, по графикам была найдена функция распределения ошибок, для которой байесовская оценка будет наименьшей, то есть наиболее точной.

2.3. Определение геометрических параметров объектов путем оценки размытия различных цветовых компонент их изображений

В третьем параграфе разрабатывается комплексная методика определения параметров статичного или двигающегося объекта на основе использования алгоритмов оценки размытия изображений объекта, представленных в виде трех основных цветовых компонент модели RGB. Размытие изображения объекта предлагается представить в виде пограничного слоя между объектом и фоном, в параграфе

сформулировано условие принадлежности каждого пикселя изображению объекта, установлен порог чувствительности для цвета фона и цвета объекта.

В главе описывается методика определения размытия изображения детерминировано по разным цветам, предлагается из всего спектра выделить синий, зеленый, красный цвета, каждый из них соответствует определенной длине волны.

Предлагается за минимальное размытие принять размытие пикселей зеленого цвета (пунктирная линия), при красном цвете (сплошная линия) диапазона размытия будет ближе к максимальному (Рис.2.24). Вычисление разности цветов позволяет устранять влияние общего размытия изображения, появляющегося вследствие наличия технических погрешностей и несовершенств аппаратуры и алгоритмов обработки.

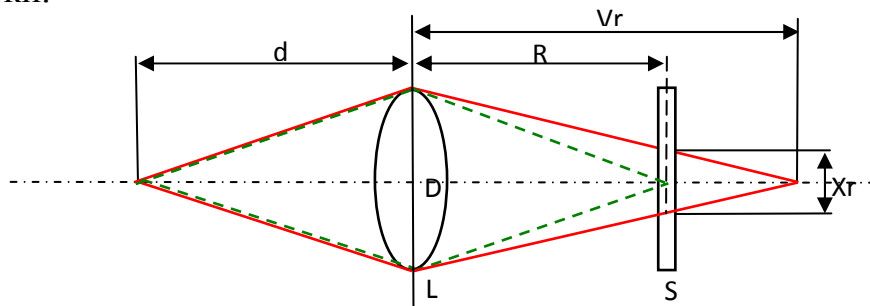


Рис. 2.24. Фокусировка лучей красного и зеленого диапазона

Для красного и зеленого цветов (Рис.2.24) при разложении изображения на компоненты модели RGB [73] (Рис.2.25) с учетом того, что размытие зеленого цвета считаем нулевым, выражение для определения расстояния до выбранного объекта будет выглядеть так:

$$d = \frac{\Delta x_r \cdot Fr \cdot Fg}{(\Delta x_r \cdot Fr + (Fg - Fr) \cdot D)}, \quad (2.43)$$

где Δx_r – диаметр размытия на границах объекта красного цвета, Fr и Fg – фокусные расстояния линзы используемой камеры для красного и зеленого цветов соответственно, D – диаметр линзы камеры.

При использовании классической цветовой модели общая интенсивность цвета при переходе между двумя соседними пикселями записывается в виде суперпозиции интенсивностей по отдельным цветам.

Размытие можно представить в виде пограничного слоя между объектом и фоном, условие принадлежности каждого пикселя изображению объекта можно представить в виде:

$$\left| 1 - \frac{|I(x, y+1) - I(x, y)|}{|I(x, y) - I(x, y-1)|} \right| < 0.05 \quad (2.44)$$

или в виде

$$0.95|I(x, y) - I(x, y-1)| < |I(x, y+1) - I(x, y)| < 1.05|I(x, y) - I(x, y-1)|,$$

где x и y координаты рассматриваемых пикселей относительно декартовых координатных осей.



Рис.2.25. Разложение изображения на RGB-цвета

Согласно этому условию, если при сравнении соседних пикселей, разница составляет более чем 5 %, то в этом случае считается, что это или пограничный слой или уже другой объект, если же цвет пикселя отличается менее чем на 5 %, то идентифицируется прежний объект. Имеет смысл установить порог чувствительности для цвета фона и цвета объекта $\mu_{фон}$ и $\mu_{об}$. При использовании классической модели RGB общую интенсивность цвета при переходе между двумя соседними пикселями можно представить в виде:

$$|I(x, y) - I(x, y-1)| = |R(x, y) - R(x, y-1)| + |G(x, y) - G(x, y-1)| + |B(x, y) - B(x, y-1)|, \quad (2.45)$$

здесь функции $R(x, y)$, $G(x, y)$, $B(x, y)$ определяют в выбранной точке изображения интенсивность красного, зеленого и синего цветов соответственно.

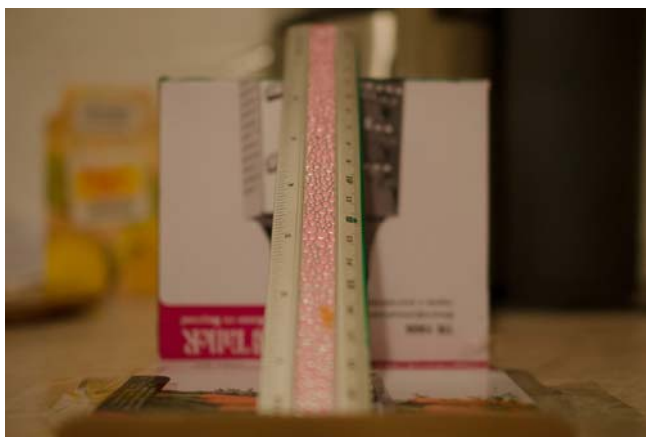
Основываясь на представленной методике, можно составить карту глубины изображения, в случае наличия многих объектов на изображении, его можно первоначально сегментировать на отдельные области-фреймы.

Фокусные расстояния используемой линзы для разных цветов определяются опытным путем (рис.2.26) [96]. При использовании такого подхода некоторые слож-

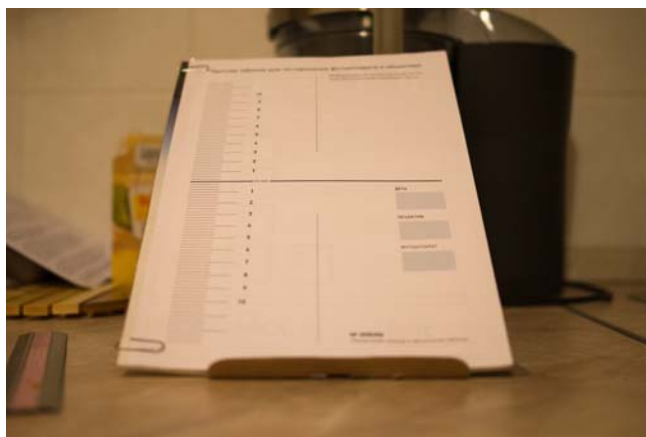
ности могут возникнуть с определением оценки размытия изображения, для этого обычно используется гауссовское или равномерное распределение.

Схема эксперимента, приведенная на рис. 2.26, соответствует схеме тестирования фронт и бэк фокуса видео- или фотокамеры. Определяется фокусировка в вертикальной плоскости (рис. 2.26а), в вертикальной плоскости на всю ширину снимка (рис.2.26б) и в горизонтальной плоскости (рис.2.26в). Подобные эксперименты проводятся при использовании линз разных цветов, позволяющих изначально получить изображение объекта в виде одного из компонент цветовой модели.

а)



б)



в)



Рис. 2.26 Схема проведения эксперимента по определению фокусного расстояния

Для нахождения точности определения расстояния до объекта по его размытию необходимо узнать значение дифракционного размытия всего изображения, если размеры пикселя больше дифракционного размытия изображения, то кадр получается с отличной резкостью. Этот факт позволяет оценить размытие отдельного объекта относительно общей размытости кадра. Вычисление разности цветов позволяет устранять влияние общего размытия изображения, появляющегося вследствие наличия технических погрешностей и несовершенств аппаратуры и алгоритмов обработки.

На рис. 2.27 приведены зависимости размытия как функции расстояния до объекта при фокусном расстоянии 1 м, сплошной линией показана зависимость, полученная по формуле (2.3) с использованием поцветовой оценки размытия (2.10), пунктирная линия вычислена согласно соотношению (2.3) без учета разности размытия отдельных цветов изображения объекта, кружками изображены точки, полученные при проведении экспериментальных исследований по методике [1].

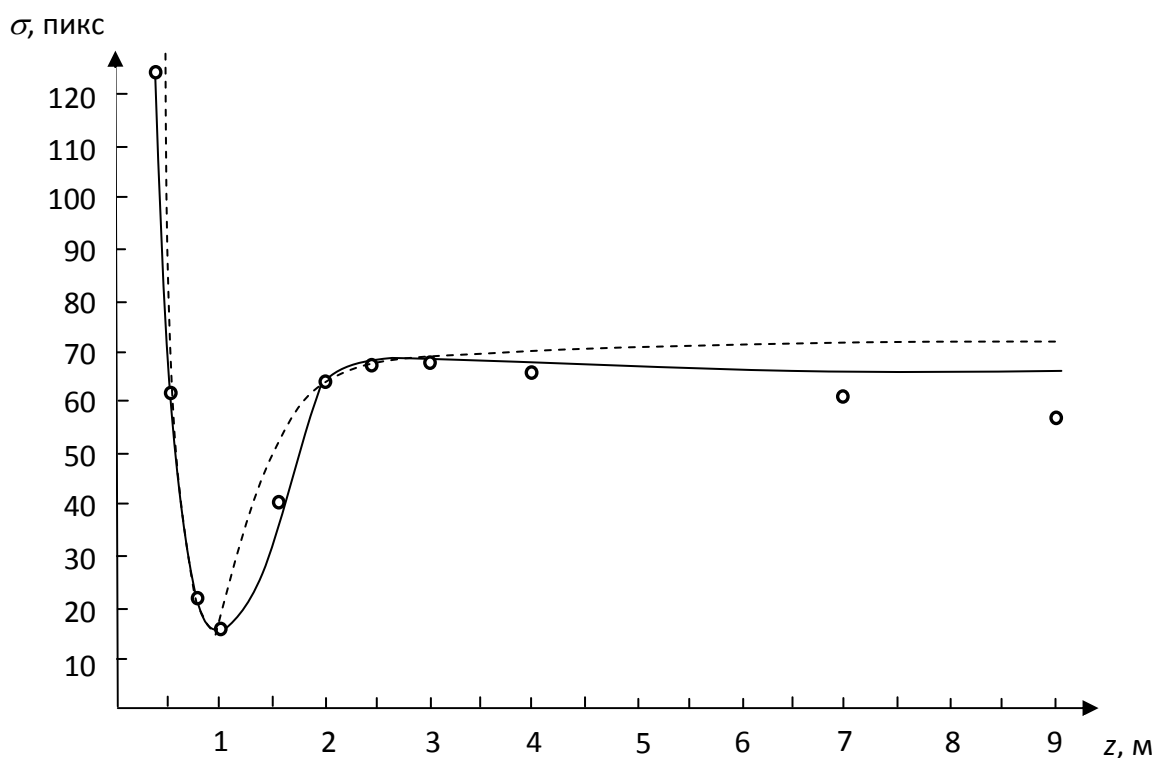


Рис. 2.27. Зависимость размытия от расстояния до объекта

На рис. 2.27 видно, что с расстояния в 3 метра между фотодетектором и объектом растет разность между результатами теоретических (по традиционной и предлагаемой методикам) и эмпирических исследований, что напрямую влияет на

точность определяемого расстояния. Для увеличения точности измерения больших расстояний необходимо подбирать нужные соотношения между фокусным расстоянием, выдержкой, диафрагмой, а также базой между двумя детекторами.

Используемая методика на примере решаемых численных задач хорошо себя показала при определении расстояний до статичных объектов, построенные графики дают количественное представление увеличения погрешности при вычислении расстояний до искомым элементов. Точка излома на кривой зависимости размытия (дисперсии) от расстояния до объекта (рис.2.27) говорит о разнице в образовании пятна расфокусировки до и после фокусной точки, связанной с наличием модуля в определяющем выражении (2.3). При этом скорость увеличения погрешности при удалении от фокусного расстояния, меньше чем при определении расстояний меньших фокусного. В целом точность определения расстояния зависит от фокусного расстояния, выдержки, числа диафрагмы, светосилы, гиперфокального расстояния и других параметров съемки, от внешних характеристик среды, а также геометрических и кинематических параметров самого объекта, но для более точного определения параметров изучаемого объекта рекомендуется получать его изображение при различных настройках видео- или фотодетектора, а затем оценивать динамику изменения тех или иных визуальных характеристик. Сравнение размытия изображения объекта, полученного при разных настройках детектора (диафрагма, фокусное расстояние) позволяет получить дополнительную информацию о форме и размерах объекта, расстоянии до него, скорости и направлении движения.

2.4. Определение геометрических параметров объектов с использованием стереозрения

Котюжанский в своей работе [50] формулирует скоростной метод определения карты глубины стереоизображения таким образом, чтобы каждый пиксель графической информации содержал значение расстояния до камеры, которое затем будет обрабатываться специальным графическим процессором. Для генерирования информации о глубине изображения используются пассивные методы сопоставления изображений, полученных с двух камер. В качестве параметра сопоставления используется расстояние между точками одного объекта на двух изображениях, определяемое методом «скользящего окна». Данный метод включает построение градиентных изображений с помощью свертки, вычисление ли-

нейной комбинации градиентного и исходного кадра, после этого из всех значений модуля разности выбранного и подбираемого пикселя выбирается минимальное значение, соответствующее координатам подбираемого пикселя. В [50] на основании описанной методики разработан вычислительный модуль определения глубины изображения за интервалы времени от 10 до 40 миллисекунд, что позволяет идентифицировать не только лицо человека, но и его жесты [34,87,88].

Несмотря на существенные достижения в области распознавания объектов и детектирования их параметров [114], многие вопросы реализации математических методов в виде программно-аппаратных комплексов являются недостаточно изученными. Это связано в первую очередь с частым представлением общей проблемы в виде двух частей: математической и программно-аппаратной, а при сращивании алгоритмов происходит уменьшение точности в определении параметров целей и увеличение ошибок из-за различных несовместимостей. В данном параграфе разрабатывается методика, включающая модуль математического моделирования, программную обработку данных и аппаратную реализацию в виде конечного комплекса из двух видеокамер и программного приложения, обрабатывающего полученные изображения.

В параграфе исследуются методы математического моделирования поведения объектов и определения расстояния до них, с помощью системы стереозрения, основным элементом которой является стереопара, т.е. две идентичные камеры с определенным расстоянием между ними. Основными критериями классификации при этом являются схожесть окрестности вокруг сравниваемых точек (для этого вычисляется функция расхождения) и способ минимизации энергии.

При использовании двух идентичных камер с параллельными оптическими осями расстояние до точки определяется как:

$$r_i = \frac{f \cdot d}{x_1 - x_2}, \quad (2.46)$$

где f – фокусное расстояние, d – расстояние между камерами, x_1 и x_2 – координаты проекций на левом и правом изображениях [3].

Для более удобного практического применения формулы (2.12) представим ее в виде:

$$r_n = \frac{d \cdot H}{\operatorname{tg} \alpha \cdot (x_1 - x_2)}, \quad (2.47)$$

где d – база (расстояние между камерами), H – горизонтальное разрешение изображения, α – угол обзора камеры, x_1 и x_2 – координаты точки, до которой определяется расстояние, в координатной системе отсчета первой и второй камеры соответственно.

Для возможности использования формулы (2.47) считается, что изображения, получаемые с камер, ректифицированы, то есть камеры расположены так, что в их координатных системах отсчета координаты точки, до которой требуется определить расстояние, y_1 и y_2 равны, что означает, что горизонтальные линии на изображениях соответствуют одной плоскости.

Калибровка стереосистемы из двух идентичных и установленных соосно камер в эксперименте происходит путем соотнесения ярких точек-объектов, встречающихся на изображениях как с одной камеры, так и с другой, а также измерением расстояния до этих объектов расстояния в реальности. Далее происходит стереорекострукция отдельных точек объекта, параметры которого необходимо определить, с условием предположений, описанных ранее.

Для уменьшения погрешности предлагается увеличить базу до расстояния того же порядка, что и измеряемое [107]. Но, учитывая условия нашей работы, где планируется создание единого прибора, в рамках которого должны находиться камеры, это представляется невыполнимым, поэтому предлагается введение калибровочного коэффициента, учитывающего расхождение получаемого по формуле (2.47) и реального расстояний. Для устранения этих проблем возможно использование в алгоритме методов ректификации изображений [97], но это приводит к серьезному усложнению алгоритма.

Из условия необходимости высокой чувствительности определения расстояния (то есть, чтобы изменение разности пикселей на единицу приводило к изменению определяемого расстояния не более чем на 5%), можно определить, начиная с какой разности пикселей следует применять формулу (2.47):

$$r_1 - r_2 = 0,05 \cdot r_1;$$

$$\frac{0,95 \cdot d \cdot H}{\operatorname{tg} \alpha \cdot \Delta x_1} = \frac{d \cdot H}{\operatorname{tg} \alpha \cdot \Delta x_2}; \quad (2.48)$$

$$\Delta x_1 = 0,95 \cdot \Delta x_2;$$

Учитывая, что $\Delta x_2 = \Delta x_2 + 1$, получаем $\Delta x_1 = 19$.

Таким образом, начиная с разности пикселей двух изображений, равной 19, возможно применять метод определения расстояния до объекта с помощью стереовидения.

Для того чтобы можно было определять расстояние вплоть до 500 м при угле обзора одной камеры $\alpha=13^\circ$ и горизонтальном разрешении изображения, равном 1920 пикселей, вычислим по формуле (2.47) базу d :

$$d = \frac{r_n \cdot \operatorname{tg} \alpha \cdot (x_1 - x_2)}{H} = \frac{500 \cdot \operatorname{tg} 13^\circ \cdot 19}{1920} = 1,14 \text{ м.} \quad (2.49)$$

На рис. 2.28 показана зависимость расстояния до исследуемого объекта от разности между изображениями, полученными с двух стереокамер.

Важной задачей определения параметров движущегося объекта является определение погрешности измерения и интервалов применимости предлагаемой методики. На рис. 2.28 представлена зависимость ошибки определения положения объекта от погрешности определения угла между камерами стереопары при различных величинах базы (0,6 м, 1 м, 1,14 м) объект находится на расстоянии 500 м. Ошибка в один градус приводит к неточности в 150–300 %.

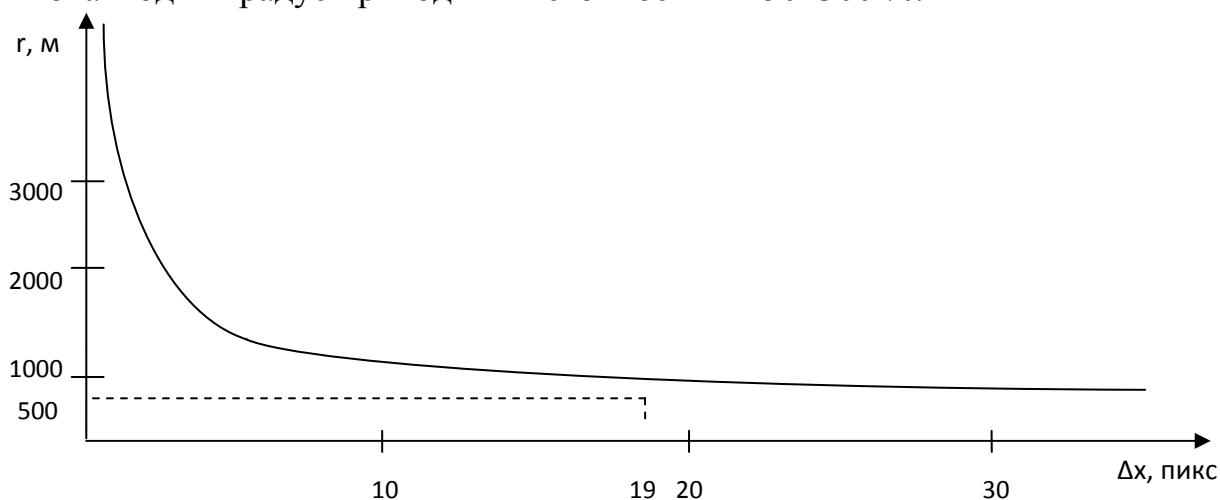


Рис. 2.28. Зависимость расстояния до объекта от разности пикселей между изображениями объекта с двух камер

Погрешность данного метода зависит от: погрешности нахождения первоначального расстояния, найденного при помощи пропорции, погрешности способа стереозрения (чувствительности способа – чем ближе будет объект, тем меньшее изменение расстояния происходит при изменении разности пикселей изображений на единицу), а также от погрешности метода распознавания объекта, то есть возможности точного выделения его границ.

Зависимость ошибки измерения расстояния методом стереозрения от расстояния до объекта:

$$\varepsilon = \frac{r_{i+1} - r_i}{r_{i+1}} \quad (2.50)$$

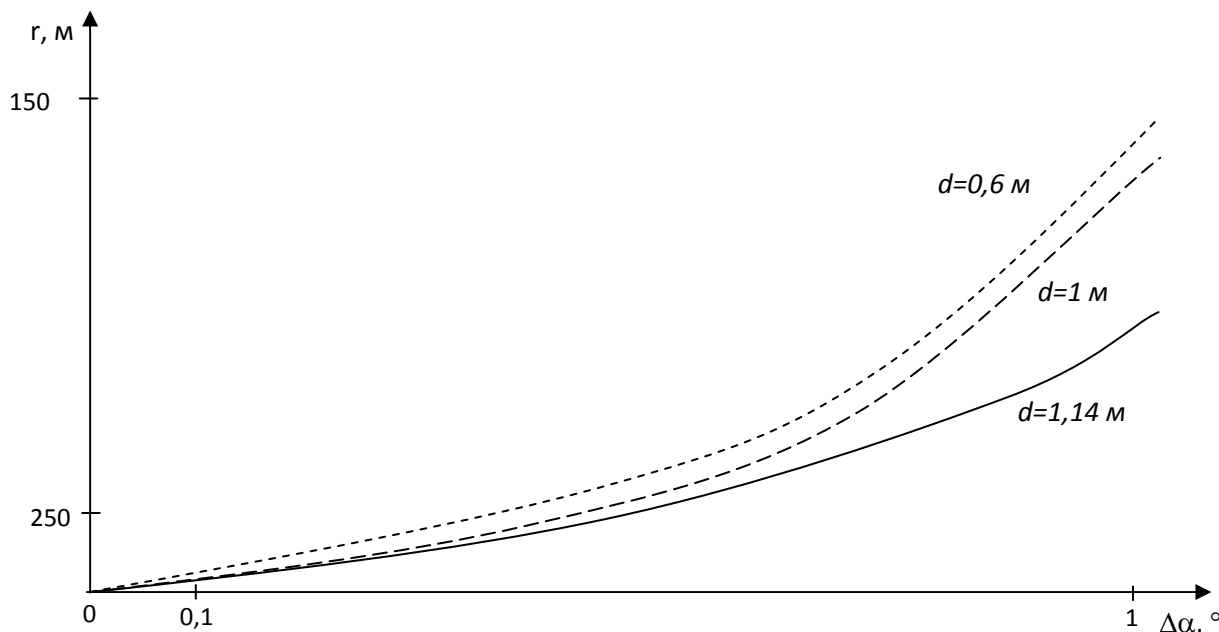


Рис. 2.29. Зависимость погрешности определения положения объекта от ошибки определения угла между осями камер (при величине стереобазы 0,6 м, 1 м, 1,14 м)

Получается, что для объекта, ширина которого меньше, чем база стереопары предлагаемый метод будет точнее, чем просто метод пропорции при прочих равных величинах: угле обзора, разрешении изображения (рис.2.30).

На рис. 2.31 представлен результат работы программно-аппаратного комплекса по распознаванию движущегося объекта (машинка с дистанционным управлением), созданного на основе двух видеокамер, программного модуля, который реализует описанные выше процедуры сравнения двух синхронно полученных изображений.

При реальном расстоянии до объекта 5.20 м, комплекс определял расстояние от 4.5 до 5 метров, всего было произведено десять измерений. Задний фон не подбирался специальным образом, и область тени между тумбой и полом сливалась с цветом самого объекта. В ходе эксперимента специально не создавались наилучшие условия

для распознавания и детектирования, поэтому результаты работы комплекса, учитывая одно из первых приближений методики, можно признать хорошими.

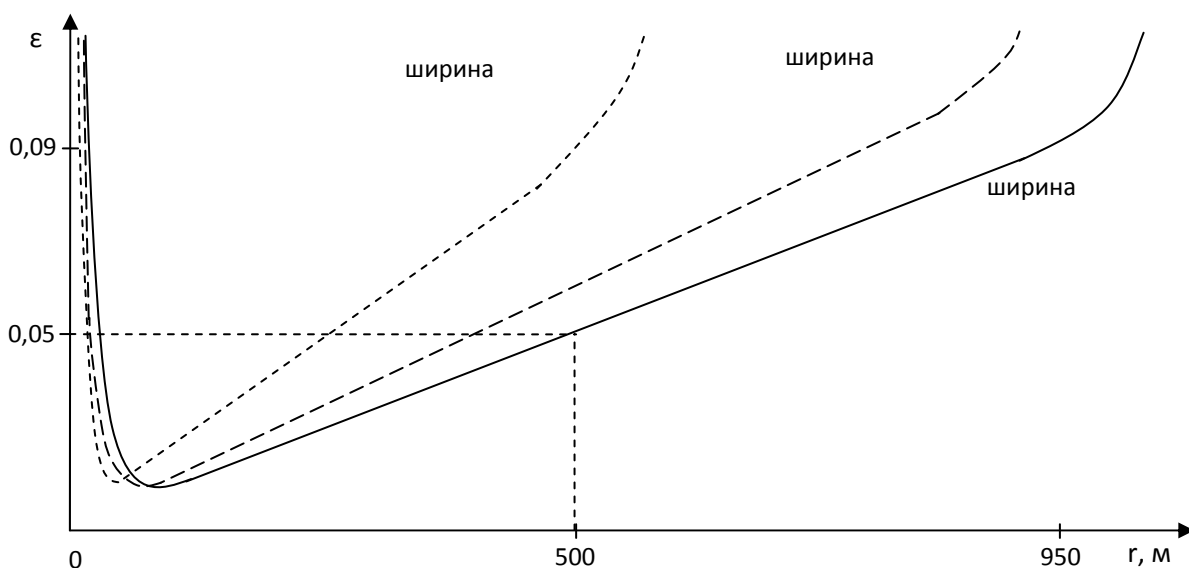


Рис.2.30. Зависимость погрешности метода стереозрения от расстояния до объекта для различных геометрических размеров изучаемой цели

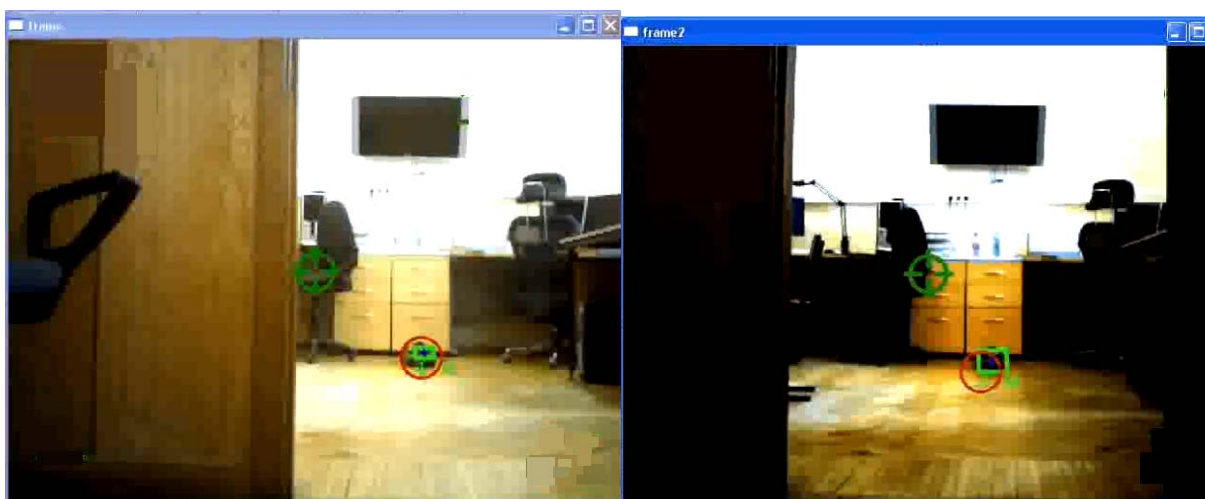


Рис.2.31. Распознавание движущегося объекта на изображениях, получаемых со стереопары

2.5. Определение геометрических параметров объектов на базе совместного использования методов стереозрения и размытия изображений

В данном параграфе разрабатывается комплексная методика определения параметров статичного или двигающегося объекта на основе использования алгоритмов стереозрения и размытия изображений объекта, полученных с двух камер. При этом учитываются особенности двух методов, параметры которых сопоставляются для дальнейшего использования в едином алгоритме.

При исследовании агрегирования методов стереозрения и размытия необходимо определить, в каких границах следует использовать тот или иной метод, оценить погрешность этих методов, а также рассмотреть возможность замены одного метода другим при введении уточняющих коэффициентов.

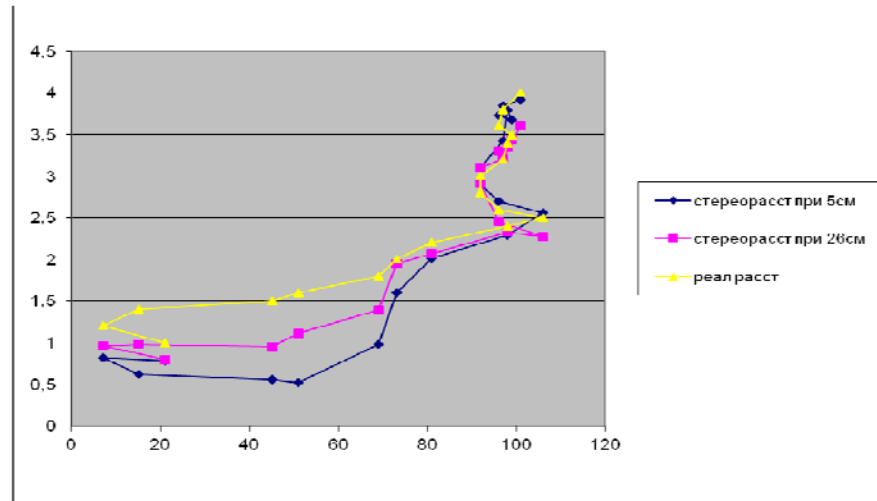


Рис.2.32. Расстояния, полученные стереозрением и реальное расстояние в зависимости от среднего значения размытия

Представим алгоритм агрегированного метода, соединяющего метод стереозрения и метод анализа размытия изображения (рис.2.33):

Если система стереозрения настроена точно, то добавление метода анализа размытия расширяет границы применимости метода (приближает ближнюю границу). Если существуют препятствия для одной из камер или происходит непересечение областей видимости в системе стереозрения, то метод анализа размытия также расширяет границы применимости данного агрегированного метода. Иначе анализ размытия возможно использовать для определения уточняющего коэффициента k из формулы (1) путем применения МНК. Для этого следует рассматривать расстояния, где возможно применение метода анализа размытия, то есть где погрешность этого метода не более 5% (например, при использовании камер с фокусным расстоянием 50 мм рассматривается расстояние до 3 м), и при этом запоминая разности Δx нахождения объекта в системе координат левой и правой камер при использовании метода стереозрения. Расстояния находим по формулам:

$$r_{\text{стерео}} = k * f * d / (\Delta x * Sx); \quad (2.51)$$

$$r_{\text{разм}} = e^{|\sigma - a|/b} + 0,2;$$

Итак, получаем:

$$\sum_N (r_{\text{разм}} - r_{\text{стерео}})^2 \rightarrow \min. \quad (2.52)$$

Учитывая приведенные выше формулы, получаем для N наблюдений в диапазоне расстояний, где использование метода анализа размытия наиболее эффективно (до 3 м или до 6,5 м – с учетом перефокусировки камеры):

$$\sum_N (e^{|\frac{\sigma-a}{b}|} + 0,2 - k*f*d/(\Delta x*S_x))^2 \rightarrow \min. \quad (2.53)$$

Таким образом, находим уточняющий коэффициент k.

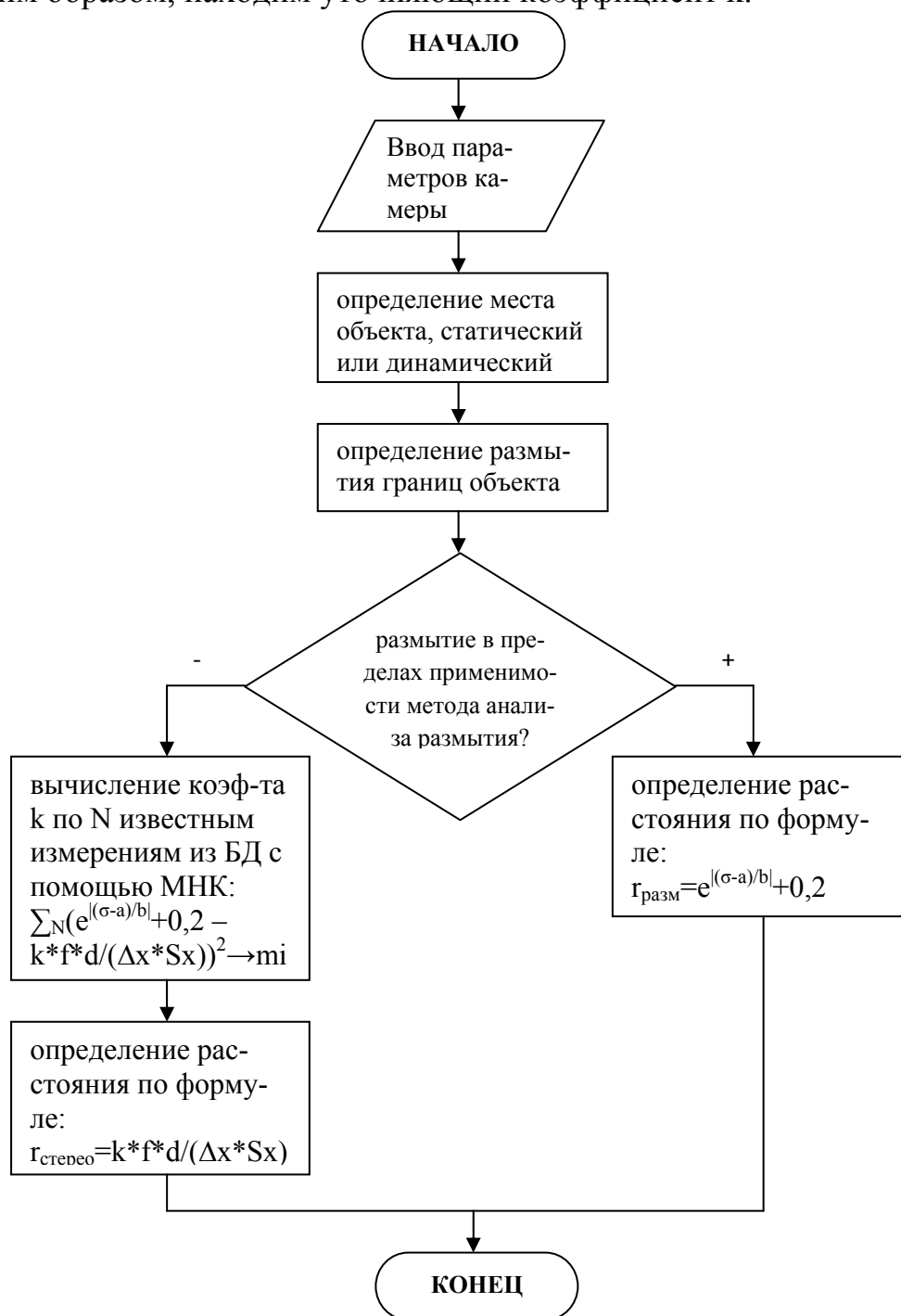


Рис. 2.33. Алгоритм агрегированного метода

При определении расстояний, на которых использование метода анализа размытия невозможно из-за большой погрешности, следует использовать метод

стереозрения с применением уточняющего коэффициента k . Применение агрегированного метода способствует увеличению измеряемого расстояния до 10 м с погрешностью менее 5%. Точность предложенного подхода на таких расстояниях выше, чем применение отдельно метода анализа размытия или метода стереозрения без уточняющего коэффициента (рис.2.34).

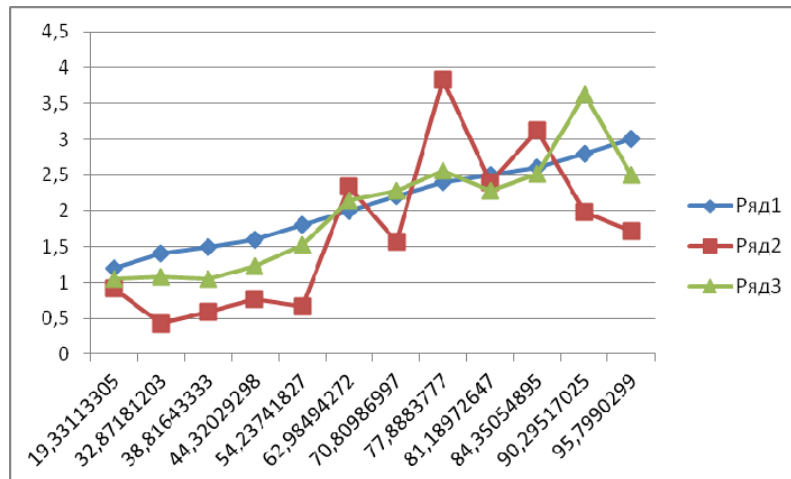


Рис. 2.34. Применение агрегированного метода: Ряд 1 – расстояние, определенное методом анализа размытия; Ряд 2 – расстояние, определенное методом стереозрения с уточняющим коэффициентом со стереобазой 0,05 м; Ряд 3 - расстояние, определенное методом стереозрения с уточняющим коэффициентом со стереобазой 0,26 м

Для фокусного расстояния 50 мм и стереобазы – 0,05 м границы применимости разработанного метода представлены на рис.2.35:

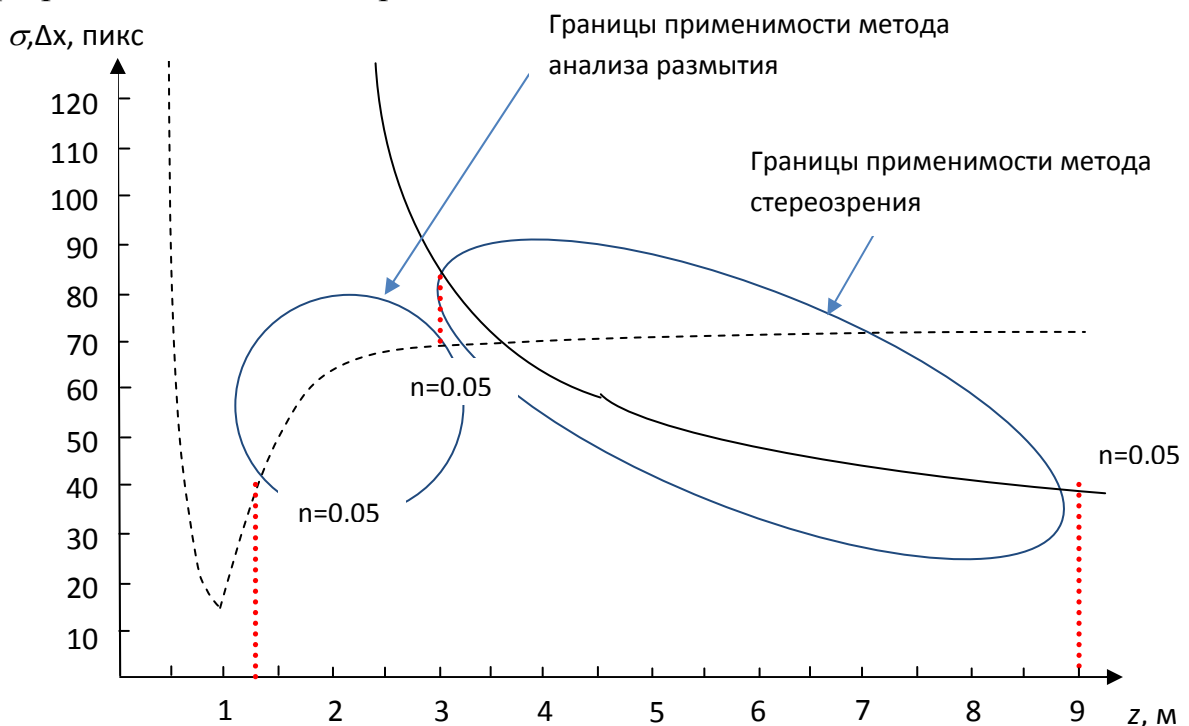


Рис. 2.35. Границы применимости агрегированного метода

Границы применимости метода зависят от выбранного фокусного расстояния камеры, выдержки и размера пикселя CCD матрицы камеры, стереобазы,— для их расширения возможно использовать алгоритм автоматической перенастройки фокуса (максимальное значение для камеры – 80 мм).

Алгоритм автоматической перенастройки фокуса камеры (динамический фокус) и его оценка вычислительной сложности

Для построения алгоритма автоматической перенастройки фокуса камеры (рис.2.36) необходимо определить параметры используемой камеры: фокусное расстояние камеры, границы, в которых оно варьируется, и значение апертуры камеры. Для камеры Nikon DX3100 минимально допустимое фокусное расстояние 24 мм при расстоянии до точки фокусировки – 1,2 м, погрешность ГРИП (глубина резкости) для таких значений составляет менее 5%. При передвижении точки фокусировки на отметку в 2 м или в 3 м погрешность ГРИП будет увеличиваться и перейдет выбранный порог в 5%. Для сохранения погрешности ГРИП в допустимых пределах при увеличении расстояния до точки фокусировки возможно только увеличивать фокусное расстояние камеры. Значение апертуры камеры выбираем постоянное, равное F1.8, и не будем его варьировать, так как при ее изменении размытие меняется достаточно резко и это мешает снятию данных. После определения параметров камеры осуществляется восприятие всей ситуации на изображении: где находится объект (его координаты), какой он – статический или динамический, оценивается его размытие его границ и определяется погрешность нахождения размытия по уже известным и построенным графикам для каждого фокусного расстояния и для каждого расстояния до точки фокусировки. Все полученные параметры хранятся в виде массивов данных. Первоначально устанавливается наименьшее допустимое фокусное расстояние камеры (в нашем случае $f=24$ мм) и минимально возможное расстояние до объекта, находящегося в точке фокусировки, при котором ГРИП не превышает заданного коэффициента резкости - 5% (это 1 м). Если размытие объекта находится в границах последовательного размытия, то есть погрешность возможного определения расстояния находится в допустимых пределах, происходит непосредственное определение расстояния до объекта. Если же погрешность недопустимо большая (достигается граница полного размытия, при котором невозможно с необходимой

точностью определить расстояние до объекта, чувствительность меньше установленного порога чувствительности – 5%), то в соответствии с предлагаемым алгоритмом автоматически происходит перенос точки фокусировки, она «перенацеливается» на следующее расстояние, большее последнего использованного расстояния, при котором размытие объекта было допустимым, и при котором возможно использовать данный метод для определения расстояний. Таким образом, далее используется следующий массив данных графика для определенных фокусного расстояния и расстояния до точки фокусировки. Максимально допустимое расстояние до точки фокусировки, при которой левая граница применимости совпадает с точкой фокусировки, при фокусном расстоянии 50 мм – 3,9 м (здесь погрешность ГРИП равна 5%), при дальнейшем увеличении расстояния до точки фокусировки левая граница применимости сдвигается на величину ГРИП/2 (при расстоянии до точки фокусировки 6 м возможно использовать метод анализа размытия объекта с допустимой погрешностью от 6,3 м до 6,5 м). Последовательность действий повторяется до тех пор, пока оценка размытия будет допустимой или пока погрешность определения расстояния по размытию объекта не достигнет заданного порога чувствительности (станет меньше 5%) при максимально допустимом расстоянии до точки фокусировки при используемом фокусном расстоянии. Таким образом, происходит переопределение фокусного расстояния в сторону увеличения вплоть до максимально возможного для данной камеры (например, до 50 мм). Больше 80 мм желательно не использовать, так как размытие увеличивается достаточно резко, что приводит к большим погрешностям определения расстояния. Процесс повторяется. Максимально допустимое расстояние до точки фокусировки при $f=50$ мм – 6 м.

В нашем случае, первоначально берется фокусное расстояние для камеры, равное 24 мм.

В итоге, получается, фокусное расстояние и точки фокусировки последовательно меняются от минимально допустимых значений до максимально допустимых, что позволяет избежать проблему двойственности определения расстояния при анализе зависимостей (графиков).

Итого, алгоритм динамического фокуса:

- 1) Определяем параметры используемой камеры (границы изменения фокусных расстояний, апертура камеры; происходит нахождение объекта на изображе-

нии, какой он – статический или динамический, оценивается его размытие и определяется погрешность нахождения размытия по уже известным и построенным графикам для каждого фокусного расстояния и расстояний до различных точек фокусировки, которые хранятся в виде массивов данных;

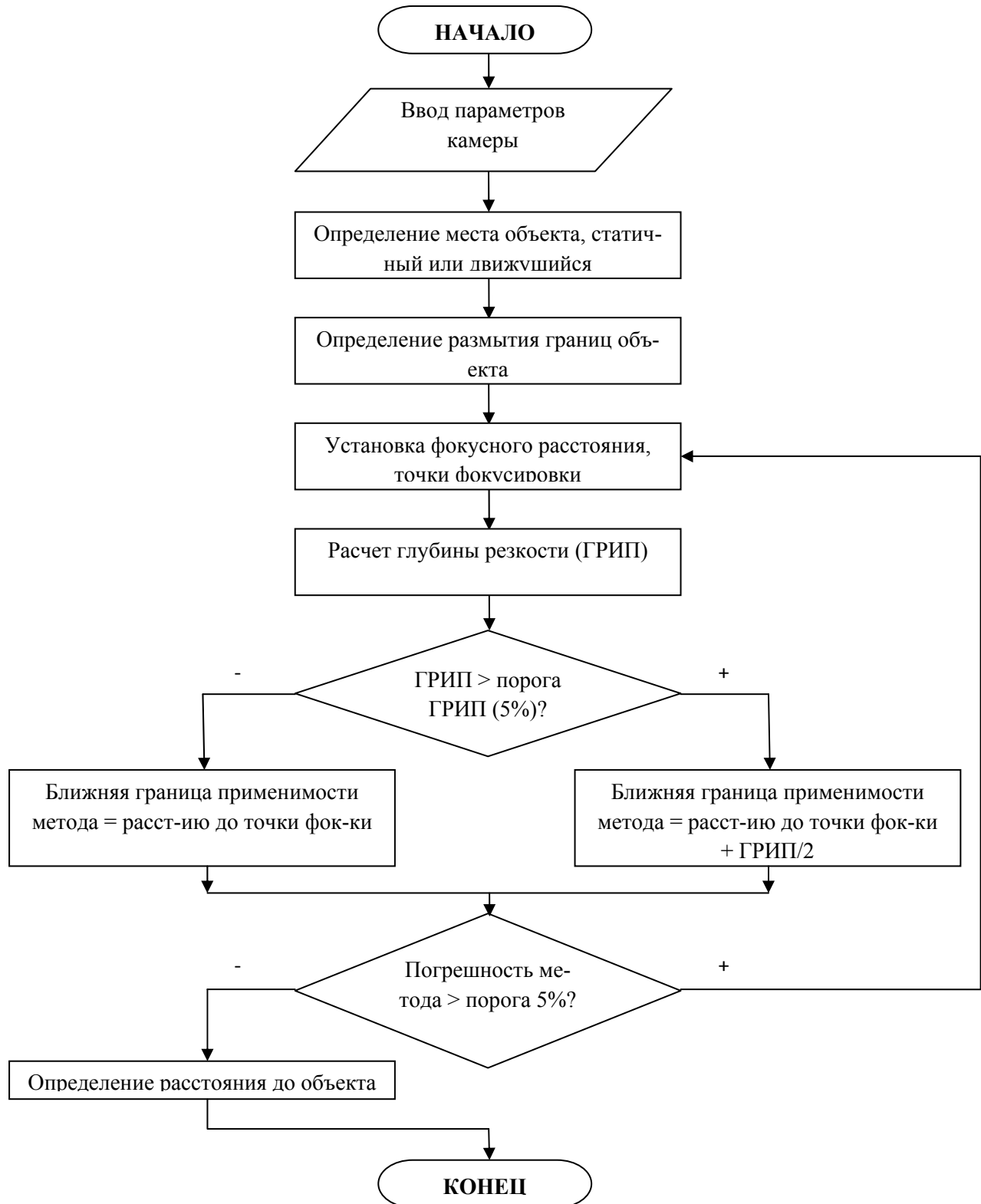


Рис.2.36. Алгоритм автоматической настройки фокусного расстояния

2) Выбираем минимально допустимое фокусное расстояние и точку фокусировки, при которых возможно определять параметры объекта, то есть погрешности ГРИП, чувствительности метода не более 5%

3) При снижении чувствительности метода происходит переопределение точки фокусировки таким образом, чтобы погрешность чувствительности опять стала не более 5%;

4) Итерации повторяются до тех пор, пока чувствительность такими действиями нельзя будет увеличить;

5) Далее изменяется фокусное расстояние в сторону увеличения, берется минимальная точка фокусировки, при которой возможно определять параметры с необходимой точностью;

6) Затем точка фокусировки передвигается и итерации повторяются;

Границы применимости метода (при использовании фокусных расстояний $f=24$ мм и $f=50$ мм – от 1,5 до 6,5 м).

7) Далее следует использовать метод стереозрения с уточняющим коэффициентом k (желательно использовать базу в 26 см, а не в 5 см – для определения расстояния до 10 м).

Для определения точности описываемой методики предлагается использовать следующее выражение, включающее в себя элементы предыдущих методов:

$$F(x) = a \left[b_1 e^{c_1(d_1 x - f)} - b_2 e^{c_2(d_2 x - f - l)} \right] + n + m, \quad (2.54)$$

где x – измеряемое расстояние от наблюдателя до исследуемого объекта; f – фокусное расстояние (одинаковое для двух идентичных камер); l – расфокусировка камер относительно друг друга; b_1, b_2 – коэффициенты внешних условий для двух камер, учитывают освещенность, погодные условия, помехи, не закрывающие объект полностью; c_1, c_2 – параметры кривизны изображения, получаемого первым и вторым видеодетектором соответственно (размерность 1/м); d_1, d_2 – коэффициенты определяющие временное и оптическое разрешение камер; a – общий уровень точности системы детектирования; n – параметр определяющий квалификацию технического персонала, работающего при настройке системы; m – параметр, отвечающий за обзор объекта двумя видеодетекторами системы.



Рис. 2.37. Использование агрегированного метода на неподвижном объекте



Рис. 2.38. Использование агрегированного метода на движущемся объекте

Приведенные на рис. 2.39а графические зависимости показывают, что при использовании комбинированной методики (кривая 1) точность измерения расстояния до объекта существенно увеличивается по сравнению с методами, основанными на стереозрении (кривая 2) и оценке размытия идентифицируемого объекта (кривая 3). Реальное расстояние до объекта в момент фотографирования (рис. 2.38) около 11.8 м. На рис. 2.39б проводится сравнительный анализ точности определения расстояния до объекта при изменении фокусного расстояния: кривая 1 соответствует фокусному расстоянию в 11.0 м., кривая 2 – 11.5 м., кривая 3 – 10.5 м.

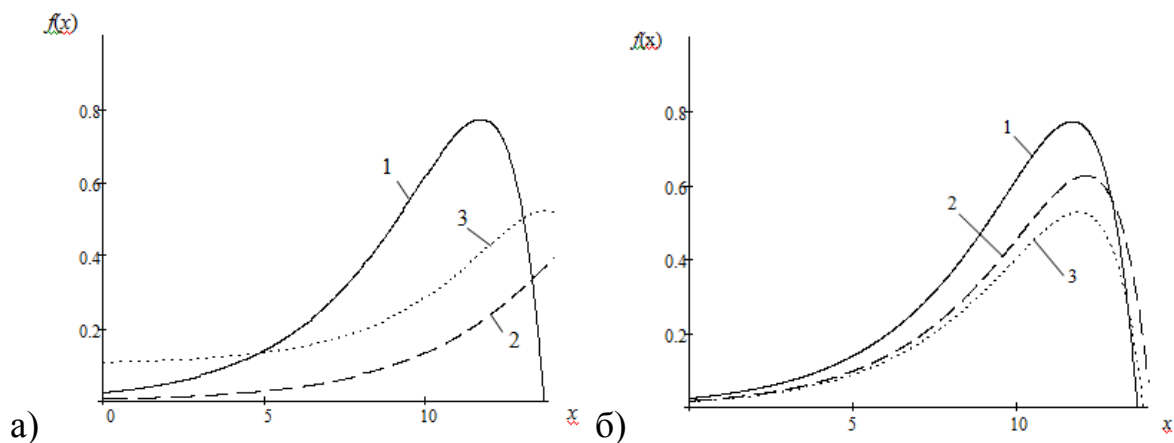


Рис. 2.39. Зависимость точности определения от расстояния до объекта для разных методов (а), для разного фокусного расстояния видеодетекторов (б)

Сравнение результатов использования различных методов для определения параметров поведения объекта можно представить в виде таблицы 2.3.

Таблица 2.2

Показатели Методы	Вычис- ленное расстоя- ние, рис. 2.55 (м)	Вычис- ленное расстоя- ние, рис. 2.56 (м)	Кол-во анали- зируе- мых изображ	Относи- тельная ошибка для рис.2/ рис.4(%)	Кол-во опера- ций на итера- ции
Размытие	4.1	13.3	4	17/13	4
Стереозрение	4.0	12.4	8	14/5	3
Агрегированный метод	3.7	12.2	24	6/4	16
Эксперимент	3.5	11.8			

Таким образом, в главе предложены новые и исследованы традиционные методы детектирования параметров статичных и подвижных объектов, а также сравнены результаты использования различных методов и результаты экспериментов. Показано, что наилучшее приближение к реальным расстояниям дает агрегированный метод.

2.6. Выводы по главе

1. Разработанные в главе вычислительные схемы и методы, основанные на использовании алгоритмов детектирования размытия изображений объекта и сте-

реозрения, могут быть адаптированы на случай движения объекта по разным траекториям и с разной скоростью, а также на случай движения самой системы детектирования и получения первичной информации, как это происходит при аэрофотосъемке или при работе путеизмерительной тележки на железнодорожном пути.

2. Численные исследования показали, что, начиная с некоторого расстояния от фотодетектора до объекта, растет разность между результатами теоретических (по традиционной и предлагаемой методикам) и эмпирических исследований, при этом предлагаемая комплексная методика дает результаты наиболее близкие к экспериментальным.

3. Разработанные методы и алгоритмы анализа изображений могут применяться во многих информационных системах в различных направлениях хозяйственной деятельности.

4. Дисперсия ошибок от функции, параметры которой оценены методом наименьших квадратов будет меньше, чем дисперсия ошибок при методе наименьших модулей, то есть оценка МНК более устойчива; также оценка ошибок при использовании МНК является несмещенной, тогда как математическое ожидание при использовании МНМ не равно нулю, что говорит о смещенности оценок ошибок.

5. При помощи алгоритма сглаживания с учетом варьирования коэффициента усиления K при анализе полученных функций можно получить распределения ошибок с меньшей дисперсией, т.е. данный алгоритм предоставляет возможность получить более точную теоретическую функцию.

6. Построенные графические зависимости позволяют определить функцию распределения ошибок, для которой байесовская оценка будет наименьшей, то есть наиболее точной.

7. После обработки данных численных экспериментов методами статистической теории можно выявить границы оптимального использования рассмотренных алгоритмов определения геометрических и кинематических параметров физических объектов.

ГЛАВА 3. МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ РАСПОЗНАВАНИЯ ОБЪЕКТОВ ПРИ ПОМОЩИ ИЗУЧЕНИЯ ИХ ИЗОБРАЖЕНИЙ

Данная глава посвящена исследованию визуального распознавания объектов, в том числе на основе метода размытия изображения, и реализации полученного алгоритма в виде программного приложения, работающего в режиме реального времени.

В большинстве существующих интеллектуальных систем видеомониторинга и распознавания образов через их изображение рассматриваются человеческие лица, печатные и рукописные символы, транспортные средства. Условия получения изображения достаточно жесткие, есть ограничения на освещенность, фон, расположение относительно объектива и т.д. В данной главе распознавания образов предлагается определять двумя методами: методом декомпозиции и методом аналогий. Метод декомпозиции заключается в разделении общей системы на отдельные части, каждая из которых описывается собственными уравнениями динамического поведения, начальными и граничными условиями, условиями совместности работы модулей в точках их взаимодействия, неравенствами-ограничениями. При этом в качестве связывающих параметров могут выступать как программно-аппаратные характеристики клиентских и серверных приложений, так и параметры каналов передачи информации, параметры используемых интерфейсов и некоторые величины, являющиеся для одних подсистем неизвестными, а для других - постоянными величинами, значения которых могут выбираться из некоторого диапазона имеющихся свойств. Для обоснованного применения метода аналогий между моделями физических процессов и объектов и информационных процессов и объектов предлагается использовать систему верификационных сравнений, в качестве основных параметров для этого используются количественные характеристики, описывающие геометрические и физические величины системы мониторинга.

3.1. Распознавание объектов методом размытия их изображения

Под распознаванием понимается отнесение объекта к какому-либо классу выбранной классификации. Предложено для распознавания объектов использовать ме-

тод анализа размытия изображений при классификации объектов по расстоянию до них, скорости их движения и типу объекта (с учетом его индивидуальности).

В первом приближении распознавания объекты обладают только двумя параметрами - скоростью и удаленностью от камеры. По скорости объекты делятся на «быстрые» и «медленные», по расстоянию до них – «далекие» и «близкие». При задании определенных границ скорости движения объектов для классов «быстрые» и «медленные» возможно определить любой из распознанных по выбранным критериям объектов.

В следующем приближении возможно распознавание объекта по другим характеризующим его признакам (с учетом индивидуальных особенностей). При определении объекта в класс «медленные» и «близкие» применяется адаптивный алгоритм распознавания образов, основанный на модификации алгоритма adaptive boosting (адаптивное усиление) с использованием каскадных классификаторов с примитивами Хаара.

При определении объекта в другие возможные классы далее используется модифицированный алгоритм распознавания объектов по характерным точкам.

Определение кинематических характеристик объекта по размытию его изображения

Определение кинематических характеристик объекта возможно с помощью размытия объекта по горизонтали и вертикали в серии изображений.

Логично, что кинематические характеристики должны определяться только для движущегося объекта. Для этого возможно рассмотреть два варианта: определение размытия объекта по одному изображению с учетом выставленной на фото- или видеокамере длительной выдержки (например, в 1 с), то есть размытие происходит не только из-за дефокусировки объекта (оно может полностью отсутствовать или не приниматься во внимание), но и из-за большой длительности выставленного интервала времени, в течение которого свет попадает на светочувствительную матрицу; а также рассмотрение серии изображений при нормальной выдержке камеры (то есть, размытием от выдержки можно пренебречь), причем размытие от дефокусировки должно присутствовать.

Первый вариант был подробно рассмотрен в работе [159,161] (к нему можно добавить разные размытия по горизонтали и вертикали и их сравнение для определения направления движения объекта), поэтому рассмотрим определение ско-

рости и направления объекта по его размытию в серии изображений. Из упорядоченного по времени ряда изображений рассмотрим i -ый и j -ый кадры. Следует взять либо соседние кадры (для скорости съемки 30 кадров/с время между двумя соседними кадрами равно $1/30$ с), либо через выбранный интервал времени. Следует брать такой интервал времени, через который перемещение объекта будет заметно для алгоритмов распознавания (например, 1 с).

Возможны три ситуации для движущегося объекта: объект движется строго перпендикулярно камере вправо/влево, объект движется строго от камеры/ на камеру, то есть удаляется/приближается, объект движется под углом к камере.

Перемещение объекта будем определять по перемещению центра масс объекта, тогда характеристиками объекта для i -ого кадра будут:

x_i, y_i – координаты центра масс объекта по горизонтали и вертикали относительно начала координат кадра (левого верхнего угла) соответственно, в пикселях, и σ_i – среднее размытие объекта, возникшее из-за дефокусировки объекта, в пикселях.

Для j -ого кадра:

x_j, y_j – координаты центра масс объекта по горизонтали и вертикали относительно начала координат кадра (левого верхнего угла) соответственно, в пикселях, и σ_j – среднее размытие объекта, возникшее из-за дефокусировки объекта, в пикселях.

Сравнивая перечисленные характеристики объекта для i -ого и j -ого кадра, можно определить направление движения объекта, а при учете рассматриваемого интервала времени также и скорость объекта.

Теперь рассмотрим подробнее каждую из трех вышеперечисленных ситуаций:

1) Движение объекта строго перпендикулярно камере характеризуется следующими взаимоотношениями характеристик i -ого и j -ого кадров:

$\sigma_i \approx \sigma_j, x_i \neq x_j$ (различие сильное), $y_i \approx y_j$ или $y_i \neq y_j$ (различие несильное).

Если $x_j > x_i$, то объект движется вправо, если $x_j = x_i$ – объект неподвижен либо движется вертикально (необходимо сравнивать y_i и y_j), иначе – влево.

2) Движение объекта строго по направлению к камере/от камеры:

$\sigma_i \neq \sigma_j$ (различие сильное), $x_i \neq x_j$ (различие несильное), $y_i \neq y_j$ (различие несильное, но, возможно, больше, чем у координат по горизонтали).

Если $\sigma_j > \sigma_i$, то объект удаляется, если $\sigma_j = \sigma_i$ – объект неподвижен либо это первая ситуация, иначе – приближается.

3) Движение объекта происходит под углом к камере:

$\sigma_i \neq \sigma_j$ (различие сильное), $x_i \neq x_j$ (различие сильное), $y_i \neq y_j$ (различие сильное).

Если $\sigma_j > \sigma_i$, то объект удаляется, если $\sigma_j = \sigma_i$ – объект неподвижен либо это первая ситуация, иначе – приближается.

Для определения направления движения следует рассматривать отдельно размытия объекта по горизонтали σ_{ix} и σ_{jx} и по вертикали σ_{iy} и σ_{jy} .

Полное размытие для каждого i -ого кадра будет вычисляться как:

$$\sigma_i = \sqrt{\sigma_{ix}^2 + \sigma_{iy}^2}. \quad (3.1)$$

Скорость объекта определяется по каждой оси отдельно, при анализе изображений из-за их двумерности движение по осям Y и Z будут характеризоваться обобщенной переменной v_y , поэтому полную скорость объекта можно записать как:

$$v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2} = \frac{\sqrt{\Delta x^2 + \Delta y^2}}{t}, \quad (3.2)$$

где Δx и Δy – перемещения центра масс объекта по горизонтали и вертикали, t – интервал времени между кадрами.

Чтобы перевести перемещения объекта Δx и Δy из пикселей в метры, необходимо учитывать размытие границ объекта по приведенной формуле:

$$\sigma_i = a + b |\ln(r_i - r_0)|, \quad (3.3)$$

где r_i – расстояние до объекта, r_0 – расстояние до объекта в фокусе, a и b – коэффициенты, полученные при использовании методов оценки ошибок.

Откуда:

$$r_i = e^{\frac{|\sigma_i - a|}{b}} + r_0. \quad (3.4)$$

В итоге, искомая скорость объекта в м/с будет вычисляться по формуле:

$$v_i = \frac{\sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2} \cdot r_i \cdot S \cdot \sigma_i}{t} \quad (3.5)$$

А при подстановке (3.51) в (3.52) получим преобразованное выражение:

$$v_i = \frac{\sqrt{\Delta x_i^2 + \Delta y_i^2} \left(e^{\frac{|\sigma_i - a|}{b}} + r0 \right) [S_x \sigma_i]}{t}. \quad (3.6)$$

Т.о., получаем формулу для определения скорости объекта в зависимости от его размытия и перемещения координат его центра масс по горизонтали и вертикали.

3.2. Распознавание объекта с использованием примитивов Хаара

Одним из основных элементов автоматизированных систем управления и мониторинга являются процедуры и алгоритмы идентификации, каждый из них имеет свои достоинства и недостатки. На устройства распознавания объектов могут влиять условия окружающей среды, наличие очков, контактных линз, фоновых шумов, все это может привести к некорректному считыванию устройством информации. Поэтому наибольший интерес представляет распознавание и отслеживание объекта по всему его маршруту следования. Технологии распознавания лица хорошо работают со стандартными видеокамерами, которые транслируют данные и управляются персональным компьютером.

Для оценки возможностей средств наблюдения основными параметрами являются: фокусное расстояние, угол поля зрения и изображения, светосила, разрешение, частотно-контрастная характеристика.

В основе используемой в работе методики распознавания образов заложен алгоритм adaptive boosting (адаптивное усиление) или сокращённо AdaBoost [86,90, 114]. Смысл алгоритма заключается в том, что если имеется набор эталонных объектов и множество простых классификаторов, то на основе их синтеза можно составить один более совершенный и мощный классификатор. При этом в процессе составления или обучения финального классификатора акцент делается на эталоны, которые распознаются «хуже».

AdaBoost вызывает слабый классификатор в цикле, после каждого вызова обновляется распределение весов D_t , отвечающих важности каждого из объектов обучающего множества. На каждой итерации веса любого неверно классифицированного объекта возрастают, новый классификатор «фокусирует своё внимание» на этих объектах и минимизирует взвешенную ошибку классификации:

$$h_t = \arg \min_{h_j \in H} \varepsilon_j, \text{ здесь } \varepsilon_t = \sum_{i=1}^m D_t(i) [y_i \neq h_j(x_i)], \quad (3.7)$$

ε_t - взвешенная ошибка классификатора h_t , если $\varepsilon_t \geq 0.5$, то выполнение алгоритма прекращается.

После этого строится результирующий классификатор

$$H(x) = \text{sign} \left(\sum_{t=1}^T \alpha_t h_t(x) \right), \quad (3.8)$$

в котором $\alpha_t = \frac{1}{2} \ln \frac{1 - \varepsilon_t}{\varepsilon_t}$.

Выражение для обновления распределения D_t должно быть сконструировано таким образом, чтобы выполнялось условие:

$$e^{-\alpha_t y_i h_t(x_i)} \begin{cases} < 1, & y(i) = h_t(x_i) \\ > 1, & y(i) \neq h_t(x_i) \end{cases} \quad (3.9)$$

Таким образом, после выбора оптимального классификатора h_t для распределения D_t , объекты x_i , идентифицируемые классификатором h_t корректно, имеют веса меньшие, чем объекты, идентифицируемые некорректно. Следовательно, когда алгоритм тестирует классификаторы на распределении D_{t+1} , он будет выбирать классификатор, который лучше идентифицирует объекты, неверно распознаваемые предыдущим классификатором. Для построения отдельных классификаторов используются примитивы Хаара [9,79].

На рис. 3.1 представлен набор таких примитивов, работающих по следующей схеме: на эталонное изображение накладывается какой-либо из примитивов, например 1(а), затем вычисляется сумма значений пикселей в белой области примитива и чёрной области и из первого значения вычитается второе. Получаемая в итоге величина представляет собой обобщённую характеристику анизотропии базового участка изображения N

$$N = Q_w - Q_{bl}, \quad (3.10)$$

здесь Q_w , Q_{bl} - суммарное количество, соответственно, белых и черных пикселей в примитивах, расположенных в выделенной области изображения.

Данная процедура связана с существенными вычислительными сложностями, поскольку даже для небольшого изображения количество накладываемых примитивов очень велико (для изображение, размером 24x24 пикселя, количество примитивов около 180 тысяч). Задача алгоритма адаптивного усиления заключается в том, чтобы выбрать те примитивы, которые наиболее эффективно выделяют данный объект.

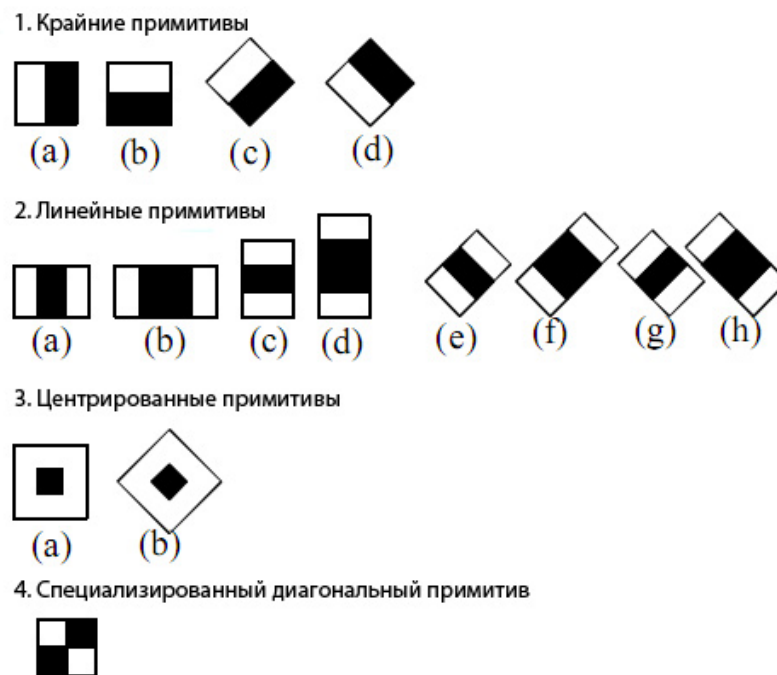


Рис. 3.1. Примитивы Хаара



Рис. 3.2. Работа примитивов на базовом изображении

Как видно из рис. 3.2, для объекта слева алгоритм выбрал два примитива. По понятным причинам область глаз более тёмная по сравнению со средней областью лица и переносицы. Примитивы этой конфигурации и размеров наиболее лучшим образом «характеризуют» данное изображение. На основе таких классификаторов с отобранными наиболее эффективными примитивами строится каскад. Каждый последующий элемент каскада имеет более жёсткие условия успешного прохождения, чем преды-

дущий (используется больше примитивов), тем самым до конца доходят только «полностью описывающие изображение» комплексные примитивы (рис. 3.3).

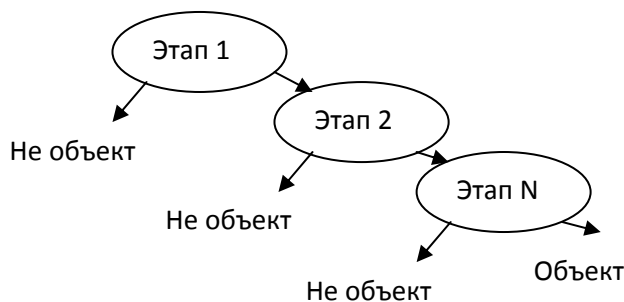


Рис. 3.3. Каскад классификаторов

Для программной системы видеомониторинга одна из основных задач - это определение наличия или отсутствия в видеоданных характерных объектов, вновь появившихся особенностей представления изображений и движения отдельных объектов.

В данной работе для решения задачи используется несколько камер, таким образом, при перемещении по зданию, объект будет попадать в разные зоны обзора под разными ракурсами.

3.3. Модификация алгоритма распознавания объекта по характерным точкам

На этапе предварительной обработки изображения происходит выделение характерных точек изображения и расчет оптического потока в окрестности этих точек, представляющий собой исходные данные для алгоритма захвата и отслеживания объекта.

Оптический поток представляется как изображение видимого движения объектов, поверхностей или краев сцены, получаемое в результате перемещения наблюдателя относительно сцены. При этом пиксель изображения с координатами (x, y, t) в плоскости и времени и интенсивностью $I(x, y, t)$ за прогонку одного кадра получил приращения $(\Delta x, \Delta y, \Delta t)$, изменившуюся интенсивность пикселя можно представить в виде ряда Тейлора (при малых перемещениях):

$$I(x + \Delta x, y + \Delta y, t + \Delta t) = I(x, y, t) + \frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t \quad (3.11)$$

Считая, что за малое перемещение интенсивность графической точки не изменится, можно записать:

$$\frac{\partial I}{\partial x} \Delta x + \frac{\partial I}{\partial y} \Delta y + \frac{\partial I}{\partial t} \Delta t = 0 \quad (3.12)$$

Поделив данное выражение на Δt , можно записать основное уравнение оптического потока в компонентах скорости точки в направлении основных координатных осей

$$I_x v_x + I_y v_y + I_t = 0, \quad (3.13)$$

где $v_x = \frac{\Delta x}{\Delta t}$, $v_y = \frac{\Delta y}{\Delta t}$, $I_x = \frac{\partial I}{\partial x}$, $I_y = \frac{\partial I}{\partial y}$, $I_t = \frac{\partial I}{\partial t}$.

Уравнение (3.7) должно быть разрешено относительно неизвестных v_x и v_y , для этого необходимо использование дополнительных условий – ограничений.

Далее для расчета оптического потока изображения предлагается использовать метод Лукаса-Канаде [166], который предполагает, что оптический поток одинаков для всех пикселей в пределах небольшого прямоугольного участка изображения (рис. 3.4.), охватывающего множество пикселей $(q_i)_{i=1}^n$. Вектор скорости оптического потока $v = [v_x, v_y]^T$ для центрального пикселя p можно получить из решения системы уравнений (3.7), учитывая, что интенсивность есть функция от положения конкретного пикселя q_i :

$$I_x(q_i)v_x + I_y(q_i)v_y + I_t = 0 \quad (3.14)$$

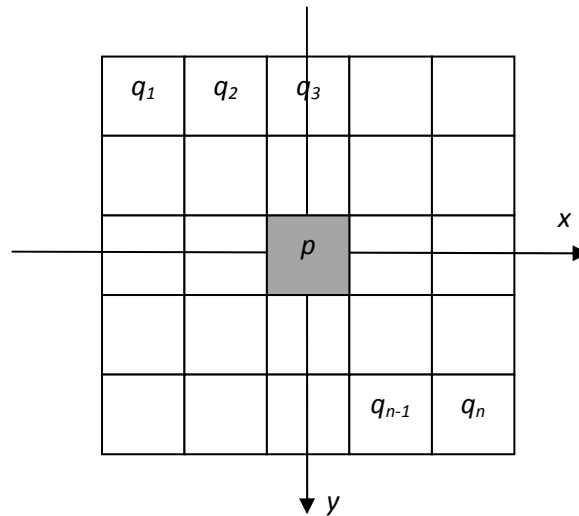


Рис. 3.4. прямоугольный участок изображения вокруг искомого пикселя

Систему уравнений (3.8) можно записать и в матричной форме, такой вид записи предпочтительнее для современных вычислительных комплексов:

$$Av = B, \quad (3.15)$$

где

$$A = \begin{bmatrix} I_x(q_1) & I_y(q_1) \\ I_x(q_2) & I_y(q_2) \\ \dots & \dots \\ I_x(q_n) & I_y(q_n) \end{bmatrix}, \quad v = \begin{bmatrix} v_x \\ v_y \end{bmatrix}, \quad B = \begin{bmatrix} -I_t(q_1) \\ -I_t(q_2) \\ \dots \\ -I_t(q_n) \end{bmatrix}.$$

Метод наименьших квадратов позволяет свести переопределенную систему из n уравнений с двумя неизвестными к системе из двух уравнений с двумя неизвестными:

$$v = G^{-1}b, \quad (3.16)$$

где $G = A^T A = \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} I_x^2(q_i) & I_x(q_i)I_y(q_i) \\ I_x(q_i)I_y(q_i) & I_y^2(q_i) \end{bmatrix}$ – матрица моментов второго порядка

прямоугольного участка изображения; $b = A^T B = \sum_{i=1}^n \begin{bmatrix} -I_t(q_i)I_x(q_i) \\ -I_t(q_i)I_y(q_i) \end{bmatrix}$ – вектор смешанных произведений.

Важным моментом при решении системы уравнений (3.16) является выбор размеров прямоугольного фрейма вокруг исследуемого пикселя (рис. 3.4). Этот выбор происходит на основе сопоставления двух взаимоисключающих условий: уменьшение размера фрейма позволяет «не смешивать» исследуемые подвижные объекты с неподвижным фоном, увеличение фрейма позволяет обнаруживать и отслеживать большие перемещения объекта. Для решения двойственной проблемы реализации метода Лукаса-Канаде, предлагается использовать пирамидальную итерационную схему Боке.

Итерационная схема Боке основывается на принципе последовательной обработки изображения на разных уровнях разрешающей способности, от грубой (верх пирамиды) до более точной оценки (низ пирамиды) перемещения объекта в общей картине. Сама оценка перемещения конкретного пикселя для каждого

уровня разрешения определяется численно за несколько итераций (при этом достигается условие сходимости), аналитическое представление оценки используется только для малых перемещений, когда в разложении в ряд можно пренебречь старшими членами.

Задача о сравнении последовательных кадров системы видео- или фотофиксации сводится к определению координат искомого пикселя на последующем кадре (J), зная его координаты на предыдущем изображении (I).

При построении итерационной схемы в виде пирамиды на нижнем уровне располагаются кадры в первоначальном разрешении ($I^0 = I, J^0 = J$), на каждом последующем уровне разрешение уменьшается в два раза. Обработка кадров происходит сверху вниз, начиная с уровня L_m (рис.3.5).

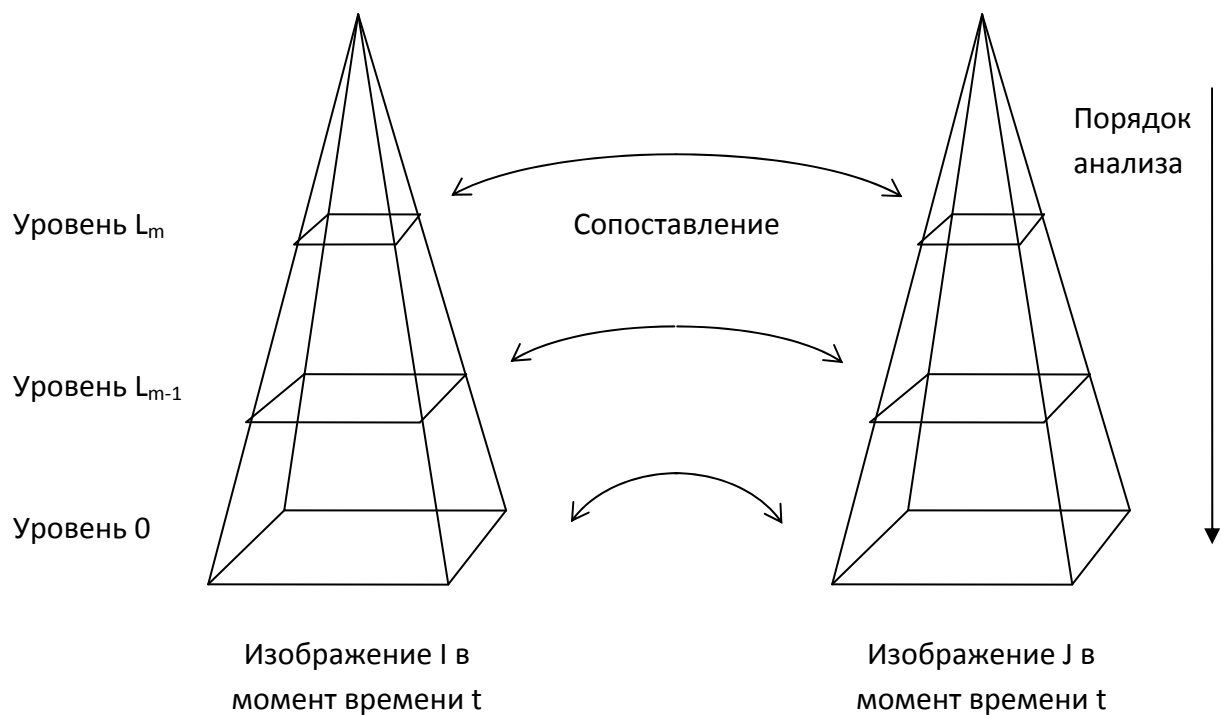


Рис. 3.5. Представление итерационной схемы сравнения в виде пирамиды

Координаты исследуемого пикселя на исходном изображении для уровня L_m определяются согласно

$$u^L = \frac{u}{2^L} \square \begin{bmatrix} p_x \\ p_y \end{bmatrix} \quad (3.17)$$

Рассматривается прямоугольный фрейм вокруг искомого пикселя размером $(p_x \pm w_x; p_y \pm w_y)$. Если предположить, что пиксель p изображения I^L переместился в позицию $p + \Delta p$ изображения J^L , то для нахождения перемещения Δp требуется минимизировать сумму квадратов отклонений пикселей по координатным осям:

$$\varepsilon = \sum_{x=p_x-w_x}^{p_x+w_x} \sum_{y=p_y-w_y}^{p_y+w_y} \left[I^L(x, y) - J^L(x + \Delta p_x, y + \Delta p_y) \right]^2 \quad (3.18)$$

Перемещение Δp можно представить в виде:

$$\Delta p = g^L + v^{k-1} + \eta^k \quad (3.19)$$

где g^L - суммарная оценка перемещения, полученная после обработки уровней пирамиды с L_m до $L + 1$; v^{k-1} - оценка перемещения на уровне L , полученная после $(k-1)$ -ой итерации; η^k - поправка перемещения на уровне L , полученная на k -ой итерации.

Согласно методике на k -ой итерации метода вычисляется значение поправки из условия минимизации суммы квадратов отклонений:

$$\varepsilon(\eta^k) = \sum_x \sum_y \left[I^L(x, y) - J^L(x + g_x^L + v_x^{k-1} + \eta_x^k, y + g_y^L + v_y^{k-1} + \eta_y^k) \right]^2 \quad (3.20)$$

Описанные действия по сравнению двух изображений можно представить в виде следующей последовательности действий (алгоритма):

Шаг 1. Ввод изображений I , J и координат исследуемого пикселя u на изображении I .

Шаг 2. Построение пирамид исходных изображений $\{I^L\}_{L=0..L_m}$ и $\{J^L\}_{L=0..L_m}$.

Шаг 3. Задание смещения, накопленного по пройденным уровням

$$g^{L_m} = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

Шаг 4. Цикл по уровням L от L_m до 0 с шагом -1.

Шаг 5. Расчет координат (p_x, p_y) интересующего пикселя u на изображении I^L по формуле (3.17).

Шаг 6. Расчет производных изображения I^L по пространственным координатам:

$$I_x(x, y) = \frac{1}{2} \{ I^L(x+1, y) - I^L(x-1, y) \} \quad (3.22)$$

$$I_y(x, y) = \frac{1}{2} \{ I^L(x, y+1) - I^L(x, y-1) \} \quad (3.23)$$

Шаг 7. Расчет матрицы градиентов в плоскости изображения:

$$G = \sum_{x=p_x-w_x}^{p_x+w_x} \sum_{y=p_y-w_y}^{p_y+w_y} \begin{bmatrix} I_x^2(x, y) & I_x(x, y)I_y(x, y) \\ I_x(x, y)I_y(x, y) & I_y^2(x, y) \end{bmatrix} \quad (3.24)$$

Шаг 8. Инициализация смещения, накопленного по итерациям:

$$v^0 = \begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} \quad (3.25)$$

Шаг 9. Подцикл по итерациям k от 1 до 5

Шаг 9.1. Вычитание изображений (оценка производной изображения по времени):

$$\delta I_k(x, y) = I^L(x, y) - J^L(x + g_x^L + v_x^{k-1}, y + g_y^L + v_y^{k-1}) \quad (3.26)$$

Шаг 9.2. Расчет вектора расхождения:

$$b_k = \sum_{x=p_x-w_x}^{p_x+w_x} \sum_{y=p_y-w_y}^{p_y+w_y} \begin{bmatrix} \delta I_k(x, y)I_x(x, y) \\ \delta I_k(x, y)I_y(x, y) \end{bmatrix} \quad (3.27)$$

Шаг 9.3. Расчет оптического потока по формуле (3.16):

$$\eta^k = G^{-1}b_k \quad (3.28)$$

Шаг 9.4. Обновление смещения, накопленного по итерациям:

$$v^k = v^{k-1} + \eta^k \quad (3.29)$$

Шаг 10. Расчет смещения для уровня L :

$$d^L = v^k \quad (3.30)$$

Шаг 11. Расчет смещения, накопленного к следующему уровню $L-1$:

$$g^{L-1} = 2(g^L + d^L) \quad (3.31)$$

Шаг 12. Расчет общего смещения:

$$d = g^0 + d^0 \quad (3.32)$$

Шаг 13. Расчет координат интересующего пикселя на изображении J :

$$w = u + d \quad (3.33)$$

Шаг 14. Вывод координат интересующего пикселя w на изображении J .

Поскольку объекты в картине могут перемещаться с различными скоростями, для достоверного определения их параметров пирамидальная реализация Боке предусматривает обработку изображения в нескольких масштабах, чтобы сначала уловить порядок изменений, а затем определить сами изменения в положении объекта.

Определение перемещений всех пикселей изображения связано со значительными вычислительными сложностями, поэтому чаще всего ограничиваются отслеживанием перемещений отдельных пикселей, что вполне достаточно для определения геометрических и кинематических характеристик объектов – твердых тел. Предлагается отслеживать пиксели, интенсивность цвета которых существенно отличается от аналогичного параметра соседних пикселей, т.е. рассматриваются пиксели, расположенные на границах объектов. Причем в первую очередь рассматриваются пиксели, расположенные на стыках нескольких границ, для выявления таких пикселей используется детектор углов Харриса [142].

В окрестности угловой точки яркость изображения изменяется значительно при перемещении в нескольких направлениях. Для выделения угловых точек детектор углов Харриса использует матрицу моментов второго порядка:

$$A(X) = w(X, \sigma) \circ \begin{bmatrix} I_x^2(X) & I_x I_y(X) \\ I_x I_y(X) & I_y^2(X) \end{bmatrix} \quad (3.34)$$

где $\circ$ - операция взятия двумерной свертки; $I_x(X)$ - производная яркости изображения в направлении x около пикселя X ; $I_y(X)$ - производная яркости изображения в направлении y около пикселя X ; $w(X, \sigma)$ - весовая функция, служащая для усреднения яркости в пределах участка изображения:

$$w(X, \sigma) = g(x, y, \sigma) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left(-\frac{x^2 + y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.35)$$

Матрица A описывает форму автокорреляционной меры в искомой точке изображения. Данная матрица для угловой точки будет иметь два больших поло-

жительных собственных числа. Чтобы не вычислять значения собственных чисел λ_1 и λ_2 , для выделения угловых точек воспользуемся параметром Харриса:

$$R = \det(A) - \alpha \text{trace}^2(A) = \lambda_1 \lambda_2 - \alpha(\lambda_1 + \lambda_2)^2 \quad (3.36)$$

где α – некоторая константа.

Угловые точки определяются как локальные максимумы меры Харриса, превышающие заданный порог h :

$$\{x_c\} = \{x_c \mid R(x_c) > R(x_i), \forall x_i \in W(x_c) > h\} \quad (3.37)$$

где $W(x_c)$ – множество пикселей 8-кратной окрестности искомого пикселя.

Операция свертки приводит к размытию изображения, при увеличении масштаба, размытие увеличивается. Для уменьшения данного эффекта при определении производной от функций для размытого изображения необходимо умножить ее на коэффициент масштаба s , который имеет показатель степени равный порядку производной:

$$D_x(x, s) = sL_x(x, s), \quad (3.38)$$

$$D_{xx}(x, s) = s^2L_{xx}(x, s), \quad (3.39)$$

$$L(x, s) = G(s) \circ I(x) \quad (3.40)$$

где $D(x, s)$ – функция размытого изображения, $L(x, s)$ – набор изображений (гауссово пространство масштабов), полученных после свертки гауссовых ядер различного масштаба с исходным изображением, $G(s)$ – изотропное круговое гауссово ядро.

Угловые пиксели, выделенные детектором углов Харриса, инвариантны к повороту и изменениям освещения. Чтобы предлагаемая методика была инвариантна и к рассматриваемому масштабу, предлагается объединить детектор углов с гауссовым пространством масштабов, в результате получается детектор Харриса-Лапласа [170].

Матрица моментов второго порядка с учетом гауссова пространства масштабов записывается в виде:

$$M = \mu(X, \sigma_I, \sigma_D) = \sigma_D^2 g(\sigma_I) \circ \begin{bmatrix} L_x^2(X, \sigma_D) & L_x L_y(X, \sigma_D) \\ L_x L_y(X, \sigma_D) & L_y^2(X, \sigma_D) \end{bmatrix} \quad (3.41)$$

где $g(\sigma_I)$ - гауссово ядро масштаба σ_I , $X = (x, y)$; σ_I определяет текущий масштаб, для которого выделяются угловые точки; σ_D определяет размер гауссова ядра для оценки производных.

Детектор Харриса-Лапласа предполагает применение детектора углов Харриса для разных масштабов, а также автоматическое определение характерного масштаба, соответствующего экстремуму целевой функции. Алгоритм, повторяющийся циклически, включает два этапа:

1) Поиск характерного масштаба, который максимизирует критерий LoG в выбранной точке X изображения:

$$LoG(X, \sigma_I) = \sigma_I^2 \det(L_{xx}(X, \sigma_I) + L_{yy}(X, \sigma_I)) \quad (3.42)$$

2) Поиск угловой точки в окрестности X , которая максимизирует параметр Харриса для заданного масштаба σ_I :

$$R(X, \sigma_I) = \det(\mu(X, \sigma_I, \sigma_D)) - \alpha \text{trace}^2(\mu(X, \sigma_I, \sigma_D)) \quad (3.43)$$

Условием остановки алгоритм на k -ой итерации являются равенства $\sigma_I^k = \sigma_I^{k-1}$ и $X^k = X^{k-1}$.

3.4. Другой подход к определению параметров объекта методом характерных точек

3.4.1 Определение положения объекта

При определении положения объекта (захват объекта) выделяются характерные точки изображения с помощью детектора Харриса-Лапласа. Характерные точки за пределами фрейма считаются фоновыми и неподвижными относительно стационарной системы отчета. Перемещение фона определяется как среднее перемещение фоновых точек от момента запуска алгоритма до текущего момента времени. Происходит идентификация перемещений характерных точек во фрейме относительно фона методом Боке. На втором этапе следящий фрейм ориентируется на характерную точку, имеющую наибольшее перемещение относительно фона в текущий момент времени. Характерные точки внутри фрейма, определенное перемещение которых больше некоторого заданного порога обнаружения $\rho_{обн}$, считаются принадлежащими исследуемому объекту. Когда перемещение следящего фрейма относительно его характерного размера превышает некоторое значение порога за-

хвата $p_{\text{захв}}$, то определение объекта считается состоявшимся. Если в фазе определения объекта перемещения характерных и фоновых точек отслеживалось от их начальных положений в момент запуска алгоритма, то в следующей фазе – фазе ведения объекта, перемещения точек определяются за последние N кадров, где N – длина массива в памяти.

Характерные точки проверяются на принадлежность объекту по следующему алгоритму: проверяемая точка считается принадлежащей объекту, пока для нее выполняется условие:

$$\left| \bar{d} \cdot (\bar{r}_t - \bar{r}_{t-N}) \right| < \gamma \left| \bar{d} \right|^2, \quad (3.44)$$

$$\bar{d} = \overline{O_t F_t} - \overline{O_{t-N} F_{t-N}}, \quad (3.45)$$

где γ – параметр алгоритма, $0 < \gamma < 1$; F_t – положение самой быстрой точки на текущем кадре t ; O_t – положение центра тяжести фоновых точек на текущем кадре t ; $\bar{d}$ – собственное перемещение быстрой точки относительно фона за последние N кадров.

Радиус-вектор проверяемой точки относительно быстрой точки на текущем кадре t :

$$\bar{r}_t \square \overline{F_t A_t}, \quad (3.46)$$

где A_t – положение проверяемой точки на текущем кадре t ;

Радиус-вектор проверяемой точки относительно быстрой точки N кадров назад:

$$\bar{r}_{t-N} \square \overline{F_{t-N} A_{t-N}}, \quad (3.47)$$

где F_{t-N} , A_{t-N} , O_{t-N} – положения соответствующих точек N кадров назад.

По мере изменения ракурса видео- или фотодетектора фоновые точки будут выходить за пределы кадра, это может сказаться на точности оценки перемещения фона. При сокращении количества фоновых точек на 30% инициируется повторный поиск характерных точек и повторный захват объекта в текущей позиции следящего фрейма.

3.4.2. Определение расстояния до объекта

Оценка расстояния до объекта осуществляется по высоте рамки объекта $H_{об}$ в пикселях. Если предположить, что угол обзора камеры по вертикали в радианах ра-

вен $\alpha_{\text{кадр}}$, высота кадра в пикселях равна $H_{\text{кадр}}$, действительная высота объекта в метрах равна h , то можно определить действительное расстояние до объекта в метрах l .

Угол, под которым виден объект, определяется из пропорции:

$$\alpha_{\text{об}} = \frac{H_{\text{об}}}{H_{\text{кадр}}} \alpha_{\text{кадр}} \quad (3.48)$$

Действительное расстояние до объекта можно вычислить из прямоугольного треугольника, учитывая малую величину угла обзора удаленного объекта

$$l = \frac{h}{\alpha_{\text{об}}} = \frac{H_{\text{кадр}}}{\alpha_{\text{об}} H_{\text{об}}} h \quad (3.49)$$

3.4.3. Определение скорости объекта

Вектор скорости объекта предлагается представить в виде трех проекций v_x , v_y , v_z на координатные оси, две из которых (x , y) расположены в плоскости изображения, а третья (z) направлена перпендикулярно «вглубь» изображения. Для определения скорости объекта предположим, что центр тяжести фрейма (в который попадает объект) за последние N кадров имеет собственное перемещение относительно фона в пикселях $\Delta X_{\text{об}}$, $\Delta Y_{\text{об}}$, сам кадр имеет высоту $H_{\text{кадр}}$ и ширину $W_{\text{кадр}}$, камера имеет углы обзора в радианах $\alpha_{\text{кадр}}$ и $\beta_{\text{кадр}}$ по вертикали и горизонтали соответственно. Действительные смещения объекта по горизонтали и по вертикали можно определить из пропорций прямоугольных треугольников, определяющих положение изображения и реального объекта.

$$\frac{\Delta \alpha_{\text{об}}}{\alpha_{\text{кадр}}} = \frac{\Delta Y_{\text{об}}}{H_{\text{кадр}}} \Rightarrow \Delta \alpha_{\text{об}} = \frac{\Delta Y_{\text{об}}}{H_{\text{кадр}}} \alpha_{\text{кадр}}, \quad \text{tg} \Delta \alpha_{\text{об}} = \frac{\Delta y}{l} \Rightarrow \Delta y = l \Delta \alpha_{\text{об}} = \frac{\alpha_{\text{кадр}} \Delta Y_{\text{об}}}{H_{\text{кадр}}} l. \quad (3.50)$$

Оценки компонент скоростей v_x , v_y получаются путем деления смещений на промежуток времени $N\tau$ (τ – длительность одного кадра).

$$v_y = \frac{\Delta y}{N\tau} = \frac{\alpha_{\text{кадр}} \Delta Y_{\text{об}}}{H_{\text{кадр}}} \frac{l}{N\tau}, \quad v_x = \frac{\Delta x}{N\tau} = \frac{\beta_{\text{кадр}} \Delta X_{\text{об}}}{W_{\text{кадр}}} \frac{l}{N\tau}. \quad (3.51)$$

Оценка проекции скорости v_z объекта производится по изменению высоты объекта за время $N\tau$. С учетом формулы (3.43) определим расстояние до объекта как функцию времени:

$$l(t) = \frac{H_{\text{кадр}}}{\alpha_{\text{кадр}} H_{\text{об}}(t)} h, \quad l(t - N\tau) = \frac{H_{\text{кадр}}}{\alpha_{\text{кадр}} H_{\text{об}}(t - N\tau)} h \quad (3.52)$$

Последняя компонента вектора скорости определяется как

$$v_z = \frac{l(t) - l(t - N\tau)}{N\tau} = \left[\frac{H_{\text{кадр}}}{H_{\text{об}}(t)} - \frac{H_{\text{кадр}}}{H_{\text{об}}(t - N\tau)} \right] \cdot \frac{h}{\alpha_{\text{кадр}} N\tau} \quad (3.53)$$

Действительная скорость объекта вычисляется геометрическим суммированием проекций: $v = \sqrt{v_x^2 + v_y^2 + v_z^2}$

3.5. Общая блок-схема алгоритма

Алгоритм обнаружения объекта и определение его параметров включает три процедуры: процедура запуска обнаружения; процедура обработки очередного кадра, которая вызывается после получения очередного кадра; процедура остановки определения параметров объекта. Блок-схемы этих процедур приведены на (рис. 3.6 – 3.8). Для хранения текущих данных между вызовами процедур используется статический буфер.

Оценка вычислительной сложности процедуры отслеживания:

1) Ввод текущего кадра i производится попиксельно, то есть вычислительная сложность равна $O(n) = 600 \times 800 \approx 500000$ циклов (n – число пикселей кадра).

2) Вычислительная сложность метода Лукаса-Канаде равна $O(Lp(n^2 N_{\text{окна}} + n^3))$, где L – число уровней пирамиды, используемой в данном методе (здесь $L=4$); p – число используемых характерных точек для засеивания ($p=150$); $N_{\text{окна}}$ – количество пикселей в окне поиска, применяемом в данном методе (в данном случае $N_{\text{окна}} = 31 \times 31 \approx 1000$); n – число изменяемых параметров ($n=2$, так как рассматривается смещение только по двум направлениям – по x и y). То есть $O(Lp(n^2 N_{\text{окна}} + n^3)) \approx 2,4$ млн. циклов для одного кадра.

3) При запуске отслеживания и иногда во время отслеживания (при перезасеивании характерных точек кадра) используется детектор Харриса-Лапласа, который имеет вычислительную сложность $O(b^3 N_{\text{вычисл}} + b^2 N_{\text{вычисл}})$, где b – число, характеризующее порядок используемой матрицы ($b=3$), $N_{\text{вычисл}}$ –

количество пикселей, для которых используется метод Харриса-Лапласа ($N_{\text{вычисл}}=600 \times 800 \approx 500000$), следовательно, вычислительная сложность метода Харриса-Лапласа приблизительно равна 18 млн. циклов.

4) Остальные функции незначительно повышают сложность всего алгоритма.

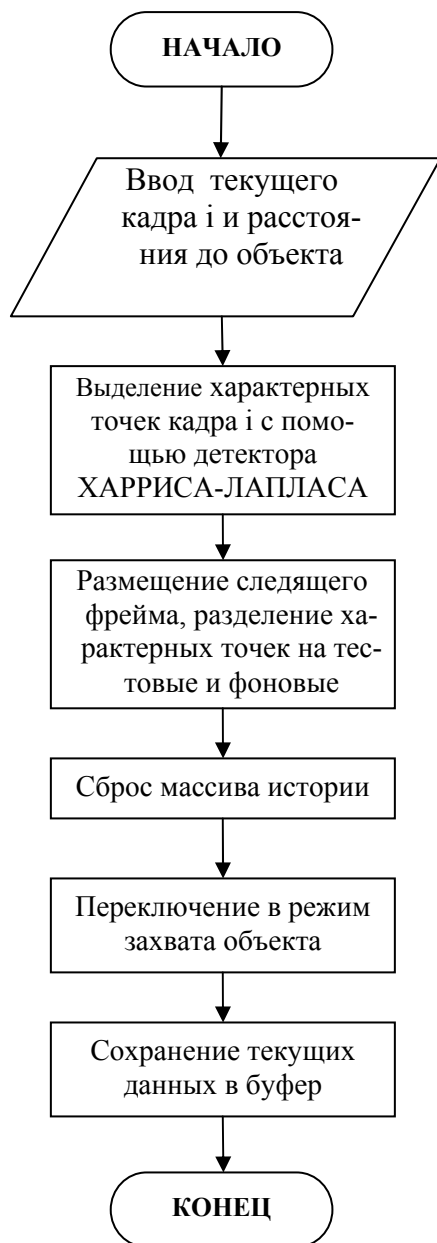


Рис. 3.6. Алгоритм идентификации (захвата) объекта

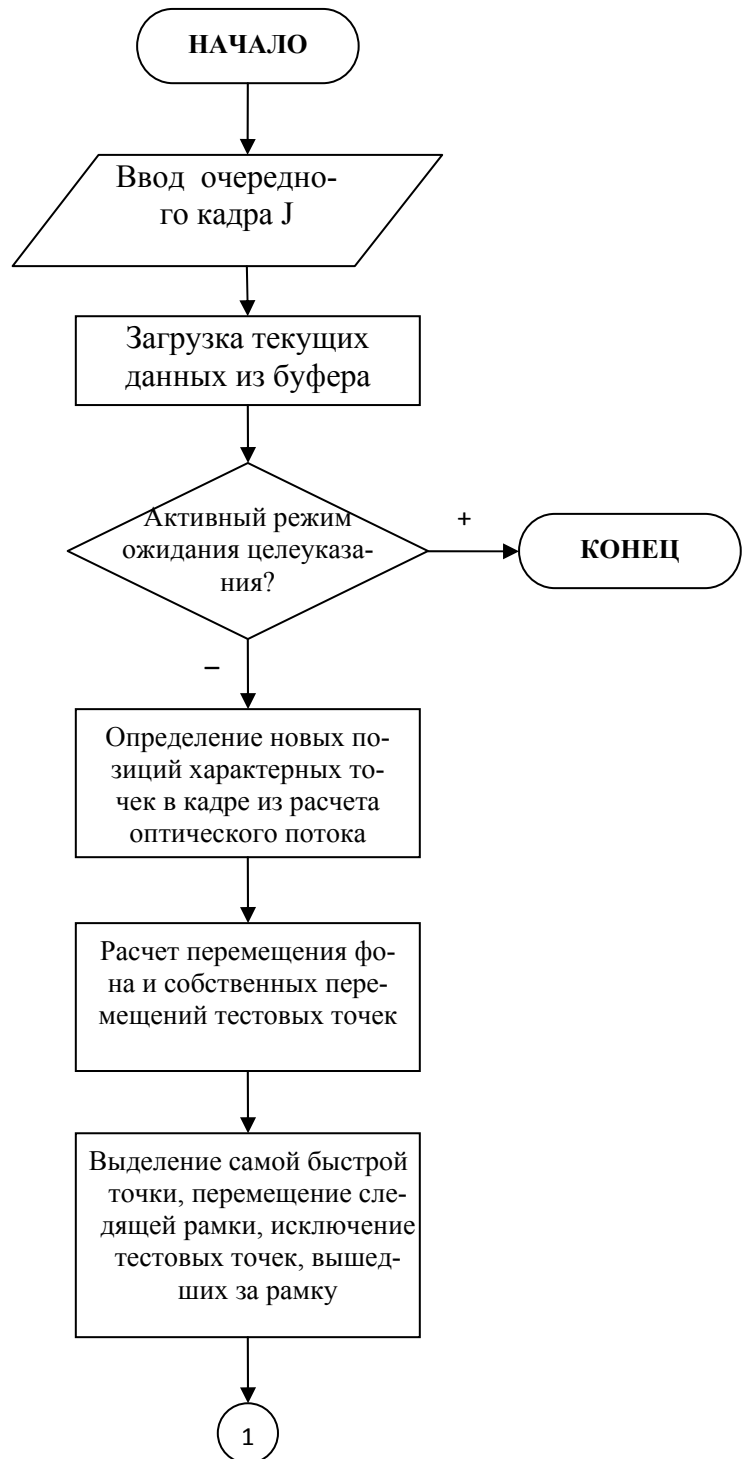


Рис. 3.7. Процедура обработки очередного кадра (начало)

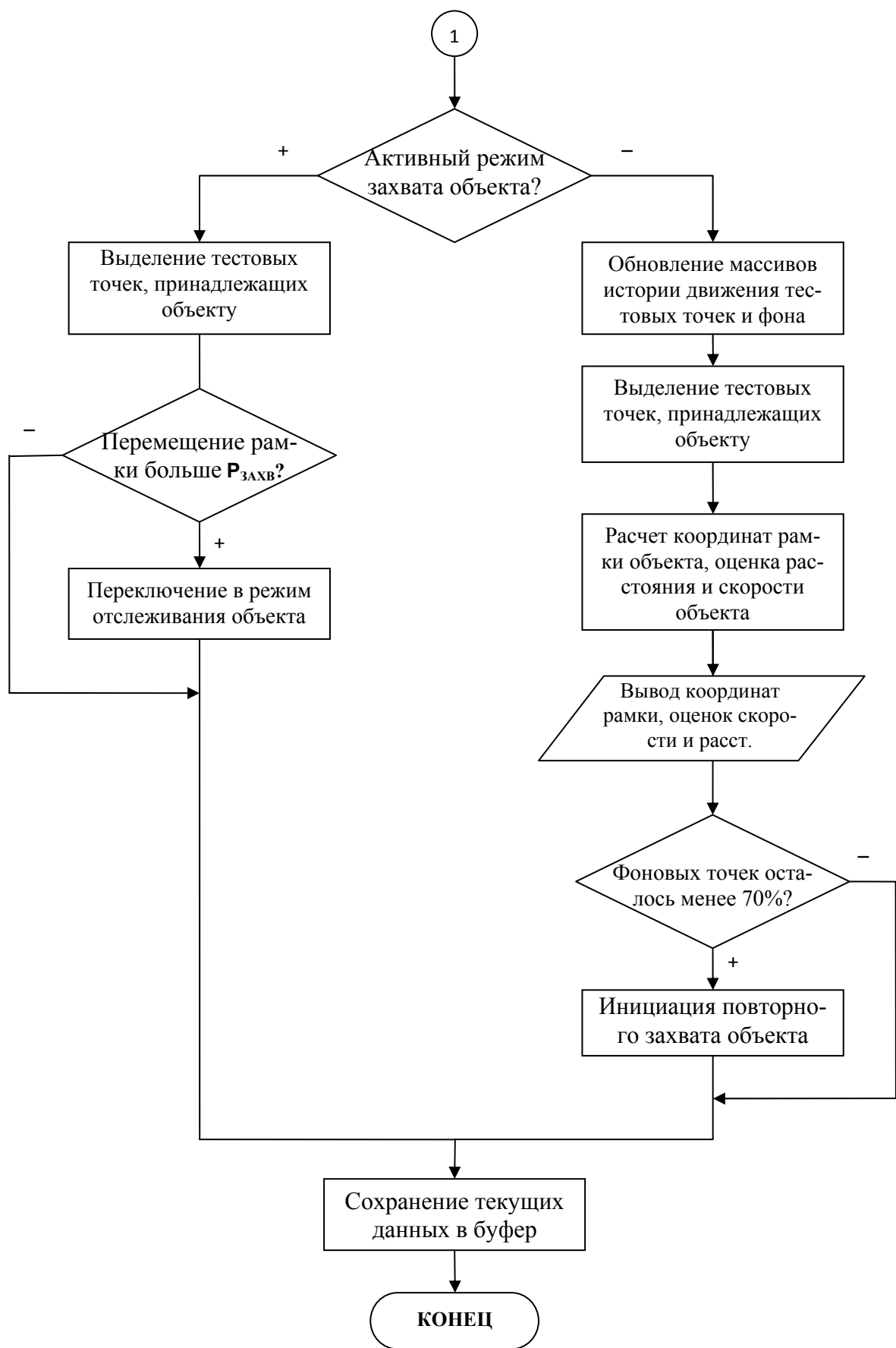


Рис. 3.8. Процедура обработки очередного кадра (конец)

Получаем, что для одного кадра сложность без учета использования детектора Харриса-Лапласа равна около 2,9 млн. циклов. Для видеопотока со скоростью 10 кадров/с сложность обработки за одну секунду составляет 29 млн. циклов.

Учитывая, что 18 млн. циклов (необходимых для обработки метода Харриса-Лапласа) занимают около 1 с и то, что в данном случае используется процессор 1,6 ГГц (то есть каждую секунду возможно выполнять 1,6 млрд. операций), один цикл включает в себя 88 операций. Тогда можно посчитать, что для выполнения 29 млн. циклов (необходимых для ввода кадра и его обработки методом Лукаса-Канаде) за одну секунду требуется процессор 2,55 ГГц.

3.6. Разработка прототипа системы распознавания

Для задач распознавания существует несколько стандартных средств [114, 53, 38, 23], которые могут быть интегрированы в программное обеспечение стандартной вычислительной системы. Одним из таких средств является библиотека компьютерного зрения с открытым исходным кодом OpenCV, она реализована с помощью языков программирования С и С++ и может работать со многими популярными операционными системами (Linux, Windows и Mac OS X) [56]. Эта библиотека содержит более 500 функций, охватывающих области мониторинга конвейерной продукции, медицинской визуализации, безопасности, пользовательских интерфейсов, калибровки камер, зрения для робототехники [97]. Компьютерное зрение и решение задач распознавания непосредственно связаны с процедурами обучения программного комплекса, в OpenCV содержится комплексная библиотека машинного обучения общего назначения Machine Learning Library (MLL). Эта подсистема ориентирована на статистическое распознавание образов, в том числе лиц людей, и их последующую кластеризацию [38]. В основе методики лежит алгоритм адаптивного усиления (см. п. 3.2).

Задача проектирования модуля визуального распознавания непосредственно связана с созданием программного обеспечения, прототип которого может быть представлен в виде схемы на рис. 3.9. Для создания приложения предлагается ис-

пользовать Web-среду, поскольку она позволяет применять различные языки программирования и может быть использована для создания распределенной информационной системы, работающей как на стороне сервера, так и на стороне пользователя [78]. Взаимодействие между пользовательским Web-приложением, запускаемым администратором системы мониторинга, и модулем распознавания происходит через специализированное приложение на стороне пользователя, которое управляет приемом и передачей данных. Согласно этому подходу, Web-приложение может функционировать независимо от всей системы, а модуль распознавания может работать непрерывно, не останавливаясь при сеансовых обновлениях Web-страниц.

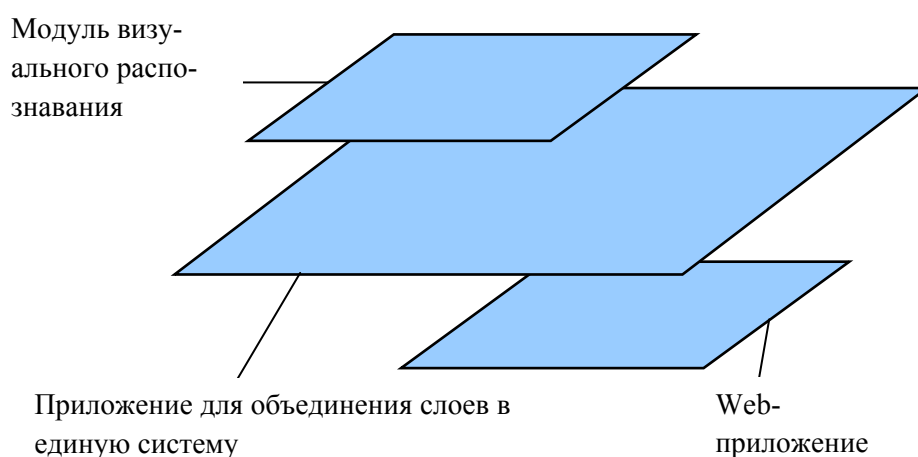


Рис. 3.9. Схема прототипа системы распознавания

Схема обмена данными между уровнями прототипа представлена на рис. 3.10. На ней видно, что основной поток данных между клиентской и серверной частями проходит через средний связующий уровень, реализация которого выполнена на стороне пользователя [78]. Модуль распознавания первоначально загружается с сервера и далее функционирует самостоятельно на стороне пользователя, взаимодействуя лишь со средним уровнем. Поток данных для Web-приложения регулируется средним уровнем, который сам не участвует в работе приложения, а лишь обеспечивает обмен данными с сервером и загрузку модулей самого Web-приложения.

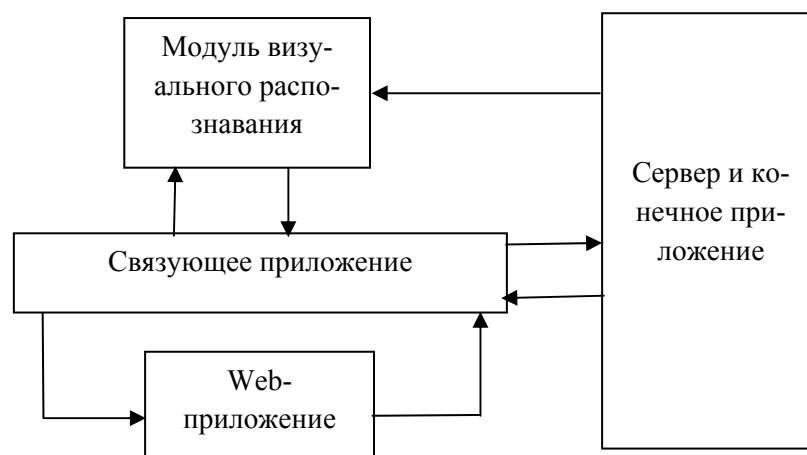


Рис. 3.10. Схема обмена данными элементов прототипа.

Для организации непрерывной работы модуля распознавания и приложения среднего уровня без обновления страницы в браузере и одновременного функционирования пользовательского Web-приложения предлагается использовать пакет программных продуктов Ajax, объединяющий технологии стандартизованного представления информации с использованием XHTML и CSS, динамического отображения и взаимодействия при помощи Document Object Model (DOM), обмена и управления данными через XML и XSLT, асинхронного получения данных с использованием XMLHttpRequest и языка написания сценариев JavaScript, который позволяет связывать между собой все предыдущие компоненты.

В традиционном подходе к реализации Web-технологий много времени теряется на ожидание пользователем ответа сервера. Приложение, созданное по технологии Ajax в начале пользовательской сессии, загружает через браузер набор сценариев, реализованный на JavaScript и скрытый в специальном фрейме, взаимодействующем с пользователем независимо от сервера.

Создание функционирующей в режиме реального времени системы распознавания объектов, образы которых получены через видеорегистраторы [39], может рассматриваться только как комплексная задача, состоящая из нескольких подзадач, каждая из которых представляет собой отдельную проблему. Во-первых, необходимо разработать модуль визуального распознавания и аутентификации, потом создать приложение среднего уровня для интегрирования блока

распознавания в Web-приложение и, наконец, разработать само Web-приложение, которое было бы доступно в удаленном режиме и могло функционировать как в локальной вычислительной сети, так и в среде Internet.

Если проектируемая система распределенного видеоконтроля будет реализовываться на базе сравнительно небольшой организации, то имеет смысл создавать и клиентскую, и серверную часть на одной рабочей станции.

В качестве тестовой серверной части возможно использование комплекта Дмитрия Котерова «Денвер», включающего в себя набор дистрибутивов (Apache, PHP, SSL, SSI, MySQL, Perl и т.д.) и программную оболочку, используемую Web-разработчиками для создания сайтов на локальной Windows-машине без необходимости выхода в Internet. Отличительной особенностью «Денвера» является его полная автономность, которая также распространяется на пакеты расширений. В целях упрощения работы компонентов комплекса и улучшения совместимости с реальным Unix-хостером при старте создается специальный виртуальный диск, присоединенный к основной директории. За счет применения виртуального диска пакет «Денвер» может представить собой уменьшенную копию Unix: у него есть своя директория /home, /usr, /tmp. Различные компоненты и серверы расположены так, как это принято в Unix-системах.

Работа программной части модуля распознавания включает следующие этапы: подключение к камере и инициализация программного модуля, получение изображения с регистратора, обработка изображения, отправка изображения экземпляру определенного класса, получение и обработка результата детектирования (при отсутствии положительного события возврат на второй этап и выполнение кода опустошения полосы наполнения), выделение области распознанного объекта для визуального подтверждения (выполнение кода полосы наполнения), возврат на второй этап. Блок-схема работы модуля визуального распознавания и аутентификации представлена на рис. 3.11.

Связующее приложение системы распознавания будет использоваться как контейнер для модуля распознавания и конечного Web-приложения и как канал обмена управляющими командами между ними [6]. Связующее приложение целесообразно

реализовать в виде одной HTML-страницы, содержащей в себе теги внешнего оформления, объект модуля распознавания и ряд необходимых функций, реализованных на языке написания сценариев JavaScript, управляющих поведением модуля распознавания и самого Web-приложения. Модуль распознавания размещается на Web-странице с использованием стандартных методов встраивания сценариев JavaScript.

3.7. Реализация алгоритма распознавания объекта по изображению

Программная часть связующего модуля состоит из нескольких специализированных функций, первая из которых `function_start()` вызывается модулем распознавания сразу после разрешения пользователем использования видеокамеры. Эта функция загружает в рабочую область стартовую страницу Web-приложения, которое затем через связующий модуль посылает обратный сигнал, реализованный через функцию `function_test()`. Если модуль распознавания обнаружил ошибочную ситуацию и необходимо подать сигнал тревоги, то вызывается функция `function_alarm()`.

Важной частью программного приложения является библиотека опознанных образов, а также использующая её функция `function_load()`, которая обновляет рабочую область (правый фрейм на рис. 3.12), вызывая работу Web-приложения и получая ответные данные от него асинхронно.

Для иллюстрации в качестве Web-приложения реализована система распознавания лиц, полученных с видеокамер на конференции (рис. 3.12). Распознавание с помощью примитивов Хаара происходило при помощи функции `cvHaarDetectObject` открытой библиотеки OpenCV. Приложение после старта будет подгружать серию изображений, полученных с разных ракурсов, и затем будет поочередно анализировать их, выбирая объекты, имеющиеся в базе данных, и помечая их с помощью меток.

После того как пользователь системы распознавания дал разрешение сценарию модуля распознавания на работу с камерой (или с предварительно загруженными изображениями - для случая тестирования самого приложения), модуль дает команду связующему приложению на загрузку стартовой страницы системы.

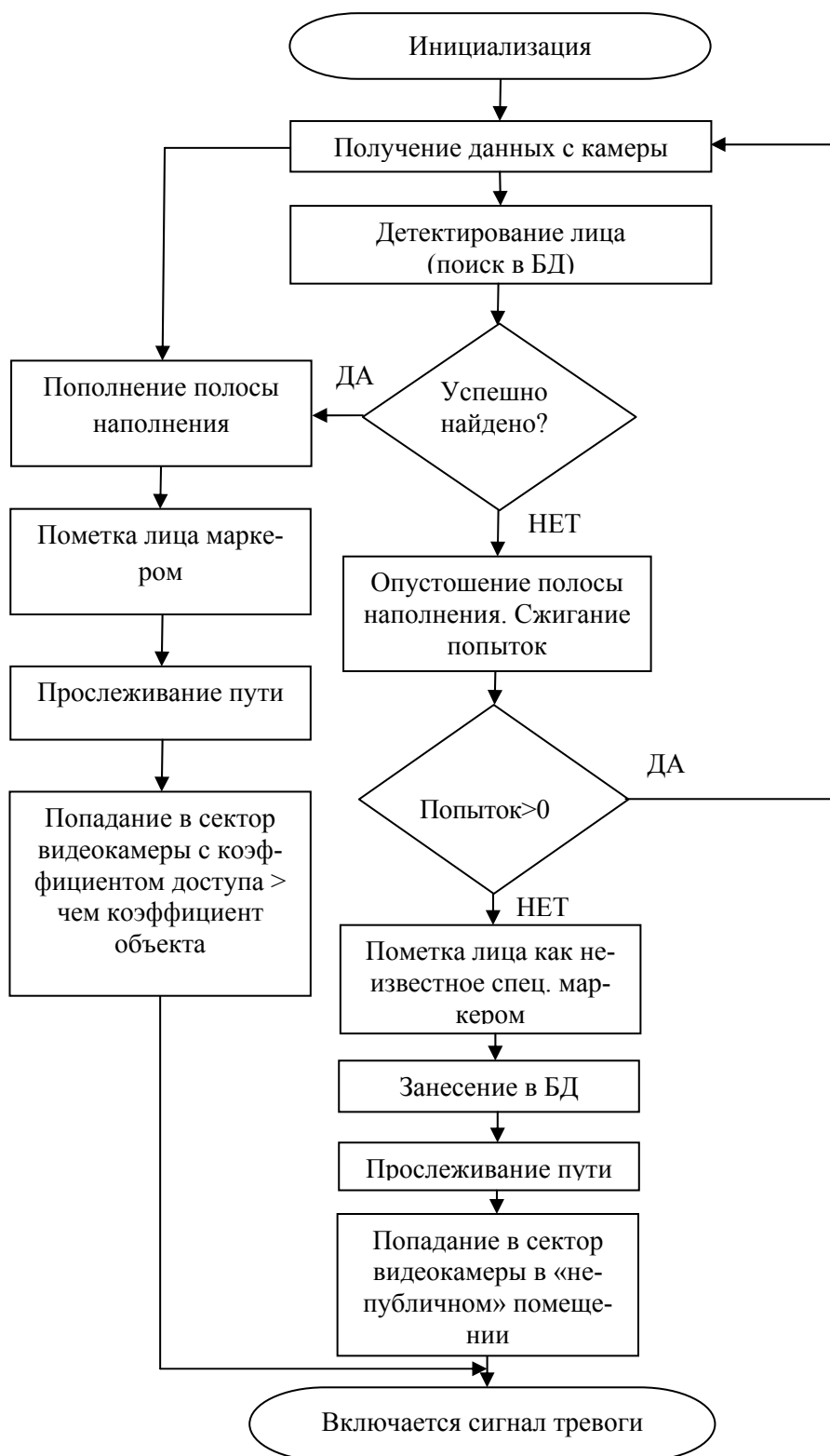


Рис. 3.11. Алгоритм работы модуля распознавания

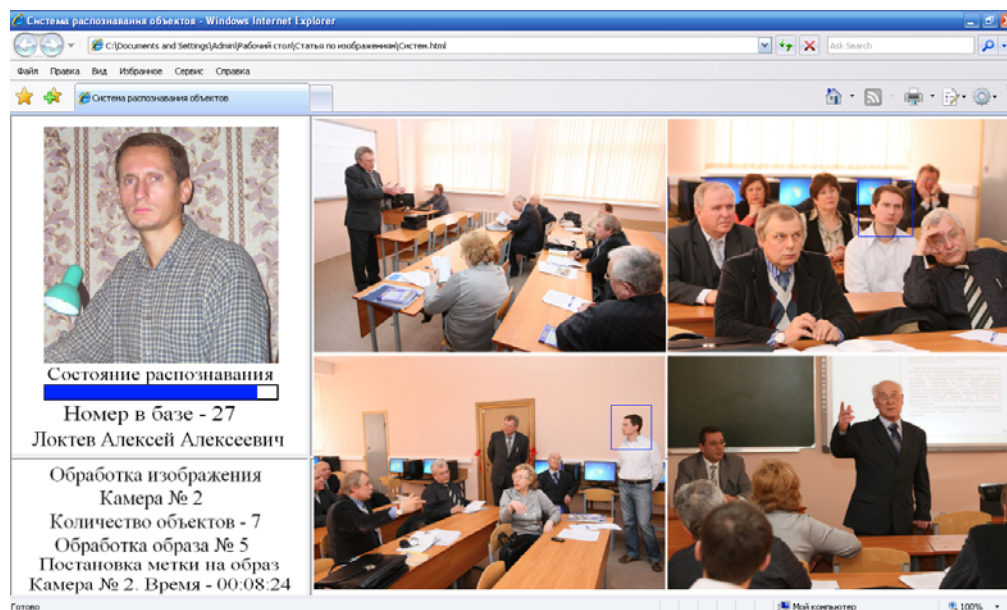


Рис. 3.12. Страница Web-приложения системы распознавания с предварительно полученными изображениями

На рис. 3.12 показана работа приложения, которое анализирует данные с видеокамер (кадры 1 и 2, расположенные в правом фрейме), обнаруживает на них лица людей и сравнивает с имеющимися в базе, отмечает синей рамкой распознанные, закрепляет за ними виртуальную метку и обнаруживает их же на изображениях, полученных спустя какое-то время. Если изображения получаются с видеокамеры в режиме реального времени (в тестируемой системе они выбирались приложением из имеющейся базы данных), то система позволит проследить путь каждого объекта по помещению. В общем случае, модуль распознавания можно реализовать в виде собственного ActiveX-компонента, способного задействовать более точные и более требовательные к ресурсам алгоритмы распознавания.

На рис.3.13а,б приведены графики зависимостей вероятности возникновения ошибок первого рода и второго рода соответственно от размера объекта на изображении для методов распознавания образов с использованием примитивов Хаара и по характерным точкам.

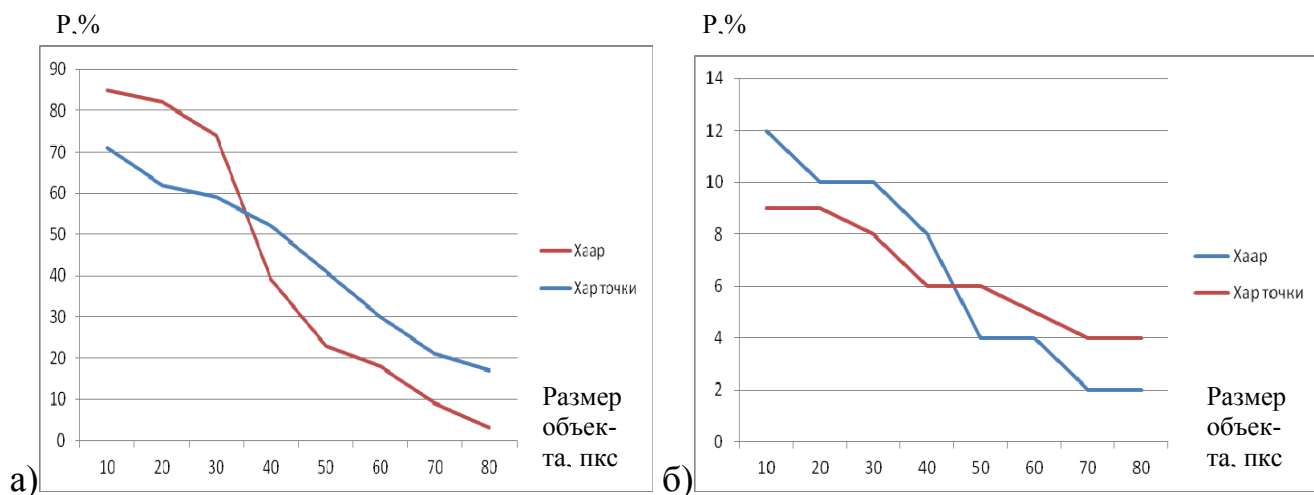


Рис. 3.13. Зависимость вероятности ошибки первого (а) и второго (б) рода от размеров объекта

На рис.3.14а,б приведены графики зависимостей вероятности возникновения ошибок первого рода и второго рода соответственно от размера границ объекта на изображении для методов распознавания образов с использованием примитивов Хаара и по характерным точкам.

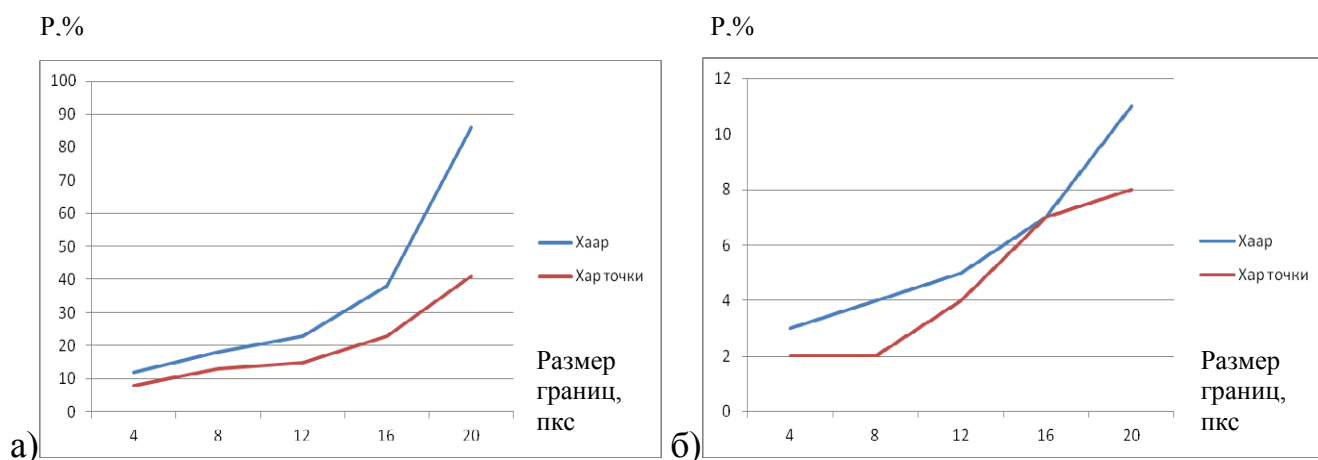


Рис. 3.14. Зависимость вероятности ошибки первого (а) и второго (б) рода от размеров границ объекта

На рис.3.15а,б приведены графики зависимостей вероятности возникновения ошибок первого рода и второго рода соответственно от отношения размера границ объекта на изображении к размерам объекта.

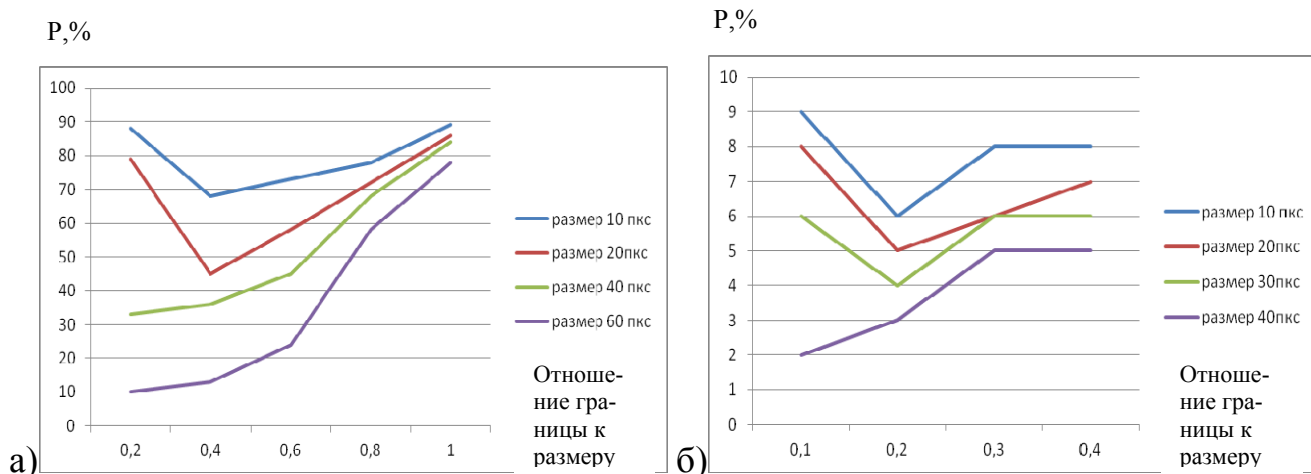


Рис. 3.15. Зависимость вероятности ошибки первого (а) и второго (б) рода от отношения размеров границ объекта к размерам объекта

На рис.3.16а,б приведены графики зависимостей вероятности возникновения ошибок первого рода и второго рода соответственно от отношения размера границ объекта на изображении к размерам объекта.

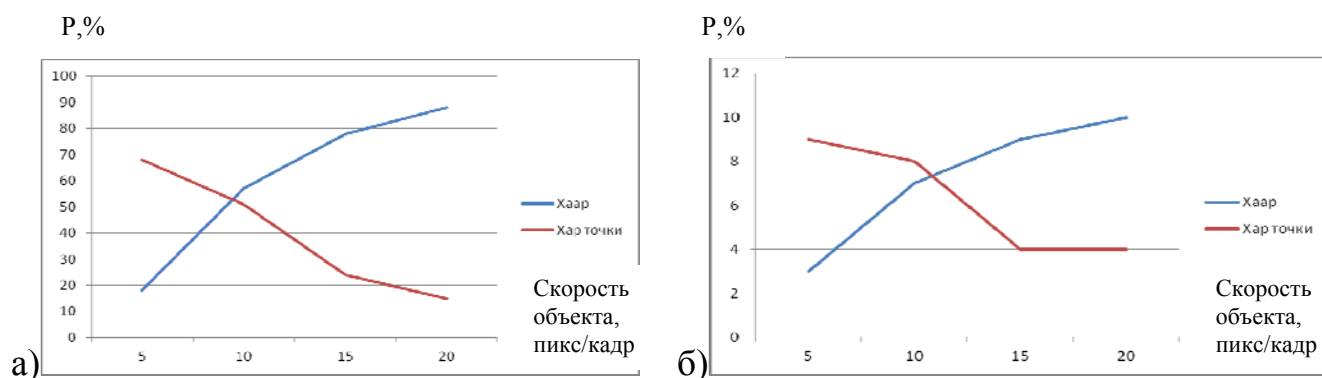


Рис. 3.16. Зависимость вероятности ошибки первого (а) и второго (б) рода от скорости объекта

3.8. Выводы по третьей главе

В главе предложен эффективный подход для распознавания статических и малоподвижных объектов на основе использования комплексных примитивов, формирующихся за счет построения многоуровневых каскадов из шаблонов описывающих изображение объекта в сторону повышения точности. Для объектов, перемещающихся с разными скоростями в различных направлениях предлагается модифицированный метод характерных точек, в основу которого положена итерационная схема последовательной обработки изображения на разных уровнях

разрешающей способности оценки перемещения объекта в общей картине с использованием обрамляющего искомый пиксель фрейм. Сама оценка перемещения конкретного пикселя для каждого уровня разрешения определяется с учетом условия сходимости и представления в виде степенного ряда по малому параметру.

В главе разработана блок-схема алгоритма, который разработан и реализован на примере изображений, полученных в ходе проведения конференции в Московском государственном строительном университете.

Показаны графические зависимости вероятностей появления ошибок первого и второго рода в зависимости от геометрических и кинематических параметров подвижного объекта для методов распознавания образов на основе использования примитивов Хаара и характерных точек.

Реализованное в данной работе приложение является только прототипом проектируемой системы и реализует лишь часть возможных функций технологии непрерывного визуального распознавания объектов в комплексной системе мониторинга. В целом, спроектированная и частично реализованная система позволяет понять всю перспективность подобных модулей распознавания объектов для комплексных систем безопасности на промышленных и общественных объектах, объектах инфраструктуры.

ГЛАВА 4. ПОСТРОЕНИЕ ФУНКЦИОНАЛЬНОЙ МОДЕЛИ КОМПЛЕКСНОЙ СИСТЕМЫ МОНИТОРИНГА И ТЕСТИРОВАНИЕ ЕЕ РАБОТЫ

В главе разрабатывается архитектура программной системы мониторинга, взаимодействие отдельных модулей в рамках функционирования единой комплексной системы мониторинга и автоматизированной обработки графических изображений реально существующих объектов. Кроме того, рассматривается задача проектирования и реализации пользовательского интерфейса для управления мультikomпонентной системой мониторинга.

4.1. Правила построения интерфейсов для комплексной системы мониторинга

В данном параграфе производится учет моментов взаимодействия различных модулей в составе единой автоматизированной системы мониторинга [5, 32], позволяющих проводить обработку информации в автоматическом или полуавтоматическом режиме на рабочем месте пользователя, администратора или специалиста службы безопасности [47]. Существенное внимание уделяется подпрограммам получения изображения подвижных и неподвижных объектов, как в помещении, так и вне:

- его формализации с помощью постоянно обновляемой базы данных;
- визуального распознавания с помощью вычислительных алгоритмов, реализованных на языке написания сценариев;
- создания клиентских и серверных приложений, способных обрабатывать поступающую информацию и экспортироваться на другие рабочие станции компьютерной сети предприятия или внешних контрагентов [7, 42];
- создания шаблонов ситуационного интерфейса, способных модернизироваться под изменяющиеся задачи и объекты распознавания [28, 29].

Отличительная особенность настоящей работы заключается и в том, что полученные алгоритмы являются не только средством решения поставленных задач [127], но и самостоятельными объектами исследования, для которых необходимо определять вычислительную сложность, оптимальность [156], сложность программной реализации на межсистемных платформах.

Обзор интеллектуальных интерфейсов информационных систем, проведенный в главе 1, позволил сделать вывод, что для обеспечения окружающей интеллектуальности современные информационные системы должны обладать интеллектуальными мультимодальными интерфейсами (ИМИ) [36], способными предоставлять пользователям возможность взаимодействия адекватно их модальностям, распознавать различные ситуации для достижения целей пользователей, создавать модели поведения пользователей и среды, в которой интерфейс функционирует, и модифицировать модели поведения в соответствии с текущим состоянием пользователей и среды.

Создание такого ИМИ предполагает использование специальных методологий разработки, позволяющих создать архитектуру ИМИ, состоящую из преобразователя восприятий и ситуаций, модификатора моделей поведения пользователя и среды, распознавателя ситуаций, а также блоков, отвечающих за хранение формальных моделей поведения пользователя, среды и представления восприятий.

Для управления описанными модулями в составе единой системы видеомониторинга предлагается использовать одну из разновидностей графического пользовательского интерфейса, WIMP-интерфейс («window, icon, menu, pointing device» – окно, значок, меню, манипулятор).

В общем случае, любое средство для создания графического интерфейса должно решать две главные задачи: сокращать цикл разработки (обладать производительностью) и обеспечивать защиту инвестиций в проект (минимизировать доработки) [5]. Для этого к таким интерфейсам предъявляются следующие требования: поддержка информационной технологии работы пользователя с программным продуктом; гибкость; мобильность; удобство сопровождения; многократное использование элементов экранных изображений (схем). При этом предлагается учи-

тивать характеристики пользователей в качестве критериев интерфейсной адаптации [42, 47]. Для максимальной производительности пользователя интерфейс должен быть удобным или эргономичным [7, 29]. Эргономика интерфейса определяется очень простым способом: чем больше действий пользователь во время работы может выполнять одним устройством, тем он эргономичнее [42]. Для создания пользовательского интерфейса необходимо продумать диалоги и задачи пользователя, WIMP-интерфейс, формирование текстов программы, применяемые графические сцены, а также связь разрабатываемого интерфейса с прикладной программой.

Существуют различные виды представления выходной информации – текст, таблицы, графики, диаграммы. Наиболее эффективным средством представления информации являются графические методы её отображения, при этом используются графические сцены, состоящие из базового графического изображения, простых и составных фрагментов и примитивов. Базовое графическое изображение (база) – произвольный графический рисунок, схема, эскиз и т.д., разбитый на фрагменты и являющийся основой для нанесения на него различных вспомогательных изображений. База имеет свою систему координат и локальное время заданного формата. Особую значимость эти атрибуты приобретают при описании маршрутов движения объектов (примитивов) по базе. База имеет следующие атрибуты: имя, образ, точка отсчета, формат времени. Примитив – вспомогательное изображение, наносимое на базовое изображение, для добавления нового графического объекта на сцену. После нанесения примитива на базу он может передвигаться по заданному маршруту и изменять свое изображение при пересечении каких-либо областей других примитивов. Примитив имеет следующие атрибуты: имя, свойства, координаты.

Любой диалог пользователя с программным средством ведется в соответствии с некоторым сценарием, который зависит от типов пользователей, их требований, функций прикладной программы и является, соответственно, компонентом пользовательского интерфейса. Система понятий, связанная со сценарием диалога, определяет множество возможных состояний диалога и действий, которые выполняются в каждом состоянии. Состояние диалога определяется событием, воз-

никающим в элементе интерфейса. Действия задают последовательность инструкций, выполняемых в ходе реакции на событие.

Характеристики пользователей предлагается применять в качестве критериев интерфейсной адаптации [5,47], их условно можно разделить на следующие смысловые группы [47]: демографические показатели, индивидуально-психологические особенности, психомоторные качества, когнитивные способности, подготовленность и квалификация, мотивация, характер системного взаимодействия с программными приложениями [45]. Такой подход позволяет добиться высокой производительности действий пользователя через улучшение эргономичности и быстродействия интерфейса [42].

При проектировании пользовательского интерфейса выделяются три основных подхода. Инженерно-технический подход создания графического интерфейса рассматривается на примере методики алгоритмического моделирования GOMS (от англ. «goals – operators – methods - selection rules» - «цели – действия – методы – правила выбора») [7]. Согласно этой методике для достижения цели задача разбивается на подцели, при этом математически определяются наиболее оптимальные пути решения задачи. Важным недостатком такого подхода является сложность в анализе умственной деятельности пользователя.

Когнитивный подход к проектированию интерфейса рассматривает субъект труда как центральную фигуру процесса взаимодействия с системой [47]. Рассматривая процессы и закономерности восприятия, переработки информации и принятия решения, когнитивная психология выявила, что на функционирование системы влияет качество предоставления информации с точки зрения возможностей пользователя. Но учет только процессов восприятия и переработки информации оказался недостаточным для проектирования эргономичного интерфейса [42].

Третий подход основан на использовании онтологий для представления используемых при проектировании интерфейса понятий [28], он позволяет более подробно описать проектируемый пользовательский интерфейс для последующего представления в машинном коде. Для применения такого подхода необходимо сформулировать систему понятий пользователя, которую можно разделить на систему поня-

тий диалога и систему понятий задач пользователя [29]. Система понятий диалога – это система понятий, через которую выражаются входные и выходные данные, осуществляется интеллектуальная поддержка пользователя в процессе его взаимодействия с программным средством. Система понятий задач пользователя описывает задачи, решаемые им с применением программного средства, при этом отдельная задача может состоять из набора подзадач.

Подход, использующий онтологии для представления используемых при проектировании интерфейса понятий, позволяет более подробно и качественно описать проектируемый пользовательский интерфейс для дальнейшего его перевода в программный код. При применении онтологического подхода к автоматизации профессиональной деятельности необходимо выделить системы понятий, используемые специалистами рабочей группы при проектировании пользовательского интерфейса.

Согласно онтологическому подходу каждый элемент WIMP-интерфейса определяется своим типом, множеством параметров, событий и функций [28]. Основными элементами интерфейса, предназначенными для группировки элементов в связанные группы и представленные в виде прямоугольных областей экрана, являются элементы интерфейса типа «окно-контейнер». Элементы интерфейса, предназначенные для операций ввода/вывода данных и вызова команд, принадлежат типу «элемент управления», тип «вспомогательный элемент» используется для описания элементов интерфейсов двух предыдущих типов. С каждым элементом интерфейса связывается множество его событий, определяемых именем и множеством параметров. События определяют реакции элемента интерфейса при его взаимодействии с пользователем. Для описания множества возможных действий над элементом интерфейса используются функции. Каждая функция определяется именем, множеством параметров и типом возвращаемого значения [75].

Непосредственное взаимодействие между интерфейсным приложением и кодом прикладной программы происходит с помощью вспомогательных объектов, предоставляющих им доступ к функциям друг друга. Каждый программный интерфейс описывает модель взаимодействия с программой, а также список функций, предоставляе-

мых данным интерфейсом [156, 182]. Множество моделей взаимодействия, определенное в данной работе, состоит из локальной и распределенной моделей взаимодействия. При использовании онтологического подхода выделяются системы понятий, в терминах которых осуществляется проектирование пользовательского интерфейса:

1) Модель онтологии системы понятий диалога описывает структуру терминов системы понятий диалога в виде связей между ними.

2) Модель онтологии WIMP-интерфейсов состоит из двух частей: элементы интерфейса типа «Окно-контейнер» предназначены для группировки элементов интерфейса в семантически связанные группы; события элементов интерфейса $Events_i = \{Event_{ij}\}$ задают множество возможных реакций элемента интерфейса на события, возникающие в ходе взаимодействия с пользователем.

3) Модель онтологии для формирования текстов, которая позволяет строить и использовать текстовые фрагменты в пользовательском интерфейсе.

4) Модель онтологии графических статических и динамических сцен на плоскости, при описании этой модели используются следующие типы переменных: Z – множество всех целых чисел; N – множество всех натуральных чисел; R – множество всех действительных чисел; $Strings$ – множество всех строк; $Images$ – множество всех графических рисунков; $Colors$ – множество всех цветов; $Coords = \{(X, Y) : X, Y \in Z\}$ – множество всех координат; $Bool$ – логический тип; $Lines$ – множество всех толщин линий; $Figures$ – множество всех геометрических фигур.

5) Модель онтологии сценария диалога – описывает начальное окно, которое появляется на экране монитора после запуска программного средства, структуру реакций на события, типы конструкций, доступных при описании реакций на события, типы инструкций, доступных при описании реакций на события, а также стандартные функции диалога.

6) Модель онтологии связи интерфейса с прикладной программой описывает структуру программных интерфейсов $Interfaces$, используемых при взаимодействии интерфейса и прикладной программы.

7) Модель онтологии взаимодействия пользователя и модуля получения характеристик объекта с видеопотока камер, состоит из элементов $Cameras_i = \{Camera_{ij}\}$ – описываются параметры камер, $Choices_i = \{Choice_{ij}\}$ – выбор получаемых характеристик объекта.

8) Модель онтологии диалога пользователя и модуля распознавания изображения, происходит выбор метода распознавания объектов из элементов $Recognitions_i = \{Recognition_{ij}\}$ по критериям $Criteria_s_i = \{Criteria_{ij}\}$.

Таким образом, интерфейс можно представить в виде схемы (рис. 4.1).



Рис. 4.1. Схема адаптивного интерфейса

Проектируемая система управления должна состоять из симметричной и несимметричной частей; иметь модульную структуру; возможность настройки отдельных компонент и пополнения базы знаний о пользователях. Несимметричная часть настраивается в соответствии с данными о пользователе, полученными при прохождении тестов при устройстве на работу (скоростью реакции, выбором наиболее

удобной части экрана, внимательностью пользователя – для настройки количества одновременно показываемых камер).

Описывая реализованный интерфейс с помощью онтологий можно отметить, что множество Controls состоит из следующих подмножеств, $Controls = Base \cup Window\ controls \cup Windows$.

Base содержит множество вспомогательных элементов интерфейса. $Base = \{\text{Элемент WIMP, Параметры шрифта}\}$.

Window controls содержит множество элементов интерфейса, описывающих оконные элементы управления. $Window\ controls = \{\text{Кнопка управления, Поле ввода, Статический текст, Панель статуса, Кнопка с раскрывающимся списком}\}$.

Windows содержит множество элементов интерфейса, описывающих окна. $Windows = \text{Окно}$.

$\text{Элемент WIMP} = \langle \text{Controltype}_{\text{элемент wimp}}, \text{Parameters}_{\text{элемент wimp}}, \text{Events}_{\text{элемент wimp}}, \text{Functions}_{\text{элемент wimp}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий общие для окон и элементов управления свойства.

$\text{Параметры шрифта} = \langle \text{Controltype}_{\text{параметры шрифта}}, \text{Parameters}_{\text{параметры шрифта}}, \text{Events}_{\text{параметры шрифта}}, \text{Functions}_{\text{параметры шрифта}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий параметры шрифта.

$\text{Панель статуса} = \langle \text{Controltype}_{\text{панель статуса}}, \text{Parameters}_{\text{панель статуса}}, \text{Events}_{\text{панель статуса}}, \text{Functions}_{\text{панель статуса}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий элементы управления, обеспечивающие вывод информации о текущем состоянии объектов.

$\text{Кнопочный элемент} = \langle \text{Controltype}_{\text{кнопочный элемент}}, \text{Parameters}_{\text{кнопочный элемент}}, \text{Events}_{\text{кнопочный элемент}}, \text{Functions}_{\text{кнопочный элемент}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий свойства, общие для элементов управления, служащих для инициирования каких-либо действий или для изменения свойств объектов.

$\text{Кнопка управления} = \langle \text{Controltype}_{\text{кнопка управления}}, \text{Parameters}_{\text{кнопка управления}}, \text{Events}_{\text{кнопка управления}}, \text{Functions}_{\text{кнопка управления}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий свойства, общие для кнопок, предназначенных для запуска команд или операций.

$\text{Кнопка с раскрывающимся списком} = \langle \text{Controltype}_{\text{кнопка со списком}}, \text{Parameters}_{\text{кнопка со списком}}, \text{Events}_{\text{кнопка со списком}}, \text{Functions}_{\text{кнопка со списком}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий свойства, общие для всех кнопок, предоставляющих возможность выбора вариантов из некоторого множества.

Поле ввода = $\langle \text{Controltype}_{\text{поле ввода}}, \text{Parameters}_{\text{поле ввода}}, \text{Events}_{\text{поле ввода}}, \text{Functions}_{\text{поле ввода}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий свойства области, в которой пользователь может вводить или редактировать текст.

Статический текст = $\langle \text{Controltype}_{\text{статический текст}}, \text{Parameters}_{\text{статический текст}}, \text{Events}_{\text{статический текст}}, \text{Functions}_{\text{статический текст}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий свойства области теста, используемой только для отображения информации.

Окно = $\langle \text{Controltype}_{\text{окно}}, \text{Parameters}_{\text{окно}}, \text{Events}_{\text{окно}}, \text{Functions}_{\text{окно}} \rangle$ – элемент интерфейса, описывающий свойства области экрана, с помощью которой пользователь может получить визуальное представление аспектов решаемой задачи.

На рис. 4.2 схематически показана структура визуализации на основе онтологического подхода.

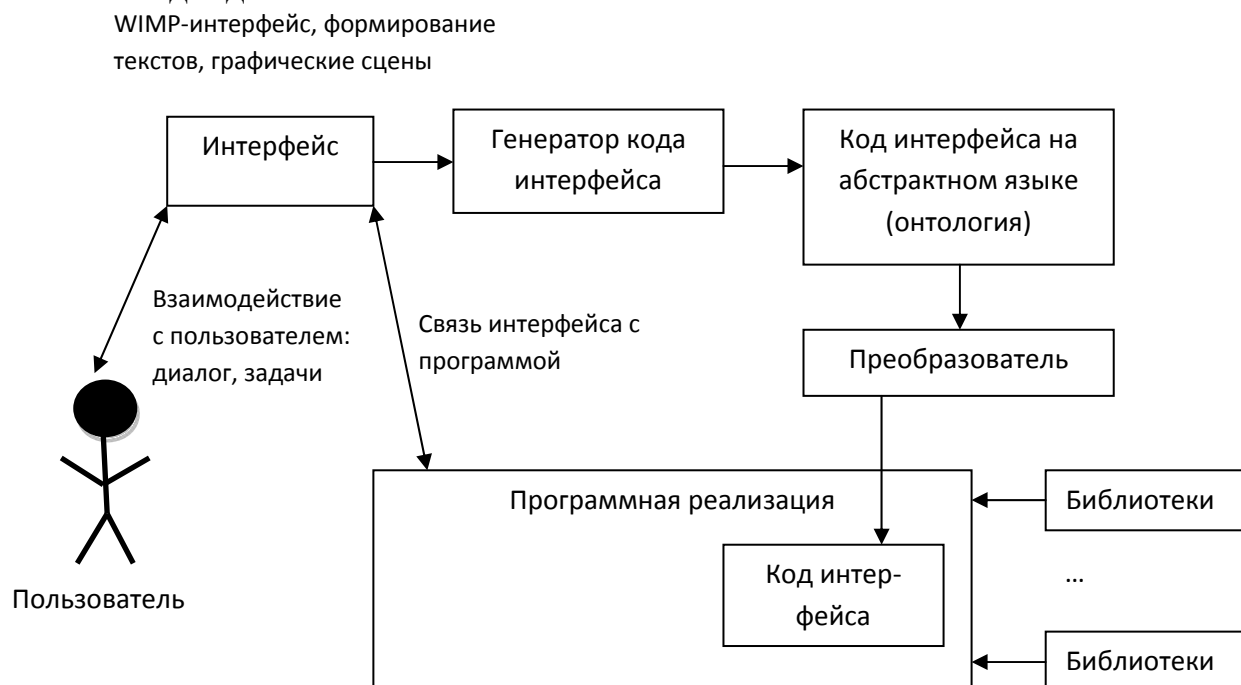


Рис. 4.2. Визуализация на основе онтологического подхода

4.2. Разработка и использование процедур и модулей визуализации объекта

Важной задачей при создании комплексной многофункциональной системы видеомониторинга и распознавания объектов является задача создания интерфейса, который обеспечивал бы связь между различными программными приложениями системы и между приложениями и пользователями. Причем этот интерфейс должен настраиваться в зависимости от объекта, на котором эта система видеомониторинга будет установлена, от имеющихся каналов передачи данных,

от навыков и компетенции пользователей. Для объединения различных приложений, процедур и подпрограмм в единый комплекс необходимо иметь современную многонаправленную систему программно-пользовательских интерфейсов. На основе предложенной в предыдущем параграфе методики были разработаны и реализованы следующие окна и функции пользовательского интерфейса:

1. Охраняемая территория делится на сектора, причем здание входит в отдельный сектор.

2. Представлено здание в 3D виде. Наружные камеры по фасадам, внутреннее – по этажам. Номер интересующего участка выбирается указателем или путем ввода в командную строку.

3. Этаж с подсветкой номеров помещений-участков и номеров камер. Здесь же нужно, чтобы был показан уровень доступа в каждое помещение (возможно, подсветка по периметру).

4. Возможна организация картинок с камеры по помещениям и по маршрутам (вход – лифт – туалет, комната охраны – вход и т.д.)

5. Рабочие режимы, которые подстраиваются под охрану, в одном окне с сигнализацией об опасности, даже если окно закрыто.

6. При получении картинки с отдельной камеры распознанные и нераспознанные объекты выделяются по-разному. Показываются параметры нахождения объекта (время, где был, то есть какими камерами был определен или номер помещения-участка).

7. Когда появляется картинка с одной камеры или с нескольких, то работает режим распознавания. Возможно несколько режимов: наблюдения, распознавания, анализа (сравнения), когда выводятся различные данные об объектах, в том числе и за предыдущие даты.

8. После работы с изображением одиночной камеры появляется возможность работы с БД, тут нужно строгое разграничение возможностей, в базу данных можно только добавлять, но не удалять.

9. В большинстве окон и модулей возможно ручное и автоматическое распознавание объекта, а также и вся работа может быть ручной и автоматической.

10. Ведется журнал log-данных всех происшествий, всех перемещений распознанных объектов (или отмеченных), а также всех действий оператора-охранника.

11. В случае нераспознавания объекта отдельные кадры съемки сохраняются, объект отмечается и передается от камеры к камере.

12. Отмечаются те участки и те помещения, где нет камер, так как после выхода объект из них, он должен опознаваться заново.

В первом окне (рис. 4.3) показан вид всей охраняемой территории, здания и окружающей его территории, которые разбиты на пронумерованные сегменты, причем здание относится к отдельному сегменту. Перейти в другое окно возможно с помощью кнопки «Перейти в другое окно» и дальнейшего ввода номера нужного окна в командную строку и нажатия «Enter» либо с помощью кнопок «Назад ←», «Вперед →».

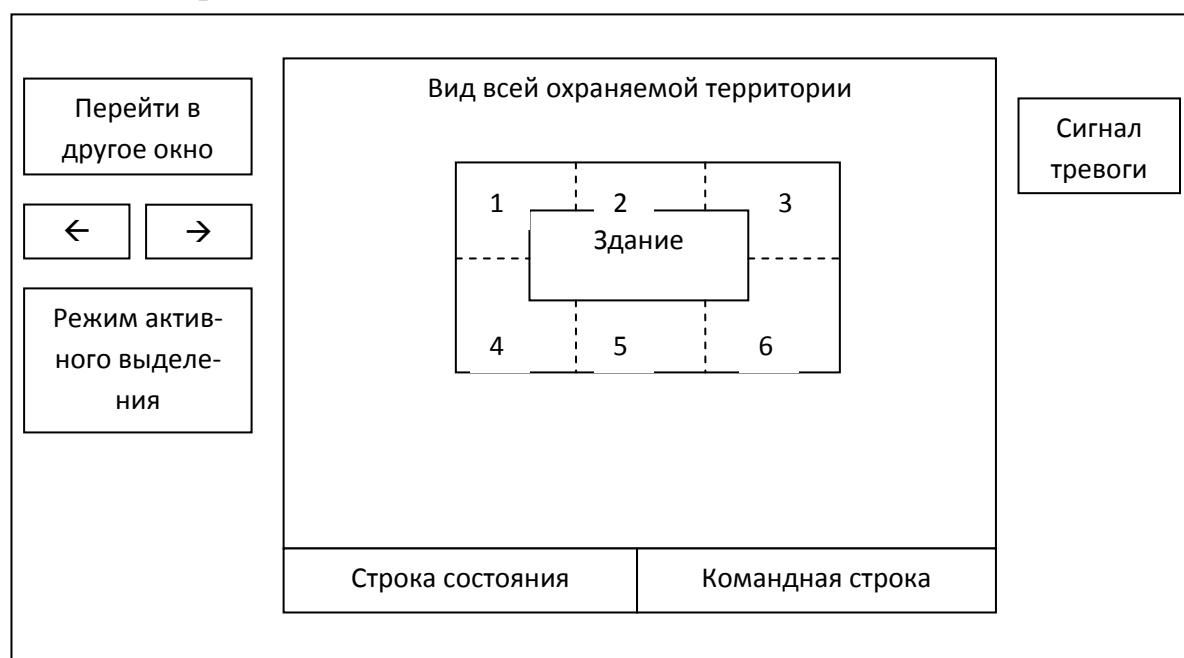


Рис. 4.3. Первое окно

Во втором окне представлен вид здания в нормальном режиме, либо в режиме моделирования (рис. 4.4), либо в режиме прозрачности (рис. 4.5).

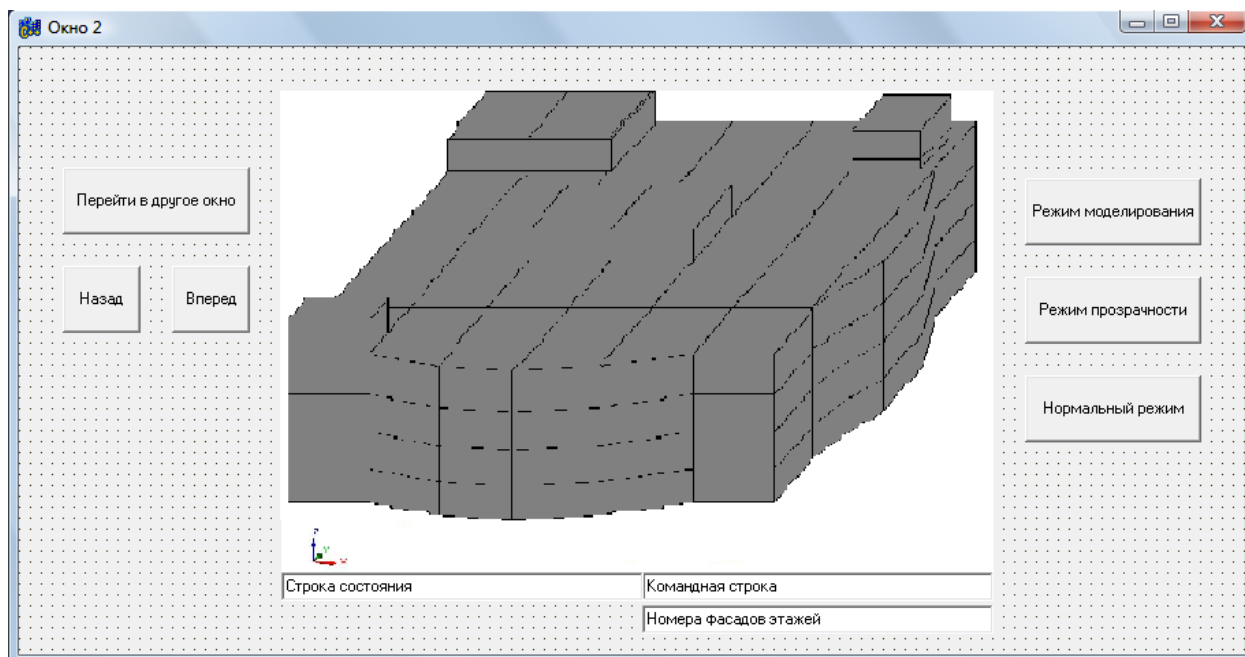


Рис. 4.4. Второе окно – режим моделирования здания

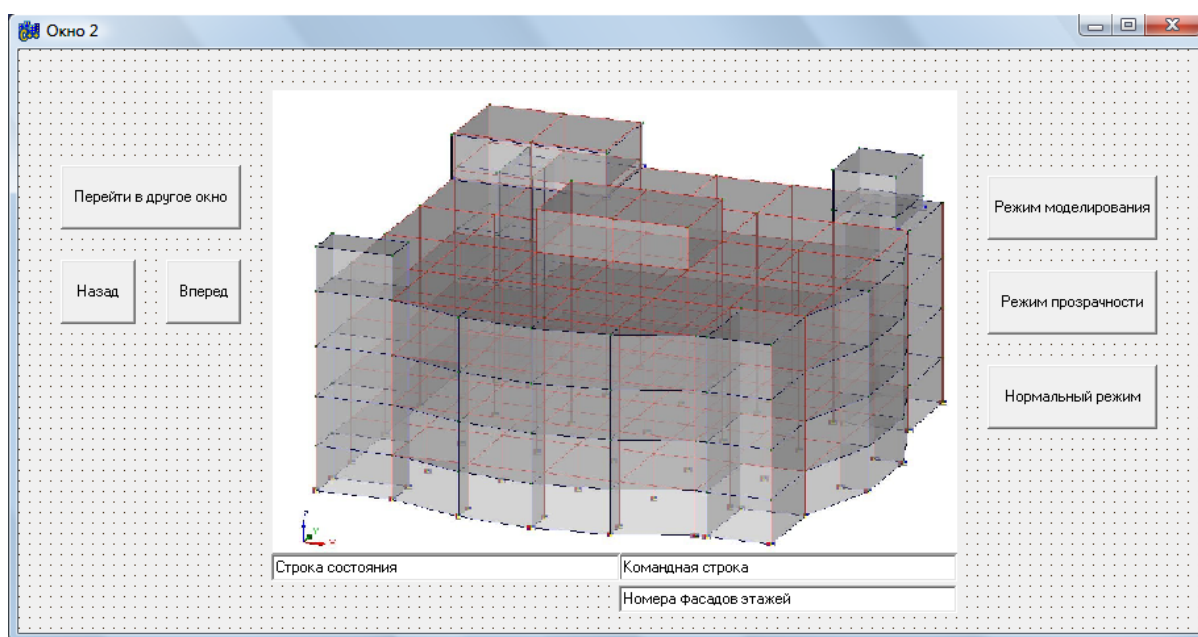


Рис. 4.5. Второе окно пользовательского интерфейса – режим прозрачности

В третьем – показывается план выбранного ранее этажа здания с камерами. Возможно перейти к просмотру по камерам, по комнатам, по маршрутам (рис. 4.6).

В четвертом окне (рис. 4.7) представлено множество камер в выбранной ранее комнате либо по выбранному ранее маршруту. После перехода на просмотр отдельной камеры применяется разработанный метод распознавания.

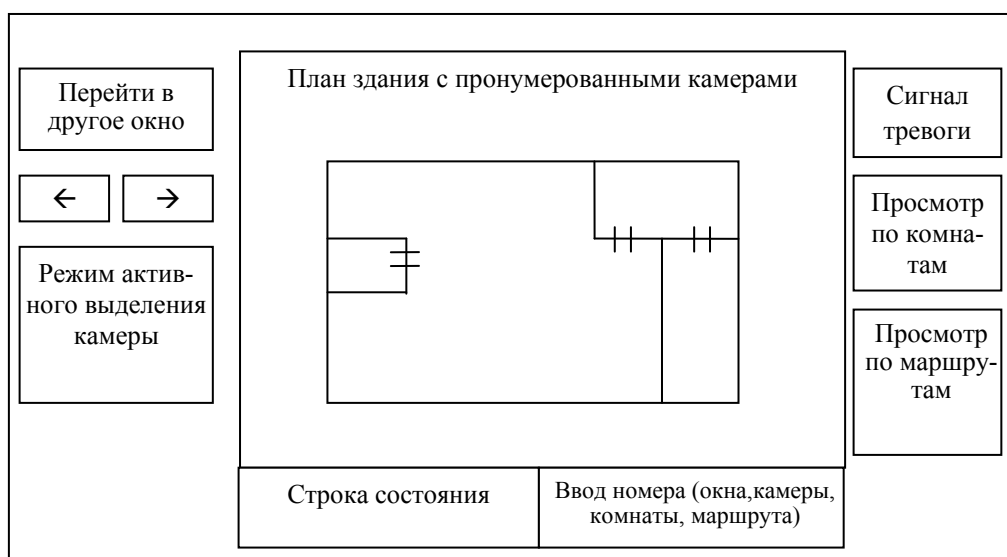


Рис. 4.6. Третье окно пользовательского интерфейса

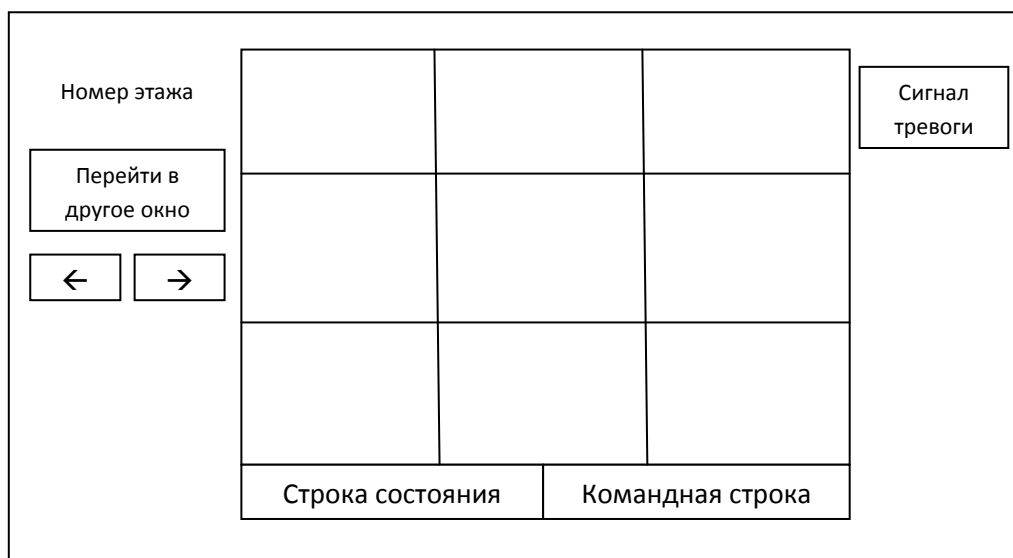


Рис. 4.7. Четвертое окно пользовательского интерфейса

Далее возможно 4 варианта развития событий:

1-ый вариант: человек распознан как известный (рис. 4.8), при этом возможно выбрать любого из известных по номеру (если их несколько), просмотреть данные об этом человеке и управлять его доступом к помещениям.

2-ой вариант: человек распознан как неизвестный, при этом возможно выбрать любого из неизвестных по номеру (если их несколько), изменить освещение в комнате для попытки распознать его как известного либо внести в БД.

3-ий вариант: есть входящие и не входящие в БД лица, при этом можно выбрать внесенные и не внесенные в БД объекты по номеру, изменить освещение, посмотреть данные об известном человеке (рис. 4.9).



Рис. 4.8. Пятое окно – человек распознан как известный

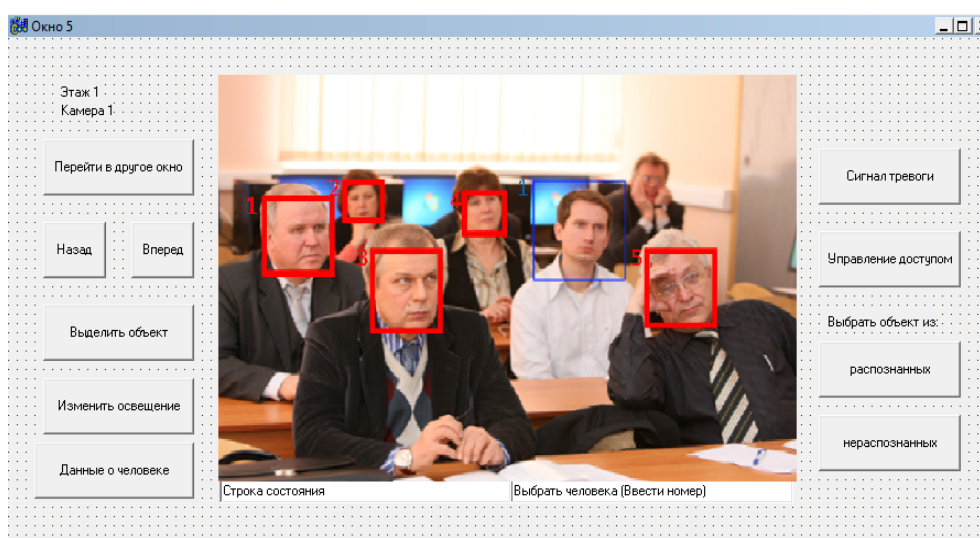


Рис. 4.9. Пятое окно – распознанные и нераспознанные лица вместе

4-ый вариант: распознавания не происходит, т.е. либо никаких объектов в поле зрения камеры нет, либо невозможно провести распознавание объекта. В этом случае можно изменить освещение и попытаться распознать ещё раз либо посмотреть соседние камеры.

В ходе исследований на основе рассмотренного онтологического подхода к разработке человеко-машинного интерфейса, принципов построения пользовательских интерфейсов, алгоритмов распознавания объектов и методов визуализации трехмерных объектов был спроектирован комплекс мониторинга общественного здания. Для тестирования приложения визуального распознавания объектов был использован видеоряд, полученный на конференции, проходившей в Московском государственном строительном университете. В ходе тестирования распознаны многие объекты в виде лиц участников, выполнены основные операции при рабо-

те с базами данных, все вышеперечисленное позволяет надеяться на то, что система будет протестирована и в других условиях, а затем использована в жилых и общественных зданиях, объектах инфраструктуры и транспорта.

4.3. Тестирование пользовательского интерфейса комплексной системы

Метод GOMS позволяет оценить время выполнения той или иной задачи пользователем и рассчитать быстродействие всего интерфейсного приложения. Для этих типовых действий пользователя и приложения можно провести измерения времени их выполнения и получить статические оценки времени выполнения того или иного элементарного действия. Оценка быстродействия интерфейса заключается в разложении выполняемой задачи на типовые составляющие и вычислении времени, в среднем необходимого пользователю для выполнения этой задачи.

$M=1.35$ с – время, необходимое пользователю для того, чтобы умственно подготовиться к следующему шагу (ментальная подготовка).

$H=0.4$ с – время, необходимое пользователю для перемещения руки с клавиатуры на манипулятор и с манипулятора на клавиатуру.

P_i – время, необходимое пользователю для указания какой-либо позиции на экране монитора. (i зависит от расположения полей и кнопок на форме).

$K=K_s=0.28$ с – время, необходимое для нажатия клавиши клавиатуры (K) либо манипулятора (K_s). Для опытного пользователя (зависит от скорости печати пользователя на компьютере) значение K может составлять 0,08 с, для обычного пользователя – 0,2 с, для среднего неопытного пользователя – 0,28 с, для начинающего – 1,2 с.

Рассмотрим пример, где человеку, входящему в здание и уже заранее внесенному в базу данных, требуется разрешить доступ к двери 1 комнаты X на этаже N и опишем его действия в каждом окне:

1) В первом окне, быстродействие получается из следующих действий:

$MH MP_1K_s MH MK MK$,

где MH – перемещение руки к мыши; MP_1K_s – перемещение курсора к полю для ввода нужного сектора и его выбор; MH – перемещение руки от мыши к клавиатуре; MK – набор единичного значения; MK – Enter.

2) Во втором окне:

$MH MP_2K_s MH MK MK,$

где MH – перемещение руки к мыши; MP_1K_s – перемещение курсора к полю для ввода нужного этажа и его выбор; MH – перемещение руки от мыши к клавиатуре; MK – набор единичного значения; MK – Enter.

3) В третьем окне:

$MH MP_3K_s MP_4K_s MH MK MK,$

здесь MH – перемещение руки к мыши; MP_3K_s – перемещение курсора к кнопке «Выбрать комнату» и ее нажатие; MP_4K_s – перемещение курсора к полю для ввода номера комнаты и его выбор; MH – перемещение руки от мыши к клавиатуре; MK – набор единичного значения; MK – Enter;

4) В четвертом окне:

$MH MP_5K_s MH MK MK,$

здесь MH – перемещение руки к мыши; MP_5K_s – перемещение курсора к полю для ввода нужной камеры и его выбор; MH – перемещение руки от мыши к клавиатуре; MK – набор единичного значения; MK – Enter.

5) В пятом окне:

$MH MP_6K_s MP_7K_s MH MK MK MH MP_8K_s MP_9K_s MP_{10}K_s,$

где MH – перемещение руки к мыши; MP_6K_s – перемещение курсора к кнопке «Распознанных» и ее нажатие; MP_7K_s – перемещение курсора к полю для ввода номера человека и его выбор; MH – перемещение руки от мыши к клавиатуре; MK – набор единичного значения; MK – Enter; MP_8K_s – перемещение курсора к кнопке «Управление доступом» и ее нажатие; MP_9K_s – перемещение курсора к кнопке «Разрешить» и ее нажатие; $MP_{10}K_s$ – перемещение курсора к кнопке «Дверь 1» и ее нажатие.

С помощью закона Фитса [10] можно вычислить значения P_i :

$$P_i (мс) = a + b * \log_2(D/S + 1), \quad (4.1)$$

где для одномерного примера S – размер объекта вдоль линии перемещения курсора обозначается, а D – дистанция от начальной позиции курсора до объекта.

Для двумерных целей обычно можно получить корректное приближенное значение времени, необходимого для перемещения курсора к объекту, используя в качестве параметра S наименьшее из значений размеров объекта по горизонтали или по вертикали. Константы a и b устанавливаются опытным путем по парамет-

рам производительности человека. Для приближенных вычислений используем следующие значения констант в уравнении закона Фитса (4.1): $a=50$, $b=150$. При этом получим:

$$P_1 = P_2 = P_3 = 50 + 150 * \log_2(39/3 + 1) = 600 \text{ мс} = 0,6 \text{ с};$$

$$P_3 = 50 + 150 * \log_2(50/6 + 1) = 430 \text{ мс} = 0,43 \text{ с}; \quad P_4 = 50 + 150 * \log_2(30/3 + 1) = 440 \text{ мс} = 0,44 \text{ с};$$

$$P_6 = 50 + 150 * \log_2(80/6 + 1) = 590 \text{ мс} = 0,59 \text{ с}; \quad P_7 = 50 + 150 * \log_2(15/3 + 1) = 580 \text{ мс} = 0,58 \text{ с};$$

$$P_8 = 50 + 150 * \log_2(55/6 + 1) = 580 \text{ мс} = 0,58 \text{ с}; \quad P_9 = 50 + 150 * \log_2(10/5 + 1) = 280 \text{ мс} = 0,28 \text{ с};$$

$$P_{10} = 50 + 150 * \log_2(10/5 + 1) = 280 \text{ мс} = 0,28 \text{ с}.$$

Таким образом, сумма всех действий пользователя во всех окнах будет равна: $MH MP_1 K_s MH MK MK + MH MP_2 K_s MH MK MK + MH MP_3 K_s MP_4 K_s MH MK MK + MH MP_5 K_s MH MK MK + MH MP_6 K_s MP_7 K_s MH MK MK MH MP_8 K_s MP_9 K_s MP_{10} K_s = 55,78 \text{ с}$. То есть, быстродействие интерфейса в данном примере составляет приблизительно 1 мин.

Таким образом, в данном параграфе рассчитано быстродействие спроектированного интерфейса на основе метода GOMS. В ходе проведения тестовых испытаний реализованного интерфейсного комплекса использована серия изображений, полученных на конференции ИФО МГСУ.

4.4. Алгоритм размещения видеокамер в замкнутом пространстве

В параграфе реализован комплексный подход к автоматическому размещению камер, учитывающий совместимость работ и взаимное расположение. В нем вырабатываются основные элементы алгоритма обнаружения объекта несколькими камерами и обработки изображения, полученного с разных ракурсов, осуществляется определение параметров его движения для составления таблицы возможных целей его перемещения. Производится оценка сложности алгоритма размещения камер для выявления возможных неточностей реализации алгоритма, а также определения дополнительных требований и исходных данных способом распознавания пересекающихся секторов от соседних видеокамер и установления

возможных проблем при построении физической системы, как на этапе проектирования, так и на этапе тестирования.

Блок видеорегистрации в комплексных системах безопасности чаще всего развивается эволюционно, т.е. сначала устанавливают видеокамеру в одном месте, потом в другом и т.д. При этом чаще всего остаются мертвые зоны, зоны смены освещенности, зоны, перекрываемые открывающимися дверьми и т.д. В данном параграфе делается попытка изначальной увязки точек размещения видеокамер внутри здания, которое может быть достаточно сложным в плане, иметь много тупиковых и проходимых комнат, лестничные площадки и т.д. Здание также может быть построено по каркасной схеме и иметь ригели, выступающие под плитами перекрытия, т.е. высота потолков внутри помещений может быть разной, это создает дополнительные трудности для размещения камер и может уменьшить сектор обзора. В работе реализуется комплексный подход к автоматическому размещению камер, который сразу учитывает совместимость работ и взаимное расположение.

Вопросы расчета и моделирования параметров видеокамер в данном исследовании отдельно не рассматриваются. За основу берутся паспортные значения этих параметров для выбранных устройств, которые помещаются в специализированную базу данных и будут выгружены из нее при сопоставлении с необходимыми параметрами видеорегистрации. Стандартные параметры видеокамер оптимизируются под реальные условия использования, включая расположение камер, освещенность и т.д., с помощью весовых коэффициентов, носящих эмпирический характер.

В современных рекомендациях по построению систем физической защиты и комплексных систем защиты информации существует несколько критериев, согласно которым происходит установка видеокамер: среди них можно выделить информативность изображения, его качество и размер контролируемой зоны. Оптимизация точек расположения камер с учетом геометрических особенностей рассматриваемого помещения позволит при одинаковых затратах достичь выигрыша в упомянутых параметрах. Факторы, определяющие расположение камер, принято делить на три категории: по высоте, по максимальному покрытию площади помещения и по контролю.

При выборе высоты расположения камеры необходимо снизить вероятность несанкционированного воздействия на камеру, приводящее к механическому повреждению, изменению ориентации телекамеры, заклеиванию объектива, оптическому подавлению, т.е. высота установки должна быть достаточно удаленной. Высота потолков большинства общественных зданий от 3 до 4,5 метров, – этого достаточно для установки камер. Также необходимо учитывать конструктивные особенности объекта, например, устанавливать камеру к нижней поверхности ригеля перекрытия или на плите перекрытия, чтобы тыльная часть камеры была обращена к ригелю или к стене. В зависимости от задачи, стоящей перед блоком видеорегистрации комплексной системы безопасности, существенное влияние может оказывать угол наклона потерь, т.к. при его изменении будут меняться соотношения видимых в реальных размерах объектов. При увеличении высоты установки камеры растет коэффициент линейных искажений:

$$K(\gamma) = (D_r - D_f) / D_r, \quad (4.2)$$

D_r – реальный размер объекта, D_f - видимый размер объекта.

Этот коэффициент существенно влияет только на задачу опознавания, но для её решения возможно создать входной узел опознавания, а в других точках видеорегистрации в здании эту задачу уже не надо решать.

Согласно рекомендациям [18], оптимальный угол наклона камеры находится в интервале 20-25°. При размещении камер на плане здания основным параметром является максимальная зона покрытия и возможность решать задачи различения на наибольшем расстоянии. Видеокамеры желательно устанавливать в углах здания, образованных вогнутыми кривыми, можно располагать также и в выпуклых углах, но тогда камеры должны обладать поворотным механизмом и подходы к ним должны просматриваться с других камер, при этом сами ТВ-камеры могут быть не видны с других точек фиксации.

При размещении камер необходимо учитывать, что их установка желательна напротив дверей или сбоку от двери в противоположной от направления открывания стороне. При наличии оконных проемов в помещении необходимо размещать камеры не напротив окна, чтобы уменьшить возможные блики и оптическое воздействие с улицы.

К первоначальным данным для автоматического размещения камер относится поэтажный план здания с указанием оконных и дверных проемов. Начиная с входной двери, маркер обходит контур здания в выбранном направлении (против часовой стрелки), разделяя все пространство на треугольники. Размеры треугольников согласованы с фокусным расстоянием для телекамер и их разрешающей способностью при средней освещенности помещений, если встречается угол комнаты или коридора, и до него не укладывается одна длина треугольника, то он располагается своей стороной по следующей стене помещения. Треугольник выбран в качестве единичной меры покрытия площади помещения камерой, хотя в реальности зона покрытия представляет собой сектор круга, однако с учетом перекрытия зон видимости от соседних камер сектор в первом приближении можно заменить треугольником. Кроме того, при обходе контура помещения отдельно отмечаются входные проемы, отличающиеся от других проемов своей высотой, (чаще всего она находится в интервале от 2 до 2,8 м) и меньше расстояния от пола до потолка. Двери отмечаются специальными маркерами, по которым затем отдельно устанавливаются номера, контролирующие вход-выход, начиная с входной двери, ведущей в здание с улицы. Окна также отмечаются по высоте подоконника и проема, после определения размеров которых они отмечаются специальными маркерами.

При обходе контура запоминаются все точки, координаты которых не совпадают с координатами соседних секторов, эти точки составляют узлы (углы) поверхностного (внутреннего) контура. Этот контур, в свою очередь, тоже обходится маркером и заполняется секторами покрытия до тех пор, пока не останется свободного места. При этом отмечаются точки перехода высот пола и потолка при переходе уровня пола <45 см, наличие ступенек или пандуса при расположении камер не учитывается. При перепаде уровня потолка и образовании ступеньки желательно, чтобы она оставалась с тыльной стороны камеры, если же ступенька будет перед камерой, то необходимо, чтобы расстояние от камеры до препятствия было не меньше пяти линейных размеров препятствия. При этом возможно некоторое перекрытие секторов соседних видеокамер, все такие зоны дублирования окрашиваются в другой цвет, и позже по ним принимается отдельное решение (изменение положения камеры, изменение самой камеры и т.д.) с целью не допустить большой площади перекрытия сегментов (хотя в данной работе задача минимизации затрат на комплексную

систему видеонаблюдения не рассматривалась). При обходе могут устанавливаться весовые коэффициенты, показывающие приоритетность видеоконтроля того или иного помещения или входа. Они учитываются при очередности установки камер, т.е. если количество камер меньше количества точек установки по алгоритму, то камеры устанавливаются в порядке убывания весовых коэффициентов.

Описанные параметры расстановки видеокамер можно представить в виде алгоритма (рис.4.10).

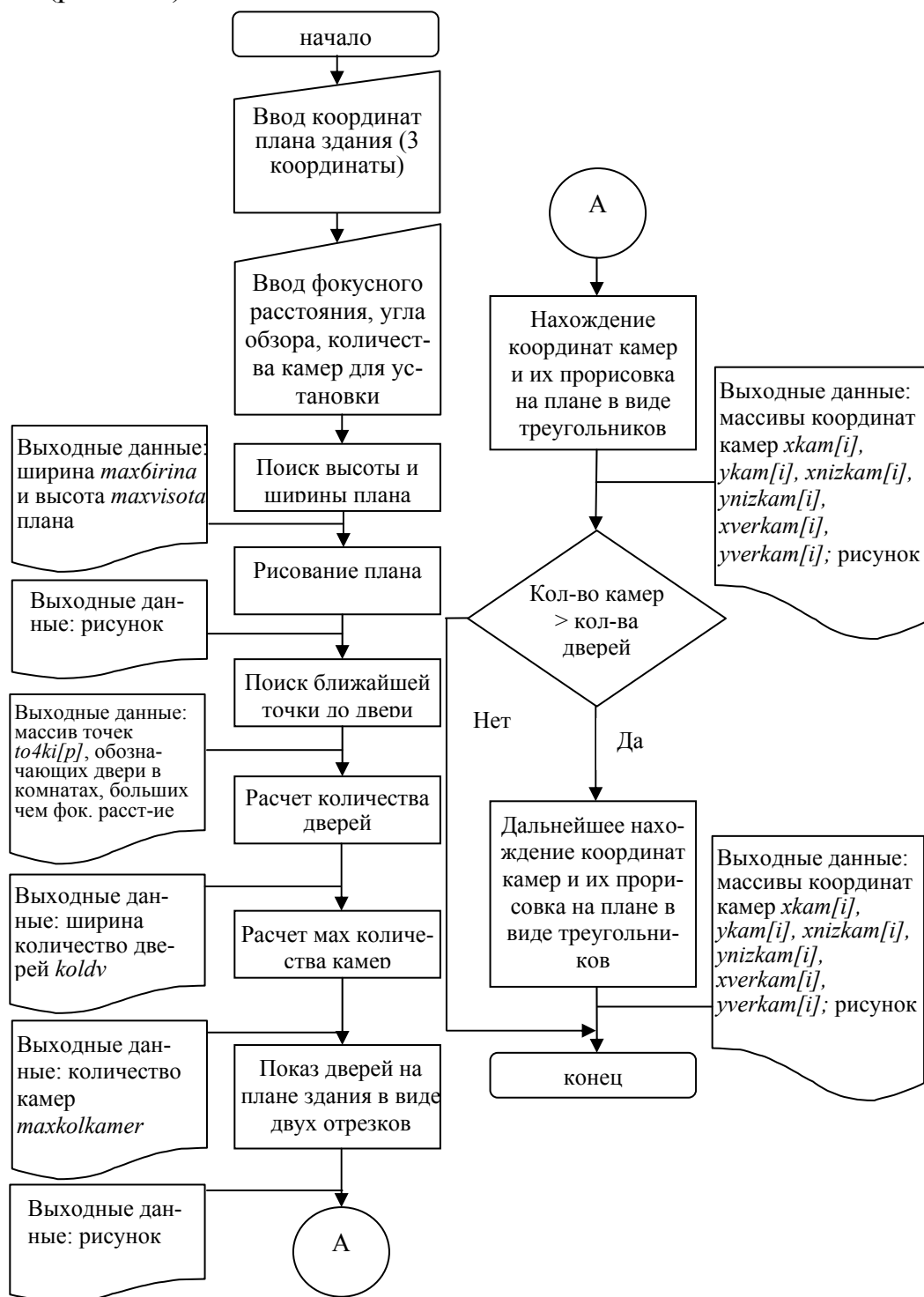


Рис. 4.10. Алгоритм расстановки видеокамер в здании

В качестве примера реализации данного алгоритма рассмотрим здание «народного гаража», построенного в г. Москве на Каширском шоссе.

На рис. 4.11 приведен план расположения основных несущих конструкций в уровне типового этажа, в виде треугольников показаны зоны обзора отдельных камер, причем размещение данных фигур получено путем выполнения первого цикла приведенного на рис. 4.10 алгоритма.

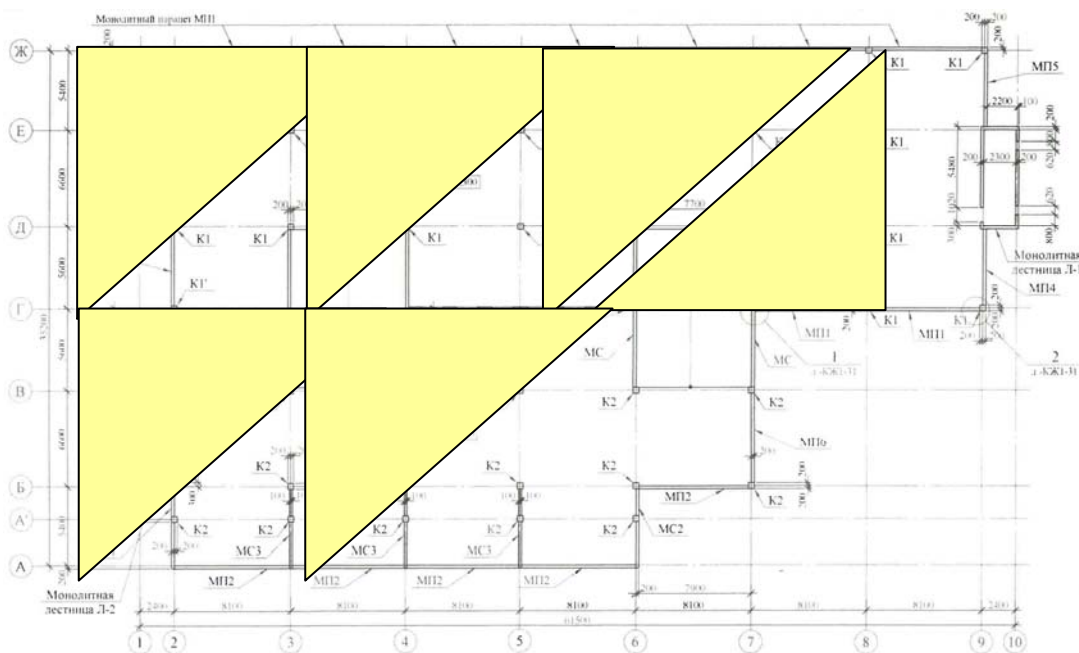


Рис. 4.11. План типового этажа железобетонного автопарковочного комплекса и схема покрытия площади видеокамерами после первой прогонки алгоритма

Для полноценного автоматического ведения движущегося объекта используется следующий алгоритм.

Есть зоны перекрытия между камерами – при попадании объекта сразу в две (или несколько) камеры сравнивается размытие объекта в каждой из них и выбирается та камера, где объект размыт оптимально (то есть, где чувствительность размытия больше порога чувствительности в 5%) – это как для статических, так и для движущихся объектов. Для движущегося объекта, как только его размытие становится очень большим (погрешность велика, то есть чувствительность менее порога чувствительности - 5%), нужно еще определить направление его движения по размытию, сравнивая размытия соседних (или через определенный интервал) кадров, и по этому направлению возможно определение следующей камеры, где должен появиться объ-

ект – для увеличения быстродействия системы, то есть при таком способе не нужно обрабатывать все камеры в поисках объекта и даже не все соседние камеры, а только одну соседнюю. Направление движения определяется по описанному в параграфе 3.1 алгоритму.

4.5. Тестирование алгоритма размещения видеокамер

В данном параграфе делается попытка проанализировать предложенный алгоритм с точки зрения его сложности [3,4], на которую влияет количество входных данных, точек ветвления алгоритма, внутренних процедур, подключаемых библиотек, уровней вложенности вычислений, итераций внутренних и внешних циклов, вид формы предоставления конечных результатов и т.д. Здесь реализуется идея, согласно которой порядок сложности алгоритма зависит только от наиболее быстро возрастающей его ветви, при этом постоянные множители в получаемых выражениях не учитываются. Подобные исследования с применением процедур построения одиночных алгоритмов и их комплексов, которые затем реализуются с помощью ЭВМ, были проведены в работах [5,6] для создания современных мультимедийных интерфейсов человеко-машинного взаимодействия, для реализации прикладного программного комплекса по моделированию процесса распространения продольных и поперечных волн в пластинках после ударного воздействия на них [7]. В приведенных работах, как и в настоящей, алгоритм используется в качестве средства решения конкретной задачи.

Для оценки сложности будем считать, что при прохождении алгоритма выполняется условие с максимальным количеством действий.

Представим исследуемый алгоритм в виде следующих блоков, в каждом из которых учтены имеющиеся математические операции:

- 1) Ввод трех координат для N точек – $O(3N)$.
- 2) Ввод фокусного расстояния, угла обзора, количества камер для установки – $O(k_{\text{okam}}+2)$, что приблизительно равно $O(k)$.
- 3) Поиск высоты и ширины плана – приблизительно $O(2N)$, так как это два последовательных цикла:

4) Рисование плана – один цикл, то есть сложность данного элемента программы - $O(8N+8)$, что приблизительно равно $O(8N)$.

5) Поиск ближайшей точки до двери – здесь количество дверей равно $p/2$, сложность алгоритма $=O(7N)+O(p/2*(2N+2))$.

6) Расчет количества дверей – $O(N)$.

7) Расчет макс количества камер – сложность равняется $O(3)$.

8) Показ дверей на плане здания в виде двух отрезков – $O(20N)$.

9) Нахождение координат камер и их прорисовка на плане в виде треугольников – $O(50N)$

10) Дальнейшее нахождение координат камер и их прорисовка на плане в виде треугольников – $O(k*50N)$ (k – количество камер)

Таким образом, суммарное значение сложности алгоритма, рассчитанное по описанной методике и представляющее собой верхнюю оценку вычислительной сложности равно $O(88N) + O(p/2*(2N+2)) + O(k*50N)$. Здесь p - количество координат, которыми обозначаются двери. Максимально теоретическое p равно общему количеству координат N , а максимальное количество камер k зависит от угла обзора $beta$ и количества дверей $p/2$ и равно: $p/2*360/beta$. Минимальный угол обзора по горизонтали для видеокамер с размером матрицы 1/4" равен $2,444^\circ$. Таким образом, можно записать верхнюю оценку вычислительной сложности как:

$$\begin{aligned} O(88N) + O(p/2*(2N+2)) + O(k*50N) &= O(88N) + O(p/2*(2N+2)) + \\ O(p/2*360/beta*50N) &= O(88N) + O(N^2+N) + O(N/2*360/2,444*50N) = O(88N) + \\ O(N^2+N) + O(3682,5N^2) &\approx O(3683N^2). \end{aligned}$$

Из приведенных оценок отдельных элементов алгоритма видно, какие из них вносят наибольший вклад в конечное значение сложности, согласно этим данным можно выделить процедуры, которые могут быть оптимизированы на этапе тестирования программы.

Полученный алгоритм размещения видеокамер реализован в виде программного приложения, прошедшего тестирование на зданиях и помещениях сложной геометрической формы. Он показывает рабочую схему, используя которую можно автоматизировано построить систему видеомониторинга и контроля для любого здания практически любой сложности, элементы которой будут увязаны между собой с учетом их особенностей и паспортных характеристик.

4.6. Выводы по главе

В последней главе диссертационного исследования была практически реализована и исследована визуализация распознавания движущихся объектов в комплексной автоматизированной системе удаленного мониторинга. Важной частью такого комплекса является система взаимодействия различных компонент программного, технического, математического и информационного обеспечения с пользователями разных уровней для обеспечения такого взаимодействия в главе:

1. Сформулированы правила и разработана методика построения интерфейсов для программных систем мониторинга;

2. На основе предлагаемых правил реализован набор модулей визуализации контролируемого объекта с распознаванием подвижных элементов;

3. Для уменьшения случайной составляющей в факторах, влияющих на распознавание объекта, определение параметров его состояния и поведения в главе разработан алгоритм расположения средств видео- и фотофиксации внутри здания произвольной формы и ведения объекта от одной камеры к другой.

4. Разработана и реализована методика тестирования отдельных модулей программной системы мониторинга, в частности пользовательского интерфейса всей системы (быстродействие), а также алгоритма размещения видеодетекторов (вычислительная сложность). Проведенный анализ показал компоненты, наиболее существенно влияющие на сложность представленных алгоритмов и являющиеся «узким местом» системы, т.е. выявлены компоненты за счет которых в будущем может быть улучшена работа как отдельных модулей, так и всего комплекса в целом.

Достоинством спроектированной системы является возможность ее настраивания практически для любого сооружения и здания с учетом предметной области функционирования предприятия, расположения зон с различным доступом, внешних неуправляемых факторов.

Разработанная система может быть использована для обеспечения безопасности на предприятии, в жилых и общественных зданиях, объектах инфраструктуры и транспорта, т.к. решение проблемы безопасности является одной из важнейших задач государства на ближайшее время.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

1. Исследованы и классифицированы информационные структуры получения и обработки данных и информационные процессы, происходящие в системах удаленного мониторинга и автоматизированных системах контроля, проанализированы существующие методы получения геометрических и кинематических параметров статичных и подвижных объектов.

2. Разработан и апробирован новый метод получения параметров объектов на основе использования методов стереозрения и размытия изображения, который позволяет увеличить точность определения геометрических и кинематических характеристик.

3. Разработан и исследован метод распознавания образов на основе использования размытия изображения по характеристикам объекта, имеющий преимущества по точности и возможности программной реализации, и алгоритм перенастройки фокусного расстояния камеры, необходимый для увеличения границ применимости использования метода размытия объекта на изображении.

4. Разработан и исследован алгоритм размещения фото- и видеокамер и ведения объекта для его устойчивого отслеживания и повышении точности определения параметров его состояния и поведения внутри зданий.

5. Разработана архитектура системы мониторинга и совокупность интерфейсов, удобных для использования в таких комплексных системах, на основе онтологического подхода.

6. Реализован программный комплекс на основе разработанных методов и алгоритмов и информационных структур, который позволяет осуществлять мониторинг зданий, сооружений и общественных мест, а также распознавать объекты различных типов и определять их параметры.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Айдаров Ю.Р. Новый алгоритм анализа протоколов информационной безопасности и оценка его вычислительной сложности. // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика, № 4, 2008. С. 165 – 168.
2. Алпатов Б.А., Балашов О.Е., Шубин Н.Ю. Алгоритм измерения координат движущихся объектов в последовательности изображений // Вестник Рязанского государственного радиотехнического университета. Вып. 34. - Рязань, 2010. – С. 32–36.
3. Алпатов Б.А., Бабаян П.В., Шубин Н.Ю. Алгоритм оценки координат объектов на основе преобразования Радона // Цифровая обработка сигналов. – 2011. – №3. – С. 17-20.
4. Алфимцев А.Н. Автоматическая идентификация экзаменуемого с использованием методов компьютерного зрения //Сб. труд. 12-ой межд. науч.-техн. конф. Системный анализ и информационные технологии SAIT.- Киев, 2010.- С. 401-402.
5. Алфимцев А.Н., Девятков В.В. Интеллектуальные мультимодальные интерфейсы. – Калуга, ООО «Полиграф-Информ», 2011. – 328 с.
6. Алфимцев А.Н., Девятков В.В. Принципы формализации методологии детерминированного проектирования интеллектуального мультимодального интерфейса// Вестник МГТУ им. Н.Э.Баумана. Сер. Приборостроение. 2012. № S. С. 162-178.
7. Артемьева И.Л. Многоуровневые математические модели предметных областей // Искусственный интеллект, Т.4, 2006. С. 85-94.
8. Атанов А.В. Параллельный алгоритм реконструкции двумерных объектов на основе радиальных базисных функций / А.В. Атанов, А.А. Крыловецкий, С.Д. Кургалин // Известия Южного федерального университета. Технические науки. – Таганрог, 2012. – № 6. – С. 195- 198.
9. Атанов А.В. Пространственная реконструкция в системах компьютерного зрения на основе web-камер / А.В. Атанов, А.А. Крыловецкий, С.Д. Кургалин, С.И. Протасов // Вестник Воронежского государственного университета. Сер. Системный анализ и информационные технологии. – Воронеж, 2011. – № 2. – С. 149-153.
10. Атанов А.В. Параллельный алгоритм реконструкции объектов по неупорядоченному набору точек на основе радиальных базисных функций / А.В. Ата-

нов, А.А. Крыловецкий, С.Д. Кургалин // Вестник Воронежского государственного технического университета. – Воронеж, 2012. – Т. 8, № 10-2. – С. 13-15.

11. Атанов А.В. Методы и алгоритмы в задаче восстановления границ объектов по дальнометрическим изображениям // Диссертация на соискание ученой степени кандидата физико-математических наук по специальности 05.13.17. Воронеж. – 2012. – 111с.

12. Безруков В.Н., Медведев А.А., Седов М.О. Анализ характеристик спектра структур внутрикадровой дискретизации сигналов ТВ-22 изображений. // Т-Comm – Телекоммуникации и транспорт. – №5 – 2009 г. – с. 14-17.

13. Безруков В.Н., Романов С.Г., Седов М.О. Адаптивность при сжатии спектра сигналов изображений в системах цифрового телевидения // Электросвязь. – № 3 – 2013 г. – с. 22-26.

14. Быков С.А., Еременко А.В., Гаврилов А.Е., Скакунов В.Н. Адаптация алгоритмов технического зрения для систем управления шагающими машинами / Известия Волгоградского государственного технического университета. 2011. Т. 3. № 10. С. 52-56.

15. Валькман Ю.Р., Книга Ю.Н. Анализ понятия «графический образ» // Тр. Междунар. семинара Диалог'2002 «Компьютерная лингвистика и интеллектуальные технологии». Протвино, 2002. С. 41-52.

16. Васильев В.Р., Волобой А.Г., Вьюкова Н.И., Галактионов В.А. Контекстная визуализация пространственных данных: Препр. ИПМ им. М.В. Келдыша РАН, 2004. № 56. -<http://www.keldvsh.ru/pages/cgraph/articles/dep20/vispp.pdf>

17. Вахитов А.Т., Гуревич Л.С., Павленко Д.В. Обзор алгоритмов стереозрения / Стохастическая оптимизация в информатике. 2008. Т. 4. № 1-1. С. 151-169.

18. Волхонский Г.В. Критерии выбора разрешающей способности в системах теленаблюдения. // PROSystem CCTV, № 2 (38), 2009. – С. 60 – 64.

19. Гаврилова Т.А., Зудилова Е.В. Адаптивный диалог и модель пользователя // Труды международного семинара по компьютерной лингвистике и ее приложениям «Диалог-95». Казань, 1995. - С. 35-36.

20. Галахов Д.И., Гора С.Ю., и др. Алгоритм ассоциативного поиска изображений на основе хаотических последовательностей // Известия Юго-Западного государственного университета №3 (36). – Курск, 2011. – С. 105-107.
21. Ганин А.Н. Сопровождение и распознавание объектов на телевизионных изображениях // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.12.04. Ярославль. – 2013. – 149с.
22. Глотова Т.В. Объектно-ориентированная методология разработки сложных систем. Учебное пособие. - Пенза: Изд-во ПГУ, 2001. - 49 с.
23. Глумов Н.И. Мясников Е.В., Копенков В.Н., Чичева М.А. Метод быстрой корреляции с использованием тернарных шаблонов при распознавании объектов на изображениях // Компьютерная оптика, Т. 32, № 3, 2008. – С. 277 – 282.
24. Голубев М.Н., Шмаглит Л.А., Ганин А.Н. Разработка и анализ системы автоматического распознавания пола людей по изображению лица // XIV Всерос. науч.-техн. конф. «Нейроинформатика–2012». М. 2012. С. 151-159.
25. Гора С.Ю., Довгаль В.М. Метод и инструментальные средства решения задачи сжатия изображений с использованием механизмов хаотической динамики // Ученые записки. Электронный научный журнал Курского государственного университета. № 4-2. –Курск, 2012. – С. 25-28.
26. Гора С.Ю., Довгаль В.М. Об одном подходе к поиску изображений по содержанию // В мире научных открытий. 2013. – №6.1(42). – С. 23-38
27. Гороховатский В.А., Путятин Е.П. Структурное распознавание изображений на основе моделей голосования признаков характерных точек // Реєстрація, зберігання і обробка даних, Т. 10, № 4, 2008. – С. 75-85.
28. Грибова В.В., Клещев А.С. Концепция разработки пользовательского интерфейса на основе онтологии // Вестник ДВО РАН, 2005. №6. – С. 123-128.
29. Грибова В.В., Тарасов А.В. Модель онтологии предметной области «Графический пользовательский интерфейс» // Информатика и системы управления, №1(9), 2005. – С.80-91.
30. Дайнеко М.В., Сизиков В.С. Восстановление смазанных под углом и зашумленных изображений без учета граничных условий // Научно-технич. вестник СПбГУ ИТМО. – 2010. – № 4(68). – С. 28–32.
31. Дайнеко М.В. Реконструкция смазанных и зашумленных изображений методами регуляризации и усечения в технических системах обработки информа-

ции // диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук, СПб: 2011 -148 с.

32. Данилов О. Альтернативные интерфейсы // Компьютерное обозрение 4, 1999. - С. 14-17.

33. Девятериков Е.А., Михайлов Б.Б. Система технического зрения для измерения пути мобильного робота / Механика, управление и информатика. 2012. № 8. С. 219-224.

34. Девятков В.В., Алфимцев А.Н. Распознавание манипулятивных жестов // Вестник МГТУ им. Н.Э. Баумана, Сер. Приборостроение, № 3, 2007. – С. 56 – 75.

35. Девятков В.В., Алфимцев А.Н., Можаяев А.А. Автоматический анализ сцен на аэрокосмических изображениях // Сб. труд. 2-ой межд. науч.-техн. конф. Аэрокосмические технологии.- Москва, 2009.- С. 45-51.

36. Девятков В.В., Алфимцев А.Н. Метод нечеткого распознавания динамических образов // Сб. труд. 2-ой межд. науч.-техн. конф. Аэрокосмические технологии.- Москва, 2009.- С. 45-51.

37. Девятков В.В., Алфимцев А.Н. Система принятия решений на основе распознавания видеосцен // Сб. трудов конференции Искусственный интеллект. Интеллектуальные системы-09 в рамках ИКТМР-09.- Дивноморское, 2009.-С. 15-18.

38. Друки А.А. Система поиска, выделения и распознавания лиц на изображениях // Известия Томского политехнического университета. 2011. Т. 318. № 5. – С. 64 – 70.

39. Желтоухов И.В. Математическое и программное обеспечение гетерогенных распределенных вычислений в режиме реального времени с гибкой структурой интерфейсов // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.11, Воронеж. – 2014. – 191 с.

40. Замотайлов О.В. Задачи распознавания изображений прибора подповерхностной радиолокации на базе мобильной дорожной лаборатории // «Т-Comm – Телекоммуникации и Транспорт» №6, 2010 г. с. – 38-42.

41. Замотайлов О.В. Разработка метода восстановления изображения со специализированных приборов // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.17. Москва. – 2012. – 121с.

42. Зинченко В.П., Моргунов Е.Б. Введение в практическую эргономику. М., МИРЭА, 1990.
43. Зудикова Ю.В., Федяев О.И. Трансформация моделей методологии Gaia в концепты инструментария Zeus // Матеріали І всеукраїнської науково-технічної конференції студентів, аспірантів та молодих вчених – 19-21 травня 2010 р., Донецьк, ДонНТУ. – 2010. – с. 196-200.
44. Иванов А.М. Методические указания по разработке программного обеспечения в рамках дипломного проектирования // М.: МГТУ им. Н.Э.Баумана, кафедра ИУЗ, 2011 – 33 с.
45. Иванова Е.М. Психотехнология изучения человека в трудовой деятельности. -М.: Издательство МГУ, 1992.
46. Кольцов П.П. Оценка размытия изображения. Компьютерная оптика, том 35, №1, 2011. С.95-102.
47. Костюк В.И., Ходаков В.Е. Системы отображения информации и инженерная психология – К.: «Высшая школа», 1977. – 192 с.
48. Коренберг В.М., Щелкунов М.Л., Котюжанский Л.А. Интерактивные системы. Человеко-машинный интерфейс, основанный на распознавании жестов // XVII международная конференция молодых ученых по приоритетным направлениям развития науки и техники: науч. труды XVII междунар. конф. молодых ученых по приоритетным направлениям развития науки и техники. Екатеринбург: ГОУ ВПО «УГТУ-УПИ имени первого Президента России Б.Н. Ельцина», 2010. Ч. 3. С. 27- 34.
49. Котюжанский Л.А. Нейросетевые технологии распознавания сложных образов // Отчетная конференция молодых ученых: науч. труды XI отчетной конф. молодых ученых ГОУ ВПО УГТУ – УПИ: сб. статей. Екатеринбург: ГОУ ВПО УГТУ-УПИ, 2007. Ч 3. С. 223–225
50. Котюжанский Л.А. Вычисление карты глубины стереоизображения на графическом процессоре в реальном времени. / Фундаментальные исследования. 2012. №6. С. 444 – 449.
51. Котюжанский Л.А. Интерфейс бесконтактного управления // Фундаментальные исследования. 2013. 4 (1). С. 44–48.
52. Котюжанский Л.А. Интерфейс бесконтактного человеко-машинного взаимодействия на основе данных сенсора-дальномера // Диссертация на соиска-

ние ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.11. Уфа. – 2014. – 146.

53. Кравченко П.П., Хусаинов Н.Ш., Хаджинов А.А., Погорелов К.В., Шкурко А.Н. Программная система многостороннего обмена аудиовидеоинформацией для использования в системах видеонаблюдения // Информационное противодействие угрозам терроризма, № 1, 2002. – С. 109 – 114.

54. Кривовязь Г., Птенцов С., Конушин А. Алгоритм плотной стереорекострукции на основе контрольных точек и разметки плоскостями // Программные продукты и системы. 2012. Т. 4. С. 236-241.

55. Кривовязь Г.Р. Алгоритмы трехмерной реконструкции по изображениям и данным лазерного сканирования // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.11. Москва. – 2013. – 115с.

56. Кручинин А. Распознавание образов с использованием OpenCV // Материалы блога <http://recog.ru>, 2011. – 171 с.

57. Крыжевич Л. С., Довбня В.Г. Подходы к обработке изображения на основе биортогональных всплесков с компактным носителем // Известия Юго-Западного государственного университета. Серия Управление, вычислительная техника, информатика. Медицинское приборостроение. 2012. №2. Часть 2. С.133-138.

58. Крыжевич Л.С. Снижение спектральной избыточности на основе анализа спектрограмм изображения // Вестник Воронежского государственного университета. Серия: Физика. Математика. 2012. №2. С. 137-145.

59. Крыжевич Л.С. Метод, модели и алгоритмы сжатия растровых изображений на основе биортогональных Wavelet-преобразований // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.01. Курск. – 2013. – 178с.

60. Кудрявцев В.Б., Андреев А.Е. О сложности алгоритмов. // Фундаментальная и прикладная математика, Т.15. № 3. 2010. – С. 135 – 181.

61. Куракин А. В. Распознавание жестов ладони в реальном времени на основе плоских и пространственных скелетных моделей / А. В. Куракин // Информатика и ее применения.— 2012.— Т. 6, № 1.— С. 114–121.

62. Куракин А. В. Распознавание динамических жестов в системе компьютерного зрения на основе медиального представления формы

изображений // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.17. Самара. – 2012. – 108с.

63. Локтев А.А., Залетдинов А.В. Определение точек взаимодействия прямых и отраженных волн в пластинке. // Вестник МГСУ, № 4, 2010. – С. 303 – 308.

64. Локтев Д.А. Влияние технологических режимов нанесения пленок гексаметилдисилазана в плазме ионного разряда на физико-механические свойства терморегулирующих покрытий / Д.А. Локтев, А.А. Савельев, А.Г. Железный // «Технология машиностроения», №4, 2012. - С. 132 - 138. http://www.ic-tm.ru/info/4_17

65. Локтев Д.А. Разработка пользовательского интерфейса комплексной системы видеомониторинга / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев, А.А. Локтев // «Вестник МГСУ», №11, 2012 - М.: МГСУ, 2012. - С. 98-108

66. Локтев Д.А. Моделирование комплексной системы видеомониторинга внутри здания. Часть 1. Алгоритм размещения видеокамер и его программная реализация / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев, А.А. Локтев // «Вестник МГСУ», №5, 2012 - М.: МГСУ, 2012. - С. 84-92

67. Локтев Д.А. Моделирование комплексной системы видеомониторинга внутри здания. Часть 2. Алгоритм распознавания объектов / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев, А.А. Локтев // «Вестник МГСУ», №5, 2012 - М.: МГСУ, 2012. - С. 124-131

68. Локтев Д.А. Исследование и разработка ионно-плазменной технологии и оборудования для управления структурой и физико-механическими свойствами материалов покрытий для космических систем / Д.А. Локтев, А.А. Савельев, А.Г. Железный // «Технология машиностроения», №2, 2011. - С. 27 - 33. http://www.ic-tm.ru/info/4_17

69. Локтев Д.А. Поперечный удар шара по сфере с учетом волны в мишени / Д.А. Локтев, А.А. Локтев // Письма в журнал технической физики. Том 34, В.22, 2008. - С. 21-29

70. Локтев Д.А. Сравнение методологий разработки систем интеллектуального взаимодействия / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев, А.А. Локтев // «Вестник МГСУ», №5 - М.: МГСУ, 2013. - С. 142-151

71. Локтев Д.А. Определения параметров объекта по серии его изображений в комплексной системе мониторинга / Д.А. Локтев // Путь и путевое хозяйство,

№2, 2015. – С.24-28.

72. Локтев Д.А. Определение геометрических параметров объекта с помощью анализа серии его изображений / Д.А. Локтев // Телекоммуникации и транспорт. Т-Comm, №5, 2015. – С. 46-52

73. Локтев Д.А. Определение параметров объекта путем анализа его изображений / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев, А.А. Локтев // 16-ая Международная Конференция DSPA – 2014 Доклады, Т.2, Серия: Цифровая обработка сигналов и ее применение (вып. XVI-2). - М.: ИПУ РАН, 2014. – С. 535-539

74. Локтев Д.А. Измерение расстояния до движущегося объекта с помощью комплексной системы видеомониторинга / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев // Инженерный журнал: наука и инновации, вып.11 (23), 2013. – С. 44-53. <http://engjournal.ru/articles/996/996.pdf>

75. Локтев Д.А. Реализация пользовательского интерфейса системы видеомониторинга на основе онтологического подхода / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев, А.А. Локтев // Вестник МФЮА, №1, - М.: МФЮА, 2013. – С. 87-98. http://www.mfua.ru/about-the-university/science-policy/bulletin-of-the-mfua/vestnik_mfua_1-2013.pdf

76. Локтев Д.А. Оценка сложности алгоритма автоматического расположения видеокамер системы наблюдения / Д.А. Локтев, А.Н. Алфимцев // Электронный журнал «Молодежный научно-технический вестник», М.: МГТУ им. Н.Э. Баумана, №3, 2012. – С. 32-38. <http://sntbul.bmstu.ru/doc/458038.html>

77. Локтев Д.А. Численные и аналитические методы в динамических задачах прикладной механики / Д.А. Локтев, А.А. Локтев // Труды Всероссийской научно-практической конференции «Математика, информатика, естествознание в экономике и обществе», 16-17 ноября 2009. - М.: МФЮА, 2009. – С. 64-69.

78. Локтев Д.А. Использование языка написания сценариев JavaScript для обработки действий пользователя / Д.А.Локтев, А.А. Локтев // Труды Всероссийской научно-практической конференции «Математика, информатика, естествознание в экономике и обществе», 19-20 декабря. - М.: МФЮА, 2007. – С. 79-80.

79. Малашин Р.О. Сопоставление изображений трехмерных сцен с помощью кластеризации сопоставленных локальных признаков посредством преобразования Хафа / Р.О. Малашин // Оптический журнал, том 81, №6, 2014. – С. 34-42.

80. Малашин Р.О. Восстановление силуэта руки в задаче распознавания жестов с помощью адаптивной морфологической фильтрации бинарного изображения / Р.О. Малашин, В.Р. Луцив // Оптический журнал, том 80, №11, 2013. – С. 57-63.
81. Мамаев И. Р. Управление и методы обработки информации при автоматизации извлечения объектов из контейнера с использованием PMD-технологии, Диссертация, Уфа, 2010.
82. Марков А. А., Моделирование информационно-вычислительных процессов. – М.: МГТУ им. Э. Баумана, 1999. – 360 с.
83. Медведева Е.В. Метод выделения контуров в изображении на основе вычисления количества информации / Цифровая обработка сигналов, №3, 2009. - С. 12–15.
84. Медведева Е.В. Сегментация изображений в прикладных телевизионных системах / Е.В. Медведева, Е.Е. Курбатова // Т-Comm. Телекоммуникации и транспорт, №9, 2010. - С.40-42.
85. Меняев М.Ф., Бышовец Б.Д., Пряников И.Ф. Организационно-экономическая часть проектов, направленных на разработку программного обеспечения (Учебное пособие) // М.: МГТУ им. Н. Э. Баумана, факультет «Инженерный бизнес и менеджмент», кафедра «Менеджмент», 2005. – 30 с.
86. Мурыгин К.В. Особенности реализации алгоритма AdaBoost для обнаружения объектов на изображениях // Донецк, «Штучний інтелект» №3, 2009. – С. 573-581.
87. Нагапетян В.Э. Обнаружение пальцев руки в дальностных изображениях // Искусственный интеллект и принятие решений, №1, 2012. – С. 90-95.
88. Нагапетян В.Э. Распознавание жестов ручной азбуки ASL // Вестник Российского университета дружбы народов. Серия: математика, информатика, физика, №2, М.: РУДН, 2013. – С. 105-113.
89. Нагапетян В.Э, Хачумов В.М. Автоматическое преобразование жестов русской ручной азбуки в текстовый вид // Искусственный интеллект и принятие решений, №3, 2013. – С.59-66.
90. Никитин А.Е., Ганин А.Н., Хрящев В.В. Выделение людей на изображениях на основе алгоритма Adaboost // Тез. докл. IX всерос. науч. конф. «Нейро-компьютеры и их применение», 2011. – С. 33.

91. Никитин В.В., Цыцулин А.К. Телевидение в системах физической защиты: Учебное пособие. – СПб., Изд-во СПбГЭТУ «ЛЭТИ», 2001. – 135 с.
92. Охотников, С.А. Линейная фильтрация непрерывных контуров изображений, заданных в комплекснозначном виде / С.А. Охотников, Р.Г. Хафизов // Компьютерная оптика, т. 34, №3, 2010. – С. 408-416.
93. Охотников, С.А. Дискретизация непрерывных контуров изображений, заданных в комплекснозначном виде / С.А. Охотников, Р.Г. Хафизов // Компьютерная оптика, т. 36, №2, 2012. – С. 274-278.
94. Писаревский А.Н. Системы технического зрения. – Л.: Машиностроение, 1988. – 420 с.
95. Пронин С.П. Контроль параметров вибрации объекта по оптическому изображению тест-объекта на экране монитора персонального компьютера / С.П. Пронин и др. // Естественные и технические науки. – М.: Изд-во Спутник+, № 5 (43), 2009. – С. 268-274.
96. Пронин С. П. Теоретические и визуальные экспериментальные исследования изменения контраста в изображении колеблющихся парных штрихов / С. П. Пронин и др. // Ползуновский альманах №2, 2009. – Барнаул: АлтГТУ, 2009. – С. 108-112.
97. Протасов С. И., Крыловецкий А.А., Кургалин С.Д. Об одном подходе к решению задачи ректификации по сцене без калибровки камер / Известия Южного федерального университета. Технические науки, т. 131, № 6, 2012. – С. 144-148.
98. Сапаров А.Ю., Бельтюков А.П. Применение регулярных выражений в распознавании математических текстов // Вестник Удмуртского университета. Сер.1, Математика. Механика. Компьютерные науки. – 2012. – Вып.2. – С.63-73.
99. Сахаров М.В., Колдунов М.Ф., Воробьев А.А., Конюхов М.В. Применение многоцветного лазерного излучателя в системе дистанционного распознавания объектов по их спектральным портретам // Вопросы Электромеханики, т. 118, 2010.
100. Седов М.О. Адаптивное дискретное вейвлет-преобразование // Телекоммуникации и транспорт. Т-Comm, №9, 2012. – С. 127-128.
101. Седов М.О. Разработка методов и устройств сжатия с отдельным преобразованием составляющих спектра сигнала телевизионного изображения //

Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.12.04, Москва, 2013. – 178с.

102. Сергеев Е.А. Выделение движущихся объектов по серии изображения / Е.А. Сергеев // Приборы и управление: Сборник статей молодых ученых, № 7, 2009. – С. 117-121.

103. Сергеев Е.А. Методика оценки геометрических искажений в системах формирования панорамного изображения / Е.А. Сергеев, В.В. Котов // Известия ТулГУ. Технические науки, № 4, ч.1, 2010. – С. 271 – 277.

104. Сергеев Е.А. Обнаружение подвижных объектов методом пространственно-временной фильтрации / Е.А. Сергеев, В.В. Котов // Известия ТулГУ. Технические науки, № 2, 2012. – С. 424 – 427.

105. Сергеев Е.А. Модель формирования изображения подвижного объекта в системе обнаружения движения / Е.А. Сергеев // Известия ТулГУ. Технические науки, № 2, 2012. – С. 428 – 431.

106. Синепол В.С., Цикин И.А. Системы компьютерной видеоконференцсвязи. – М.: ООО "Мобильные коммуникации", 1999.

107. Соколов С.М., Богуславский А.А., Васильев А.И., Трифонов О.В., Назаров В.Г., Фролов Р.С. Мобильный комплекс для оперативного создания и обновления навигационных карт / Известия Южного федерального университета. Технические науки. 2011. Т. 116. № 3. С. 157-166.

108. Тимошенко Д. М. Комбинированный метод детектирования лиц на статических изображениях с применением смеси гауссовых распределений и каскадов Хаара // Вестн. С.-Петерб. ун-та, сер. 10, вып. 4, 2013. – С. 99-104.

109. Тимошенко Д.М., Гришкин В.М. Параллельный алгоритм обучения нейронной сети с машиной опорных векторов в качестве выходного слоя // Системы управления и информационные технологии, №. 2(56), 2014. – С. 75-80.

110. Толкачев Д.С. Повышение точности калибровки внешних параметров видеокамеры // Электронный научный журнал. Инженерный вестник Дона, № 3, 2013. <http://www.ivdon.ru/magazine/archive/n3y2013/1840> (дата обращения: 27.10.2013).

111. Толкачев Д.С. Формирование панорамного изображения с учетом параллакса при известной модели окружающего мира // Электронный научный жур-

нал. Инженерный вестник Дона, № 4, 2013.
<http://ivdon.ru/magazine/archive/n4y2013/1872> (дата обращения: 03.11.2013).

112. Фаворская М.Н. Алгоритмы реализации оценки движения в системах видеонаблюдения / М.Н. Фаворская, А.С. Шилов // Системы управления и информационные технологии / ИПУ РАН, ВГТУ, № 3.3(33), М.-Воронеж, 2008. - с. 408–412.

113. Хафизов Р.Г. Распознавание непрерывных комплекснозначных контуров изображений / Р.Г. Хафизов, С.А. Охотников // Известия вузов. Приборостроение. – Санкт-Петербург, №5, 2012. – С. 3-9.

114. Черномордик И.В. Об одном алгоритме восстановления в задаче распознавания изображения // Вестник Пермского университета. Серия: Математика. Механика. Информатика. В. 4(4), 2010. – С. 50 – 53.

115. Чечель А. О. Захват и покадровая обработка видеосигнала в среде .NET / А. О. Чечель // RSDN Magazine. – М.: К-Пресс, № 2, 2012. – С. 59–66.

116. Чечель А. О. Распознавание образов на основе представления графической информации в виде полевых структур / А. О. Чечель, В. С. Чистов // Труды учебных заведений связи, № 181, 2009. – С. 64–70.

117. Чечель А. О. Трекинг графических объектов, представленных в виде полевых структур / А. О. Чечель // Современное телевидение и радиоэлектроника. Труды 20-й Международной научно-технической конференции. – М.: ФГУП "МКБ Электрон", 2012. – С. 130–133.

118. Чечель А.О. Модель и методы распознавания объектов на изображениях в виде скалярных полей // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.11, Санкт-Петербург, 2013. – 145 с.

119. Шмаглит Л.А., Хрящев В.В., Ганин А.Н., Матвеев Д.В. Распознавание пола человека по выделенной области лица на изображениях// Проектирование и технологии электронных средств, №4, 2011. – С. 36-43.

120. Шубин Н. Ю. Разработка и исследование алгоритмов измерения координат протяжённых объектов для бортовых систем анализа видеоизображений // Диссертация на соискание ученой степени кандидата технических наук по специальности 05.13.01. Рязань, 2012. – 180с.

121. Юсупова Н. И., Вёрн Х., Мамаев И. Р. Программное обеспечение для решения задачи извлечения деталей из контейнера с использованием технологии PMD, Уфа: Угату, т. 14, № 1 (36), 2010. – С. 148 – 153.
122. Abbott A.L., Ahuja N. Surface reconstruction by dynamic integration of focus, camera vergence and stereo // *Proc. 2nd ICCV*, Tampa, FL., - 1988. P. 532-543
123. Adam D., Nissan S. B., Friedman Z., Behar V. The Combined Effect of spatial compounding and nonlinear Filtering on the Speckle Reduction in Ultrasound Images // *Ultrasonic*, 44, 2006, P.166-181.
124. Akimov D., Vatolin D., Smirnov M. Single-Image Depth Map Estimation Using Blur Information // 21st GraphiCon International Conference on Computer Graphics and Vision, 2011. – P.12-15.
125. Alpem M. The position of the eyes during prism vergence // *American Journal of Ophthalmology*, V. 57, 1957. – P.345-353.
126. Amisha H. Somaiya. High speed automatic depth map generation for 3D television // *European Scientific Journal* December edition. 2012. V.8, No.30, P.127-142.
127. Bardram J., Collaboration, Coordination, and Computer Support: an activity theoretical approach to the design of Computer Supported Cooperative Work // Ph.D. thesis, University of Aarhus, 1998. – 84 p.
128. Beder Chr., Bartczak B. and Koch R. A Comparison of PMD-Cameras and Stereo-Vision for the Task of Surface Reconstruction using Patchlets // *Computer Vision and Pattern Recognition*, IEEE, 2007. – P. 1-8.
129. Bender C., Denker K., Friedrich M., Hirt K., and Umlauf G. A Hand-Held Laser Scanner Based On Multi-Camera Stereo-Matching // *Proceedings of IRTG 1131 - Visualization of Large and Unstructured Data Sets Workshop*, 2011. – P. 123-133.
130. Bordini R. H., Dastani M., Dix J. and El Fallah Seghrouchni A. Multi-Agent Programming: Languages, Platforms and Applications// *Multiagent Systems, Artificial Societies, and Simulated Organizations*, vol.15, Springer, Berlin, 2005.
131. Bouma H., Dijk J. and van Eekeren A.W.M. Precise local blur estimation based on the first-order derivative // *SPIE Defense, Security, and Sensing*, 839904-839904-8, 2012.
132. Brazier F., Jonker C., Treur J. Principles of Component-Based Design of Intelligent Agents // *Data and Knowledge Engineering*. № 41, 2002. – P. 1—27.

133. DeLoach S.A., Wood M.W., Sparkman C.H. Multiagent Systems Engineering// International Journal of Software Engineering and Knowledge Engineering, vol. 11, No. 3, 2001. – P. 231-258.
134. Deschenes F., Ziou D., Fuchs P. Enhanced Depth from Defocus Estimation: Tolerance to Spatial Displacements // *Rapport technique*, no. 256, Sherbrooke, Qc, Canada, Université de Sherbrooke, 2000. – P. 34-42.
135. Deutsch B., GrĖaЯl C., Bajramovic F., Denzler J. A comparative evaluation of template and histogram based 2D tracking algorithms // In DAGM-Symposium, 2005. – P. 269–276.
136. Devyatkov V., Alfimtsev A. Human-Computer Interaction in Games Using Computer Vision Techniques // IGI Global: Hershey, USA. Ch. 10. 2011. – P. 146-167.
137. Elder J.H. and Zucker S.W. Local Scale Control for Edge Detection and Blur Estimation // IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, V. 20, N.7, 1998. – P. 120-127.
138. Ganin A.N., Priorov A.L. Quantization of wavelet coefficients // Proc. of 1st IEEE Int. Conf. on Circuits and Systems for Communications (ICCSC'02). St. Petersburg, 2002. – P. 202-205.
139. Gaspar T., Oliveira P. New Dynamic Estimation of Depth from Focus in Active Vision Systems // Preprints of the 18th IFAC World Congress Milano (Italy) August 28, September 2, 2011. – P. 9470 – 9475.
140. Gil P., Pomares J., Torres F. Analysis and Adaptation of Integration Time in PMD Camera for Visual Servoing // International Conference On Pattern Recognition, 2010. – P. 311-315.
141. Gould E., Verenikina I., Hasan H. Activity Theory as a Basis for the Design of a Web Based System of Inquiry for World War 1 Data // II Proceedings of the 23rd Information Systems Research Seminar in Scandinavia, 1992. – P. 761-770.
142. Harris C., Stephens M. A combined corner and edge detector// Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference, 1988. – P. 147–151.
143. Hahne U., Real-Time Depth Imaging // Tu Berlin, Fakultät Iv, Computer Graphics, 2012. – 108 p.
144. Held R.T., Cooper E.A. and Banks M. S. Blur and Disparity Are Complementary Cues to Depth // Current Biology, V. 22, 2012. – P. 426-431.

145. Horii A. The focusing mechanism in the KTH head-eye system // Technical report 105, Royal Institute of Technology, Computational Vision and Active Perception Laboratory, Stockholm. 1992.
146. Hu H., Haan G. Low Cost Robust Blur Estimator // Proceedings IEEE International Conference on Image Processing, Atlanta, 2006. – P. 617-620.
147. Huber P.J. Robust estimation of a location parameter// Annals of Statistics, 35, 1964. – P. 73–101.
148. Jiwani M.A., Dandare S.N. Single Image Fog Removal Using Depth Estimation Based on Blur Estimation // International Journal of Scientific and Research Publications, V. 3, N. 6, 2013. – P. 1-6.
149. Kaptelinin V. Activity Theory: Implications for Human-Computer Interaction. In B. Nardi (Ed.), Context and Consciousness: Activity Theory and Human-Computer Interaction. Cambridge (MA), MIT Press, 1996. – P. 103-116.
150. Khryashchev V., Ganin A., Golubev M., Shmaglit L. Audience analysis system on the basis of face detection, tracking and classification techniques // Proc. International MultiConference of Engineers and Computer Scientists 2013. Hong Kong. V. 1, 2013. – P. 446-450.
151. Kraft H., Frey J., Moeller T., Albrecht M., Grothof M., Schink B., Hess H. 3D-camera of high 3D-frame rate, depth-resolution and background light elimination based on improved PMD (photonic mixer device)-technologies // In OPTO, 2004. – P.45-49.
152. Konstantinova P., Adam D., Angelova D. and Behar V. Contour Determination in Ultrasound Medical Images Using Interacting Multiple Mode Probabilistic Data erlag // LNCS 4310, 2007. – P. 628-636.
153. Kowdle A., Snavely N., Chen T. Recovering depth of a dynamic scene using real world motion prior. CVPR, 2011. – P. 14-20.
154. Kuhnert K.-D., Langer M., Stommel M. and Kolb A. Dynamic 3D-Vision // Vision Systems: Applications, June 2007. – P.311-334
155. Langmann B., Hartmann K. and Loffeld O. Depth Camera Technology Comparison and Performance Evaluation // In Proceedings of the 1st International Conference on Pattern Recognition Applications and Methods, 2012. – P. 438-444.
156. Langley P. User modeling in adaptive interfaces // Proc. of the Seventh Intern.Conf on User Modeling. 1997. – P. 357-370.

157. Lelegard L., Vallet B., Bredif M. Multiscale Haar transform for blur estimation from a set of images // International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Science, Munich, Germany, October 5-7, 2011. – P. 65 – 70.
158. Levin A., Fergus R., Durand Fr., Freeman W. T. Image and Depth from a Conventional Camera with a Coded Aperture// ACM Transactions on Graphics, V. 26, N. 3, Article 70, 2007. – P. 124-132.
159. Lin H.-Y., Chang C.-H. Depth from motion and defocus blur // Optical Engineering V. 45(12), N127201, December 2006. – P. 1-12.
160. Lin H.-Y. and Gu K.-D. Depth Recovery Using Defocus Blur at Infinity // Proceeding ICPR08 N.(1-4). IEEE via DOI 0812. 2008. – P. 124-130.
161. Lin H.-Y., Li K.-J., Chang C.-H. Vehicle speed detection from a single motion blurred image // Image and Vision Computing. N. 26, 2008. – P. 1327–1337.
162. Lindner M. and Kolb A. Calibration Of The Intensity-Related Distance Error Of The Pmd Tof-Camera // In Proceedings of Spie, Intelligent Robots and Computer Vision, Boston, MA, USA, 2007; Vol. 6764. – P. 56-64.
163. Litomisky K. Consumer RGB-D Cameras and their Applications. University of California, Riverside, Spring. 2012. – 20 p.
164. Liu R., Li Zh., Jia J. Image Partial Blur Detection and Classification // Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, 2008. – P. 1-8.
165. Losch S. Depth from Blur Combining Image Deblurring and Depth Estimation // Bachelor's Thesis, 2009. – 74 p.
166. Lucas B.D., Kanade T. An iterative image registration technique with an application to stereo vision // Proc. of Imaging Understanding Workshop, 1981. – P. 121-130.
167. Malashin, R. Application of structural methods for stereo depth map improvement / R. Malashin, M. Peterson, V. Lutsiv // Proceedings of International Topical Meeting on Optical Sensing and Artificial Vision, 2013. – P. 27-33.
168. Mather G. The use of image blur as a depth cue // Perception, V. 26, 1997. – P. 1147-1158.
169. Mayer R.J. et al. Information integration for concurrent engineering compendium of methods report. Ohio: Wright-Patterson Air Force Base, 1995. – P. 108.

170. Mikolajczyk K., Schmid C. An affine invariant interest point detector// In Proceedings of the 8th International Conference on Computer Vision, Vancouver, Canada, 2002.
171. Mizotin M., Krivovyaz G., Velizhev A., Chernyavskiy A., Sechin A. Robust matching of aerial images with low overlap // International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences, V.38. N3A, 2010. – P. 13-18.
172. Muckler F.A. The human-computer interface: the past 35 years and the next 35 years // Cognitive engineering in the design of human-computer interaction and expert systems. Amsterdam, Elsevier Science Publishers B.V., 1987. – 242 p.
173. Muljowidodo K., Rasyid M.A., Sapto A. N., Budiyo A. Vision based distance measurement system using single laser pointer design for underwater vehicle // Indian J Mar Sci., V. 38(3), 2009. – P. 324-331.
174. Nagata T. et al. Depth Perception from Image Defocus in a Jumping Spider // Science, V. 335, N.469, 2012. – P.469-471.
175. Nardi B. Some Reflections on the Application of Activity Theory // Context and Consciousness: Activity Theory and Human-Computer Interaction. Cambridge (MA), MIT Press, 1996. – P.122-127.
176. Nayar S.K., Nakagawa Y. Shape from Focus: An Effective Approach for Rough Surfaces // Proceeding CRA90, 1990. – P.218-225.
177. Newell A., Simon H. Human Problem Solving // Prentice-Hall, Englewood Cliffs, New York, 1972. – 159 p.
178. Oliveira J. P. A., Figueiredo M. A. T., and Bioucas-Dias J. M. Blind Estimation of Motion Blur Parameters For Image Deconvolution // Proceeding IbPRIA'07. 2007. – P. 604-611.
179. Pahlavan K. Uhlin T. and Eklund J.-O. Dynamic fixation and active perception // International Journal of Computer Vision, V. 17(2), 1996. – P. 113-135.
180. Pentland A.P. A New Sense for Depth of Field // Proc. Intl. Joint Conf. Artificial Intelligence, Los Angeles, 1985. – P.988-994.
181. Piérard S., Leens J., Van Droogenbroeck M. Real-time processing of depth and color video streams to improve the reliability of depth maps // Proceeding of the conference Engineering, computing & technology : Electrical & electronics engineering, 2009. – P. 1-4.

182. Puerta A.R. Issues in Automatic Generation of User Interfaces in Model- Based Systems // Computer-Aided Design of User Interfaces, ed. by Jean Vanderdonckt. Presses Universitaires de Namur, Namur, Belgium, 1996. – P. 323-325.
183. C. Rabe, C. Volmer, and U. Franke. Kalman filter based detection of obstacles and lane boundary // In Autonome Mobile Systeme, V. 19, 2005. – P.51–58.
184. Rajabzadeh, T.; Vahedian, A.; Pourreza, H.R. Static Object Depth Estimation Using Defocus Blur Levels Features // The 6th Int. Conf. on Wireless Communications, Networking and Mobile Computing (WiCOM2010); China; Sep. 23-25; 2010. – P. 139-145.
185. Rajagopalan A.N. and Chaudhuri S. An MRF Model-Based Approach to Simultaneous Recovery of Depth and Restoration from Defocused Images // Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, V. 21, N.7, 1999. – P.577-589.
186. Reulke R., Combination Of Distance Data With High Resolution Images // Image Engineering and Vision Metrology (IEVM), 2006. – P. 86-92.
187. Ringbeck T., Moller T., and Hagebeuker B. Multidimensional measurement by using 3-D PMD sensors // Adv. Radio Sci., N.5. 2007. – P. 135–146.
188. Robinson Ph., Roodt Yu. and Nel A. Gaussian blur identification using scale-space theory // Faculty of Engineering and Built Environment University of Johannesburg, South Africa, 2007. – P. 68-73.
189. Rooms F., Pizurica A., Philips W. Estimating image blur in the wavelet domain // Proc. of the Fifth Asian Conference on Computer Vision (ACCV), Jan 22-25 2002, Melbourne, Australia, 2002. – P. 210–215
190. Rosten E., Drummond T. Machine learning for high speed corner detection// Proceedings of the 9th European Conference on Computer Vision, vol. 1, 2006. – P. 430–443.
191. Schechner Y.Y., Kiryati N. Depth from Defocus vs. Stereo: How Different Really Are They? // International Journal of Computer Vision, V.39(2), 2000. – P. 141–162.
192. Schiller I., Beder Ch. and Koch R. Calibration Of A PMD-Camera Using A Planar Calibration Pattern Together With A Multi-Camera Setup // Proceedings of ISPRS Archives, Beijing, China, Volume XXXVII, part B5, 2008. – P. 297-302.
193. Singh S. and West J., Cyclone: A Laser Scanner For Mobile Robot Navigation // Technical Report CMU-RI-TR-91-18, The Robotics Institute, Carnegie Mellon

University. 1991. – 64 p. http://www.ri.cmu.edu/pub_files/pub3/singh_sanjiv_1991_2/singh_sanjiv_1991_2.pdf.

194. Sizikov V. S., Rimskikh M. V., and Mirdzhamolov R. K. Reconstructing blurred noisy images without using boundary conditions // *Journal of Optical Technology*, V. 76, N. 5, 2009. – P. 279–285.

195. Smirnov E. A., Timoshenko D. M., Andrianov S. N. Comparison of Regularization Methods for ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks // *AASRI Procedia. 2nd AASRI Conference on Computational Intelligence and Bioinformatics*, V. 6, 2014. – P. 89–94.

196. SR-4000 and CamCube3.0 Time of Flight (ToF) Cameras: Tests and Comparison // *Remote Sens.*, N.4, 2012. – P. 1069-1089.

197. Subbarao M. On the Depth Information in the Point Spread Function of a Defocused Optical System // *Tech. Report No. 90.02.07, Computer Vision Laboratory, Dept. of Electrical Engineering, State University of New York, Stony Brook, NY 11794-2350*, 1999. – P. 1-15.

198. Subbarao M., Yuan T., Tyan J.K. Integration of Defocus and Focus Analysis with Stereo for 3D Shape Recovery // *Proceedings of SPIE Conference on ThreeDimensional Imaging and Laser-Based Systems for Metrology and Inspection III*, V. 3204, Pittsburgh PA, 1997. – P. 214-219.

199. Sun Z., Bebis G., and Miller R. On-road vehicle detection using optical sensors: A review // *Proceeding of the IEEE International Conference on Intelligent Transportation Systems*, V.6, 2004. – P. 125 – 137.

200. Swadzba A.A. Estimation of Camera Motion from Depth Image Sequences // *Diplomarbeit im Fach Informatik*, 2006. – 108 p.

201. Timoshenko D. M., Grishkin V. M., Smirnov E. A. Effective false positive reduction in multilevel face detection system using convolutional neural networks // *Computer Technologies in Physical and Engineering Applications (ICCTPEA)*, 2014. – P. 187.

202. Veerender R.B., Acharya K.L.N., Srinivas J., Mohan D. Depth Estimation Using Blur Estimation in Video // *International Journal of Electronics and Computer Science Engineering*, V. 1, N. 4, 2013. – P.2350-2354.

203. Viola P. Robust real-time object detection / Paul Viola and Michael J. Jones. // *Proc. of IEEE Workshop on Statistical and Computational Theories of Vision*, 2001. – P. 126-132.

204. Vygolov O.V., Zheltov S.Yu, Vizil'ter Yu.V. Mobile robot stereovision system for real-time obstacle detection / Механика, управление и информатика, № 6, 2011. – С. 202-215.
205. Wang J., Barkowsky M., Ricordel V. and Le Callet P. Clarifying how defocus blur and disparity affect the perceived depth // Proceeding of the SIFWICT 2011, May 19 - 20, Nantes, France, 2011. – P. 156 – 162.
206. Wang H., Cao F., Fang Sh., Yang Cao, Fang Ch. Effective Improvement for Depth Estimated Based on Defocus Images // Journal of computers, V. 8, N. 4, April 2013. – P.888-894.
207. Wedel A., Franke U., Klappstein J., Brox T., Cremers D. Realtime depth estimation and obstacle detection from monocular video // Proceeding of the DAGM, LNCS 4174, 2006. – P.475-484.
208. Wiedemann M., Sauer M., Driewer F., Schilling K. Analysis and characterization of the PMD camera for application in mobile robotics // Proceedings of the 17th World Congress The International Federation of Automatic Control Seoul, Korea, July 6-11, 2008. – P. 46-51.
209. Zaman T. Depth Estimation from Blur Estimation. <http://www.timzaman.com>, 2012.
210. Zhou T., Chen J.X. and Pullen M. Accurate Depth of Field Simulation in Real Time // Computer graphics forum, V. 26, N. 1, 2007. – P. 15–23.
211. Zhu X., Cohen Sc., Schiller St. and Fellow P.M. Estimating Spatially Varying Defocus Blur from a Single Image // IEEE Transactions on Image Processing (TIP), V. 22, N. 12, Dec 2013. – P. 216-223.
212. Zhuo S., Sim T. Defocus Map Estimation from a Single Image // Pattern Recognition, V. 44(9), 2011. – P. 1852–1858.