

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«УЛЬЯНОВСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»

На правах рукописи

Абдулкадим Хуссейн Абдуламир

**РАЗРАБОТКА И МОДЕЛИРОВАНИЕ УСТРОЙСТВ ОПРЕДЕЛЕНИЯ
КООРДИНАТ АВТОНОМНЫХ АППАРАТОВ НА ОСНОВЕ ОБРАБОТКИ
ПОСЛЕДОВАТЕЛЬНОСТЕЙ ИЗОБРАЖЕНИЙ**

Специальности:

05.13.05 «Элементы и устройства вычислительной техники и систем управления»
05.13.18 «Математическое моделирование, численные методы и комплексы программ»

Д и с с е р т а ц и я
на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научные руководители —

доктор технических наук, профессор

Васильев Константин Константинович,

кандидат технических наук, доцент

Дементьев Виталий Евгеньевич

Ульяновск — 2017

СОДЕРЖАНИЕ

Наименование раздела	Стр.
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ.....	4
ВВЕДЕНИЕ.....	5
 Глава 1. ОБЗОР МЕТОДОВ И УСТРОЙСТВ НАВИГАЦИИ	
АВТОНОМНЫХ АППАРАТОВ.....	12
1.1. Постановка задачи.....	12
1.2. Известные методы к навигации и обоснование необходимости разработки «датчика перемещения».....	12
1.3. Обзор существующих пространственных дальномеров.....	15
1.4. Совмещение изображений.....	18
1.5. Модели пространственно-временных деформаций и оценка параметров движения.....	21
1.6. Оценивание сдвига, поворота и масштаба в паре изображений.....	25
1.7. Выводы.....	30
 Глава 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ОЦЕНИВАНИЯ	
КООРДИНАТ АВТОНОМНОГО АППАРАТА.....	32
2.1. Постановка задачи.....	32
2.2. Устройство регистрации изображений "Microsoft Kinect".....	33
2.3. Алгоритмы оценки параметров движения между изображениями.....	36
2.4. Обнаружение объектов на изображении.....	46
2.5. Оценка координат объектов с помощью псевдоградиентных алгоритмов.....	50
2.6. Алгоритмы оценивания траектории аппарата.....	56
2.7. Выводы.....	62
 Глава 3. АНАЛИЗ ТОЧНОСТИ УСТРОЙСТВА ОЦЕНИВАНИЯ	
КООРДИНАТ.....	65
3.1. Постановка задачи.....	65
3.2. Анализ псевдоградиентных алгоритмов оценивания параметров смещений в последовательности изображений.....	66
3.3. Анализ алгоритмов обработки данных пространственного инфракрасного дальмера Kinect.....	75
3.4. Использование гистограммных методов для обнаружения объектов.....	81
3.5. Анализ оценивания сферических координат объектов.....	82
3.6. Анализ алгоритмов оценивания траектории аппарата.....	84

3.7. Анализ алгоритмы оценки координат камеры и объектов.....	96
3.7.3. Статистическая оценка ошибок.....	113
3.8. Выводы.....	114

Глава 4. РАЗРАБОТКА ЭЛЕМЕНТОВ СИСТЕМЫ

АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ

ПО ЗАДАННОЙ ТРАЕКТОРИИ.....	116
4.1. Постановка задачи.....	116
4.2. Разработка программных средств «датчика перемещения» и среды для его моделирования.....	118
4.3. Разработка аппаратных средств «датчика перемещения».....	126
4.4. Выводы.....	131
ЗАКЛЮЧЕНИЕ.....	133
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	135

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ

БПЛА	Беспилотный летательный аппарат
ИНС	Инерциальная навигационная система
ПД	Пространственная деформация
СП	Случайное поле
1D POC	1-Dimension Phase-Only Correlation
API	Application Programming Interface
BMA	Block Matching Algorithms
BSIR	Blur And Similarity Transform Invariant Registration
CLR	Common Language Runtime
FPGA	Field-Programmable Gate Array
FMT	Fourier - Mellin Transform
GPS	Global Positioning System
GUI	Graphical User Interface
GL	Graphics Library
HD	High Definition Resolution
HT	Hough Transformation
POC	Phase-Only Correlation
RT	Radon Transformation
SBC	Single-Board Computer (Одноплатный компьютер)
SSD	Solid-State Drive
BIPC	The Blur Invariant Phase Correlation
WPF	Windows Presentation Foundation

ВВЕДЕНИЕ

С каждым годом все шире применяются разнообразные роботизированные автономные мобильные платформы, особенно беспилотные летательные и подводные аппараты. Для обеспечения управления такими аппаратами при движении по заданной траектории необходимо обеспечить с высокой точностью автономное определение вектора изменяющихся координат. Основой местоопределения в отсутствии доступа к спутниковой информации является применение инерциальных навигационных систем (ИНС). Однако при малых допустимых размерах и весе ИНС нарастающие во времени ошибки существенно ограничивают пространство возможного использования мобильных роботов. Поэтому становятся крайне важными любые дополнительные данные о местоположении, которые могли бы повысить точность определения координат при комплексировании с ИНС. Такими данными, в частности, могут быть последовательности изображений окружающей территории, наблюдаемой с помощью автономных средств. При этом необходимо по разнице между изображениями в такой последовательности определять относительное перемещение мобильной платформы. Учитывая изменение угла наблюдения, яркости и вида каждого из последующих изображений, становится ясно, что извлечение навигационной информации является достаточно сложной задачей. Создание методов и алгоритмов оценки изменяющихся параметров пространственных деформаций рассматривалось в работах ряда российских и зарубежных исследователей, среди которых следует особо выделить труды Васильева К.К., Киричука В.С., Крашенинникова В.Р., Ташлинского А.Г., Хуанга Т. (Huang T.S.), Нетравали А. (Netravali A.N.) и Робинса Д. (Robbins J.D.). Однако практически отсутствуют работы, посвященные применению методов обработки изображений применительно к решению задачи местоопределения автономных аппаратов.

Таким образом, существует актуальная научная задача повышения эффективности управления автономными аппаратами на основе дополнительной

информации с датчика перемещения аппарата, включающего бортовые системы технического зрения и процессор для определения параметров изображений окружающей обстановки.

Диссертационное исследование соответствует направлению «Информационно-телекоммуникационные системы» из списка приоритетных направлений развития науки, технологий и техники в Российской Федерации, а также соответствует направлению **Информационно-навигационные системы** из перечня критических технологий Российской Федерации.

Целью диссертационной работы является повышение точности устройства управления автономных аппаратов за счет информации с предлагаемого датчика перемещения, включающего источник и систему обработки последовательности изображений.

Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие **задачи диссертационной работы**.

1. На основе анализа существующих бортовых средств получения последовательностей изображений и методов определения их параметров предложить принцип действия датчика перемещения для системы автоматического управления движением автономного аппарата.
2. Разработать и исследовать алгоритмы оценки координат и параметров смещения объектов, наблюдаемых в последовательностях изображений, а также алгоритмы оценивания собственных изменяющихся координат по результатам обработки изображений.
3. Проанализировать структуру системы управления движением по заданной траектории, включающей новый датчик перемещения, позволяющий определять изменение вектора состояния аппарата по результатам обработки последовательностей наблюдаемых изображений.
4. Провести анализ возможностей применения создаваемых электронных карт местности для определения абсолютных координат аппарата на базе новых

математических моделей последовательностей изображений городской застройки.

5. Разработать аппаратно-программный комплекс определения местоположения в виде отдельного элемента – «датчика перемещения», входящего в систему автоматического управления движением автономного аппарата.
6. Создать комплекс программ для моделирования системы управления аппаратом в виртуальном пространстве и оценки эффективности найденных алгоритмов в различных условиях.

Методы исследований

При решении поставленных задач в диссертационной работе использовались методы вычислительной математики, математической статистики, численной аппроксимации функций и статистических испытаний. Для реализации и моделирования предложенных алгоритмов применялись средства современной информатики и вычислительной техники, включая среду программирования Visual Studio, а также программные средства работы с графическими изображениями.

Научная новизна результатов

1. Предложен принцип действия датчика перемещения для системы управления автономного аппарата на основе обработки последовательностей изображений окружающей среды, полученных с помощью пространственного дальномера.
2. С применением численных псевдоградиентных методов разработаны быстрые алгоритмы обработки последовательности изображений для решения задач навигации автономного аппарата в реальном масштабе времени с помощью бортового компьютера.
3. Разработаны и проанализированы алгоритмы оценивания траектории автономного аппарата с помощью обработки изображений, полученных с пространственного дальномера, с учетом реальных погрешностей, возникающих при его использовании.

4. С помощью математического моделирования и реальных экспериментов проведен анализ эффективности применения предложенного датчика перемещения на борту автономного аппарата.
5. Предложены математические модели последовательностей изображений техногенных зон, позволяющие осуществить анализ эффективности алгоритмов местоопределения на основе электронных карт местности.
6. Разработан комплекс программ для моделирования системы управления аппаратом с предложенным датчиком перемещения в виртуальном пространстве и оценки погрешностей местоопределения в различных условиях.

Практическая ценность диссертационной работы заключается в следующем:

Предложенный датчик перемещения могут быть непосредственно использованы для улучшения оценки местоположения автономного аппарата как автономно, так и при комплексировании с данными ИНС или спутниковых навигационных систем. Разработанные комплексы программ позволяют проектировать системы управления движением автономного аппарата и обеспечивают возможности моделирования и обработки потока данных пространственного дальномера.

Апробация работы

Основные результаты работы обсуждались, получили положительную оценку, включая дипломы за лучший доклад:

- на Международных конференциях: «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий- REDS» (Москва, 2015, 2016);
- на Всероссийских конференциях: «Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем» (Ульяновск, 2013, 2015);

- на «X1Y Национальной конференции по искусственному интеллекту с международным участием – КИИ», (Казань, 2014);
- на научно-технических конференциях профессорско-преподавательского состава УлГТУ 2013-2016 гг.

Реализация результатов работы.

Алгоритмы оценивания навигационных параметров и предложенная система навигации в режиме реального времени могут быть использованы для решения задач навигации автономных летательных аппаратов.

Публикация результатов работы

По теме диссертации опубликовано 11 работ, в том числе 3 работы, в изданиях, включенных в перечень ВАК, 8 работ в трудах и материалах международных и всероссийских сессий и конференций.

Структура и объем работы

Основное содержание диссертационной работы изложено на 150 страницах машинописного текста, содержит 125 рисунков, 1 таблицу и состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 122 наименований.

В первой главе проведен обзор методов и устройств навигации автономных аппаратов, алгоритмов оценивания параметров движения с помощью обработки последовательности изображений, сформулированы основные задачи исследований диссертационной работы.

Во второй главе рассмотрены основные задачи работы, дано описание контроллера Microsoft Kinect и получаемых с его помощью данных, разработан способ регистрации изображений на основе полученных контроллером данных, разработаны алгоритмы оценки траектории летательного аппарата на основе последовательности изображения, разработан метод обнаружения объектов на

изображениях, разработаны алгоритмы оценки координат камеры и окружающих ее объектов.

Третья глава содержит результаты анализа найденных алгоритмов, а именно анализ результатов обработки последовательностей моделированных изображений различных объектов, анализ результатов обработки последовательности реальных изображений полученных от контроллера Kinect, анализ результатов поиска и идентификации объектов на изображениях, анализ результатов алгоритмов оценки сферических координат, анализ алгоритмов, разработанных для оценки траектории летательного аппарата при том или ином распределении объектов в окружающей среде, анализ алгоритмов, разработанных для оценки координат автономного аппарата.

Четвертая глава содержит описание разработанного элемента системы управления – «датчика перемещения», включая разработку его аппаратных и программных средств.

На защиту выносятся:

1. Структура, принцип действия, технические характеристики элемента системы автоматического управления автономным аппаратом – датчика перемещения, позволяющего обеспечить работу в режиме реального времени и получить погрешности местоопределения порядка 0,3-4,6 метра при длительных наблюдениях.
2. Алгоритмы оценивания перемещения автономного аппарата в режиме реального времени по результатам межкадровой обработки изображений с помощью псевдоградиентных алгоритмов оценивания деформаций.
3. Предложенные оценки координат по нескольким наблюдаемым объектам, позволяющие формировать гибкие решения для определения положения автономного аппарата и объектов в динамической среде и повысить точность местоопределения до 20-50 %.

4. Новые математические модели изображений техногенных объектов для построения электронной карты местности и моделирования устройств автоматического управления движением аппарата по заданной траектории.
5. Комплекс программ для моделирования автоматической системы управления движением мобильной платформы с автономным датчиком ее перемещения, позволяющий получить оценки погрешностей управления в разнообразных условиях.
6. Результаты исследования особенностей функционирования датчика перемещения в системах автоматического управления автономными аппаратами.

ГЛАВА 1. ОБЗОР МЕТОДОВ И УСТРОЙСТВ НАВИГАЦИИ АВТОНОМНЫХ АППАРАТОВ

1.1. Постановка задачи

В настоящее время существует большое количество различных подходов к решению задачи местоопределения автономных мобильных платформ, например роботизированных тележек, летательных или подводных аппаратов. Среди этих подходов можно выделить методы, основанные на использовании инерциальных систем, спутниковой навигации и др. Навигация с использованием инерциальных систем сопровождается быстрым накоплением ошибок, что не позволяет ее использовать при относительно долгих перемещениях мобильной платформы. Использование только спутниковой навигации сопряжено с наличием постоянных ошибок, вызванных особенностями прохождения радиосигналов в атмосфере. Кроме этого, для ряда случаев, например, при управлении подводным аппаратом, использование спутниковой навигации просто невозможно. В связи с этим, необходимо использовать иные механизмы определения текущего положения. Таким механизмом, в частности, может быть получение и обработка последовательности изображений окружающей территории. При этом необходимо по разнице между двумя изображениями в последовательности определять относительное перемещение мобильной платформы.

1.2. Известные методы навигации и обоснование необходимости разработки «датчика перемещения»

Задача автоматического управления любым мобильным объектом неотъемлемым образом связана с его точным позиционированием в пространстве. Действительно, не зная точных координат управляемого аппарата, невозможно обеспечить приемлимое по качеству управление этим аппаратом. Традиционно, задача определения положения и ориентации летательного аппарата решается с помощью комбинации инерциальной навигационной системы (ИНС) с глобальной

навигационной системой позиционирования [13,120]. На рисунке 1.1 представлена схема системы управления беспилотными аппаратами.

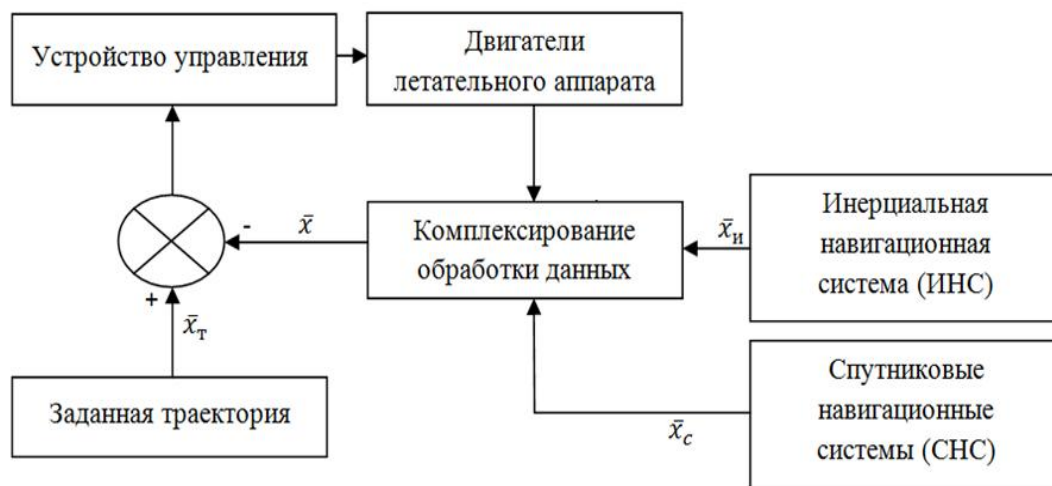


Рис. 1.1. Схема типичной системы управления беспилотных аппаратов

При этом в случае отсутствия сигнала спутниковой навигационной системы или при значительных ошибках, связанных с ее использованием, применение только инерциальных навигационных систем (ИНС) приводит к постоянно нарастающим ошибкам, особенно значительным для летательных аппаратов. Но даже в случаях, когда сигнал GPS присутствует, его точность часто оказывается недостаточной для решения картографических и навигационных задач. В частности, практика использования реальных беспилотных аппаратов показывает, что их лучшие образцы даже на открытом пространстве обеспечивают точность позиционирования порядка 3-10 метров. Это является недостаточным для управления аппаратом в условиях плотной городской застройки, тем более, что близко расположенные к аппарату высотные здания зачастую экранируют сигнал спутниковых навигационных систем, что приводит к полной дезориентации аппарата. Для того, чтобы расширить область эксплуатации автономных аппаратов и обеспечить их безопасную навигацию по неизвестной территории, эти аппараты должны быть оборудованы экстероцептивными датчиками и эффективными бортовыми компьютерами, на которых должны быть реализованы новые алгоритмы оценки координат и управления [109]. В работе [87] для решения задачи автономной навигации используются бортовые камеры,

являющиеся незаменимыми компонентами современных летательных аппаратов, и алгоритмы обнаружения и отслеживания визуальных объектов в изображениях с помощью одного из наиболее часто используемых методов извлечения признаков Hough Transform (HT). В работе [48] используется система комплексирования навигационных систем, а именно инерциальных датчиков, визуального одометра и видеоизображений, получаемых с камеры аппарата. При этом в работе экспериментально показано, что можно извлечь полезную информацию о местоположении из аэрофотоснимков даже в том случае, когда летательный аппарат находится на малой высоте. Например, такая информация может быть использована в автоматизированном режиме для компенсации дрейфа аппарата, который неизбежен в случае использования только инерциальных датчиков. В работе [120] для решения этой задачи представлен метод сопоставления данных по характерным для местности точкам. Метод использует многократное наблюдение ориентира с разных точек зрения, чтобы обеспечить максимально достоверное местоопределение аппарата. В работах [13,27,31,45, 46,51,75,91] приведены методы обработки данных навигационных систем и результаты экспериментальных проверок и анализа этих методов, позволяющие решать задачу навигации аппаратов при отсутствии сигнала GPS. В целом, анализ существующих подходов к позиционированию беспилотного аппарата позволяет утверждать о том, что представленная на рисунке 1.1 система управления нуждается во включении дополнительного навигационного устройства – датчика перемещения, позволяющего оценить относительные перемещения аппарата по результатам обработки изображений окружающих объектов. Эти изменения приведут к следующим изменениям (рисунок 1.2). Соответственно возникает вопрос о том, каким образом следует спроектировать «датчик перемещений» и какие алгоритмы целесообразно в нем реализовать. В настоящей работе основное внимание уделяется псевдоградиентному оцениванию в последовательности наблюдаемых изображений, позволяющему в режимах близких к реальному времени получать параметры смещений этих изображений. С учетом небольших временных интервалов, разделяющих моменты регистрации изображений, эти

параметры потенциально можно использовать для оценки перемещения самого аппарата.

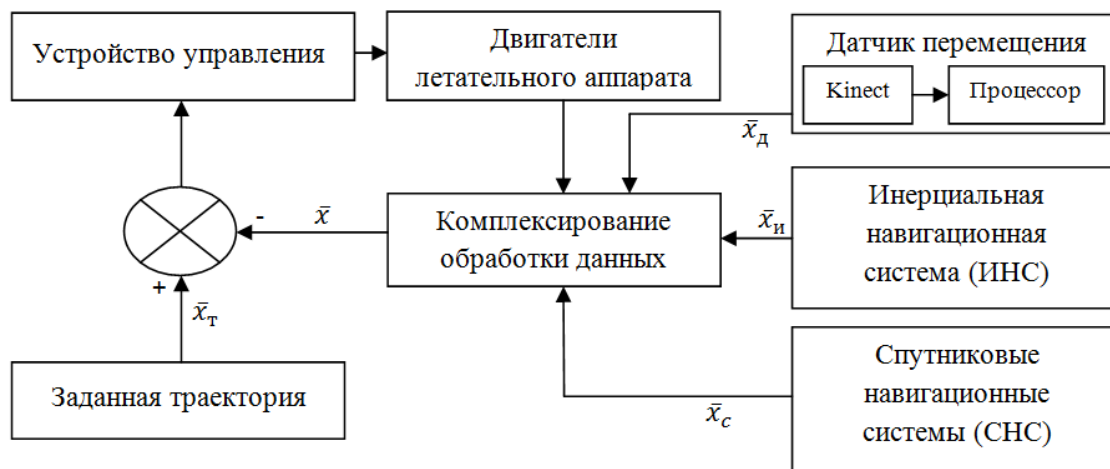


Рис. 1.2. Место датчика перемещения в структуре системы управления

Далее рассмотрены основные существующие подходы, позволяющие выполнить необходимую обработку изображений.

1.3. Обзор существующих пространственных дальнометров

За последние несколько лет появились целые семейства новых регистрирующих устройств, позволяющих отслеживать 3D-объекты, выполнять их локализацию и реконструкцию поверхности. Это привело к росту числа разнообразных практических приложений. Наиболее характерным таким приложением до настоящего времени являются цифровые трехмерные модели окружающей среды, получаемые с помощью разнообразных сенсорных устройств, таких как ультразвуковые, лазерные и инфракрасные дальнометры.

Ультразвуковые датчики, определяющие расстояние до объекта на основе измерения временных задержек между генерацией и регистрацией ультразвукового сигнала, пользуются популярностью из-за их низкой стоимости, малого размера, низкого энергопотребления и в связи с относительно простыми требованиями к процессам обработки сигнала, которые облегчают работу в режиме реального времени [25,70,121]. Их недостатком является, то, что они не

позволяют получить одновременно данные о расстояниях до нескольких наблюдаемых объектах, а только до ближайшего из этих объектов.

Лазерный дальномер является устройством, который использует лазерный луч для определения расстояния до объекта. Наиболее распространенная форма лазерного дальномера работает, отправляя лазерный импульс в узком пучке к объекту и измеряя время, за которое импульс отразился от цели, и вернулся к отправителю. Из-за высокой скорости света этот метод не подходит для высокоточных субмиллиметровых измерений, где часто используются триангуляция и другие методы. Однако, особенности лазерного излучения, а именно чрезвычайно узкая диаграмма направленности принципиально позволяют получать информацию о расстояниях до нескольких объектах. Лазерные дальномеры широко используются в трехмерном распознавании объектов, трехмерном объектном моделировании и широком спектре областей машинного зрения [33,89].

Инфракрасные дальномеры близки по способу регистрации информации к лазерным дальномерам. Однако вместо лазерного луча в них используются импульсы инфракрасного излучения. Это излучение распространяется и отражается от объектов находящихся в поле зрения сенсора. Отраженное излучение возвращается на приемник. Испускаемый и отраженный лучи образуют треугольник «излучатель — объект отражения — приемник». Как правило инфракрасные дальномеры имеют меньшую дальность, чем лазерные, однако являются более дешевыми и простыми в эксплуатации [37].

Ультразвуковые, лазерные и инфракрасные дальномеры относятся к так называемым активным системам регистрации. Их отличает наличие контролируемого источника структурированной эмиссии энергии, такой как сканирующий лазерный источник или проецируемый узор света, и детектор, такой как камера. Для определения расстояний до объектов также используют пассивные системы регистрации, характеризующиеся отсутствием активных

излучающих компонент. В таких системах регистрируется только естественный, отраженный от поверхности объекта сигнал. Примером пассивных систем являются различные стереосистемы и системы цифровой обработки изображений. Пассивные системы отличаются низкой стоимостью, однако их применение существенно ограничено необходимостью регистрации объекта с разных ракурсов и возможными ошибками при обработки получаемых изображений [37].

В следующей таблице (1.1) представлена информация о доступных на рынке дальномерах с некоторыми их характеристиками.

Таблица 1.1. Информация о дальномерах

Устройство	Описание	Диапазон	Разрешение	Тип датчика
Optech (www.optech.on.ca)	Радиолокатор дальнего действия	800 m	100X100	Активный датчик
Bushnell (www.bushnell.com)	Точечный дальномер для спорта	3–700 m	1x1	Активный датчик
Acuity Research-AR4000 (www.acuityresearch.com)	Оптические дальномеры	50 m	10x10	Пассивный датчик
3rdTech (www.3rdtech.com)	Время полета и цвет текстуры проекции	12 m	1024x768	Пассивный датчик
Metric Vision (www.metricvision.com)	Частотно-модулированный лазерный Радиолокатор	2–24 m	100x100	Активный датчик
Microsoft Kinect	Камера и инфракрасный (лазерный) датчик	0.8 – 200 m	320x240	Пассивный и активный датчики

Проведенный анализ характеристик перечисленных устройств позволил выбрать в качестве основного дальномера, предполагаемого к использованию в системах управления автономным аппаратом Microsoft Kinect. Это устройство состоит из оптической камеры, инфракрасного излучателя и инфракрасной

камеры и отличается относительно малым весом и низкими энергопотреблением. Оно способно частотой 10 кадров в секунду получать цветные изображения наблюдаемых объектов и карту расстояний до них [96]. Kinect позволяет комбинировать визуальную информацию и данные о расстояниях до объектов. Его дополнительным существенным преимуществом является большое количество различных совместимых приложений и библиотек. Kinect может дистанционно управляться компьютером или иным управляющим устройством и использоваться в качестве измерительной системы. Microsoft предоставляет три различных набора API для Kinect, которые можно использовать для создания приложений. Для поддержки разработки приложений Windows Store предоставляется набор API Windows Runtime. Набор API-интерфейсов .NET предоставляется для поддержки разработки приложений WPF. Набор собственных API-интерфейсов предназначен для поддержки приложений, для которых требуются преимущества корпоративного кода [96].

1.4. Совмещение изображений

Одной из важных проблем, возникающих при цифровой обработке изображений, является проблема совмещения изображений. Суть этой проблемы заключается в поиске преобразования, которое трансформирует точки одного изображения на соответствующие точки другого изображения [9,18,21,67,74,79,88,116]. То есть совмещение изображений представляет собой установление соответствия между точками двух или более изображений. Эта проблема является фундаментальной проблемой компьютерного зрения, так как необходимость комбинировать изображения возникает при решении таких задач, как выявление изменений в серии изображений; анализ движения; объединения информации от различных датчиков, стереозрения и текстурного анализа. Задача совмещения изображений также имеет тесную связь с проблемой распознавания объекта на основе его образа [9,11,12,14,15,19,21,79,116]. Все большее распространение получают системы извлечения информации, включающие в себя пространственные апертуры датчиков сигналов. Такие системы используются для

дистанционного исследования Земли и других планет, в медицине, геологии, навигации и во многих других приложениях. Исходной информацией при этом, как правило, являются динамические массивы данных, получаемые оптическими, радиолокационными, акустическими и другими методами. Класс подобных данных может быть представлен в виде многомерных изображений, характерной особенностью которых является их пространственно-временная коррелированность. Создание эффективных методов оценки изменяющихся параметров пространственных деформаций (ПД) является одной из важных проблем обработки последовательностей изображений. Характерным примером задачи, требующей оценивания пространственных деформаций, может служить задача совмещения многозональных изображений при дистанционных исследованиях Земли и в медицинских исследованиях. Отдельным аспектам проблемы оценивания параметров пространственно-временных деформаций изображений посвящено большое число научных публикаций [58]. В частности, в работах [74,116] рассмотрены задачи определения оценок параметров параллельного сдвига изображений, поворота и, в результате, скоростей перемещения объектов. Однако комплексное решение задачи оценивания изменяющегося вектора параметров пространственных деформаций отсутствует. Кроме того, известные методы и алгоритмы обработки изображений, как правило, носят нерекуррентный характер и не могут быть непосредственно применены в реальных информационных системах, характеризующихся большими скоростями поступления данных в изменяющихся условиях при наличии импульсных помех, искажений уровня сигнала и пр. При оценивании параметров пространственно-временных деформаций последовательностей изображений объектом исследования является система формирования изображений, включающая в себя в общем случае исходное изображение, среду, мешающие факторы, датчик и устройство предварительной обработки изображения [9,18,21,74,116].

В результате ПД изображений одни и те же элементы сцены на разных кадрах имеют различные координаты. Геометрически эту ситуацию можно

описать деформацией и движением сетки отсчетов в пространстве при неподвижной сцене или движением элементов сцены. Рассмотрим два положения Ω_1 и Ω_2 плоской сетки при параллельном сдвиге и повороте (рисунок 1.3). Сетка Ω_1 на этих рисунках принята прямоугольной, что является частным случаем. В реальных ситуациях сетка отсчетов каждого кадра в силу различных причин может быть криволинейной [9,11,12,14,15,18,19,21,67,74,79,88,110,116].

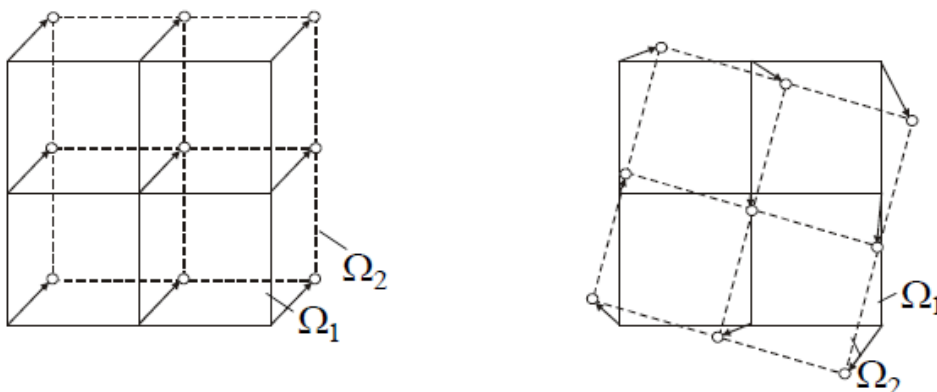


Рис. 1.3. Примеры возможных ПД изображений двух кадров

Смещение каждого узла $\bar{j}$ сетки Ω_2 относительно его положения на Ω_1 (или, что то же самое, смещение элемента сцены в узле $\bar{j}$ относительно его положения на Ω_1) может быть задано вектором $\bar{h}_{\bar{j}}$, совокупность которых составляет векторное случайное поле (СП) $H = \{\bar{h}_{\bar{j}} : j \in \Omega\}$, заданное на сетке Ω . Если рассматривается последовательность кадров, то получим СП $\{\bar{h}_{\bar{j}}^{(k)} : j \in \Omega, k \in T\}$, где k - номер кадра. Очевидно, при таком представлении размерность векторов $\bar{h}_{\bar{j}}$ (или $\bar{h}_{\bar{j}}^{(k)}$) совпадает с размерностью сетки Ω .

Другой подход к описанию межкадровых ПД состоит в следующем. Каждое положение сетки рассматривается как система координат. Тогда межкадровые деформации могут быть представлены как случайное преобразование

$$\bar{h}_{\bar{j}} = f(\bar{j}) = (f_1(\bar{j}) + f_2(\bar{j}) + \dots + f_n(\bar{j}))^T, \quad (1.1)$$

системы координат Ω_2 в систему координат Ω_1 , где n - размерность сетки Ω . В тех случаях, когда вид межкадровых ПД известен (сдвиг, поворот, изменение масштаба и т.д.), преобразование (1.1) может быть задано параметрически:

$$\bar{h}_{\vec{j}} = f(\vec{j}, \bar{\alpha}), \quad (1.2)$$

что значительно облегчает описание. Параметризация может быть и частичной, например, когда имеется сдвиг и поворот, а также относительно небольшие составляющие ПД, вызванные неизвестными факторами. Для простоты будем считать, что объектом исследования является последовательность кадров изображений, полученных посредством некоторого датчика и заданных на регулярной прямоугольной сетке с единичным шагом. При этом наблюдателю доступны только кадры изображений уже искаженные помехами. То есть отсчет с координатами $\vec{j}$, соответствующими значению $x_{\vec{j}}^{(k)}$ изображения $\vec{j}$ -го кадра, из-за искажений мультипликативной $\psi_{\vec{j}}^{(k)}$ и аддитивной $\theta_{\vec{j}}^{(k)}$ помехами имеет величину:

$$\{Z_{\vec{j}}^{(k)}\} = \{x_{\vec{j}}^{(k)} \cdot \psi_{\vec{j}}^{(k)} + \theta_{\vec{j}}^{(k)}\}. \quad (1.3)$$

Будем также считать, что изображение $X^{(k)} = \{x_{\vec{j}}^{(k)}\}$ может быть получено из $X^{(k-1)} = \{x_{\vec{j}}^{(k-1)}\}$ с помощью некоторой функции $x_{\vec{j}}^{(k)} = f_k(x_{\vec{j}}^{(k-1)}, \bar{\alpha}, \vec{j})$, известной с точностью до параметров $\bar{\alpha}$. Параметры ПД $\bar{\alpha}$ могут быть как случайными, так и детерминированными [9,11,12,14,15,18,19,21].

1.5. Модели пространственно-временных деформаций и оценка параметров движения

Изменения во временной последовательности изображений, полученных с бортовой камеры движущегося аппарата, в основном незначительны, содержание сцены не сильно меняется от кадра к кадру. Такая избыточность данных в последовательности изображений дает возможность оценки параметров движения самого аппарата и компенсации различных шумов и помех. Также это позволяет

осуществлять эффективное сжатие видеопоследовательностей, полученных описанным образом. При этом понятно, что любые методы и алгоритмы не могут дать абсолютно точные значения параметров движения в связи с наличием шума в изображениях, а также различных непредсказуемых деформаций. Однако, большое количество материала позволяет надеяться на близкие к реальным оценки. Отметим, что оценка движения объектов является важным направлением исследований в области обработки видеоданных. При использовании различных способов можно оценить движение объекта или движение камеры по наблюдаемой видеопоследовательности. Движение объекта может быть определено по локальным изменениям в последовательности изображений сцены, а движение камеры определяется по результатам изменений на всем изображении [66,67,104]. Есть два основных класса алгоритмов оценки движения. Первый основан на процедурах ВМА (Block Matching Algorithms), второй на анализе градиента. В первом случае, оценка движения выполняется для блоков размером $N \times M$ на текущем кадре. При этом выполняется проверка целостности блока в области поиска, расположенной в обрабатываемых кадрах. Затем вычисляется разность между текущим блоком и другими опорными блоками и, наконец, выбирается блок, который имеет наибольшее сходство с блоком в текущем кадре. Затем анализируется разность двух блоков и расстояние между ними используется в качестве оценки вектора движения. Область поиска в опорном кадре, как правило, представляет собой массив $[-15, \dots, 15] \times [-15, \dots, 15]$ пикселей [34,39,58,66,86,98]. Вместе с тем, надежная оценка параметров движения является необходимым условием для использования во многих приложениях, таких как кодирование видеоизображений, стереозрение и многозональная съемка [44,82]. Оценка движения находит применение в самых различных областях исследований, отличающихся своими собственными конкретными эксплуатационными характеристиками, языком и методологией [65]. В большинстве из этих областей используются алгоритмы оценки параметров движения для получения наилучшего разрешения изображений, выравнивания изображения, регистрации последовательности изображений, или стабилизации

изображения по результатам применения алгоритма оценки сдвига и/или оценки вращения (рисунок 1.4). Например, методы повышения разрешения на изображениях заключаются в генерации изображения с высоким разрешением на основе изображения с низким разрешением с помощью использования некоторой дополнительной информации [97], в частности, последовательности изображений с низким разрешением. При этом очень важным является качество используемых алгоритмов оценки движения камеры [30].

Отметим, что одной из особенностей задачи оценивания параметров перемещения объектов на изображениях и регистрирующей эти объекты камеры, является тот факт, что перемещение в кадре объектов на различном удалении приводит к различному восприятию движения. В частности, угловое перемещение объекта на большом удалении будет медленнее, чем перемещение объекта вблизи камеры.

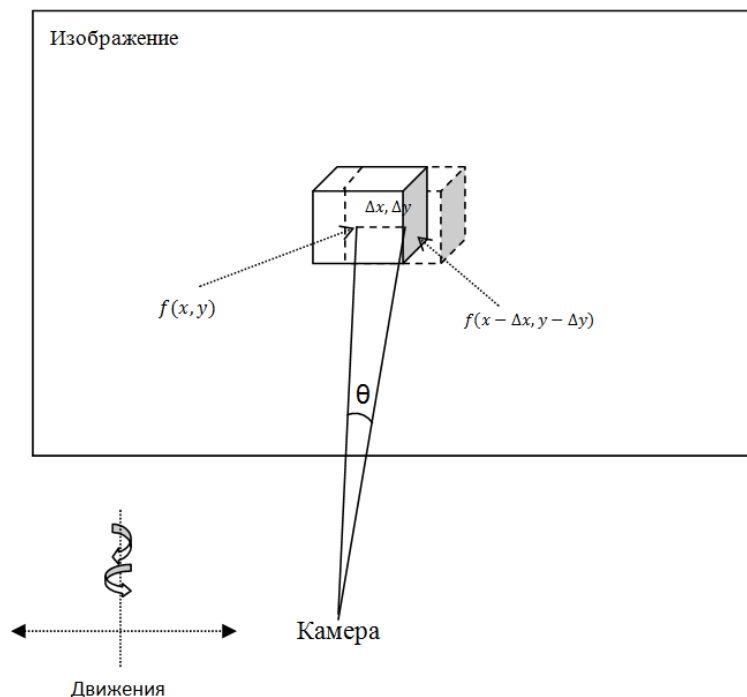


Рис. 1.4. Визуализация процессов оценки параметров движения

Рассмотрим два последовательных кадра $f(x, y)$ и $g(x, y)$, полученные друг за другом в разные моменты времени. Пусть

$$g(x, y) = f(x - \Delta x, y - \Delta y). \quad (1.4)$$

Будем считать, что оценка смещения может быть найдена как

$$g(x, y) = \underset{\Delta x, \Delta y}{\operatorname{argmax}(\min)} f(x - \Delta x, y - \Delta y). \quad (1.5)$$

Для определения пиксельных перемещений Δx и Δy можно воспользоваться, например, алгоритмом Block Matching [34,40,58,66,86,98]. Определим через $\epsilon(x)$, $\epsilon(y)$ погрешности перемещений. Тогда необходимо оценить значения параметров движения, при которых экстремума достигает целевая функция

$$g(x, y) = \underset{\Delta x, \Delta y}{\operatorname{argmax}(\min)} (f(x - \Delta x, y - \Delta y), \epsilon(x, y)). \quad (1.6)$$

Проблема оценки параметров движения по результатам обработки изображений была предметом исследования в многочисленных публикациях. В частности, в статье [24] рассмотрены вопросы достоверности оценок параметров движения различных объектов. Статья связывает дисперсию ошибок оценивания и стабильность алгоритма оценки с пространственным градиентом яркостей изображения. В работе [41] предложен быстрый метод оценки движения субпикселей для устранения эффекта размытости. Новый алгоритм является комбинацией алгоритма Block Matching и метода оптического потока. Этот метод не требует каких-либо интерполяций и не обеспечивает компенсацию движения кадров. С другой стороны, он работает намного быстрее, чем обычные методы. В работе [20] рассматриваются наиболее известные блочные алгоритмы оценки параметров движения, такие как трехшаговый, четырехшаговый, ортогональный, логарифмический и иерархический, сопоставляется их сложность и качество работы. В частности, рассмотрен метод совмещения блоков, позволяющий извлечь из серии изображений информацию о движении в виде поля векторов смещения. Предложены модификации данного метода, включающие в себя сегментацию изображения на подвижные и неподвижные участки на основе

измеряемых характеристик шума, а также введение коэффициента мерцаний, позволяющего улучшить устойчивость метода к колебаниям средней яркости.

1.6. Оценивание сдвига, поворота и масштаба в паре изображений

Движения объектов могут быть описаны либо с помощью трехмерной либо двумерной траектории. Оценивание движения в плоскости является важной частью любой системы обработки видеоизображений [104]. Модель движения объекта в плоскости обычно определяется параметрами сдвига, вращения и масштаба. В более общих случаях применяют аффинное и проективное преобразования. Для получения субпиксельного смещения между кадрами в работах [30,59] оцениваются два различных непараметрических метода оценки движения объектов, основанные на блок-согласовании [80,112] и решении уравнения оптического потока [29,113]. Кроме того, в указанных работах для повышения разрешения изображений рассматриваются карты смещения оценок движения. При этом используются две последовательности изображений. Первая из них, Coastguard, представляет собой последовательность с малыми перемещениями объекта (локальное движение) и значительным изменением фона. Вторая, Mobile, представляет собой последовательность, содержащую быстрое локальное движение объектов и незначительное изменение фона. Для изоляции различных типов движений и уникальных графических характеристик в каждой последовательности изображений выбираются три отдельных области. Корректный выбор этих областей может обеспечить правильную оценку параметров движения. В работе [30] используется схожий подход для повышения пространственного разрешения изображений, полученных с помощью HD эндоскопа. При этом вводятся дополнительные критерии, позволяющие отсеять неверные оценки параметров движения. В работах [55,99,118] формализуются выражения для оценок параметров движения отдельных объектов. Эти выражения используются в статье [54] для улучшения разрешения отдельных изображений.

В работе [119] предполагается, что параметры сдвига и вращения изображений известны или предварительно оценены и выполняется оценка параметров движения объектов с учетом имеющегося шума основе байесовского подхода. Часто статистические свойства изображений оцениваются с помощью преобразования Хотеллинга. Примеры использования этого преобразования для сжатия данных и оценки параметров вращения изображения представлены в работах [56,68]. В работе [22] преобразование Хотеллинга используется для оценки масштаба и угла поворота изображения. Этот алгоритм был реализован и протестирован на большом количестве полутоновых изображений для различных важных случаев. Предложенная система инвариантно используется для оценки сдвига, масштаба и угла поворота изображения, при этом диапазон оценки составляет для угла поворота от -90° до $+90^\circ$.

Проблема стабилизации последовательности изображений, получаемых с камеры, которая установлена на движущейся платформе, значительно сложнее. Движение камеры приводит не только к сдвигу и масштабу, но и к вращению изображения. С целью анализа влияния скорости и особенностей вращения на качество видеопоследовательности в работе [102] предлагается следующий алгоритм, состоящий из трех частей. Во-первых, изображение делится на многие области, в каждой из которых производится оценка параметров движения, в частности, подтверждается однородность движения пикселей. Во-вторых, для каждой области рассчитывается единый вектор смещения по смещению множества точек из области. Наконец, глобальные векторы движения (включая перемещение и поворот) между опорным и текущим кадром получают путем решения системы линейных уравнений, определяемых аффинной моделью движения. Метод компенсации движений между кадрами также является важным фактором, влияющим на стабильность обработки последовательности изображений. Если последовательность изображений компенсируется непосредственно по рассчитанным векторам движения, эти векторы будут существенно меняться кадр от кадра. В этом случае эти векторы представимы в

виде последовательности величин, которую можно подвергнуть процедуре фильтрации. Такой метод является весьма эффективным в вычислительном плане, поскольку он использует методику согласования изображающей точки [54], что подтверждается большим количеством экспериментов. В работе [118] используется преобразование Фурье для регистрации особенностей изображений, характеризующихся низкой частотой спектра. Изображение в высоком разрешении затем восстанавливается с использованием кубической интерполяции. Алгоритм оценки частотных особенностей изображений при этом дает возможность оценки параметров движения между эталонным изображением и последующими кадрами. При этом допускается движение только в плоскости изображения. Само движение может быть описано в виде функции трех параметров: горизонтальных и вертикальных сдвигов Δx_1 и Δx_2 и угла поворота φ . Подход в частотной области позволяет отдельно оценить горизонтальное и вертикальное смещения и вращение. Действительно, предположим, что имеется опорный сигнал $f_1(x)$ и его смещенная и повернутая версия $f_2(x)$:

$$f_2(x) = f_1(R(x + \Delta x)), \quad (1.7)$$

где $x = \begin{bmatrix} x_1 \\ x_2 \end{bmatrix}$, $\Delta x = \begin{bmatrix} \Delta x_1 \\ \Delta x_2 \end{bmatrix}$, $R = \begin{bmatrix} \cos \varphi & -\sin \varphi \\ \sin \varphi & \cos \varphi \end{bmatrix}$. Это может быть описано с помощью преобразования Фурье в виде:

$$\begin{aligned} F_2(u) &= \iint_{x_1}^{x_2} f_2(x) e^{-2\pi u^T x} dx = \iint_{x_1}^{x_2} f_1(R(x + \Delta x)) e^{-2\pi u^T x} dx \\ &= e^{-2\pi u^T \Delta x} \iint_{x_1}^{x_2} f_1(R(\acute{x})) e^{-2\pi u^T \acute{x}} d\acute{x}, \end{aligned} \quad (1.8)$$

где $F_2(u)$ – преобразование Фурье для $f_2(x)$; $\acute{x} = x + \Delta x$ – преобразование координат. Алгоритм в частотной области обладает высокой точностью и позволяет удалять артефакты сглаживания. Преимущество подхода в частотной области состоит в том, что наложение спектров четко различимы. В работе [53] был предложен новый способ оценки угла поворота (с помощью оценки

последовательных строка развертки) штрих-кодов в 2D-изображениях и представлена модель изображения, описывающая процесс создания двумерного изображения из одномерного. Выполнено сравнение предложенного метода с другими, представлены результаты обработки реальных и моделированных изображений с учетом особенностей измерения качества штрих-кодов. Другие оценки поворота и смещения между изображениями можно получить с помощью преобразования Радона (Radon Transformation (RT)) [52,77]. Преобразование Радона (RT) и его частный случай - преобразование Хафа (Hough Transformation (HT)) является известным средством обработки изображений, в частности, для обнаружения сегмента линий в задачах томографии, астрономии и др [32,52,57,77]. RT является устойчивым по отношению к шуму, сжатию, повышению резкости, размытию и т.д. RT также инвариантно по отношению к повороту, сдвигу и масштабированию.

В работе [44] представлен "фазокорреляционный" метод (phase-only correlation (POC)) [105], позволяющий выполнить оценку параметров движения объектов для видеопоследовательностей. При этом вектор движения точки в видеокадре формируется как взвешенная сумма векторов, полученных с помощью двух методов оценки движения: на основе полного и иерархического поиска. Такой подход позволяет надежно обнаруживать глобальное и локальное движение в видеопоследовательности. Предложенный алгоритм в работе [90] использует одномерное преобразование POC вместо двумерного для оценки угла поворота, так что задача оценивания угла поворота между двумя изображениями заменяется на оценку смещения между парами горизонтальных линий. Использование одномерного преобразования POC для оценки угла поворота позволяет существенно уменьшить вычислительные затраты без потери точности оценки. Чтобы оценить угла поворота, необходимо вычислить функции 1D POC для каждой пары строк линий в двух полярных отображений, а затем суммировать все функции 1D POC для получения угла поворота. При вычислении функций одномерного преобразования POC должны использоваться только эффективные

линии (эффективные частотные диапазоны), так как амплитуды спектров включают малоинформативные для оценивания поворота изображения частотные компоненты. Предлагаемый алгоритм состоит из двух этапов: (а) извлечение линии и (б) оценки вращения с помощью 1D РОС. Методика была представлена в работе [81] для оценки двумерного поступательного движения в изображениях на двух уровнях: coarse (уровень пикселей) и fine (подточечном уровне). Для оценки сдвига пикселей используется метод фазовой корреляции, а субпиксельный сдвиг оценивается с помощью градиента на основе итерационного метода. В работе [28] был представлен новый метод оценки деформаций с помощью анализа веса изображения в средней оценке сдвига. Предложенный метод преобразует оценку области в задаче сегментации изображений с помощью различных распределений между объектом и фоном. При этом выбирается максимальное расстояние между объектом и фоном.

В ряде приложений модель деформаций изображений предполагает наличие только поворота и сдвига (например, при регистрации спутниковых изображений [103]). В работе [103] представлен подход для решения задачи сегментации изображений с помощью автоматического анализа гистограммы. Метод дает возможность обнаруживать подобные области на обоих изображениях. В работе [94] предложен инвариантный метод регистрации BSIR (blur and similarity transform invariant registration - преобразование путем размытия и подобия), который может использоваться для оценки параметров вращаемого, масштабируемого и сдвинутого изображения. Метод инвариантен к центрально-симметричному размытию, включая линейное движение и выход фокуса размытия. Метод коррелирует логполярные выборочные спектральные срезы для оценивания параметров поворота и масштабирования. Параметры перевода оцениваются с использованием метода размытия инвариантной фазовой корреляции BIPC (The blur invariant phase correlation). Метод BSIR был протестирован на моделированных и реальных последовательностях изображений, на которых он дал весьма точные оценки параметров поворота,

масштаба и сдвига параметров при наличии шума и значительного смещения. В работе [64] BSIR сравнивается с преобразованием Фурье - Меллина (FMT(Fourier - Mellin Transform)) [43,106]. Для оценки параметров смещения, вращения и масштабирования между зашумленными изображениями с помощью преобразования Фурье - Меллина, в работе [36] выполняется фокусирование на расширенной евклидовой регистрации множества зашумленных изображений и производится обеспечение соответствующей статистической модели. Реализация метода выполняется в два этапа, не требующих использования эталонного шаблона, к которому привязываются остальные изображения. Подход основан на М-оценке [35,117] и доказывает состоятельность полученных оценок. Дается исследование результатов оценки масштаба в последовательности изображений и используются реальные примеры для иллюстрации численных особенностей процедуры. В [34,49,69,71,84,85,93,101,111,115] представлены другие подходы и методы оценивания параметры движения.

1.7.Выводы

Таким образом, в данной главе представлены аналитический обзор методов в области навигации автономных аппаратов. Установлено, что в настоящее время в основном применяются комбинации инерциальных и спутниковых систем навигации. При этом применение только инерциальных навигационных систем приводит к постоянно нарастающим ошибкам. А ошибки при позиционировании с использованием только спутниковых навигационных систем не позволяют решать задачи управления автономным аппаратом, например, в условиях городской застройки. Выходом из этой ситуации может быть применение новых способов навигации аппарата, основанных на обработке последовательностей изображений, получаемых с помощью бортовых регистрирующих устройств. В связи с этим, представлен аналитический обзор известных методов и алгоритмов регистрации и совмещения изображений, в частности, анализ моделей, применяемых в настоящее время для оценивания параметров пространственно-временных деформаций последовательностей изображений и оценки параметров

движения. Проведенный анализ показал необходимость использования для позиционирования специализированных регистрирующих устройств, позволяющих выполнять оценку расстояний до наблюдаемых объектов. Поэтому возникает необходимость создания и новых алгоритмов, позволяющих оценивать пространственные деформации в последовательности изображений, полученных с пространственных дальномеров, а также определять относительные перемещения аппарата. Разработанные алгоритмы необходимо реализовать в виде специализированного устройства системы управления - датчика перемещения, позволяющего осуществлять определение координат автономного аппарата при отсутствии сигналов спутниковой навигации и при длительном перемещении.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ ОЦЕНИВАНИЯ КООРДИНАТ АВТОНОМНОГО АППАРАТА

2.1. Постановка задачи

Оценивание траектории автономного аппарата в реальном времени является актуальной и сложной задачей для многих практических приложений. При этом траектория может быть представлена как совокупность положений объекта в разные моменты времени. Эти положения могут быть оценены в результате обработки различных изображений объекта и окружающей его обстановки. С развитием современных технологий в области вычислительной техники стало возможным использовать специализированные устройства, характеристики которых достаточны для оценки траекторий объекта по результатам обработки последовательности изображений в разных условиях. Несмотря на это, в настоящее время имеется весьма ограниченное число работ, посвященных оценке траектории по результатам обработки визуального контента.

Все алгоритмы, необходимые для проведения такой оценки можно разделить на три типа:

1. Алгоритмы регистрации и предварительной обработки данных, получаемых от пространственного дальномера.
2. Алгоритмы оценивания параметров смещения между изображениями в последовательности (на основе псевдоградиентных алгоритмов).
3. Алгоритмы оценивания траектории, включая процедуры оценки координата аппарата и объектов.

Первый тип алгоритмов посвящен преобразованию данных, полученных от пространственного дальномера, в двумерное изображение. Алгоритмы второго типа основаны на применении псевдоградиентных алгоритмов для оценки параметров движения на основе обработки последовательности изображения. Третий тип посвящен оценке траектории автономного аппарата и ее оценки по

результатам обработки изображений в различных условиях. В настоящей работе выполняется разработка указанных алгоритмов в приложении к обработке данных, получаемых со специализированного устройства - инфракрасного дальномера "Microsoft Kinect".

2.2. Устройство регистрации изображений "Microsoft Kinect"

В настоящее время существует множество потребительских устройств, позволяющих регистрировать изображения. Наиболее современные варианты таких устройств отличает малый размер, низкая стоимость и высокое качество получаемых изображений. Это существенно расширяет область применения устройств регистрации изображений, позволяя решать задачи, для решения которых обычно используются иные специализированные системы. К таким задачам в частности относится задача навигации и управления автономным аппаратом. Одним из доступных на рынке устройств регистрации изображений является контроллер Kinect. Особенностью этого устройства является то, что оно содержит как пассивные, так и активные датчики изображения, что существенно расширяет спектр возможностей его применения. Последовательность данных, полученных от контроллера, представляет собой двумерные массивы размером 320×240 , содержащие информацию о расстоянии до объектов, наблюдаемых с помощью контроллера. Эта информация представляет собой величины временных задержек, прошедших со времени генерации сигнала в инфракрасном диапазоне до момента фиксации отраженного сигнала. Понятно, что эти временные задержки линейно зависят от расстояния до объекта (рисунок 2.1) [5,6,73,122]. Вначале выполним преобразование этих массивов в изображения. Этот процесс, представленный на рисунке 2.3, определяется выбранным числовым эквивалентом для величины расстояния до объекта и цветом соответствующего пикселя. Если Z — изображение и i, j — координаты в массиве, то:

$$\text{цвет пикселя в точке}(i, j) = Z_{ij} = \text{ROUND} \left(\frac{\text{Расстояние в точке } (i, j) * 255}{\text{мах. эффективное расстояние}} \right). \quad (2.1)$$

Используемое нами в экспериментах устройство Kinect имеет максимальную дальность порядка 8 метров. Положим этому расстоянию значение яркости пикселя равное 255. Соответственно нулевому расстоянию до объекта положим нулевое значение яркости пикселя. Остальные значения в соответствии с принципами обычного эквалайзинга расположим между этими значениями. Прямой визуальный анализ получаемых таким образом изображений позволяет сделать вывод о том, что наиболее информативной с точки зрения последующей обработки является область, соответствующая расстоянию от 2 до 6 м. Расстояния до более близких и дальних объектов регистрируются со значительной ошибкой и часто приравниваются к нулю или максимальному значению соответственно. Очевидно, это связано с физикой процесса получения данных с инфракрасного дальномера [5,6,73,122]. Изображение, полученное в результате преобразования данных, показано на рисунке 2.2, а некоторые результаты по исследованию возможности применения различных алгоритмов оценивания параметров пространственных смещений изображений, полученных от инфракрасного дальномера (контроллера) Kinect, представлены в третьей главе.

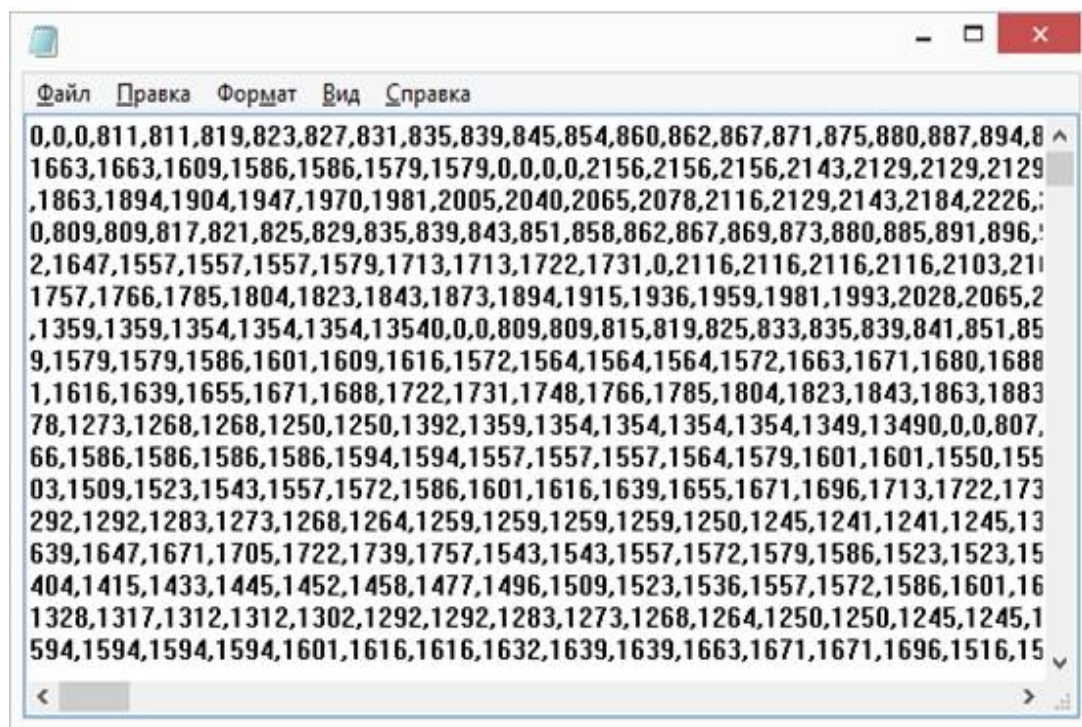


Рис. 2.1. Данные, полученные от контроллера Kinect



Рис. 2.2. Изображение (320 x 240), полученное в результате преобразования данных



Рис. 2.3. Операция преобразования массива данных в изображение

2.3. Алгоритмы оценки параметров движения между изображениями

Как было показано в первой главе настоящей работы, в настоящее время известно большое количество алгоритмов, позволяющих выполнять оценку смещений и искажений в паре изображений. Среди таких алгоритмов можно упомянуть корреляционно - экстремальные алгоритмы, процедуры, основанные на выделении и сравнении характерных черт изображений, алгоритмы направленного поиска и другие. Некоторые из этих алгоритмов нашли свое применение в задачах, связанных с навигационным сопровождением различных мобильных объектов. Такое сопровождение, как правило, связано с поиском на заранее заданной электронной карте местности изображения, получаемого с помощью бортовой камеры. Несмотря на ряд очевидных преимуществ применения таких алгоритмов, связанных с отсутствием необходимости во внешних по отношению к позиционируемому объекту устройствах и с постоянными невозрастающими ошибками, такая идентификация сопряжена с рядом сложностей. Среди этих сложностей высокие требования к производительности управляющих вычислительных систем и существенные для практической реализации ошибки оценивания. Это объясняется большим количеством оцениваемых параметров и сложным видом минимизируемой целевой функции [2,3,7,9,16,17,21,63].

Рассмотрим временную последовательность изображений $x_{ij}^{(k)}$, где i, j – пространственные координаты элемента на изображении; k – номер изображения в последовательности. Выберем в данной последовательности два изображения, следующие друг за другом. Обозначим их $x_{ij}^{(1)}$ и $x_{ij}^{(2)}$. Будем называть далее $x_{ij}^{(1)}$ опорным кадром, а $x_{ij}^{(2)}$ текущим. В случае, если эти кадры получены с камеры, установленной на автономном летательном аппарате, то, оценив разницу между ними, становится возможным определить относительное перемещение самого аппарата за прошедший между моментами регистрации промежуток времени.

Будем далее считать, что шум, воздействующий на опорное изображение $x_{ij}^{(1)}$ и текущее $x_{ij}^{(2)}$, является белым, так что наблюдения для первого и второго изображений имеют следующий вид:

$$\left. \begin{aligned} Z_{ij}^{(1)} &= x_{ij}^{(1)} + \theta_{ij}^{(1)} \\ Z_{ij}^{(2)} &= x_{ij}^{(2)} + \theta_{ij}^{(2)} \end{aligned} \right\}. \quad (2.2)$$

Обычно при оценивании пространственного сдвига между Z^1 и Z^2 используют простой алгоритм, описанный в [21]. Сама оценка смещения в соответствии с этим алгоритмом будет иметь следующий вид (рисунок 2.4):

$$h = \frac{2 \sum_{j=1}^N (z_{ij}^{(1)} - z_{ij}^{(2)})(z_{ij+1}^{(1)} - z_{ij-1}^{(1)})}{\sum_{j=1}^N (z_{ij+1}^{(1)} - z_{ij-1}^{(1)})^2}, \quad (2.3)$$

где h – смещения (двухмерный сдвиг) в паре изображений. Оценить координаты точки на изображении после смещения по формулам:

$$\left. \begin{aligned} x_t &= x_{t-1} + h_x \\ y_t &= y_{t-1} + h_y \end{aligned} \right\}. \quad (2.4)$$

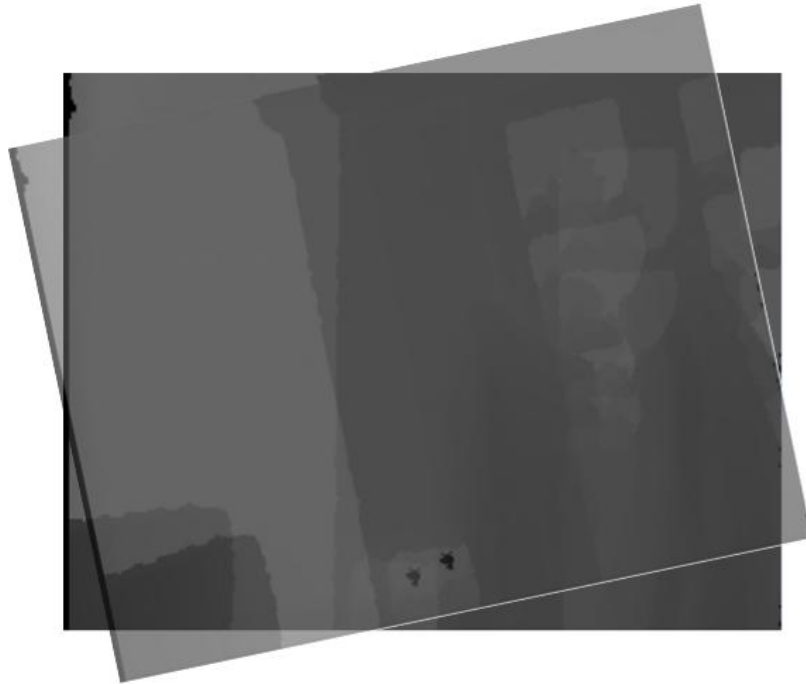


Рис. 2.4. Пример работы псевдоградиентного алгоритма

Недостатком данной процедуры являются значительные ошибки, возникающие при смещениях большой величины. Выходом в этих условиях является применение псевдоградиентных процедур. Эти процедуры могут быть описаны следующим выражением [1,2,5,7,8,9,10,21]:

$$\hat{\alpha}_{t+1} = \hat{\alpha}_t - \Lambda_{t+1} \beta_{t+1} (J(Z_{t+1}, \hat{\alpha}_t)), \quad (2.5)$$

где α - оцениваемый вектор параметров; t -номер итерации; Λ – матрица приближения; β – псевдоградиент целевой функции J , которая характеризует качество оценивания; $Z_t = \{z_{jt}^{(2)}, z_{jt}^{(1)}\}$ – локальная выборка наблюдений, используемая на t -й итерации; $z_{jt}^{(2)} \in Z^{(2)}$, $jt \in \Omega_j$; $\hat{z}_{jt}^{(1)} = \hat{z}_{jt}^{(1)}(j_t, \alpha_{t-1}) \in \hat{Z}$ выборка, полученная из наблюдений $Z^{(1)}$, например, с помощью интерполяции; $\Omega_j = \{(j_x, j_y)^T\}$ – сетка наблюдений. Интервал дискретизации соответствует числу наблюдений $z_{jt}^{(2)}$. При этом получим вектор параметров смещения – смещение по горизонтали (x), смещение по вертикали (y), угол поворота (θ) и масштаб (M):

$$Z^2 = f(Z^1, \Delta x, \Delta y, \Delta M, \Delta \theta). \quad (2.6)$$

Важные результаты исследования возможности применения различных алгоритмов оценивания параметров пространственных смещений изображений, получаемых с бортовой камеры, с учетом размера кадров и времени обработки, представлены в третьей и четвертой главе настоящего исследования.

Для оценки качества совмещения с помощью псевдоградиентных алгоритмов изображений, полученных с помощью пространственных дальномеров, предложено использовать «разрывную» авторегрессионную математическую модель следующего вида:

$$x_{ij} = \text{ROUND}[(\rho_1 x_{(i-1)j} + \rho_2 x_{i(j-1)} - \rho_1 \rho_2 x_{(i-1)(j-1)} + \sqrt{(1-\rho_1^2)(1-\rho_2^2)} \xi_{ij})n]/n, \quad (2.7)$$

Где ROUND - операция округления; n - некоторое число. Рассмотрим влияние этой модификации на результат моделирования. Прежде всего, отметим, что операция вида $\text{ROUND}[Xn]/n$ фактически представляет собой квантование исходной

величины X в соответствии с параметром n . Чем больше n , тем ближе в среднем оказывается величина $ROUND[Xn]/n$ к исходной X (рисунок 2.5).

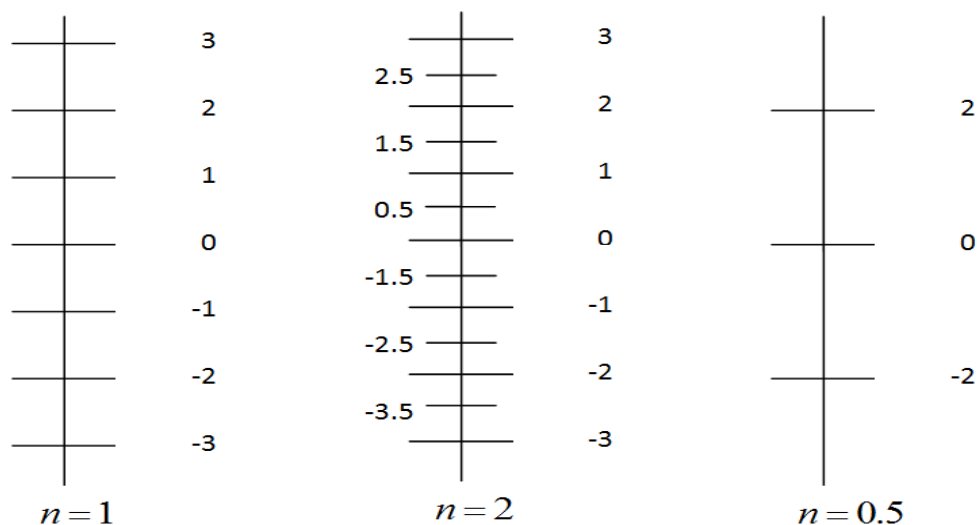


Рис. 2.5. Варианты квантования исходного значения

При стремлении n к бесконечности область значений $ROUND[Xn]/n$ будет совпадать с областью значений самой величины X . При малых значениях n число возможных уровней реализации модели невелико и вероятность прыжка значений с одного уровня на другой (и тем более через уровень) незначительно. То есть, оперируя только одним параметром n , можно добиться разного размера и количества псевдооднородных областей. На рисунке 2.6 представлены варианты изображений, сгенерированных с помощью выражения (2.7) при различных значениях n .

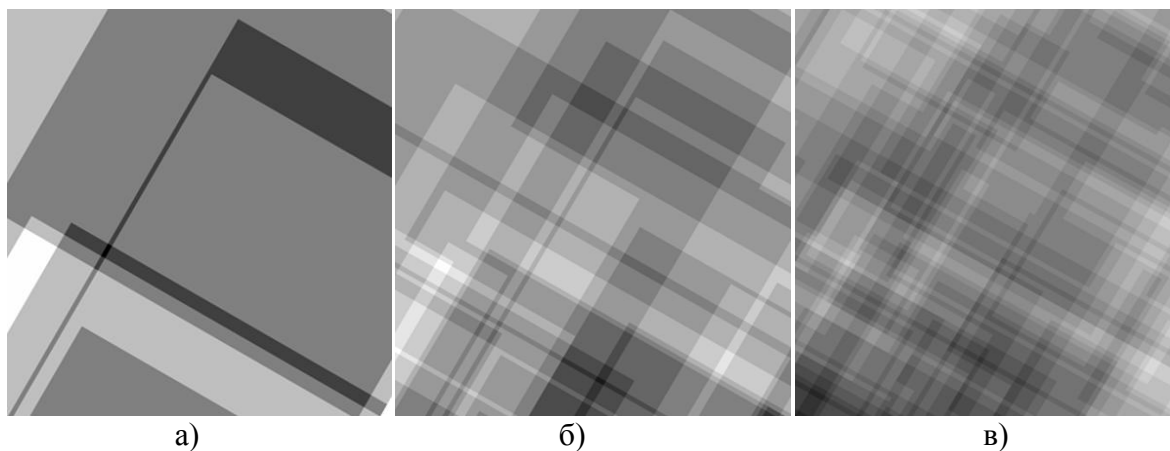


Рис. 2.6. Имитация областей неоднородного изображения в зависимости от параметра n

а) $n = 0.5$ б) $n = 1$ в) $n = 2$

Отметим, что модель формирования изображений (2.7) не является аналогом процедуры разделения уже сформированного изображения на непересекающиеся области, поскольку квантование происходит не после формирования всего изображения, а во время его. Это приближает модель (2.7) к реальным условиям, в которых определенная территория заселяется последовательно от квартала к кварталу, от поля к полю, а не формируется изначально раз и навсегда.

Использование модели (2.7) позволяет формировать изображения близкие по своим вероятностным и визуальным характеристикам к реальным. Для этого достаточно «заполнить» полученные однородные области моделями с заданными характеристиками. Например, на рисунке 2.7 представлено такое заполнение авторегрессионными моделями с кратными корнями.

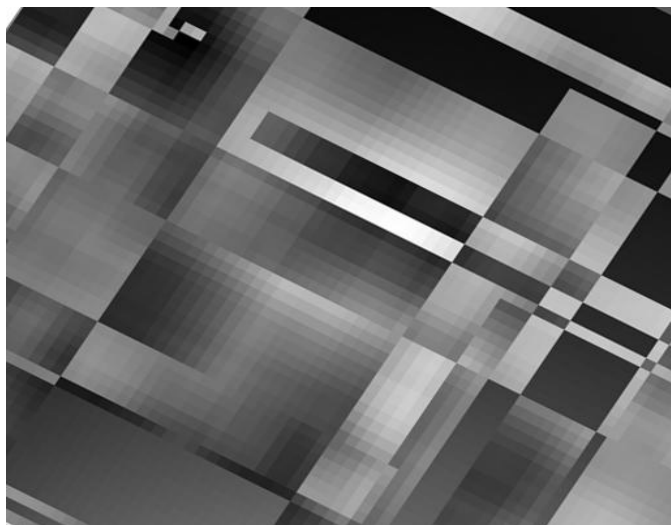


Рис. 2.7. Имитация спутникового изображения

Существенным преимуществом предлагаемого подхода являются относительно простые процедуры анализа модели (2.7). Действительно, можно показать, что подобная модель позволяет формировать квазиеднородные изображения, близкие по своим свойствам к реальным изображениям.

Для выполнения анализа модели (2.7) рассмотрим одномерный случай модели Хабиби и ее модификацию по указанной выше схеме.

$$x_i = \text{ROUND}[(\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i)n]/n.$$

Рассмотрим последовательно процесс формирования элементов последовательности. Первый элемент формируется как $x_1 = \text{ROUND}[\xi_1 n]/n$. То есть разыгрывается нормальная случайная величина с нулевым математическим ожиданием и некоторой дисперсией. Результат розыгрыша квантуется в соответствии со значением n . Формирование второго элемента отличается тем, что к результату розыгрыша добавляется некоторая добавка, линейно зависящая от предыдущего элемента. И в процессе последующего квантования выясняется вопрос о том, произошел ли прыжок на уровень отличный от предыдущего или нет. Вероятность этого прыжка можно легко рассчитать ввиду нормальности добавки ξ_i . Действительно, вероятность того, что последующее значение x_2 не изменится относительно x_1 , равна вероятности того, что величина $\hat{x}_2 = \rho x_1 + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_2$ попадет в диапазон от $x_1 - \frac{1}{2n}$ до $x_1 + \frac{1}{2n}$ (рисунок 2.8).

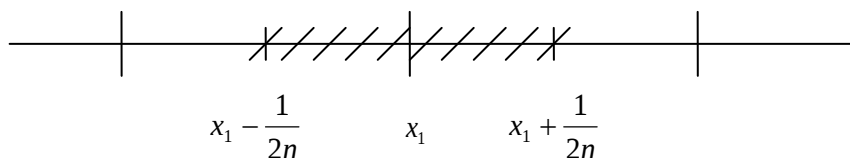


Рис. 2.8. Условие отсутствия «прыжка» последующего элемента

Эта вероятность в силу нормальности ξ_i равна

$$P(x_1 - \frac{1}{2n} < \hat{x}_2 < x_1 + \frac{1}{2n}) = \frac{1}{2} [\Phi(\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}}) - \Phi(-\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}})],$$

$$P(x_1 - \frac{1}{2n} < \hat{x}_2 < x_1 + \frac{1}{2n}) = \Phi(\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}}),$$
(2.8)

где $\Phi(x) = \frac{2}{\sqrt{\pi}} \int_0^x e^{-t^2} dt$ - функция Лапласа.

Соответственно, вероятность «прыжка» равна

$$P(x_2 < x_1) = 1 - \Phi\left(\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}}\right).$$

Анализ выражения (2.8) показывает, что чем больше значение n и чем больше значение дисперсии σ_ξ , тем больше вероятность того, что изменение значения последовательности состоится. При больших значениях n или σ_ξ она близка к единице. Действительно $\lim_{n \rightarrow \infty} P(x_2 < x_1) = \lim_{n \rightarrow \infty} (1 - \Phi(\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}})) = 1 - \Phi(0) = 1$. При малых значениях n , σ_ξ или значениях коэффициента корреляции ρ близкого к единице прыжок чрезвычайно маловероятен:

$$\lim_{\rho \rightarrow 1} P(x_2 < x_1) = \lim_{n \rightarrow \infty} (1 - \Phi(\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}})) = 1 - \Phi(\frac{1}{0}) = 1 - \Phi(\infty) = 0.$$

В силу очевидной марковости модели (2.7) найденное соотношение будет справедливо и для последующих элементов последовательности.

Найдем характеристики последовательности (2.7). Математическое ожидание любого элемента очевидно равно нулю при нулевом математическом ожидании первого элемента. Дисперсия i -го элемента последовательности

$$\sigma_{x_{ii}}^2 = M(ROUND[(\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i)n] / n * ROUND[(\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i)n] / n).$$

Выражение $ROUND[(\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i)n] / n$ можно заменить эквивалентным $\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i + e_{\kappa bi}$, где $e_{\kappa bi}$ - ошибка квантования. Отметим, что эта ошибка распределена по равномерному закону и реализуется в интервале $(-\frac{1}{2n}; +\frac{1}{2n})$. Ее математическое ожидание равно $m_e = 0$, а дисперсия $\delta_e^2 = \frac{1}{12n^2}$. Тогда в силу независимости случайных величин $e_{\kappa bi}$, ξ_i , x_{i-1} получим.

$$\begin{aligned} \sigma_{x_{ii}}^2 &= M((\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i + e_{\kappa bi}) * (\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i + e_{\kappa bi})) = \\ &= \rho^2 M(x_{i-1}x_{i-1}) + (1-\rho^2)\delta_\xi^2 + \delta_e^2 = \rho^2 \sigma_{x_{i-1}}^2 + (1-\rho^2)\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}. \end{aligned}$$

Для соблюдения требования стационарности поля будем считать, что $\sigma^2_{x_{ii}} = \sigma^2_{x_{ii-1}} = \sigma^2_x$.

Тогда

$$\begin{aligned}\sigma^2_x(1-\rho^2) &= (1-\rho^2)\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}, \\ \sigma^2_x &= \delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2(1-\rho^2)}.\end{aligned}\quad (2.9)$$

Аналогично найдем ковариацию между соседними элементами последовательности:

$$\begin{aligned}R(1) &= M(x_{i-1} * \text{ROUND}[(\rho x_{i-1} + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i)n] / n) = \\ &= M((\bar{x}_{i-1} + e_{kvi-1}) * (\rho(\bar{x}_{i-1} + e_{kvi-1}) + \sqrt{(1-\rho^2)}\xi_i + e_{kvi})) = \\ &= \rho\sigma_{\bar{x}}^2 + \frac{\rho}{12n^2} = \rho(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}).\end{aligned}\quad (2.10)$$

Анализ выражений (2.9) и (2.10) показывает, что ковариация между соседними элементами последовательности и дисперсия этой последовательности зависят не только от коэффициента ρ и дисперсии нормального шума δ_ξ^2 , но и от параметра n . При этом, чем больше n , тем сформированная последовательность ближе по своим характеристикам к характеристикам одномерной модели Хабиби. Также справедливо следующее утверждение – дисперсия и ковариационная функция модели (2.9) всегда больше аналогичных характеристик одномерной модели Хабиби.

Проведенный анализ наталкивает на следующий алгоритм идентификации параметров модели (2.9).

1. Определяется неизвестный параметр квантования n . Это процедуру можно выполнить путем простого ранжирования значений последовательности или поля и определения минимального различия между элементами $\Delta_{\min}$. После этого параметр n можно оценить как $\hat{n} = \frac{1}{\Delta_{\min}}$.

2. Оценка $\hat{n}$, а также оценки дисперсии и ковариационной функции последовательности подставляются в выражения (2.9) и (2.10), формируя систему уравнения относительно ρ и δ_ξ^2 . При этом ρ определяется из кубического уравнения, следующего из (2.9) и (2.10):

$$\rho^3(1-12n^2\delta_\xi^2) - \rho^2 12n^2 R + \rho 12n^2 \delta_\xi^2 - 12Rn^2 = 0.$$

Используя известную формулу Кардано, получаем, что

$$p = -\frac{(12n^2 R)^2}{3(1-12n^2\delta_\xi^2)^2} + \frac{12n^2\delta_\xi^2}{(1-12n^2\delta_\xi^2)},$$

$$q = -\frac{2 \cdot 12n^2 R^3}{27(1-12n^2\delta_\xi^2)^3} + \frac{12n^2 R 12n^2 \delta_\xi^2}{3(1-12n^2\delta_\xi^2)^2} - \frac{12Rn^2}{(1-12n^2\delta_\xi^2)},$$

$$Q = \left(\frac{p}{3}\right)^3 + \left(\frac{q}{2}\right)^2; \quad \beta = \sqrt[3]{-\frac{q}{2} - \sqrt{Q}},$$

и окончательно оценка параметра ρ определяется выражением $\hat{\rho} = \alpha + \beta$, а оценка параметра δ_ξ^2 равна соответственно $\hat{\delta}_\xi^2 = \frac{R(1)}{\rho} - \frac{1}{12n^2}$.

Другой вариант оценки неизвестных параметров модели ρ и δ_ξ^2 состоит в проведении оценки вероятностей прыжков (или их отсутствии) в соответствии с выражениями (2.9) и (2.10) по количеству реальных прыжков (или их отсутствию) в реальной последовательности. При этом необходимо решить следующую систему относительно n , ρ и δ_ξ^2 :

$$\begin{cases} C_n = \Phi\left(\frac{1}{2n\sigma_\xi\sqrt{2(1-\rho^2)}}\right), \\ D_x = \delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2(1-\rho^2)}, \\ R(1) = \rho\left(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}\right), \end{cases}$$

где C_n - фактическое число пар $x_i x_{i-1}$, в которых $x_i = x_{i-1}$; D_x - фактическая дисперсия последовательности; $R(1)$ - фактическая ковариация соседних сленов

последовательности. Нужно отметить, что полученная система позволяет выполнять идентификацию параметров модели в важном случае неоднородной последовательности, когда известны средняя ковариация, средняя дисперсия последовательности, а также оценка вероятности перехода от одного сегмента к другому. Последняя оценка получается простым пересчетом случаев фактических «прыжков» в имеющейся последовательности.

Полученные выражения можно обобщить на двумерный случай. При этом

$$\sigma_x^2 = \delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2(1-\rho_1^2)(1-\rho_2^2)},$$

$$R_1(1) = \rho_1(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}),$$

$$R_2(1) = \rho_2(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}).$$

Идентификация параметров модели осуществляется аналогично одномерному случаю, учитывая необходимость определения двух коэффициентов. Тогда система

$$\begin{cases} \sigma_x^2 = \delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2(1-\rho_1^2)(1-\rho_2^2)}, \\ R_1(1) = \rho_1(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}), \\ R_2(1) = \rho_2(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}), \end{cases} \quad (2.11)$$

приводится к виду

$$\begin{cases} \rho_1\sigma_x^2 - R_1(1) = \frac{\rho_1}{12n^2(1-\rho_1^2)(1-\rho_2^2)} - \frac{1}{12n^2}, \\ \rho_2\sigma_x^2 - R_1(2) = \frac{\rho_2}{12n^2(1-\rho_1^2)(1-\rho_2^2)} - \frac{1}{12n^2}, \end{cases}$$

и

$$R_1(1)\rho_2 + R_2(1)\rho_1 = \frac{1}{12n^2}(\rho_1 + \rho_2),$$

$$\rho_1(R_2(1) - \frac{1}{12n^2}) = \rho_2(R_1(1) - \frac{1}{12n^2}).$$

Тогда $\rho_1 = \chi \rho_2$, где $\chi = \frac{R_1(1) - \frac{1}{12n^2}}{R_2(1) - \frac{1}{12n^2}}$. И система (2.11) приводится к системе

$$\begin{cases} \sigma_x^2 = \delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2(1 - \chi\rho_2^2)(1 - \rho_2^2)}, \\ R_2(1) = \rho_2(\delta_\xi^2 + \frac{1}{12n^2}) \end{cases},$$

которая решается аналогично одномерному случаю.

2.4. Обнаружение объектов на изображении

Обнаружение объектов на изображении является сложной задачей из-за близости цветовых значений пикселей, и не существует какого-либо конкретного метода, позволяющего обеспечить абсолютную точность результатов обработки. В данной работе предложено использовать метод анализа гистограмм для обнаружения объектов. Суть этого метода состоит в вычислении значений яркости в каждой строке изображения и подсчета количества этих значений во всей строке. Данная процедура основывается в том числе и на результатах визуального анализа изображений, получаемых с пространственного дальномера. Этот анализ показывает, что граница объекта обычно довольно четко выделяется в верхней части объекта, условно «возвышающейся» над горизонтом. На рисунке 2.9 представлен пример обнаруживаемого гистограммным методом объекта. На рисунке 2.10 представлена гистограмма отдельной строки. Длина строки равна 320, а цвет меняется в диапазоне 0-255 [4,16]. Следующая блок-схема на рисунке 2.11 объясняет, как работает гистограммный метод.

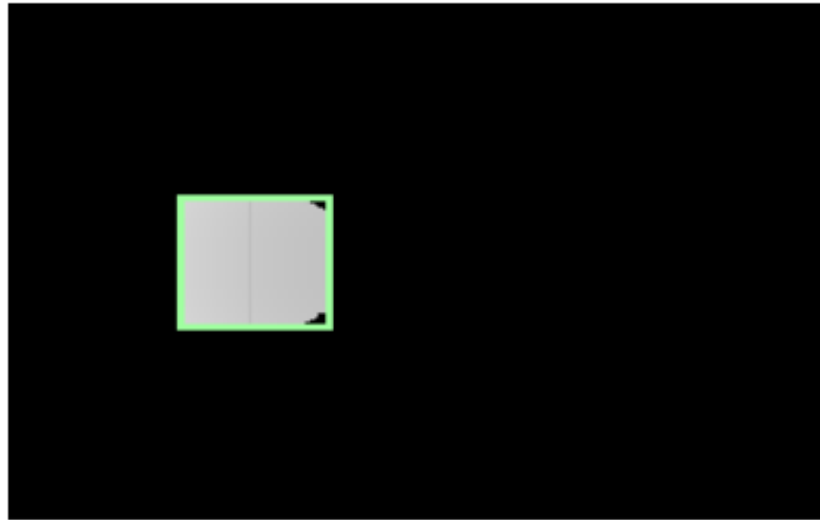


Рис. 2.9. Пример изображения объекта

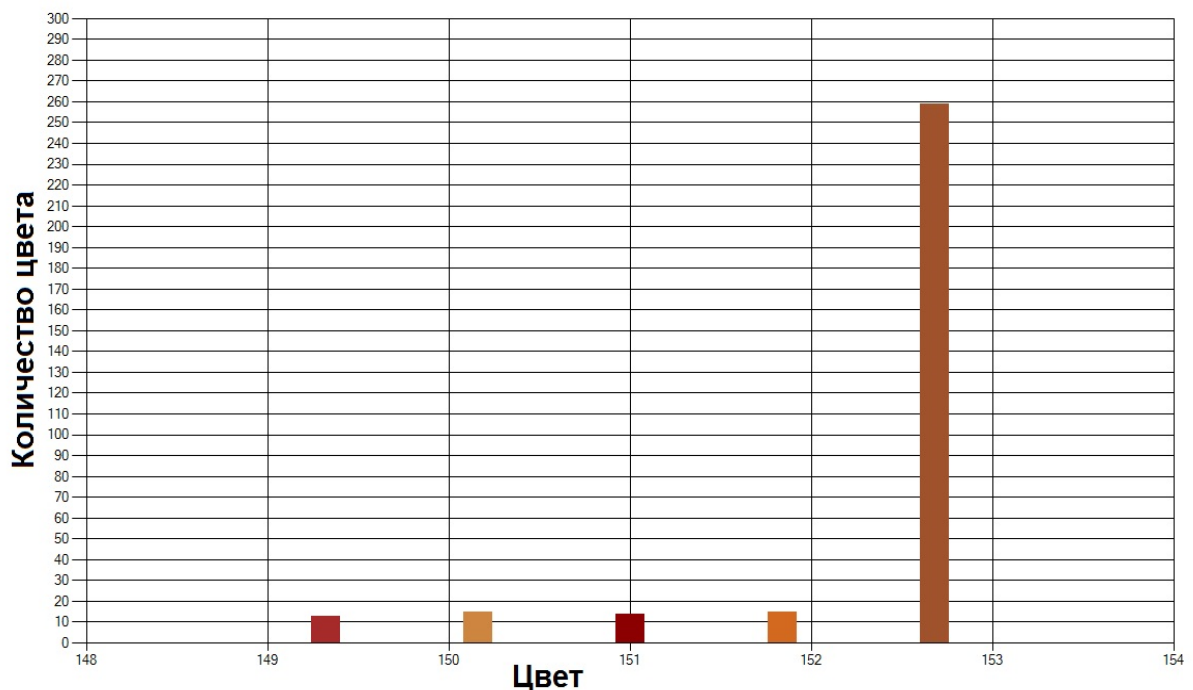


Рис. 2.10. Гистограмма отдельной строчки изображения, содержащей объект

Гистограммный метод имеет очевидные недостатки, связанные с анализом только яркостных характеристик объекта, однако практика обработки большого количества изображений показывает высокую эффективность обнаружения. Рассмотрим в качестве примера случай, представленный на рисунке 2.12 и заключающийся в том, что несколько объектов «накладываются» в одной области. На рисунке 2.13 представлен результат выделения объектов, некоторые из объектов будут распознаны как один объект с большим размером. В этом

случае можно выбрать не одну, а несколько точек на этом составном объекте и осуществлять сопровождение с их помощью. Этот метод позволяет существенно уменьшить погрешность оценивания за счет большого числа точек.

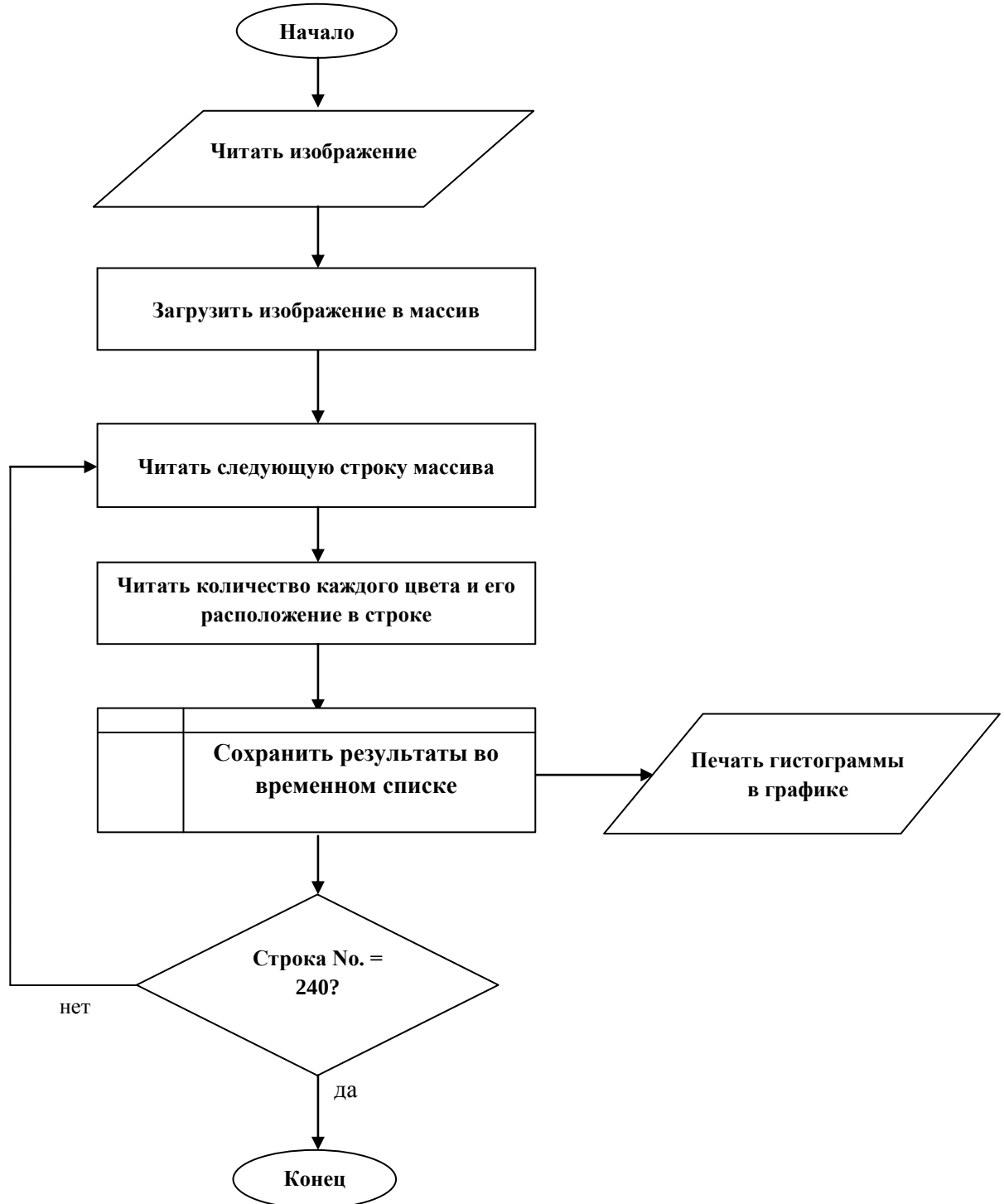


Рис. 2.11. Блок-схема, объясняющая, как работает метод гистограммы

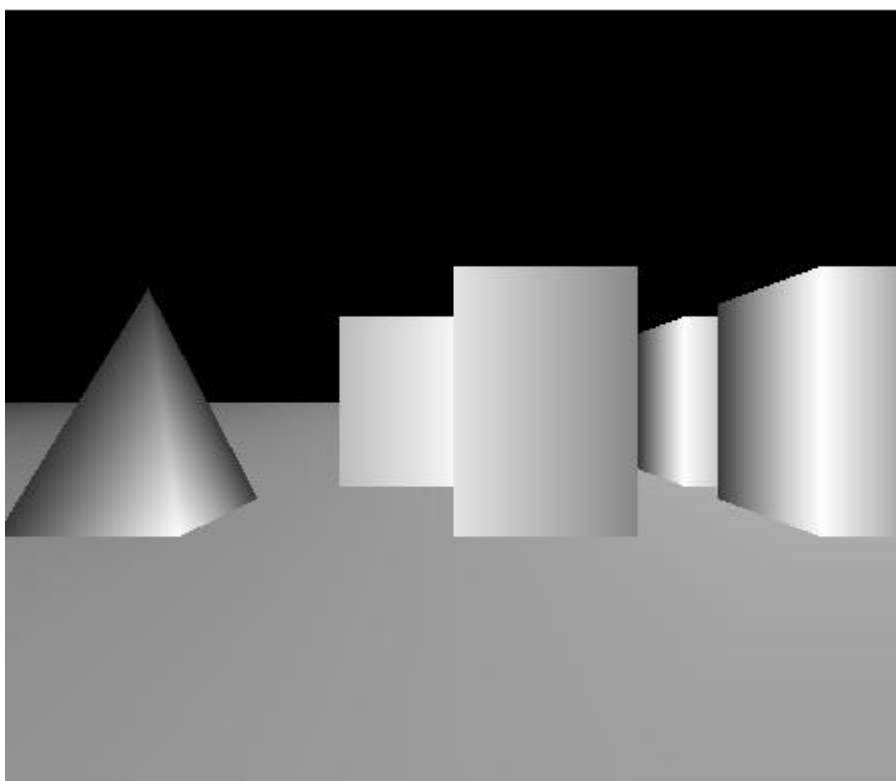


Рис. 2.12. Пример изображения с несколькими объектами



Рис. 2.13. Результат распознавания объектов

2.5. Оценка координат объектов с помощью псевдоградиентных алгоритмов

Для определения местоположения аппарата и различных объектов, регистрируемых с помощью установленной на аппарате камеры, рассмотрим следующие частные случаи.

2.5.1. Оценка координат автономного аппарата в случае совпадения начальных координат аппарата и точки начала координат

В этом случае, координаты всех объекты определяют относительно этой позиции (рисунок 2.14). Будем использовать сферическую систему координат (ρ, θ, φ) [1,5,6]:

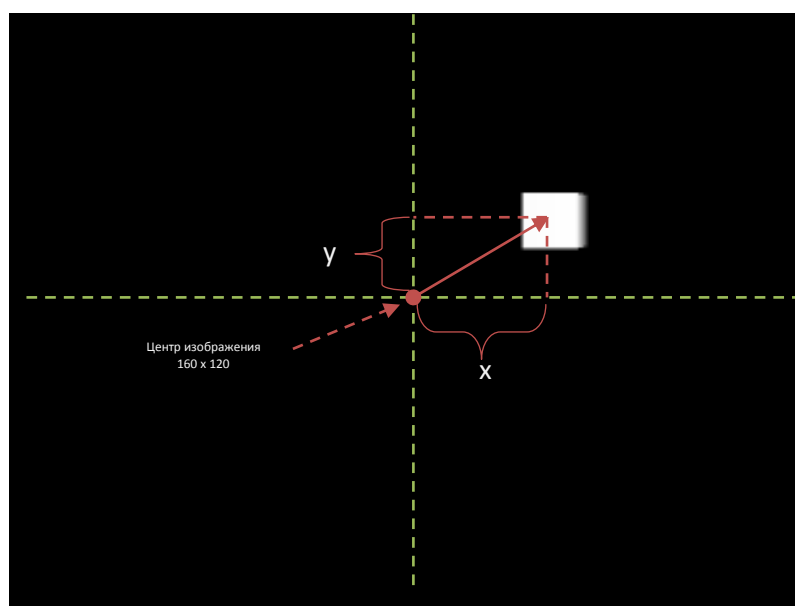


Рис. 2.14. Определение позиции объекта по отношению к центру изображения

- ρ - расстояния до соответствующего объекта, определяемое цветом пикселя,
- $\theta = \sin^{-1} \left[\frac{\Delta x}{\rho} \right]$,
- $\varphi = \sin^{-1} \left[\frac{\Delta y}{\rho} \right]$.

Для определения средних значений смещений $\overline{\Delta x}$ и $\overline{\Delta y}$ в последовательности кадров можно использовать следующие формулы:

$$M\{\overline{\Delta x}\} = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta x_i}{N}, \quad M\{\overline{\Delta y}\} = \frac{\sum_{i=1}^N \Delta y_i}{N}, \quad (2.12)$$

$$\theta = \sin^{-1} \left[\frac{M\{\overline{\Delta x}\}}{\rho} \right] = \sin^{-1} \left[\frac{\frac{\sum_{i=1}^N \Delta x_i}{N}}{\rho} \right], \quad (2.13)$$

$$\varphi = \sin^{-1} \left[\frac{M\{\overline{\Delta y}\}}{\rho} \right] = \sin^{-1} \left[\frac{\frac{\sum_{i=1}^N \Delta y_i}{N}}{\rho} \right]. \quad (2.14)$$

После выбора опорной точки на первом изображении в последовательности можно найти ее координаты на последующих изображениях в последовательности даже в том случае, когда аппарат движется (рисунок 2.15). На рисунке 2.16 представлена блок-схема, описывающая оценку координат таким способом.

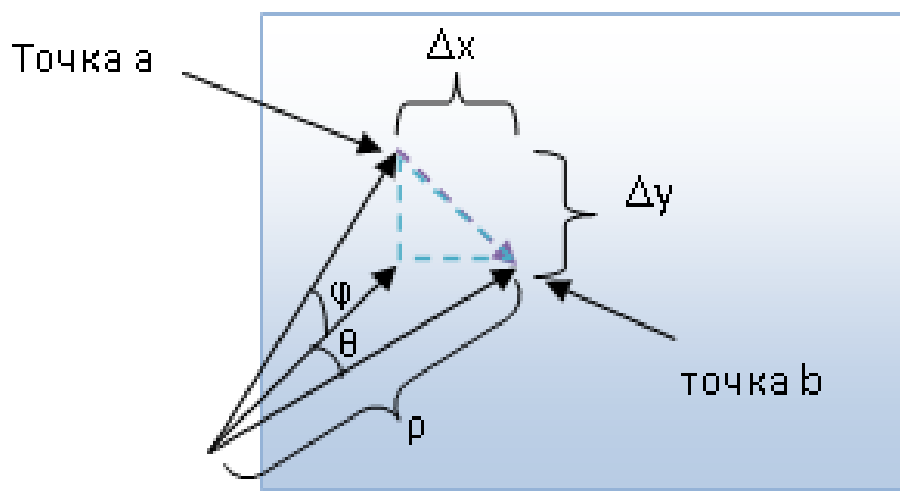


Рис. 2.15. Оценка координат аппарата при его движения

При этом значения x и y определяются относительно центра изображения (т.е. относительно 160x120), и новые координаты объекта определяются формулой:

$$\rho_{t+1} = \rho_t + \Delta \rho. \quad (2.15)$$

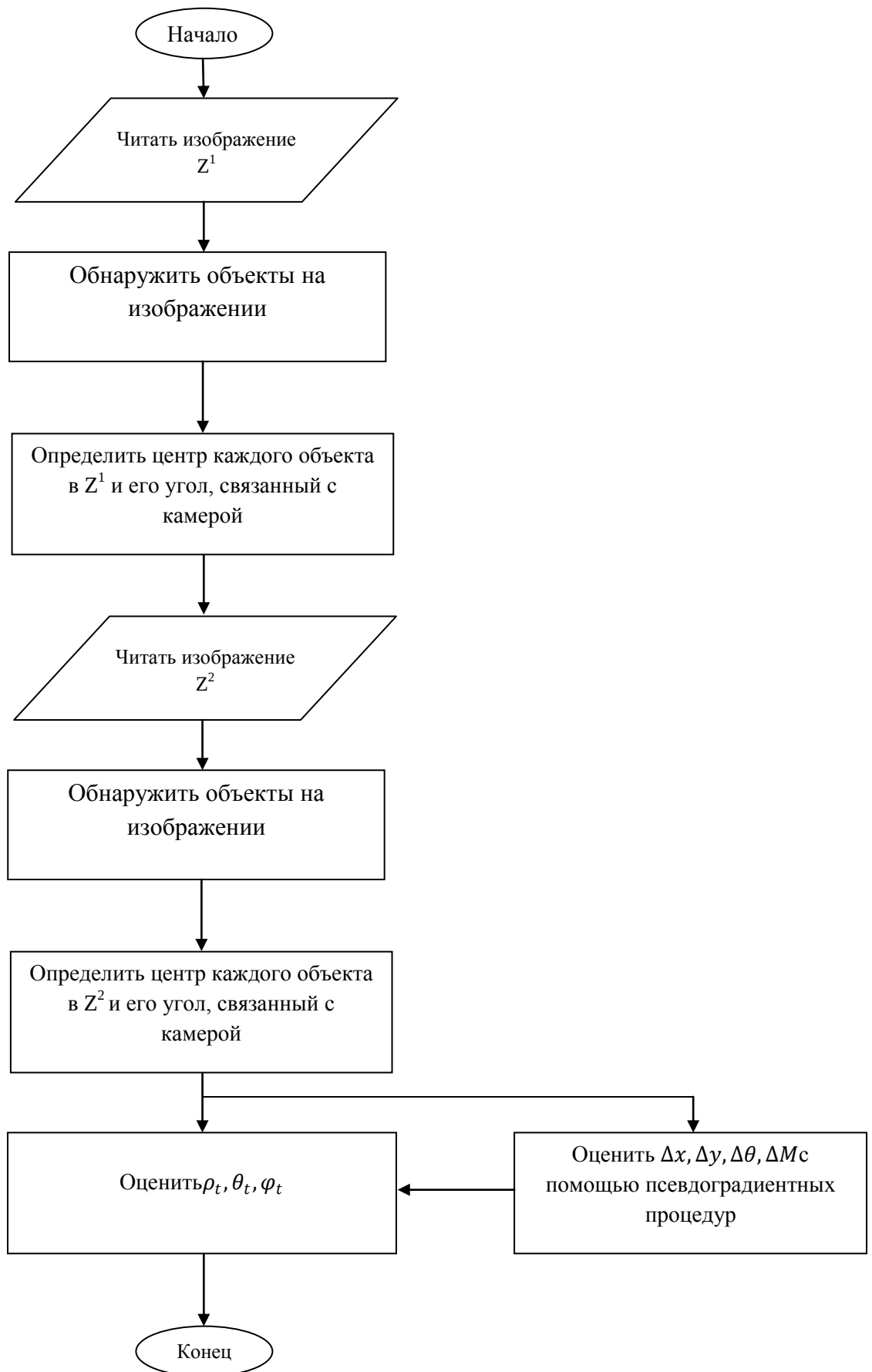


Рис. 2.16. Блок-схема, описывающая работу при оценке координат объектов

Поскольку $\theta_t = \sin^{-1} \left[\frac{h_x}{\rho_t} \right]$, $\varphi_t = \sin^{-1} \left[\frac{h_y}{\rho_t} \right]$, то:

$$\begin{bmatrix} \rho_{t+1} \\ \theta_{t+1} \\ \varphi_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_t \\ \theta_t \\ \varphi_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta\rho \\ \Delta\theta \\ \Delta\varphi \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_t + \Delta\rho \\ \sin^{-1} \left[\frac{h_x + \Delta h_x}{\rho_t + \Delta\rho} \right] \\ \sin^{-1} \left[\frac{h_y + \Delta h_y}{\rho_t + \Delta\rho} \right] \end{bmatrix}, \quad (2.16)$$

где h_x, h_y - оценки сдвига между изображениями Z^1 и Z^2 в последовательности с помощью псевдоградиентного алгоритма. Кроме того, для оптимального оценивания углов θ и φ и $\bar{h}^* = \operatorname{argmax}_{\bar{h}}(Z^1, Z^2, \bar{h})$ можно использовать следующие выражения:

$$\theta_{t+1} = \theta_t + \Delta\theta_{\bar{h}_x^*},$$

$$\varphi_{t+1} = \varphi_t + \Delta\varphi_{\bar{h}_y^*},$$

$$\begin{bmatrix} \rho_{t+1} \\ \theta_{t+1} \\ \varphi_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_t + \Delta\rho \\ \sin^{-1} \left[\frac{\bar{h}_x^* + \Delta\bar{h}_x^*}{\rho_t + \Delta\rho} \right] \\ \sin^{-1} \left[\frac{\bar{h}_y^* + \Delta\bar{h}_y^*}{\rho_t + \Delta\rho} \right] \end{bmatrix}. \quad (2.17)$$

Отметим, что оценка с помощью указанных выражений может приводить к случайным ошибкам. Эти ошибки вызваны следующими причинами:

- Во-первых, процесс обнаружения объектов на изображениях, полученных с помощью пространственных дальномеров, сопровождается ошибками определения границ этих объектов и их геометрических центров. Это определяется свойствами таких объектов и самой сцены (размер, удаление от аппарата и т.д.).
- Во-вторых, выполняемая с помощью псевдоградиентных алгоритмов оценка пространственных деформаций изображений в

последовательности содержит естественные для псевдоградиентных процедур погрешности.

- В третьих, процесс регистрации таких изображений может содержать различные погрешности, приводящие к искажениям и шумам.

2.5.2. Оценка координат автономного аппарата в случае совпадения координат наибольшего наблюдаемого объекта и точки начала координат

В этом случае все координаты объектов и координаты аппарата будут определять относительно этой позиции (рисунок 2.17). При этом необходимо учитывать вероятность движения самого этого объекта. На рисунке 2.17 через $\rho_i, \bar{\rho}_i, \bar{\rho}_j$ обозначены расстояния между камерой и объектами. Оценка координат объекта зависит от положения самого большого постоянного объекта, обнаруживаемого в изображении. Координаты аппарата оцениваются относительно позиции этого объекта. При этом можно рассматривать этот объект как центр координат только при текущей итерации, а в последующих изменить центр координат в соответствии с изменениями в регистрируемом изображении. Соответствующие выражения будут иметь вид:

$$\bar{x}_i = \bar{x}_1 + \bar{x}_2 ,$$

$$\bar{y}_i = \bar{y}_1 + \bar{y}_2 ,$$

$$\rho_{t+1}^i = \rho_t^i + \Delta\rho^i$$

и

$$\begin{bmatrix} \rho_{t+1} \\ \theta_{t+1} \\ \varphi_{t+1} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_t \\ \theta_t \\ \varphi_t \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Delta\rho \\ \Delta\theta + \bar{x} \\ \Delta\varphi + \bar{y} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_t + \Delta\rho \\ \frac{\bar{h}_x^* + \Delta\bar{h}_x^*}{\rho_t + \Delta\rho} + \bar{x} \\ \frac{\bar{h}_y^* + \Delta\bar{h}_y^*}{\rho_t + \Delta\rho} + \bar{y} \end{bmatrix}, \quad (2.18)$$

где $\bar{x}$ и $\bar{y}$ являются значениями преобразования координатных осей.

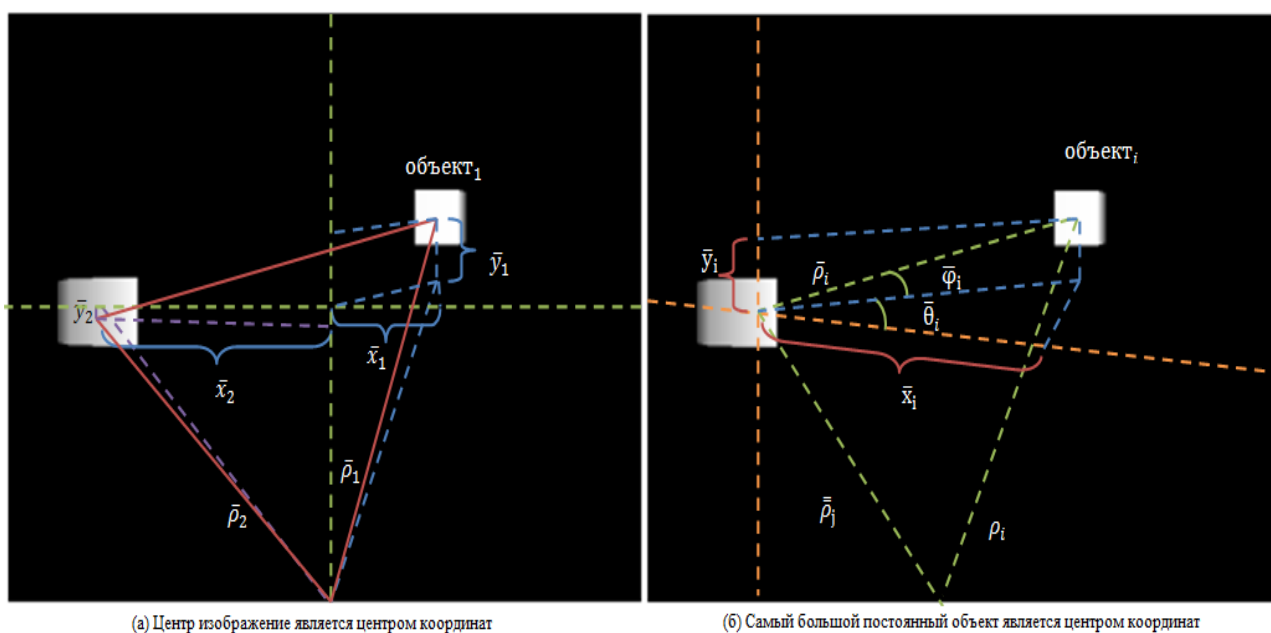


Рис. 2.17. Определение положения объекта по отношению к постоянным объектам

2.5.3. Оценка координат автономного аппарата в случае совпадения координат ближайшего наблюдаемого объекта и точки начала координат

В этом случае центром координат является геометрический центр ближайшего объекта вне зависимости от его размера, а перемещения объекта оцениваются так, как было объяснено выше.

2.5.4. Оценка координат автономного аппарата в случае совпадения координат любого наблюдаемого объекта и точки начала координат

В этом случае за начало координат выбирается любой видимый объект на изображении (далекий или близкий, большой или маленький, движущийся или нет и т.д.). Более того, за начало координат можно выбрать любую точку, даже не соответствующую тому или иному объекту. При этом процедура оценивания в целом работает также, как и было объяснено выше. Такая гибкость при определении начала координат позволяет эффективно выполнять фильтрацию шума. Понятно, что точность определяемых координат аппарата зависит от разрешения этого изображения, погрешностей самого дальномера и ошибок,

возникающих при совмещении пар изображений. Нужно отметить, что можно относительно просто контролировать величину ошибок данного алгоритма, используя, например, инерциальные навигационные системы.

2.6. Алгоритмы оценивания траектории аппарата

Задача оценивания траектории аппарата является центральной в настоящем исследовании. Особая ее сложность заключается в необходимости поиска решения, обеспечивающего слежение в режиме реального времени. При этом ясно, что определение траектории связано с оцениванием расстояния между аппаратом и объектами. Процесс оценки траектории связан с объектами, обнаруженными в изображении. Рассмотрим координаты автономного аппарата (рисунок 2.18), считая, что центр изображения является началом системы координат для оценки координат всех обнаруженных объектов. На рисунке 2.19 представлены различные случаи перемещения аппарата.

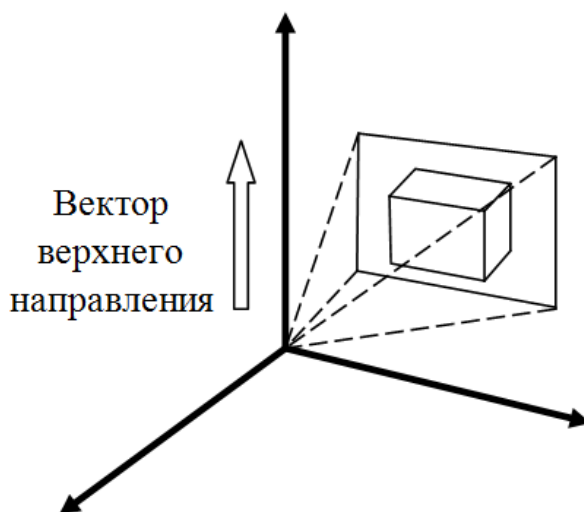


Рис. 2.18. Аргументы камеры

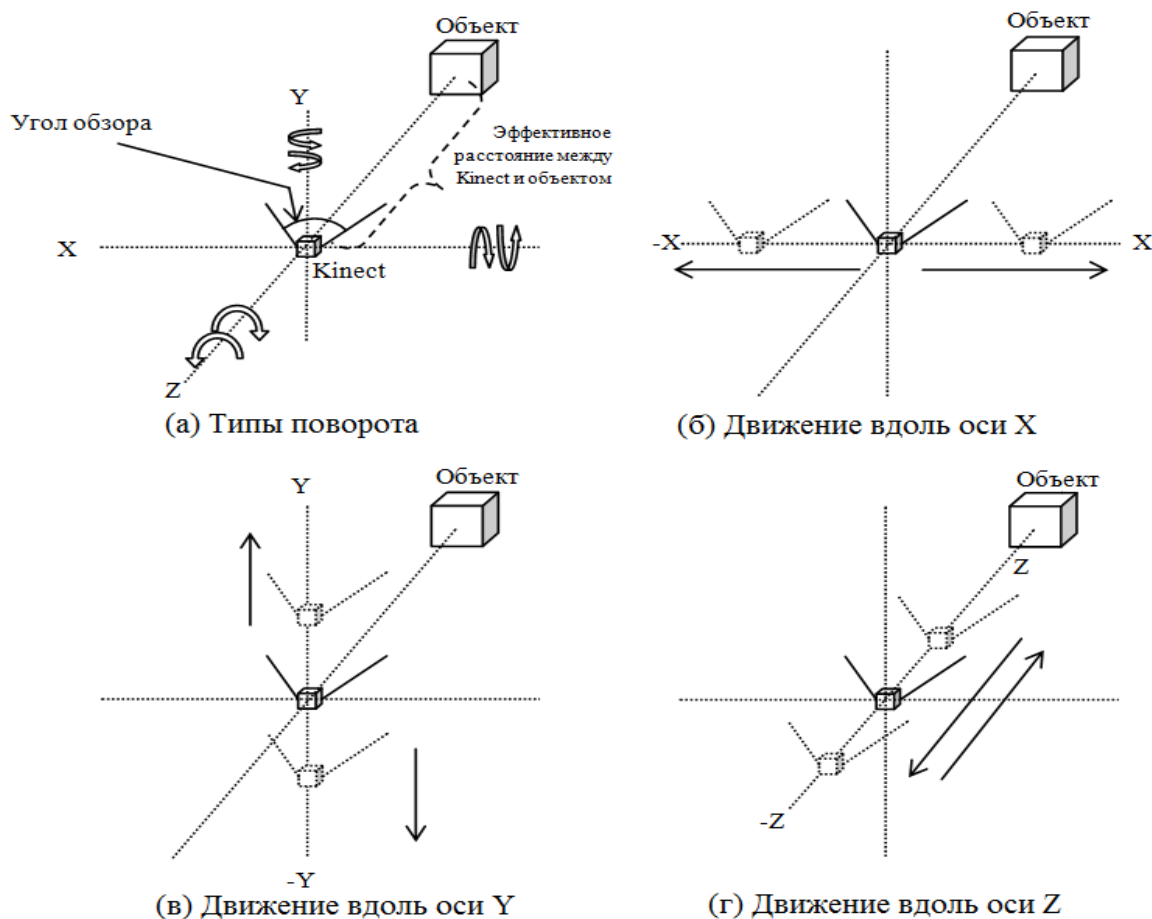


Рис. 2.19. Типы перемещения аппарата

2.6.1. Варианты оценки траектории

2.6.1.1. Оценка траектории по одному наблюдаемому объекту

Для решения задачи позиционирования аппарата по данным инфракрасного дальномера будем считать для определенности, что этот дальномер направлен вперед вдоль оси аппарата, а перемещение аппарата происходит с достаточно малой скоростью, так что разница между получаемыми кадрами изображений достаточно мала. Будем считать для определенности, что аппарат перемещается только вперед и назад без совершения поворотов и кренов. На практике обычно известен горизонтальный и вертикальный угол обзора самого дальномера. Будем считать, что эти углы равны α , тогда горизонтальное H_x и вертикальное H_y угловое разрешение устройства H_x составляют соответственно [1,2,3,4,5,6,7,8, 10,16,17]

$$H_x = \frac{\alpha}{i_{max}} \text{ и } H_y = \frac{\alpha}{j_{max}}, \quad (2.19)$$

где i_{max}, j_{max} – пространственное разрешение обрабатываемых изображений по горизонтали и вертикали соответственно. Если, например, $\alpha = 120^\circ$, $i_{max} = 320, j_{max} = 240$, то $H_x = \frac{120}{320} = 0.375^\circ$, $H_y = \frac{120}{240} = 0.5^\circ$. Будем считать, что начальные координаты аппарата (x_1, y_1) равны нулю. Пусть в начальный момент времени на изображении, получаемом с помощью дальномера, наблюдается некоторый объект (рисунок 2.20).



Рис. 2.20. Изображение, получаемое с помощью пространственного дальномера

Методы обработки изображений позволяют выделить объект на первом изображении в последовательности Z^1 и определить координаты его геометрического центра i_{ob}, j_{ob} . Поскольку фактическое расстояние ρ до объекта в точке i_{ob}, j_{ob} определяется значением в этой точке, то это преобразование позволяет определить фактические координаты этого объекта с помощью следующих несложных геометрических преобразований:

$$\left. \begin{aligned} x_{ob} &= x_0 + \rho \cdot \sin \vartheta_x \\ y_{ob} &= y_0 + \rho \cdot \cos \vartheta_y \end{aligned} \right\}, \quad (2.20)$$

где $\vartheta_x = \Delta i * H_x, \vartheta_y = \Delta j * H_y$ – горизонтальный и вертикальный угол обзора объекта; $\Delta i = \frac{i_{max}}{2} - i_{ob}$, $\Delta j = \frac{j_{max}}{2} - j_{ob}$ – разница в пикселях между центром объекта и центром изображения.

Пусть теперь имеется второе изображение Z^2 , также полученное с инфракрасного дальномера в следующий момент времени. В случае, если смещение аппарата, зафиксированное по данным бортовой инерциальной системы за указанный временной промежуток относительно мало, то разница между этими кадрами также будет незначительной. Тогда для определения этой разницы можно воспользоваться псевдоградиентными алгоритмами. По результатам совмещения этих кадров получим вектор параметров деформации: смещение по горизонтали (Δx), смещение по вертикали (Δy), угол поворота ($\Delta \theta$) и масштаб (ΔM). Связь этих величин с исходными кадрами может быть описана следующим выражением:

$$Z^2 = f(Z^1, \Delta x, \Delta y, \Delta M, \Delta \theta).$$

Это выражение позволяет выполнять прогноз расположения центра ранее детектированного объекта на последующем кадре $i_{ob}^{(2)}, j_{ob}^{(2)}$ без вычислительно затратной операции обнаружения. Тогда новые координаты самого аппарата в момент регистрации второго кадра будут:

$$\left. \begin{aligned} x_2 &= x_{об} - \rho^{(2)} \sin(\vartheta_x^{(2)}) \\ y_2 &= y_{об} - \rho^{(2)} \cos(\vartheta_y^{(2)}) \end{aligned} \right\} \quad (2.21)$$

где $\rho^{(2)}$ – расстояние между аппаратом и объектом на втором кадре; $\vartheta_x^{(2)}, \vartheta_y^{(2)}$ – горизонтальный и вертикальный угол обзора объекта.

В случае незначительных изменений на изображениях (медленных перемещениях аппарата) оценку элементарных перемещений можно производить не только последовательно «от кадра к кадру», но через некоторое количество кадров [1,2,3,4,8,10,16,17].

Далее, для получения траектории перемещения аппарата достаточно выполнить сложение полученных таким образом элементарных смещений

$$x_{total} = x_1 + x_2 + x_3 + \dots ,$$

$$y_{total} = y_1 + y_2 + y_3 + \dots .$$

2.6.1.2. Оценка траектории по нескольким наблюдаемым объектам

Пусть в поле зрения камеры, установленной на аппарате, попадают несколько объектов (рисунок 2.21). В частности, для двух объектов, расположенных в той же плоскости, что и аппарат, схема регистрации объектов примет следующий вид (рисунок 2.22). Оценка их координат будет выполняться так, как было описано ранее. Полученные таким образом оценки координат аппарата можно усреднить:

$$\left. \begin{aligned} x_k &= \frac{\sum_{t=1}^n x_{k_t}}{n} \\ y_k &= \frac{\sum_{t=1}^n y_{k_t}}{n} \end{aligned} \right\}. \quad (2.22)$$

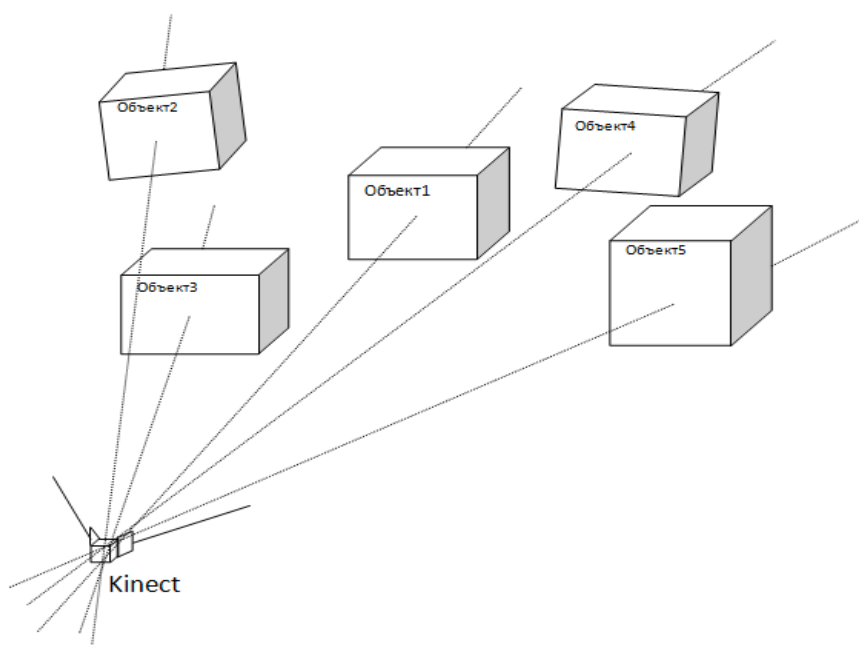


Рис. 2.21. Наблюдение нескольких объектов

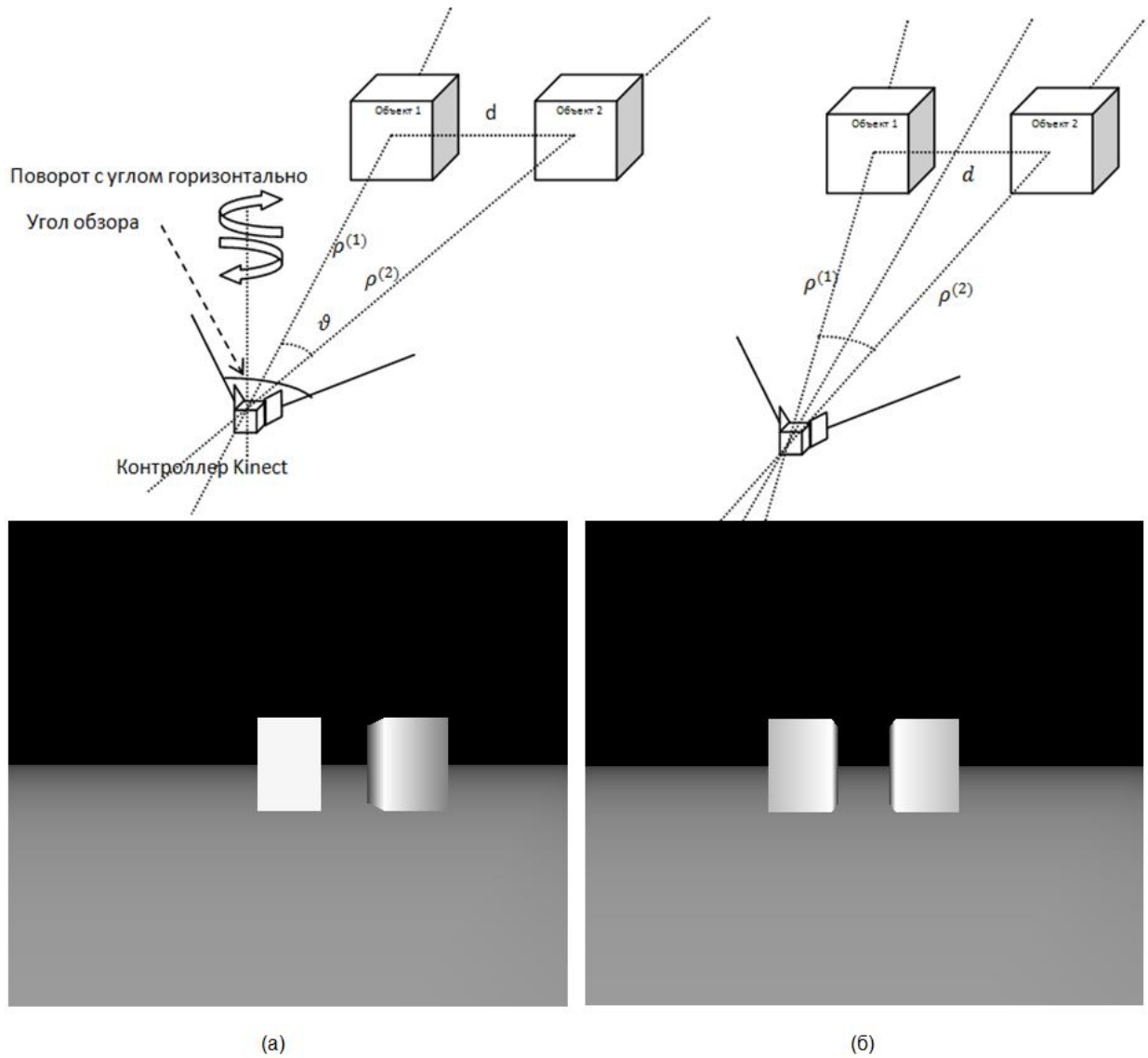


Рис. 2.22. Геометрическая форма и варианты наблюдения двух объектов

Для получения более точной оценки при подобном усреднении также можно использовать специальные коэффициенты зависящие, например, от расстояния от центра регистрируемого изображения до центра идентифицируемого объекта. Для этого можно воспользоваться результатами, полученными при исследовании погрешностей, возникающих при смещении наблюдаемого объекта относительно центра камеры. На следующем рисунке 2.23 в качестве результата такого исследования представлена зависимость ошибки оценивания от смещения объекта относительно центра изображения.



Рис. 2.23. Зависимость ошибки оценивания от удаления объекта от центра изображения

Полученная кривая близка к экспоненциальной. Значения получаемой ошибки можно использовать при комплексировании результатов оценивания по большому количеству объектов. Тогда

$$x_k = \sum_{t=1}^n x_{k_t} / \alpha_{k_t}, y_k = \sum_{t=1}^n y_{k_t} / \alpha_{k_t}, \quad (2.23)$$

где α_{k_t} - коэффициент, получаемый из графика на рисунке 2.22, и соответствующий отношению дисперсии оценивания текущего объекта к дисперсии оценивания этого же объекта, но находящегося в фокусе камеры [4,10].

2.7. Выводы

Таким образом, в данной главе предлагаются алгоритмы, позволяющие произвести оценку траектории по результатам обработки последовательности изображений, полученных с помощью пространственных дальномеров. Характерным примером такого дальномера является распространенный на рынке контроллер Microsoft Kinect. Особенностью данного устройства является то, что оно включает как пассивные, так и активные датчики регистрации окружающих изображений, что существенно расширяет диапазон возможных применения

устройства. В работе предложена методика построения двумерного изображения по данным пространственного инфракрасного дальномера Microsoft Kinect. Предложена математическая модель, позволяющая имитировать неоднородные изображения близкие по своим свойствам к изображениям, получаемым с контроллера Kinect. Для последовательности таких изображений предложено использовать псевдоградиентные алгоритмы, позволяющие в условиях малых изменений достаточно точно оценивать смещения в паре изображений. Использование оценок сдвига, поворота и масштаба, полученных с помощью псевдоградиентных алгоритмов, позволило разработать алгоритм определения координат управляемого аппарата, состоящий из следующих шагов:

1. Выполняется трансляция данных пространственного дальномера в последовательность двумерных кадров изображений.
2. На первом кадре выполняется обнаружение объектов, которые можно использовать в качестве опорных при навигации.
3. С помощью инерциальной системы навигации выполняется предварительная оценка перемещения аппарата за промежуток времени между регистрацией первого и второго кадра.
4. Выполняется сопоставление объектов на первом и втором кадрах. Если в ходе сопоставления объект отсутствует в прогнозируемой точке второго изображения – он считается движущимся и не участвует в определении координат.
5. Выполняется расчет относительного перемещения аппарата за время между регистрацией первого и второго кадра. Это перемещение дополняет оцениваемую траекторию.
6. Процесс повторяется для третьего и последующего изображений.

Установлено, что точность определяемых координат аппарата и объектов зависит от разрешения изображения, погрешностей самого дальномера и ошибок, возникающих при совмещении пар изображений. Нужно отметить, что можно относительно просто контролировать величину ошибок данного алгоритма,

используя, например, инерциальные навигационные системы. Более подробно погрешности оценивания координат аппарата раскрыты в следующей главе. В целом, проведенные исследования показали, что использование предложенного алгоритма позволяет принципиально решить проблему местоопределения аппарата при отсутствии спутниковых систем навигации, например, под водой или в туннелях, в том случае, когда имеется возможность получить достаточно контрастные последовательности изображений окружающей поверхности.

ГЛАВА 3. АНАЛИЗ ТОЧНОСТИ УСТРОЙСТВА ОЦЕНИВАНИЯ КООРДИНАТ

3.1. Постановка задачи

В текущей главе исследуются результаты применения предложенных алгоритмов для навигации автономного летательного аппарата. При этом наиболее важной задачей является оценка траектории автономного аппарата по результатам обработки изображений. Для решения этой задачи необходимо оценить координаты аппарата и объектов в окружающей среде. Кроме того, должен быть выполнен анализ результатов обработки этих алгоритмов. В связи с этим, структура этой главы состоит из следующих разделов.

- Первый раздел состоит из описания применения псевдоградиентных алгоритмов для совмещения последовательности изображений, полученных с пространственного дальномера, разного размера и различных свойств обязательной оценкой времени обработки. Также в этом разделе рассматриваются вопросы фильтрации таких изображений и выполняется анализ полученных данных. Эти результаты в дальнейшем используются при решении задач навигации.
- Во втором разделе рассмотрены вопросы, связанные с преобразованием временных последовательностей данных пространственного дальномера в последовательности изображений. При этом выполняется оценка погрешностей, возникающих при подобном преобразовании и предлагаются механизмы минимизации этих погрешностей.
- Третий раздел состоит из анализа результатов обнаружения различных объектов на изображениях
- Четвертый раздел состоит из анализа оценки сферических координат, полученных в результате обработки изображений. Кроме того, имеется анализ результатов после фильтрации шумов.

- Пятый раздел состоит из описания экспериментов с использованием результатов обработки изображений при оценке траектории летательного аппарата. Эксперименты посвящены оценке траектории, полученной по результатам обработки изображений одного или нескольких объектов. Содержится исчерпывающий анализ всех полученных результатов.
- Шестой раздел состоит из описания экспериментов по оценке координат аппарата и объектов. Выполняется анализ результатов этих экспериментов с обсуждением погрешностей оценивания.
- Наконец, некоторые выводы об эффективности предложенных алгоритмов будут обсуждены в шестом разделе.

3.2. Анализ псевдоградиентных алгоритмов оценивания параметров смещений в последовательности изображений

В настоящем разделе представлены результаты исследований, позволяющие определить условия для применения алгоритмов оценки смещения изображений для решения задач навигации автономных летательных аппаратов.

3.2.1. Обработка изображений различного размера

Для исследований эффективности применения различных алгоритмов (п. 2.2) использовалось несколько последовательностей изображений различных размеров, полученных с мобильных летательных аппаратов. При этом фактический объем обрабатываемых данных варьировался в зависимости от временной длительности самой видеопоследовательности и размеров каждого кадра. На рисунке 3.1 представлены некоторые образцы изображений для исследований.



Рис. 3.1. Примеры изображений

На рисунке 3.2 представлены зависимости дисперсии ошибки оценивания от размеров изображения и количества оцениваемых параметров (сдвиг по одной оси – нижняя кривая на графике или по двум осям – верхняя кривая на графике).

Анализ полученных кривых показывает, что применение псевдоградиентных алгоритмов позволяет обеспечить достаточную для большинства практических приложений точность (менее 0.3 пикселя в большинстве случаев). При этом данная точность слабо зависит от геометрических размеров самого изображения.

На рисунке 3.3 представлена зависимость времени обработки в зависимости от величины фактического сдвига и размера изображения. При этом для общности результатов выполнялась оценка четырех параметров – пространственного сдвига по двум осям, угла поворота и масштаба. Алгоритм был реализован на стандартном компьютере с процессором i3 и 4Гб ОЗУ.

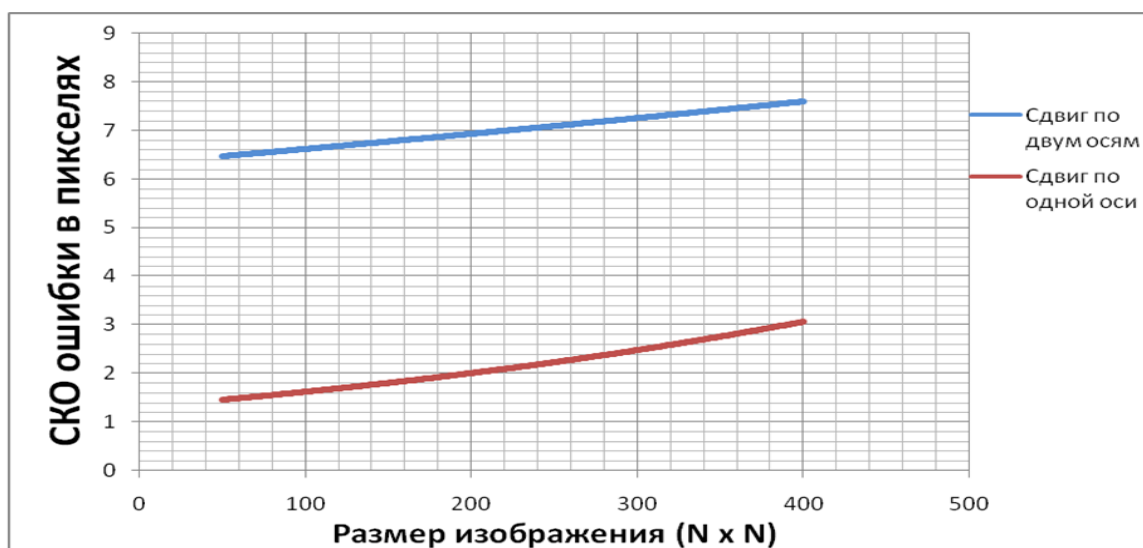


Рис. 3.2. СКО ошибки оценивания

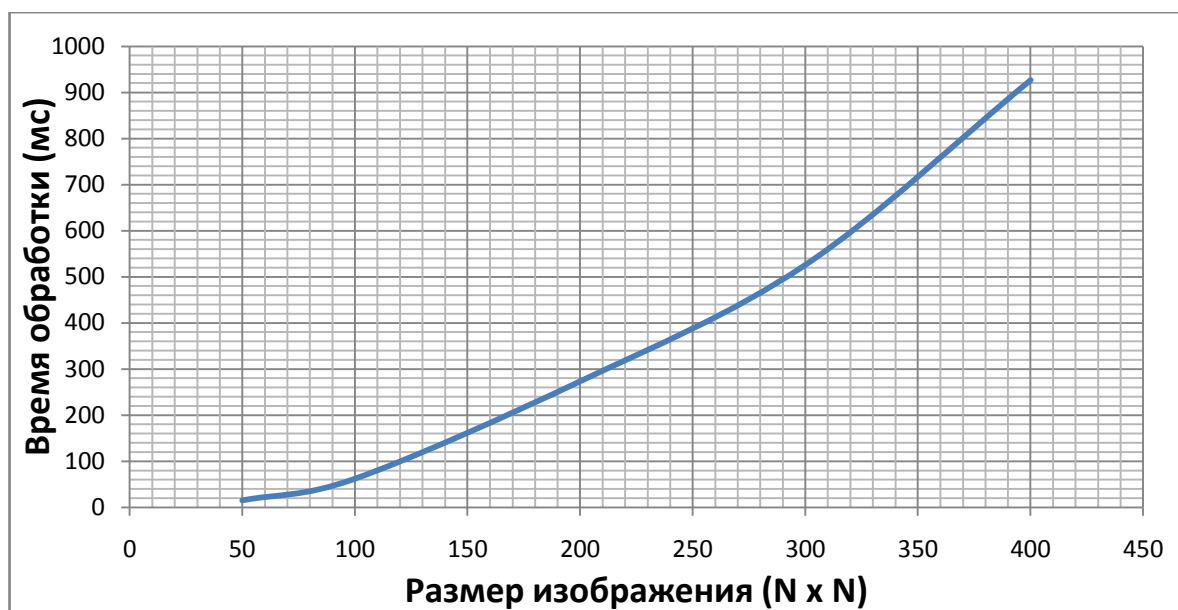


Рис. 3.3. Время обработки вычисляется для разных размеров

Представленные результаты свидетельствуют о линейной зависимости времени обработки от геометрических размеров кадров. При этом время обработки существенно не зависит от размера самого сдвига. Анализ самого времени обработки (менее 1 секунды) свидетельствует о потенциальной возможности применения данных алгоритмов в системах реального времени.

На рисунках 3.4 и 3.5 представлены зависимости точности получаемых оценок в зависимости от размеров сдвига кадров относительно друг друга.

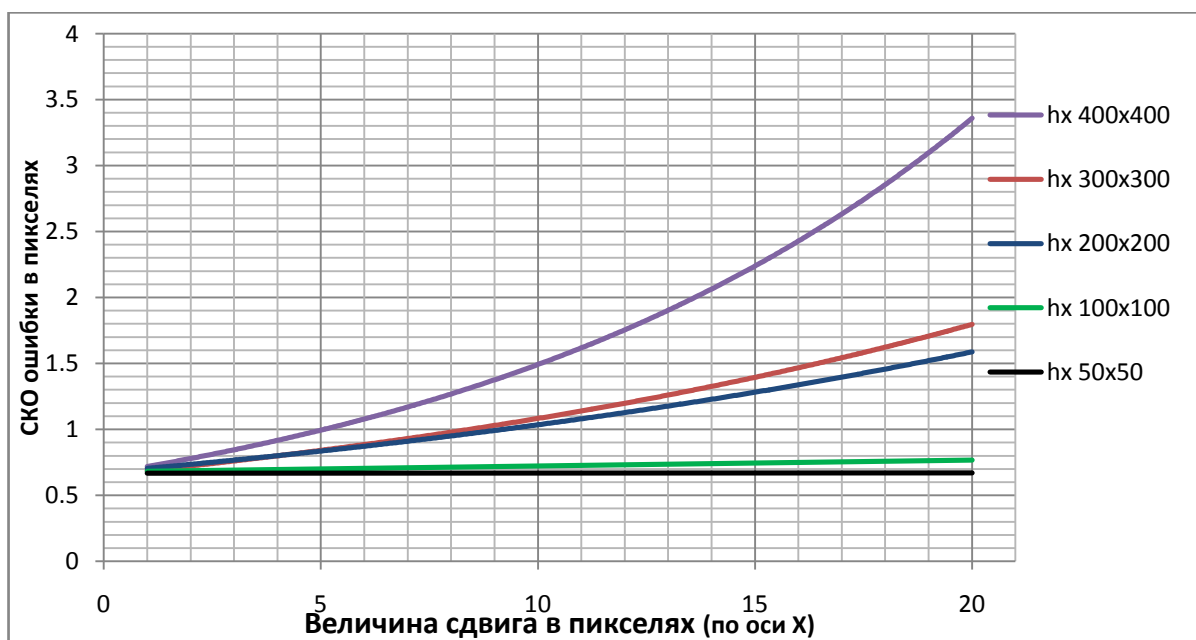


Рис. 3.4. Точность оценки с различными размерами изображения

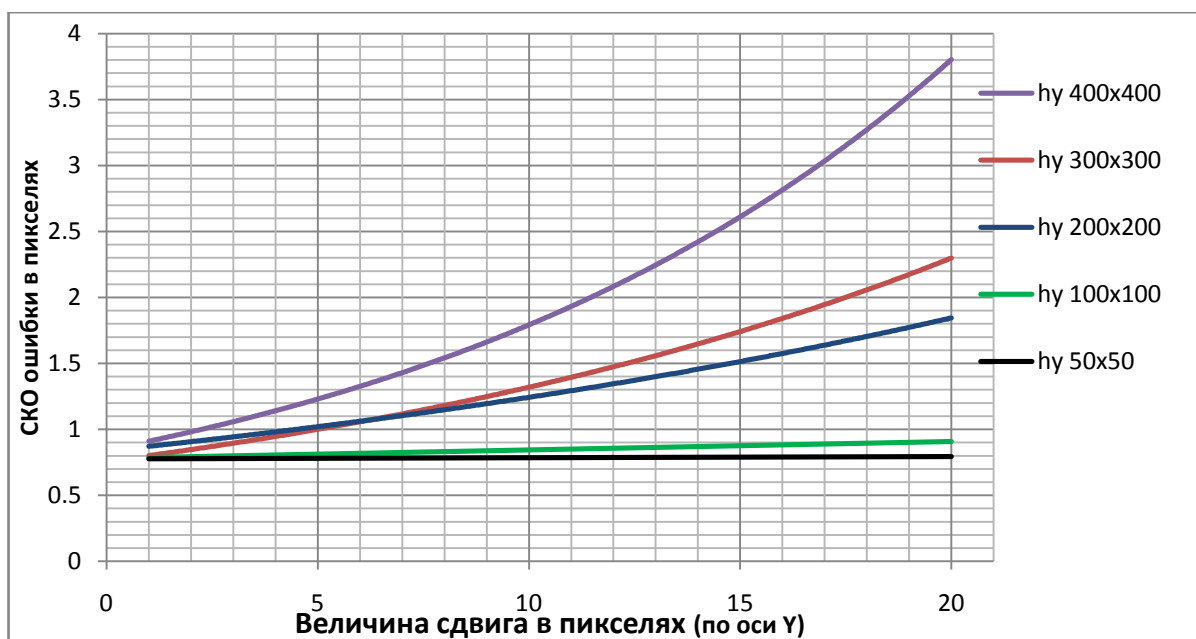


Рис. 3.5. Точность оценки с различными размерами изображения

Результаты свидетельствуют о резком падении точности оценивания при сдвигах, сопоставимых с радиусом корреляции. Это объясняется «сваливанием» псевдоградиента в зоны «ложных» экстремумов и существенно ограничивает применение псевдоградиентных алгоритмов. С другой стороны, это не является препятствием для оценки смещений в последовательности изображений, получаемой с бортовой камеры автономного летательного аппарата, особенно в случае достаточной высоты последнего.

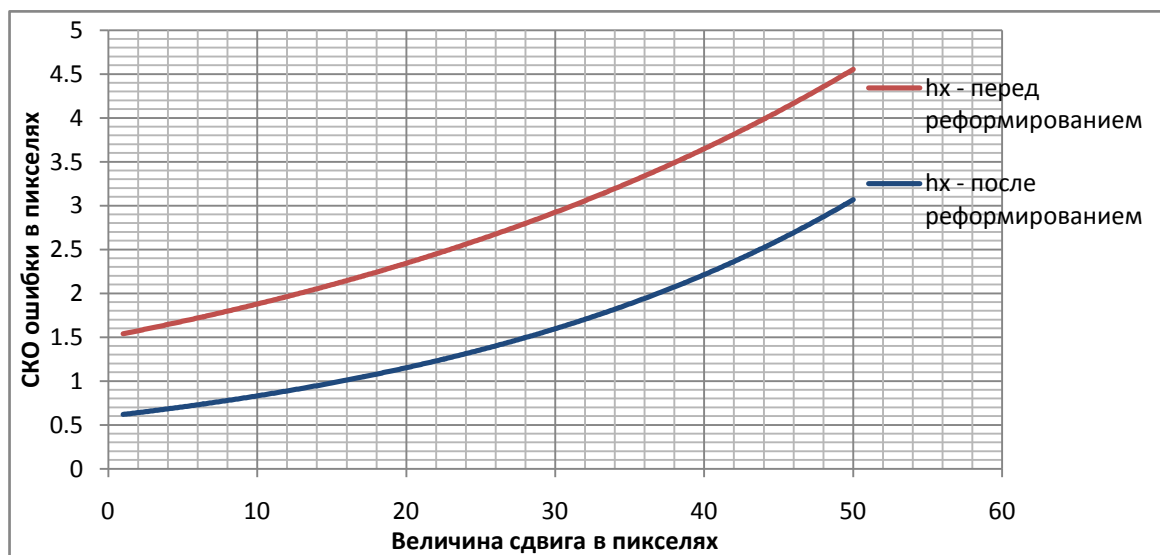
3.2.2. Обработка изображений большого размера

В исследовании использовались несколько последовательностей изображений с размером 500x500 и больше. При этом потребовалось адаптировать параметры алгоритмов за счет расширения области поиска фрагмента. На рисунке 3.6 представлены некоторые примеры изображений для исследований.



Рис. 3.6. Примеры изображений

На рисунках 3.7 и 3.8 показаны зависимости СКО ошибки оценки от размера сдвига. Можно заметить разницу между случаем использования алгоритма перед и после реформирования со сдвигом на одной оси (ось x). На рисунке 3.9 можно увидеть большую разницу в дисперсии результатов оценки угла поворота между изображениями. На рисунке 3.10 показаны результаты аналогичных исследований при оценке масштаба между изображениями.

Рис. 3.7. СКО ошибки оценивания при сдвиге изображения (h_x)

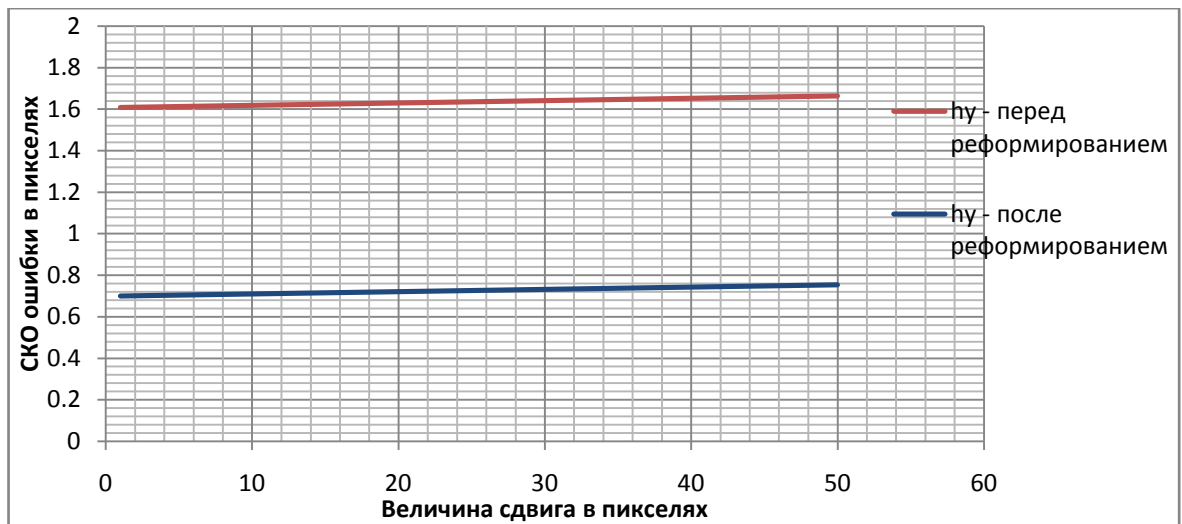
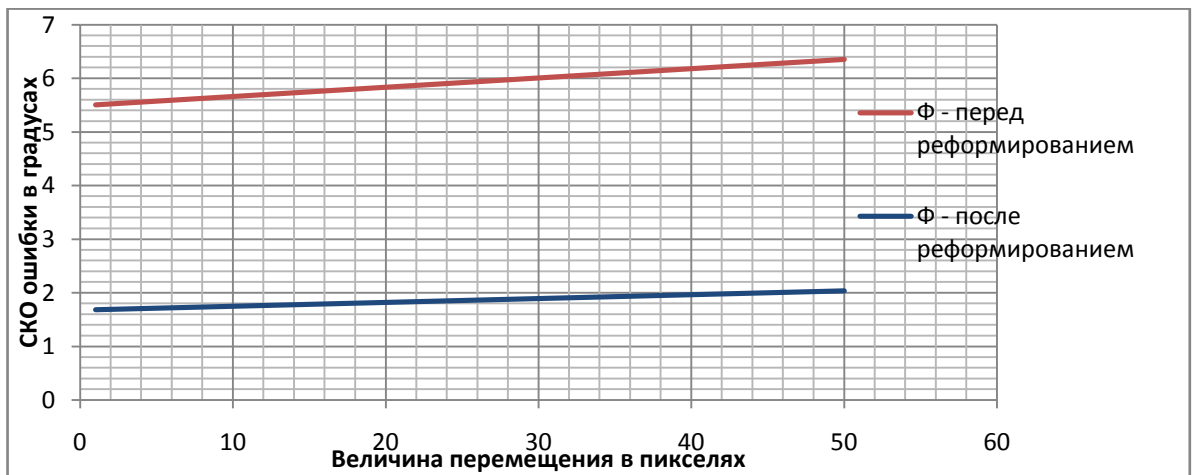
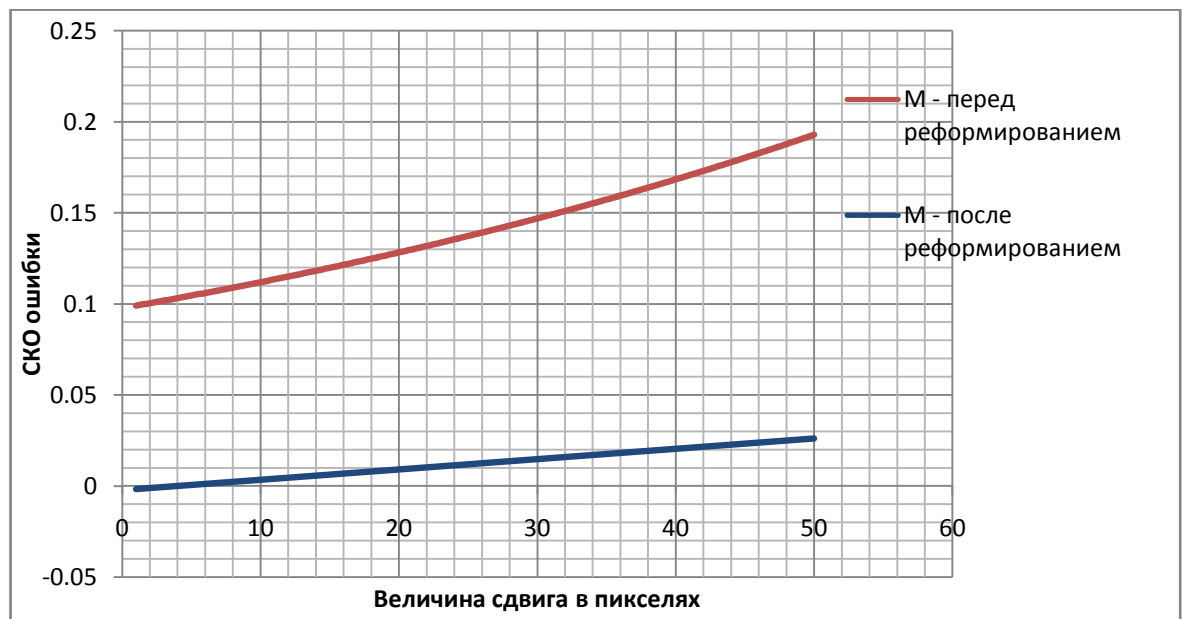
Рис. 3.8. СКО ошибки оценивания при сдвиге изображения (h_y)Рис. 3.9. СКО ошибки оценивания при повороте изображения (ϕ)

Рис. 3.10. СКО ошибки оценивания при изменении масштаба (M)

Анализ кривых показывает, что использование псевдоградиентных алгоритмов для оценки смещений в последовательности изображений приводит к ошибкам достаточно малым для большинства практических применений, в частности, для навигации автономных аппаратов. Качество псевдоградиентных процедур и процедур реформирования иллюстрируются в том числе большой разницей между кривыми на графиках. В целом, результаты показывают значительное улучшение результатов оценки сдвига, поворота и масштаба, достаточное для надежной оценки изменений в последовательности изображений. Таким образом, представлены результаты исследования применения псевдоградиентных алгоритмов для решения задач навигации беспилотных аппаратов.

3.2.3. Применение псевдоградиентных алгоритмов для построения электронной карты местности

Рассмотрим последовательность изображений Z^n с пространственным разрешением 500x500 и общим количеством изображений, равном 146. Пусть эти изображения получены сдвигом на один пиксель предыдущего изображения в последовательности. Первое изображение показано на рисунке 3.11. Выполним совмещение всех изображений в последовательности с помощью псевдоградиентных алгоритмов, исследованных ранее, и сформируем соответствующую электронную карту. На рисунке 3.12 показано построение карты, формируемой в режиме реального времени на стандартном компьютере путем обработки изображений с пространственным разрешением 500x500 со средней скоростью 12 кадров в секунду. Процедуры, реализованные в программе, объясняются в блок-схеме на рисунке 3.13.



Рис. 3.11. Первое изображение в списке

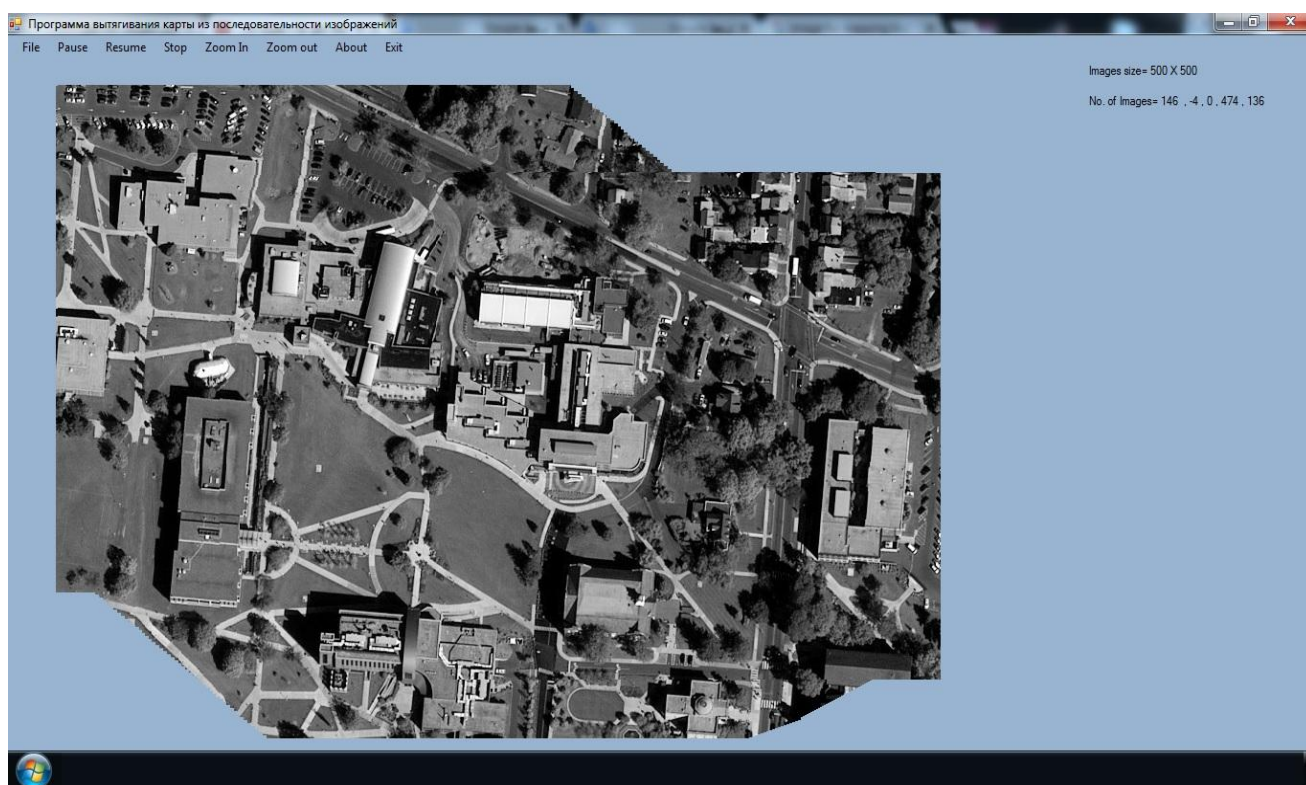


Рис. 3.12. Полученные результаты программы

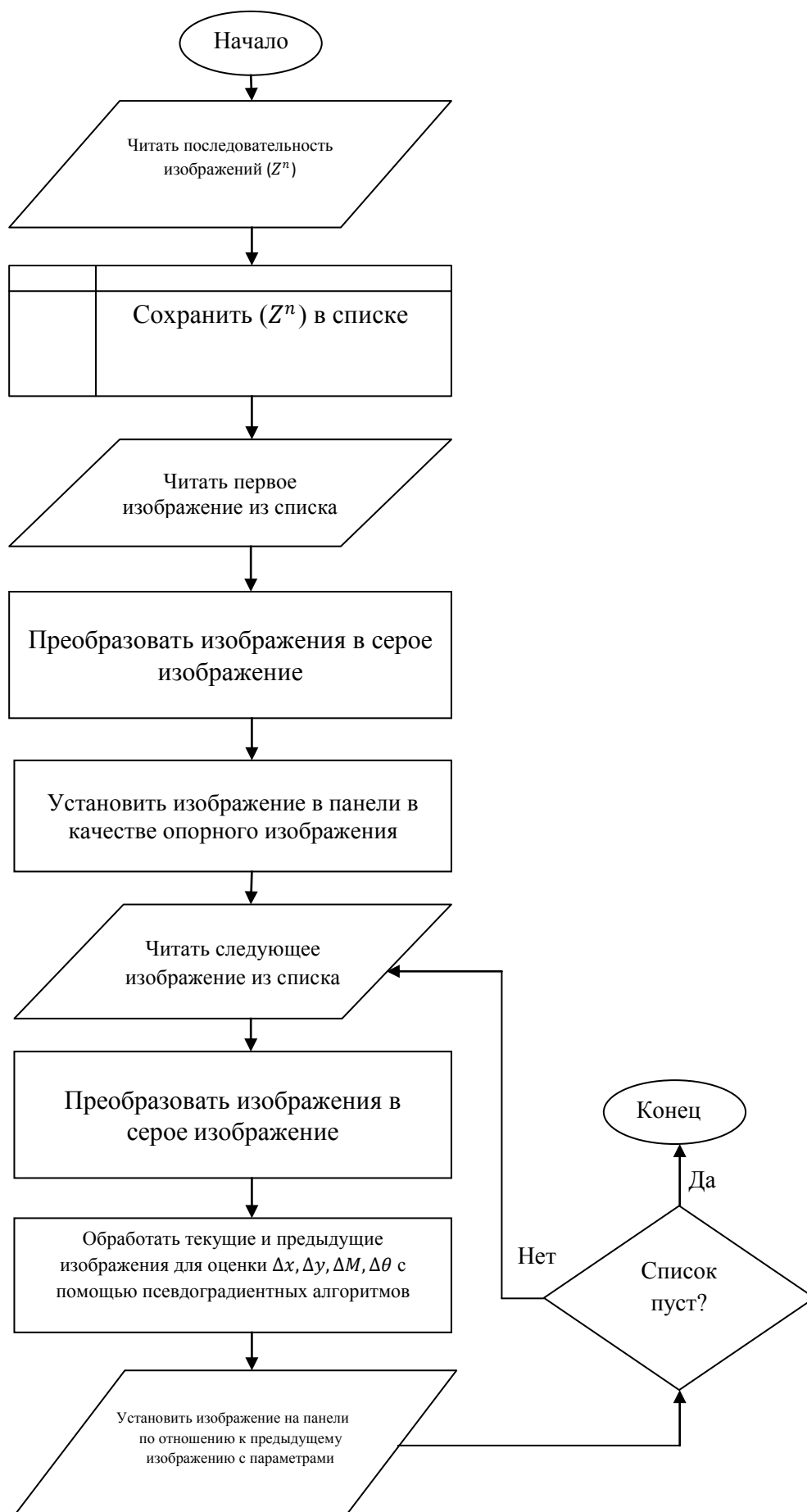


Рис. 3.13. Процедура программы и обработки картирования

Таким образом, в настоящем разделе представлены результаты представительных статистических исследований, проведённых последовательностях изображений. Данные результаты свидетельствуют о потенциальной возможности использования быстродействующих псевдоградиентных алгоритмов для позиционирования самих аппаратов. При этом для устранения возможных «срывов» при сравнении изображений в последовательности достаточно в качестве начального приближения использовать другой навигационный источник.

3.3. Анализ алгоритмов обработки данных пространственного инфракрасного дальномера Kinect

Далее представлены некоторые результаты исследования различных алгоритмов оценивания параметров пространственных смещений изображений, полученных от инфракрасного дальномера (контроллера) Kinect, для оценки координат объектов на этих изображениях.

3.3.1. Обработка изображений, полученных от инфракрасного дальномера Kinect

В нашем исследовании мы использовали два типа изображений: изображения, сформированные на основании «сырых» данных дальномера и изображения, полученные с помощью типового конвертера (рисунок 3.14).

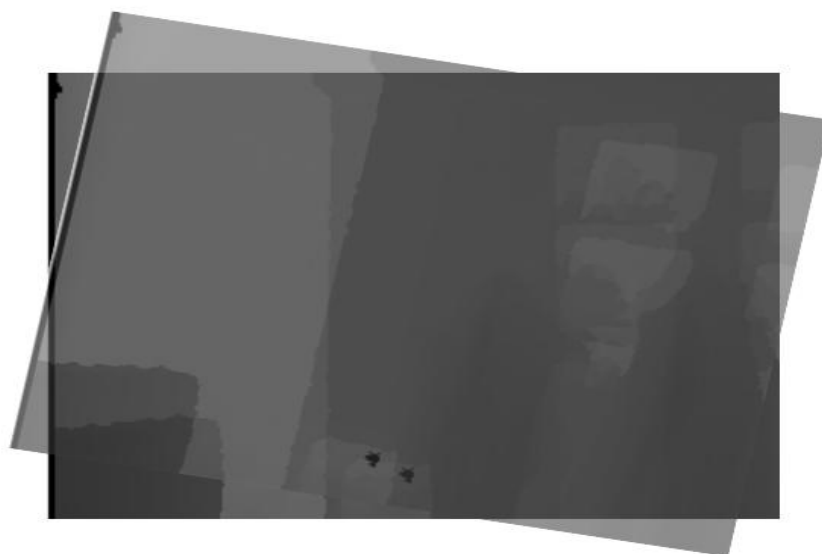


Рис. 3.14. Образец для исследования

Будем считать, что, регистрирующее окружающую обстановку устройство перемещается в двух направлениях: «вперед-назад», что соответствует изменению расстояния между камерой и объектом, и «в сторону», что соответствует изменению расстояния между центром регистрируемого изображения и объектами на нем (рисунок 3.15).

Применяя к полученным таким образом изображениям псевдоградиентные алгоритмы, можно получить ряд зависимостей, характеризующих точность совмещения изображений и, как следствие, точность потенциально возможной навигации. Так на рисунках 3.16 и 3.17 показаны зависимости СКО ошибки оценки от размера сдвига. На рисунках 3.18 и 3.19 показаны СКО ошибки оценки масштаба и угла поворота между изображениями.

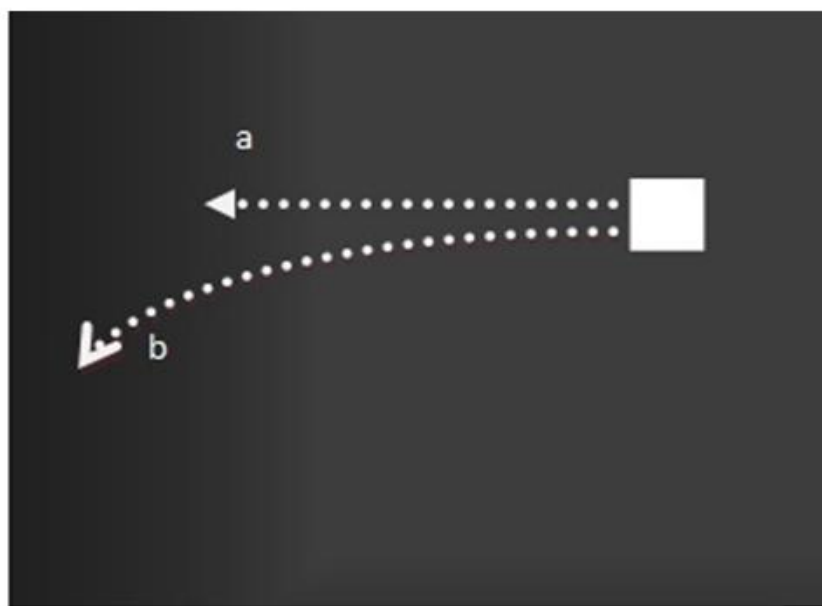
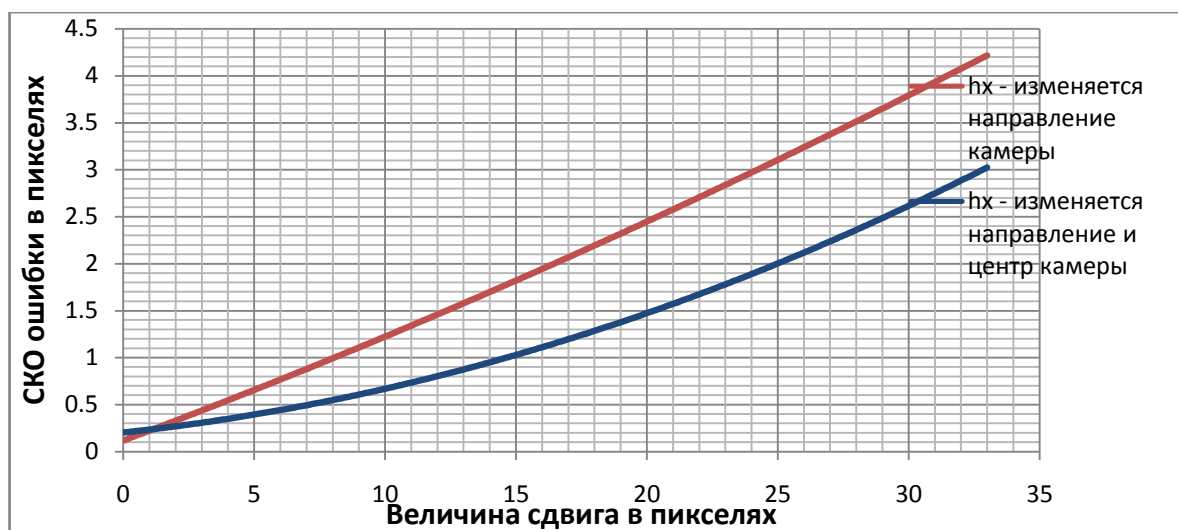
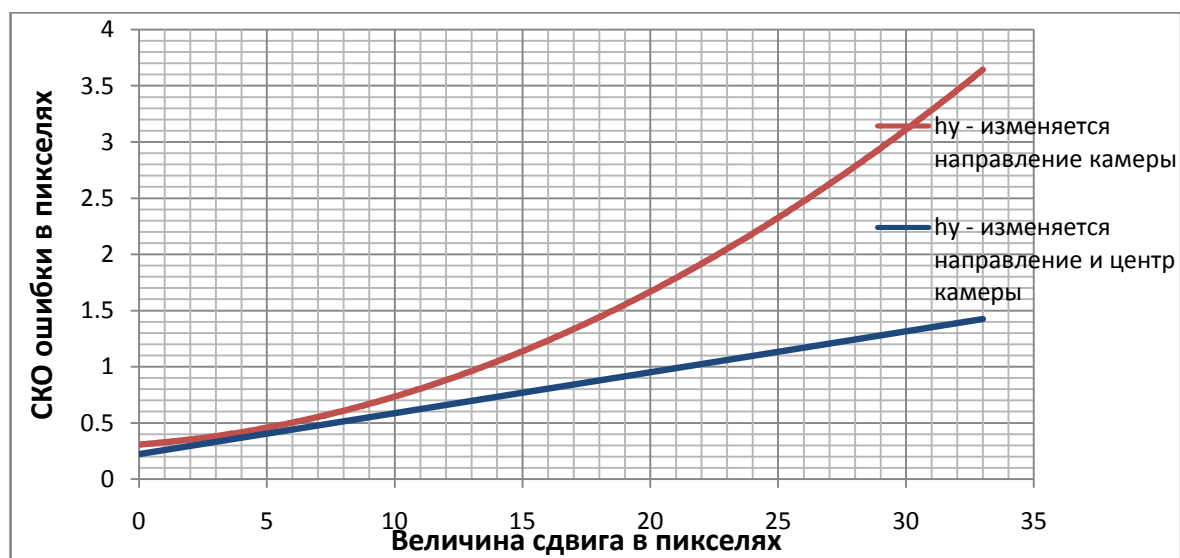
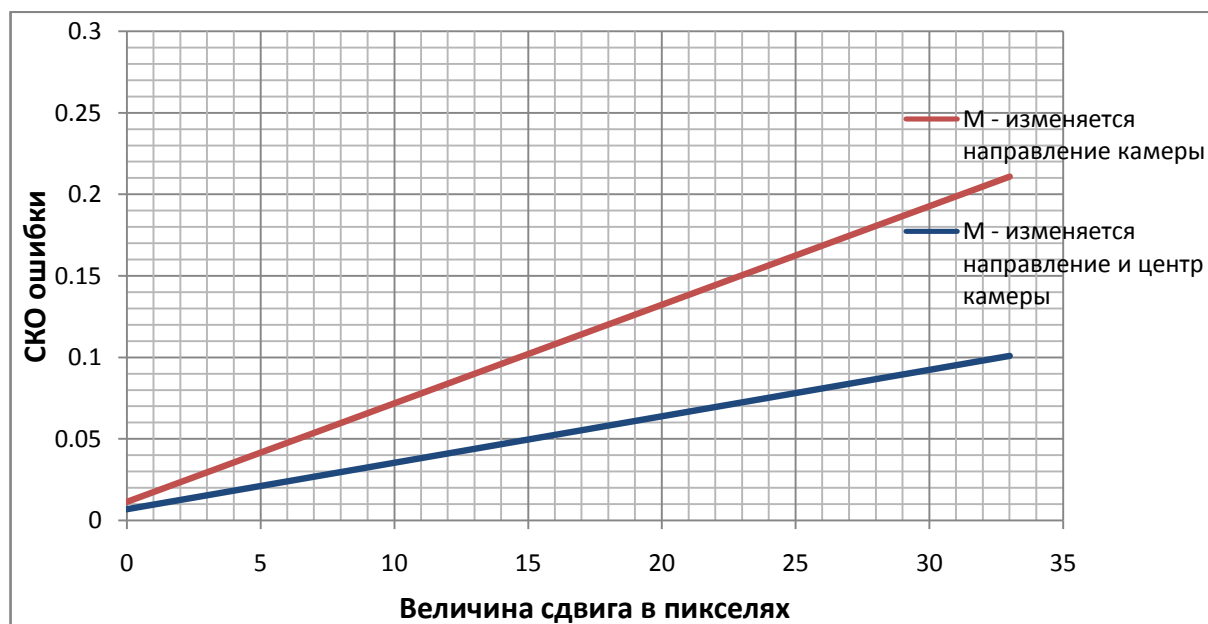


Рис. 3.15. Перемещение камеры

Из графиков можно оценить пространственную разницу между изображениями и, соответственно, скорость перемещения камеры для уверенного совмещения. Разница составляет от 10 пикселей в зависимости от ситуации.

Рис. 3.16. СКО ошибки оценивания при сдвиге изображения (h_x)Рис. 3.17. СКО ошибки оценивания при сдвиге изображения (h_y)Рис. 3.18. СКО ошибки оценивания при изменении масштаба (M)

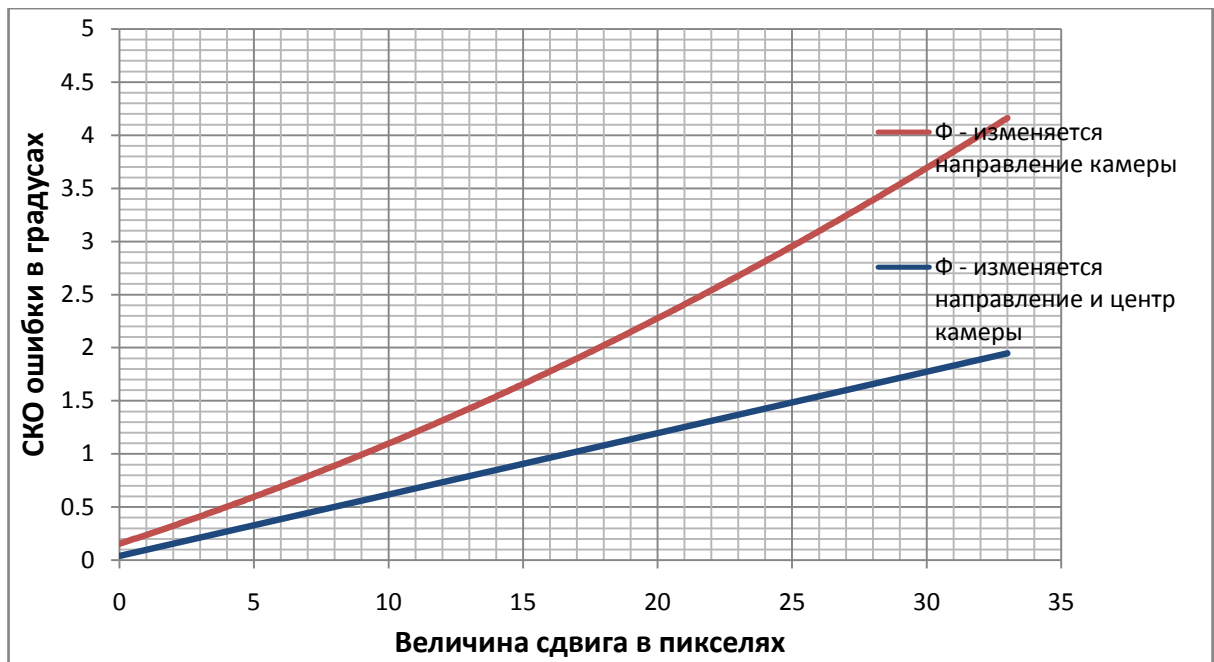
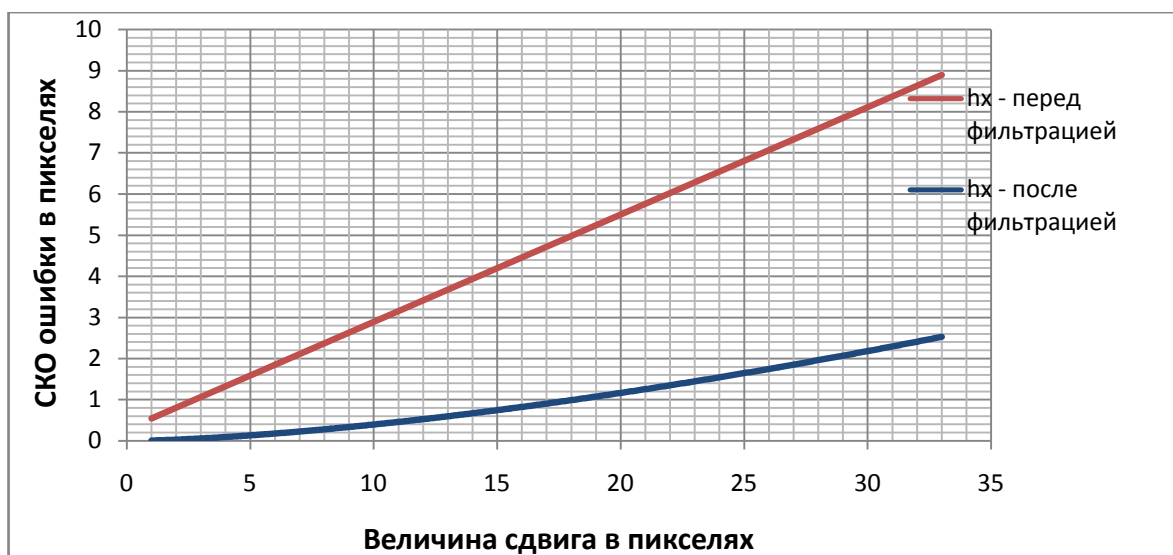
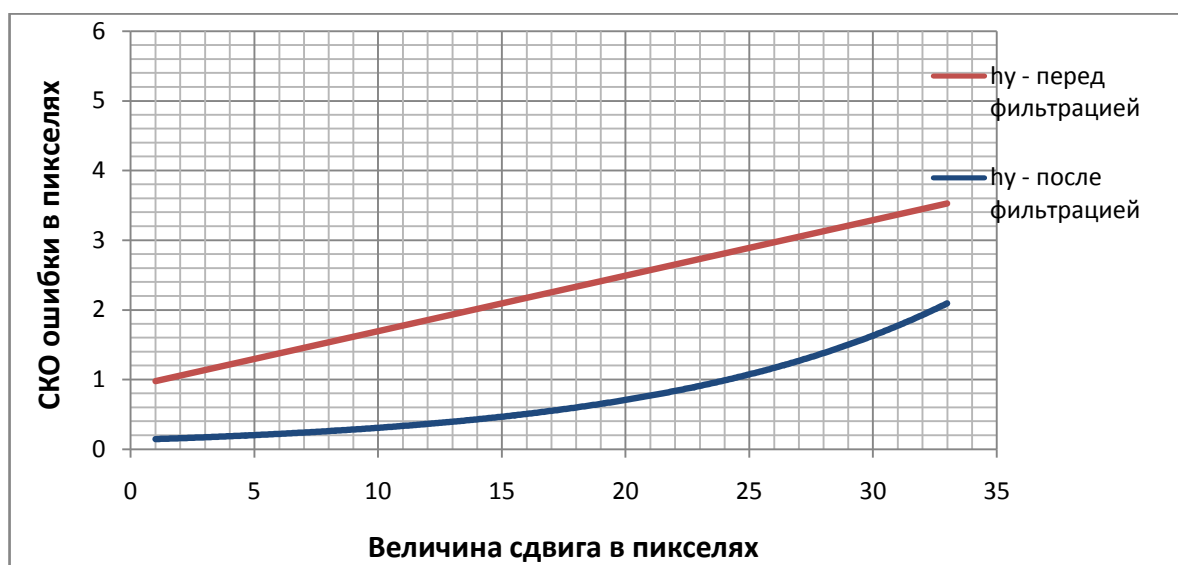
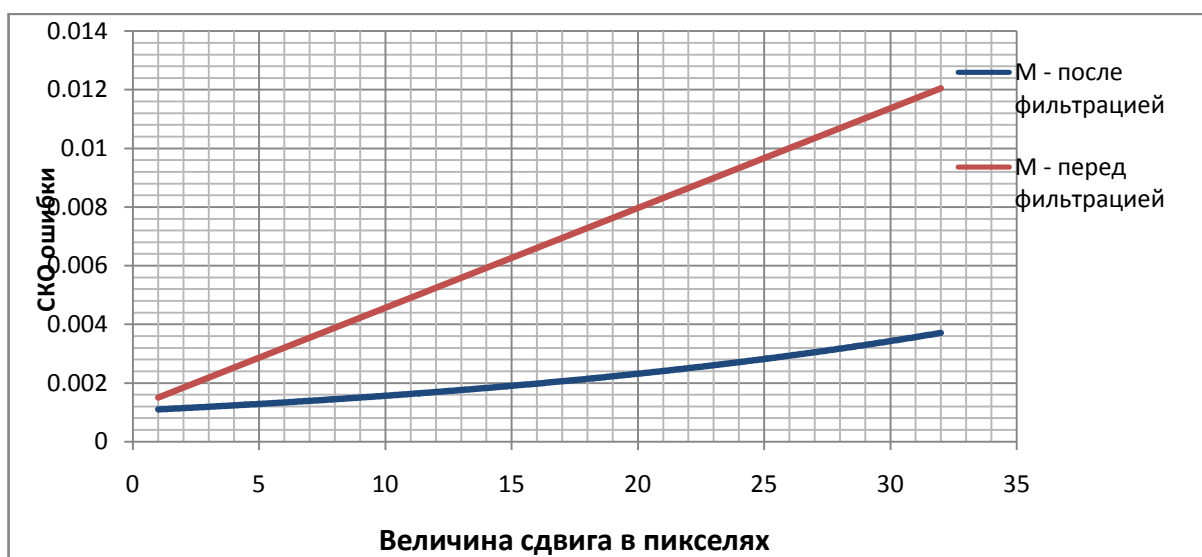


Рис. 3.19. СКО ошибки оценивания при повороте изображения (ϕ)

Анализ показывает, что использование псевдоградиентных алгоритмов позволяет с высокой степенью надежности производить обработку изображений, полученных с инфракрасного дальномера Kinect. При этом характеристики результатов обработки этих изображений принципиально не отличаются от результатов обработки обычных (регулярных) изображений. В то же время полученные численные характеристики дают возможность повышения точности при оценивании сдвига, угла поворота и масштаба для решения задачи навигации и оценки координат объектов.

3.3.2. Минимизация ошибок при обработке изображений

Рассмотрим влияние шумов на качество обработки. Для этого замешаем на изображение стандартный шум («соль и перец» [42,76,83]). Будем использовать несколько фильтров для того, чтобы минимизировать влияние этого шума на результат обработки. Используем вначале медианную фильтрацию [42,83]. На рисунках 3.20 и 3.21 показаны дисперсии ошибки оценивания до и после использования фильтра при сдвиге изображений по одной оси. На рисунках 3.22 и 3.23 соответственно представлены дисперсии результатов оценки масштаба и угла поворота между изображениями.

Рис. 3.20. СКО ошибки оценивания при сдвиге изображения (h_x)Рис. 3.21. СКО ошибки оценивания при сдвиге изображения (h_y)Рис. 3.22. СКО ошибки оценивания при изменении масштаба (M)

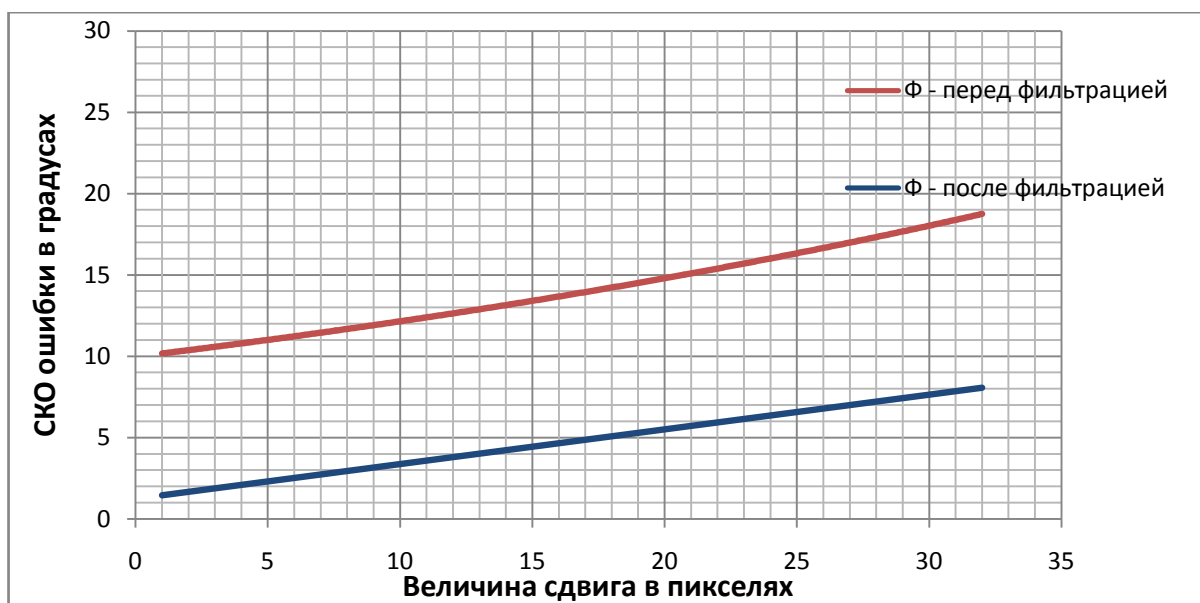


Рис. 3.23. СКО ошибки оценивания при повороте изображения (ϕ)

Анализ кривых подтверждает необходимость обязательной предварительной фильтрации при выполнении оценки смещений в последовательности изображений. Также можно отметить, что уменьшение размера обрабатываемых изображений (320 x 240) приводит к уменьшению площади сравнения относительно числа итераций в алгоритме, и это положительно влияет на оценку дисперсии.

3.3.3. Применение и анализ алгоритмов для построения электронной карты территории

В настоящем параграфе показано, как можно использовать последовательности изображений пространственного дальномера для построения электронной карты территории. Первое изображение последовательности показано на рисунке 3.24. Результаты работы программы показаны на рисунке 3.25. Анализ этих результатов показывает возможность использования последовательности изображений для построения электронной карты с достаточно малыми ошибками.

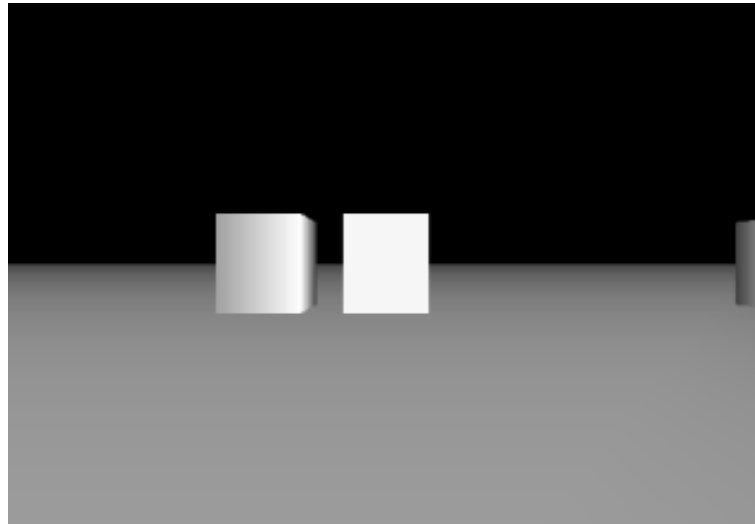


Рис. 3.24. Первое изображение в последовательности

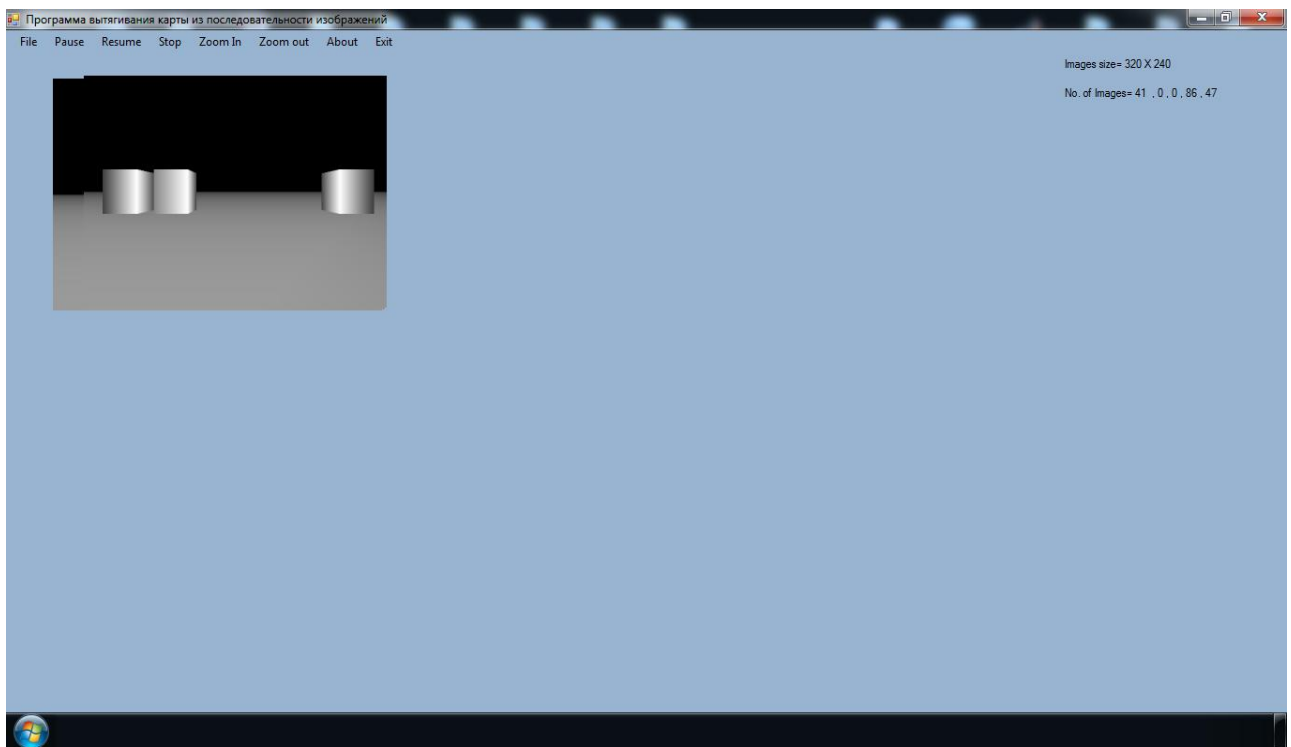


Рис. 3.25. Полученные результаты программы для построения электронных карт

3.4. Использование гистограммных методов для обнаружения объектов

Для анализа гистограммных методов проведем следующий эксперимент. Сформируем 3D сцену, состоящую из большого количества разнообразных объектов (рисунок 3.26). Сформируем последовательность изображений, аналогичных получаемым с пространственного дальномера. С помощью гистограммных методов, выделим фон изображения и извлечем объекты, как

показано на рисунке 3.27. Этот метод имеет ошибки в идентификации объектов в случае, когда объекты близко друг к другу. При этом изображения нескольких накладывающихся друг на друга объектов будут выглядеть как один объект.

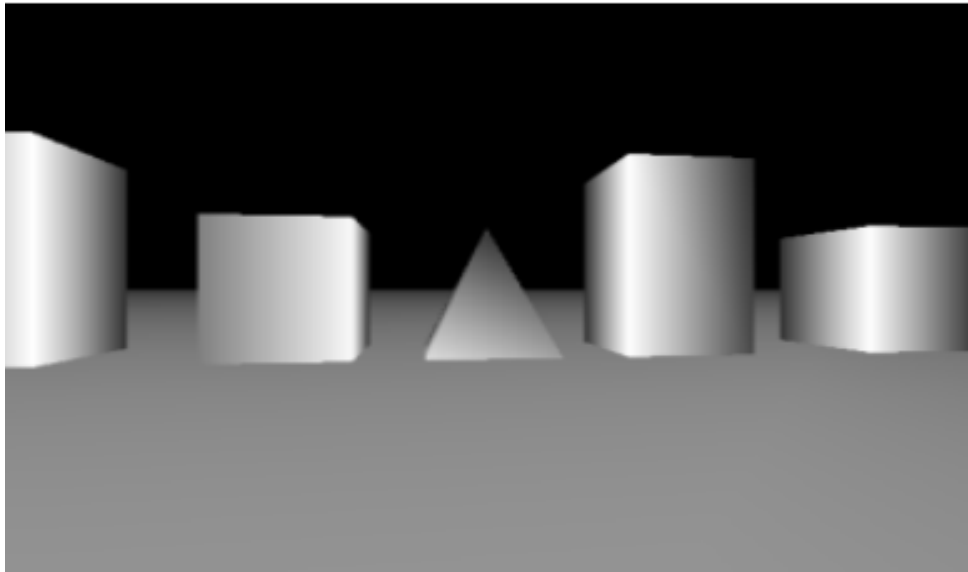


Рис. 3.26. Образец для исследования

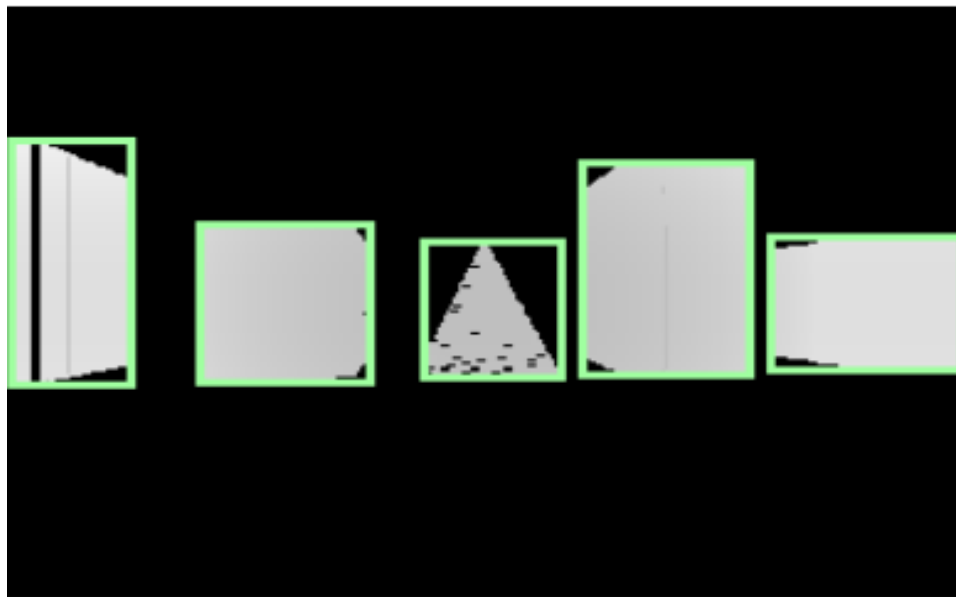
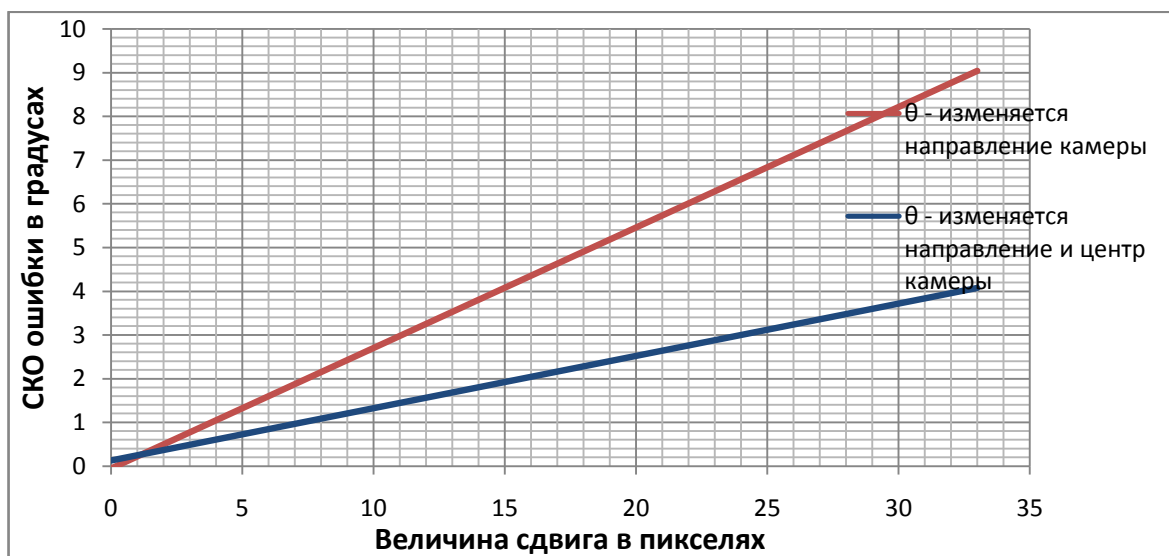
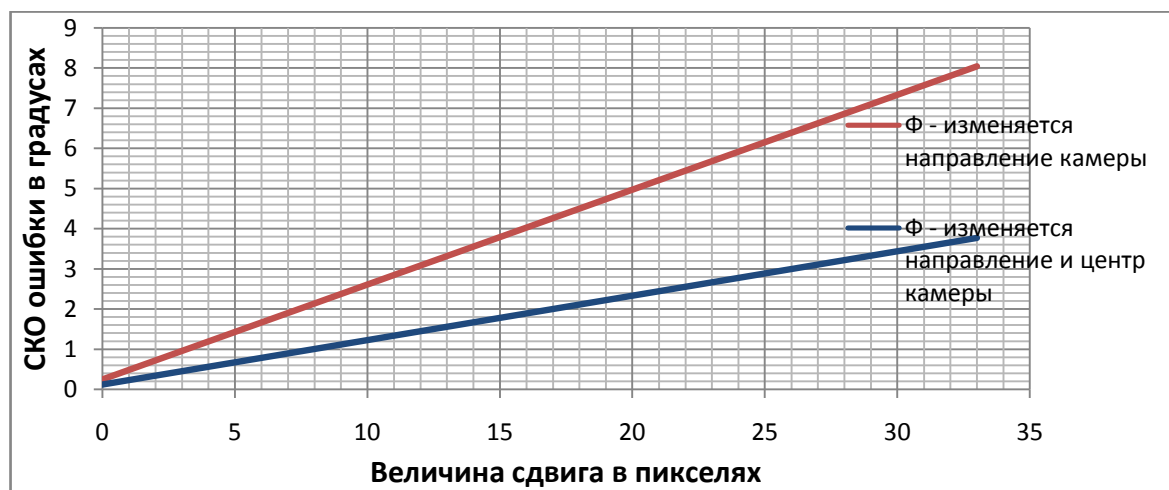


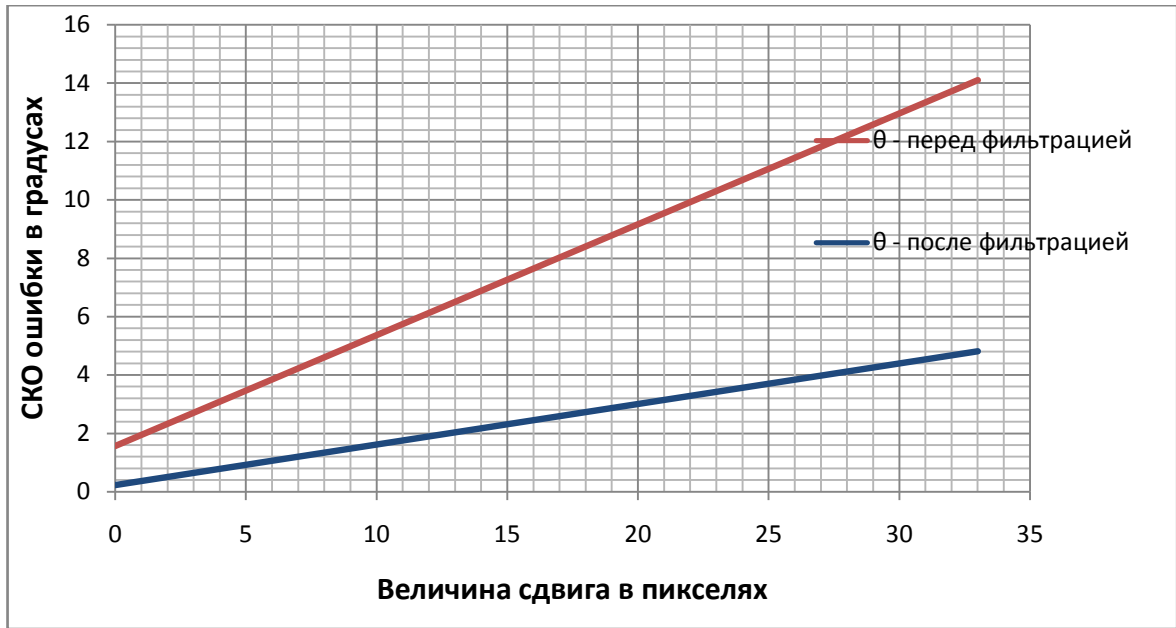
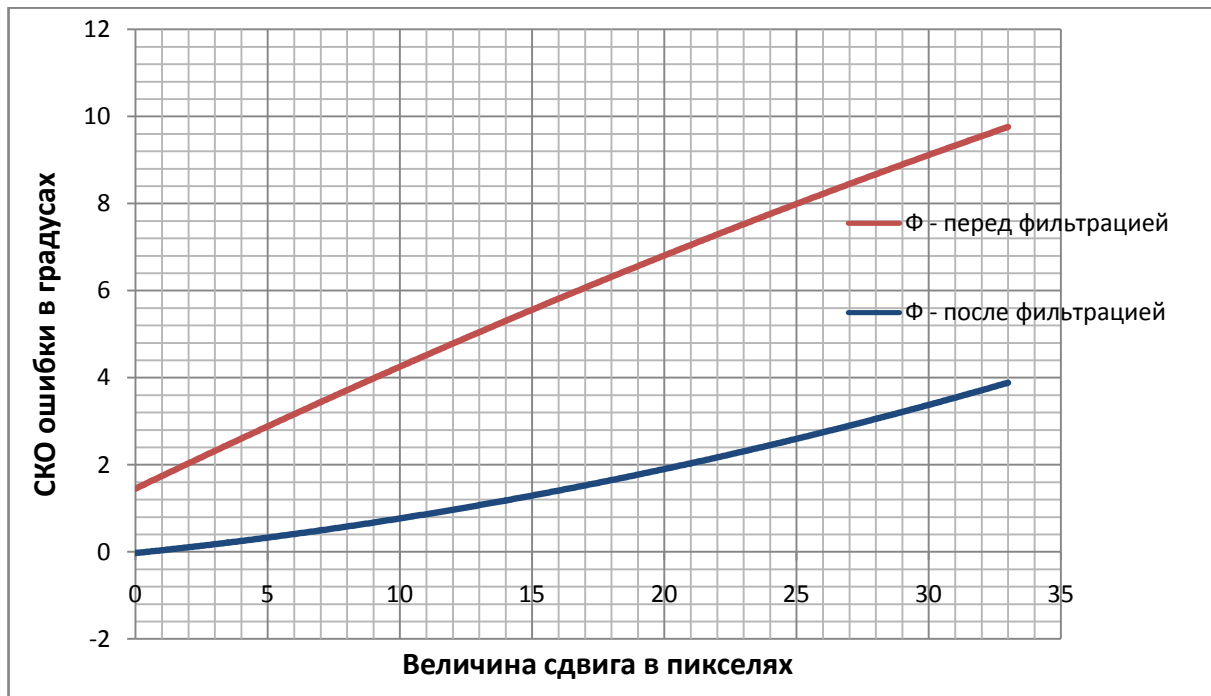
Рис. 3.27. Результат обнаружения объектов

3.5. Анализ оценивания сферических координат объектов

Оценка сферических координат объектов, описанных в п. (2.5), является одной из важных задач настоящей работы. Рассмотрим еще раз сцену, показанную на рисунке 2.17. Пусть аппарат либо перемещается по этой сцене вдоль собственной продольной оси вперед или назад, либо поворачивается в

горизонтальной плоскости (рисунок 3.15). На рисунках 3.28 и 3.29 представлены результаты вычисления СКО ошибки при оценивании угла поворота аппарата (оцениваются смещения по одной оси x). Значения углов зависят от величины сдвига, полученного с помощью псевдоградиентного алгоритма. Отметим, что величины ошибок больше, чем в случае простого перемещения аппарата вперед и назад. Также увеличение ошибок наблюдается при большой скорости поворота аппарата. Это объясняется большими различиями между изображениями в последовательности. Как и в предыдущем параграфе, используем медианную фильтрацию для достижения наилучшего результата. На рисунках 3.30 и 3.31 представлены результаты исследования оценивания до и после использования фильтра при сдвиге изображений по одной оси.

Рис. 3.28. СКО ошибки оценивания с углом (θ)Рис. 3.29. СКО ошибки оценивания с углом (ϕ)

Рис. 3.30. СКО ошибки оценки с углом (θ)Рис. 3.31. СКО ошибки оценки с углом (ϕ)

3.6. Анализ алгоритмов оценивания траектории аппарата

В настоящем параграфе представлены некоторые результаты исследования по применению алгоритмов, позволяющих оценить траекторию автономных аппаратов по результатам совмещения последовательности изображений. На рисунке 3.32 представлено множество возможных траекторий аппарата,

полученных таким способом. В качестве наиболее достоверной траектории можно использовать условное среднее этих кривых.

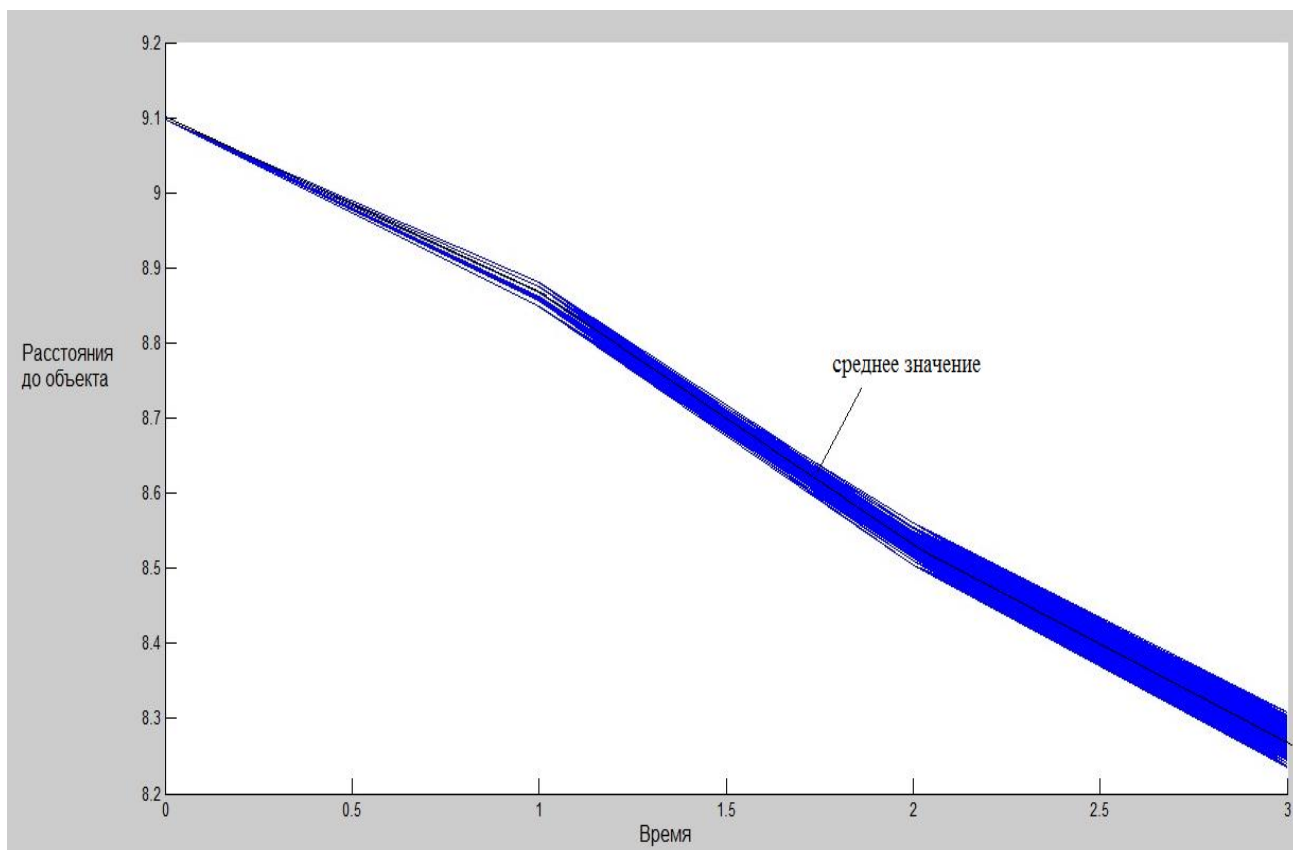


Рис. 3.32. Результат оценивания средних значений траектории аппарата

Рассмотрим два способа, позволяющие оценить траектории перемещения аппарата. Первый заключается в определении расстояния до объекта по яркости точки, соответствующей геометрическому центру этого объекта. Во втором траектория определяется на основе использования характеристик параметров деформации. На рисунке 3.33 с помощью четырех кривых представлены результаты оценивания траектории. Первой кривой (1) является реальная траектория движения аппарата. Вторая (2) и третья (3) соответствуют двум описанным выше способам оценивания траектории. Четвертая (4) кривая – результат комплексирования двух оценок (оптимальная траектория).

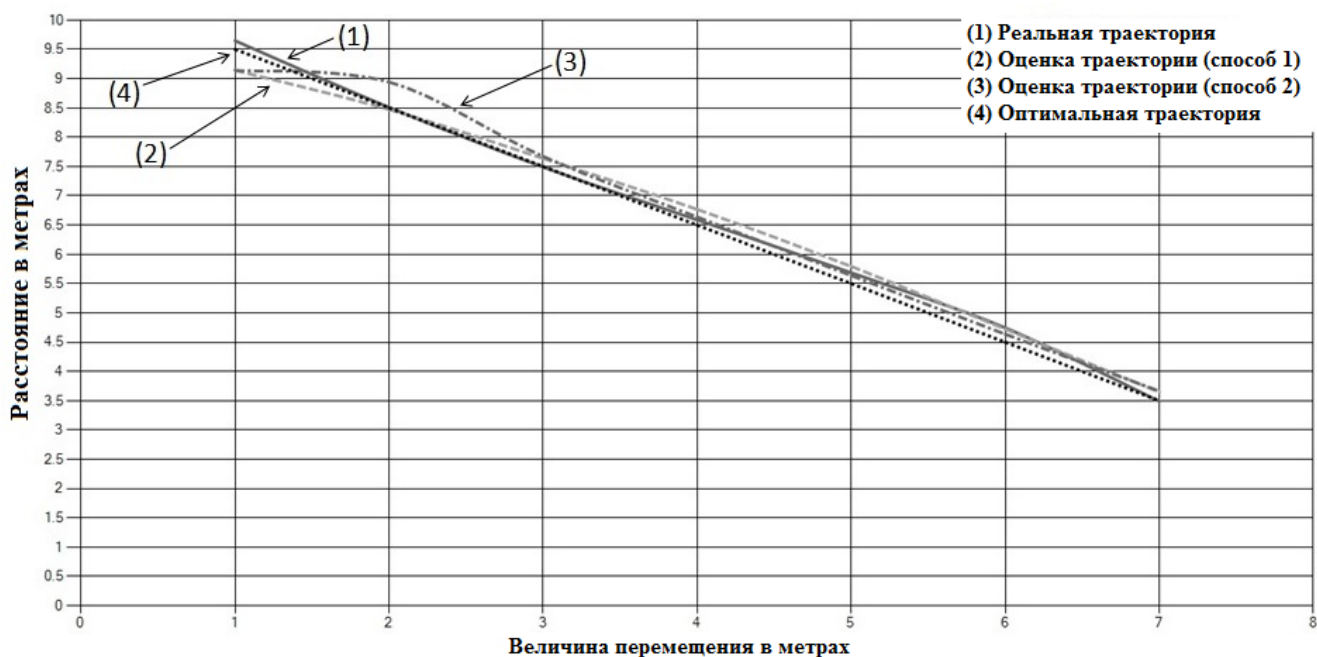


Рис. 3.33. Оценки траектории при движении вдоль продольной оси

На рисунке 3.34 представлены абсолютные разницы в расстоянии между реальной траекторией и ее оценками с другими траекториями.

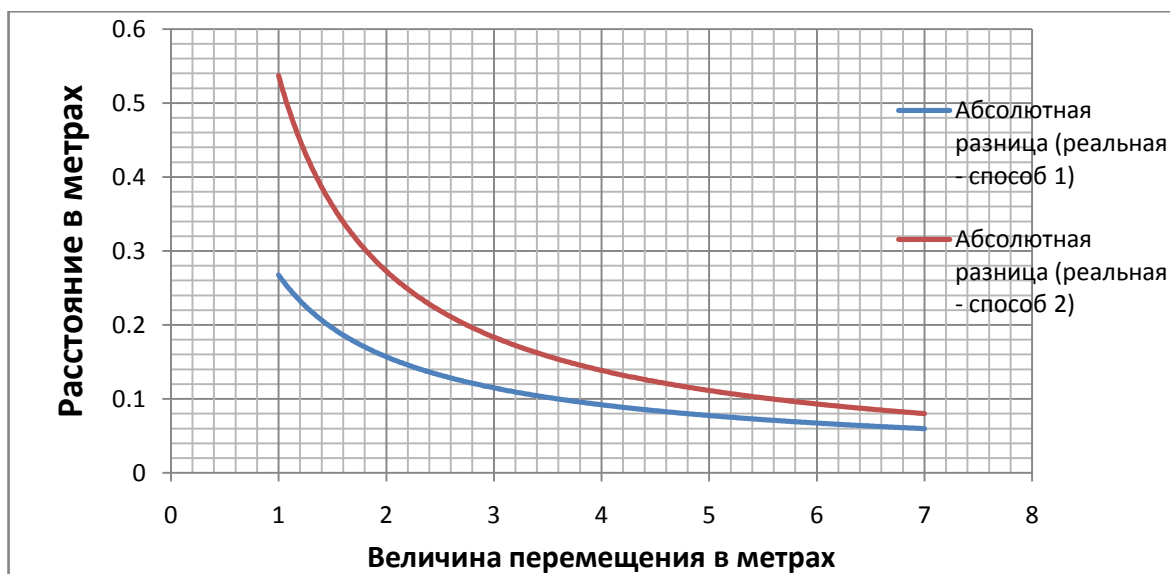


Рис. 3.34. Абсолютные разницы между траекториями

Анализ кривых показывает, что оценка по первому способу является более точной, чем во втором случае. Это обусловлено тем, что непрерывная оценка геометрических деформаций в последовательности изображений приводит к быстрому накоплению ошибок. Кроме этого, на результаты оценивания траектории по первому способу не влияют изменения яркости, возникающие при

повороте устройства. Точность оценки траектории зависит от точности оценки масштаба. Также на точность оценки влияет местоположение объекта на изображении. Чем дальше объект от центра изображения, тем больше соответствующая оценка.

На рисунке 3.35,а представлены результаты оценивания траектории движения аппарата в первом случае (рисунок 2.22,а). Первая и третья кривая являются реальной траекторией перемещения аппарата. Вторая и четвертая кривая соответствуют наилучшей оценке траектории по результатам обработки изображений первого и второго объектов соответственно. На рисунке 3.35,б приведены результаты комплексирования оценки на основе наблюдения двух объектов.

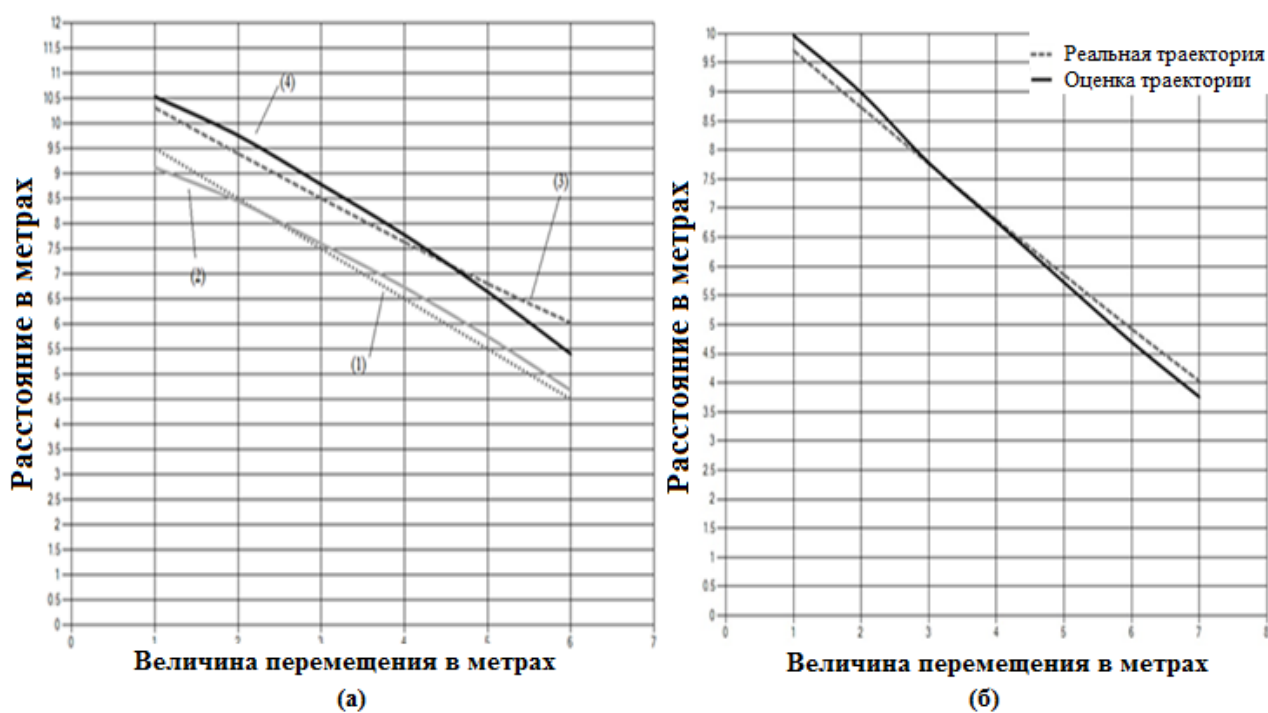


Рис. 3.35. Оценки траектории аппарата

На рисунке 3.36 представлены абсолютные разницы между реальной траекторией и ее оценками для каждого объекта отдельно.

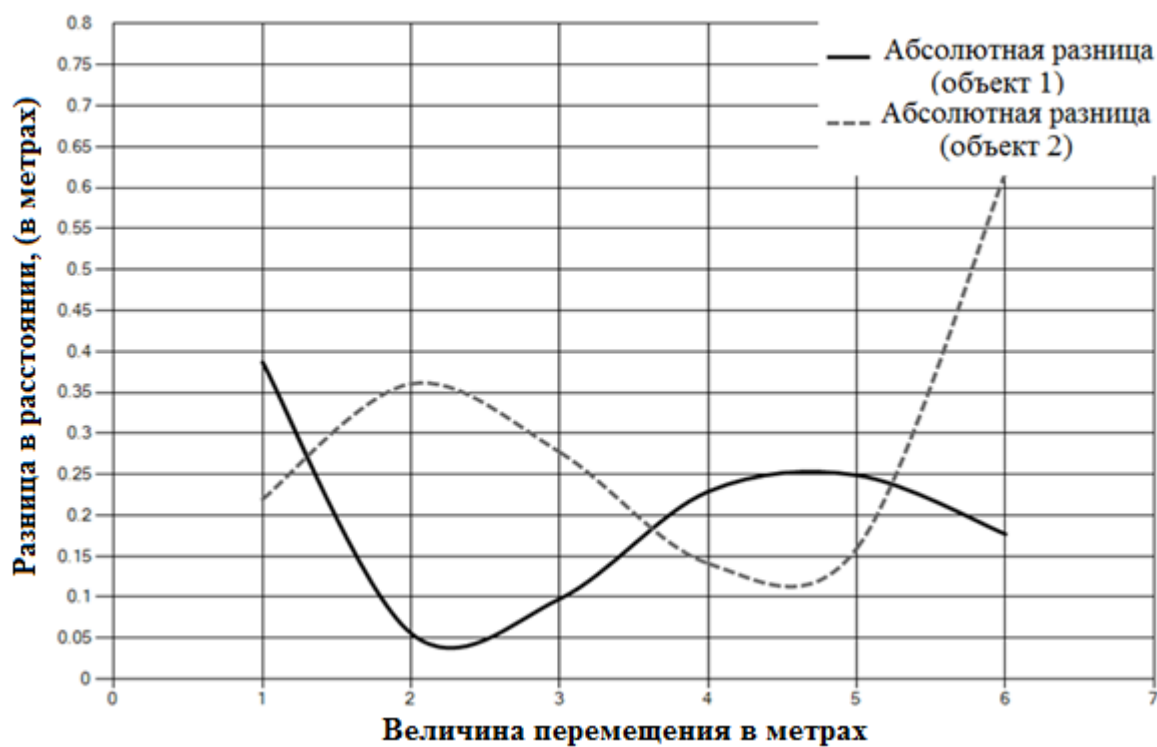


Рис. 3.36. Абсолютные разницы между траекториями для рис. 2.22,а

На рисунке 3.37 представлены результаты оценивания траектории движения аппарата во втором случае (рисунок 2.22,б).

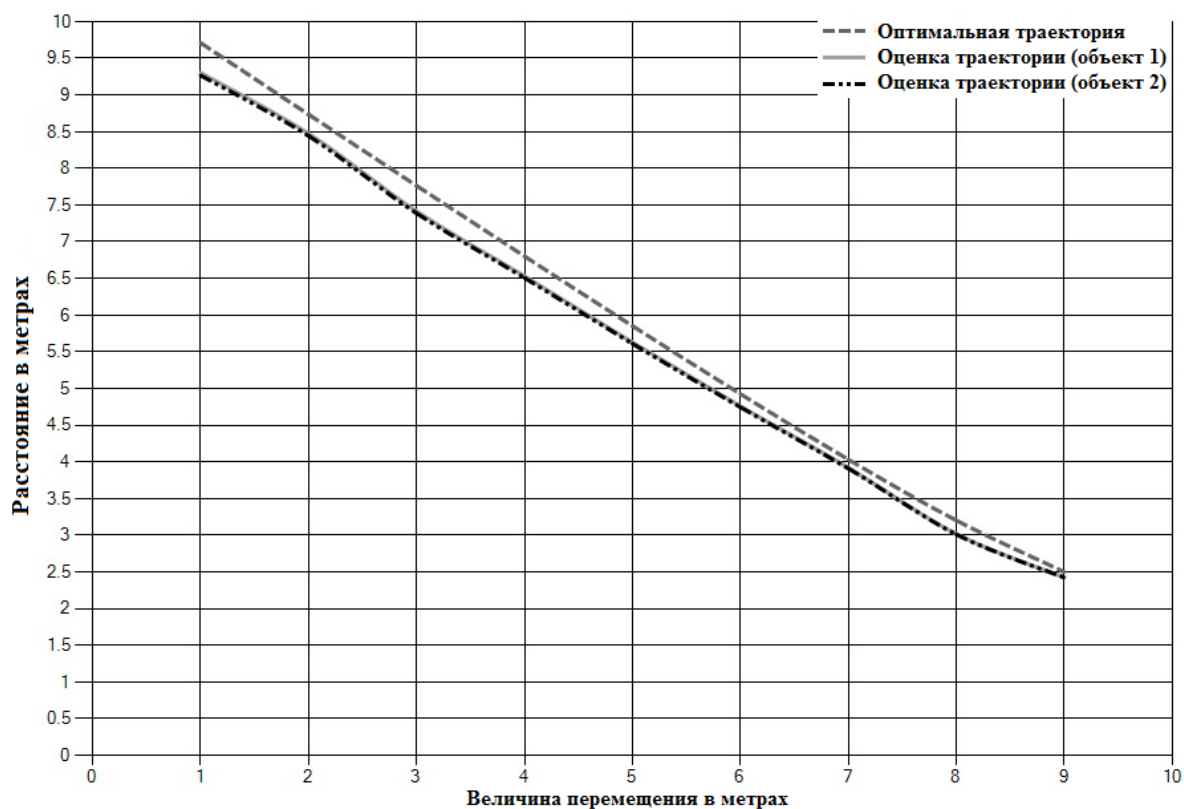


Рис. 3.37. Оценки траектории аппарата вперед-назад, связанные с двумя объектами во втором случае

На рисунке 3.38 представлены абсолютные разницы между реальной траекторией и ее оценками.

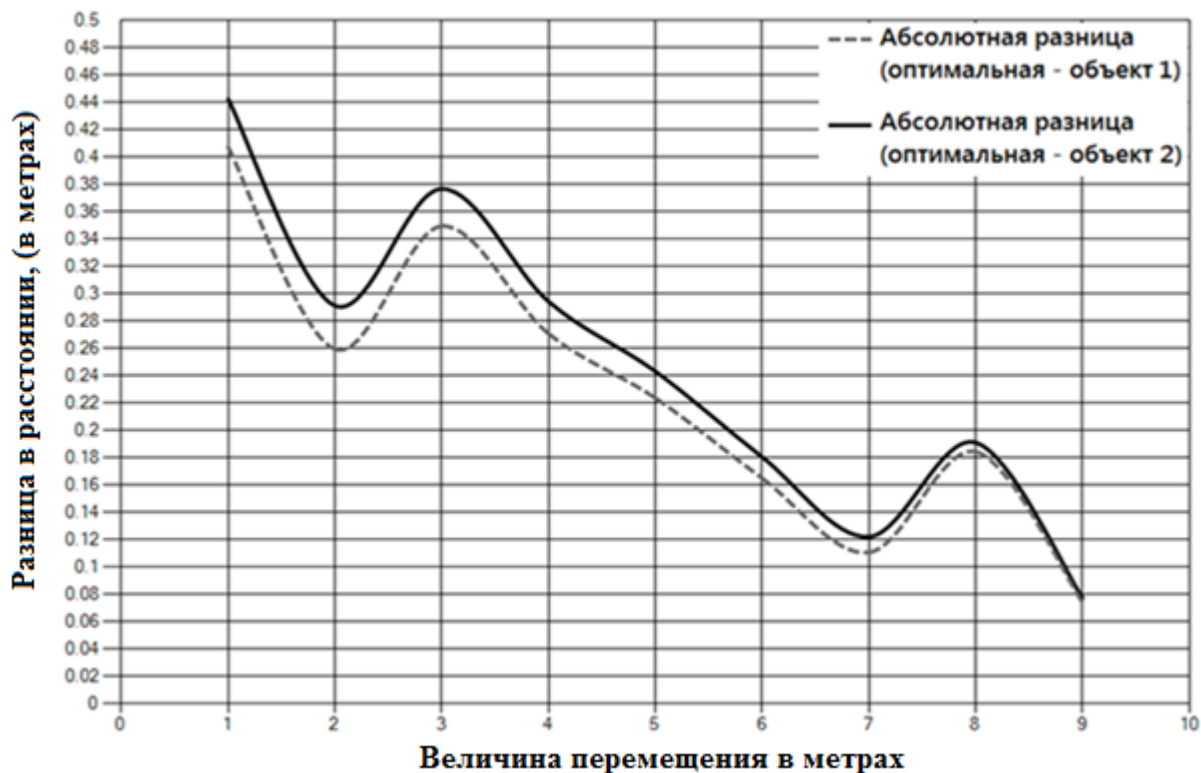


Рис. 3.38. Абсолютные разницы между траекториями для рис. 2.22,б

На рисунке 3.39 представлены результаты оценивания траектории движения аппарата для случая наблюдения трех объектов. Кривые (1), (2) и (3) являются реальными траекториями для объектов соответственно. Четвертая (4) соответствует оцениванию траектории аппарата относительно первого объекта, расположенного в центре изображения, а пятая (5) и шестая (6) соответствуют оценке траектории аппарата по второму и третьему объекту.

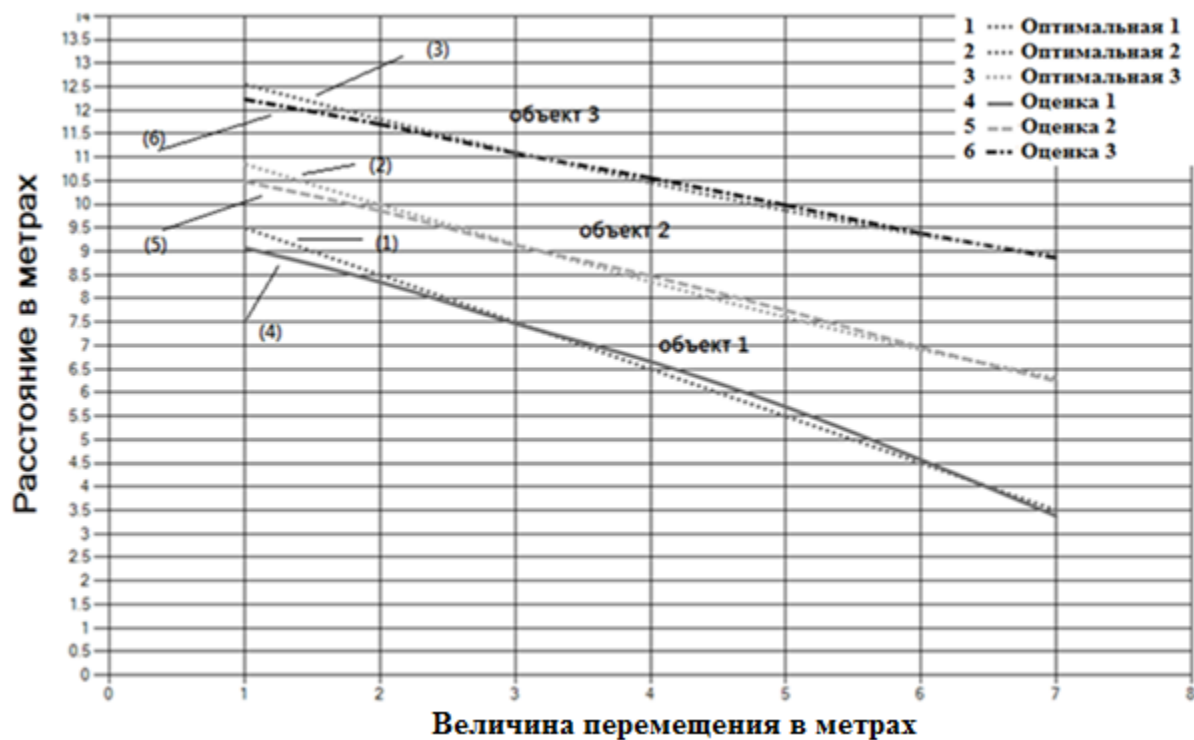


Рис. 3.39. Оценивание траектории аппарата по трем объектам

На рисунке 3.40 представлены абсолютные разницы между реальной траекторией и ее оценкой по каждому объекту.



Рис. 3.40. Абсолютные разницы между реальной траекторией и ее оценкой по трем объектам в отдельности

На рисунке 3.41 представлены результаты оценивания траектории движения аппарата во втором случае (наблюдения трех объектов). Кривые (1) и (5) являются реальными траекториями для второго и третьего объектов соответственно. Третья (3) соответствует оценке траектории аппарата относительно первого, расположенного в центре, объекта, а вторая (2) и четвертая (4) соответствуют оценке траектории аппарата по результатам обработки второго и третьего объекта. На рисунке 3.42 представлены абсолютные разницы между реальной траекторией и ее оценки по каждому из объектов.

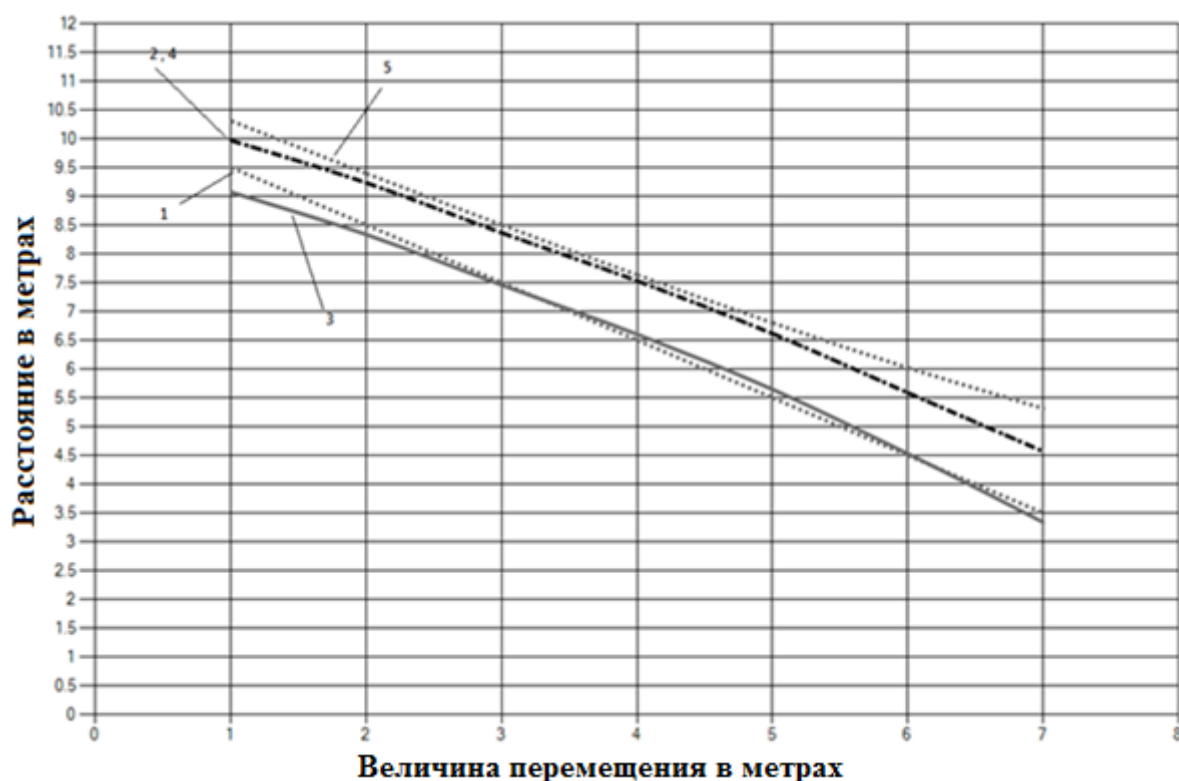


Рис. 3.41. Оценки траектории аппарата для случая наблюдения трех объектов



Рис. 3.42. Абсолютные различия между траекториями

Анализ полученных кривых показывает, что в случае наличия объекта в центре изображения, возможна оценка траектории только на основании морфологических данных, то есть без анализа распределения яркости внутри каждого из объектов. При отсутствии объекта в центре изображения такой анализ необходим. Также точность оценки траектории напрямую зависит от точности оценки масштаба.

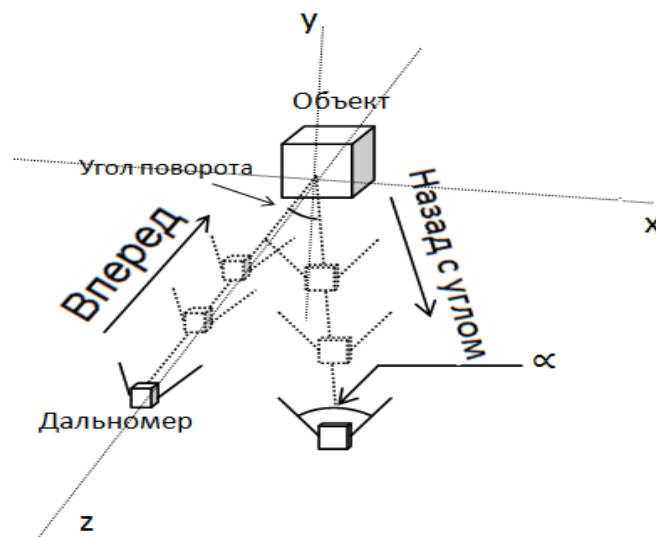


Рис. 3.43. Геометрическая форма и параметры наблюдения одного объекта

В следующем эксперименте выполним оценку траектории с предварительной фильтрацией для анализа различий в результатах. Как и ранее, считаем, что возможны два типа движения: (вперед-назад и поворот в горизонтальной плоскости, рисунок 3.43). Оценка производится с помощью двух типов процедур: в первой выполняется оценка перемещения наблюдаемого аппаратом объекта и определяется расстояние до его центра. Во второй процедуре смещение не оценивается, но производится идентификация объекта на каждом из кадров.

На рисунках 3.44, 3.45, 3.46 и 3.47 представлены результаты оценивания траектории с помощью первой и второй процедуры до и после фильтрации.

Анализ полученных результатов показывает, что дисперсии ошибок при оценке траектории в значительной степени зависят от точности оценки масштаба и распределения освещенности. Так, изменение угла обзора приводит к изменению освещения центра объекта, поэтому ошибка будет наибольшей. Кроме того, первая процедура меньше зависит от изменения характера движения. Это значит, что ошибки при использовании первой процедуры, возможно, меньше, чем ошибки при использовании второй процедуры.

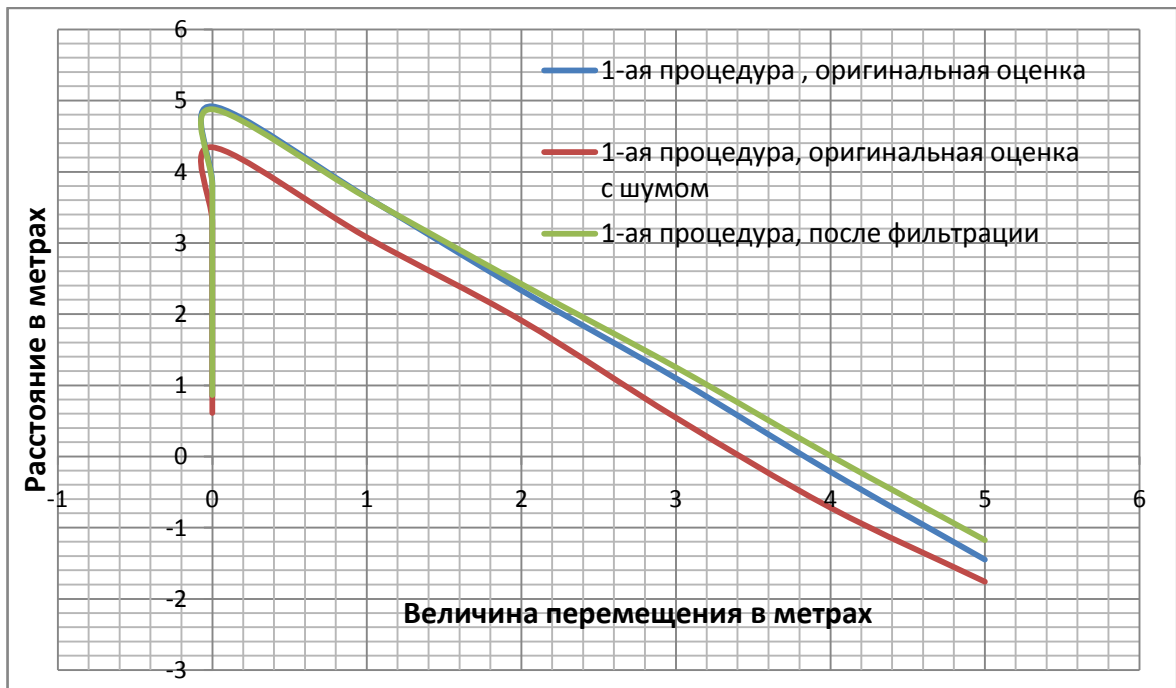


Рис. 3.44. Оценивание траектории с шумом и после фильтрации первой процедурой

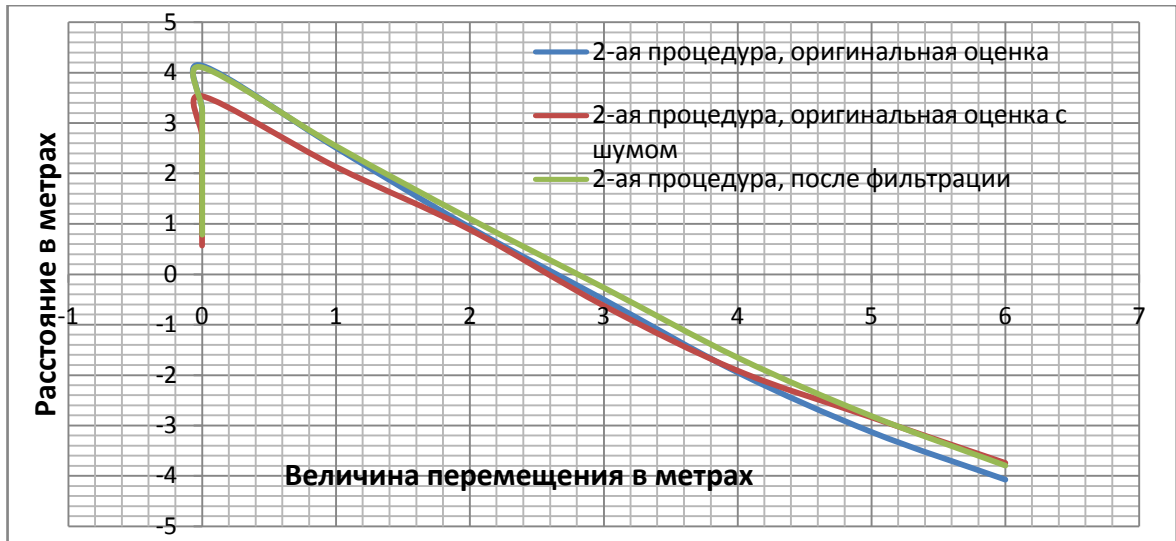


Рис. 3.45. Оценивание траектории с шумами после фильтрации второй процедурой

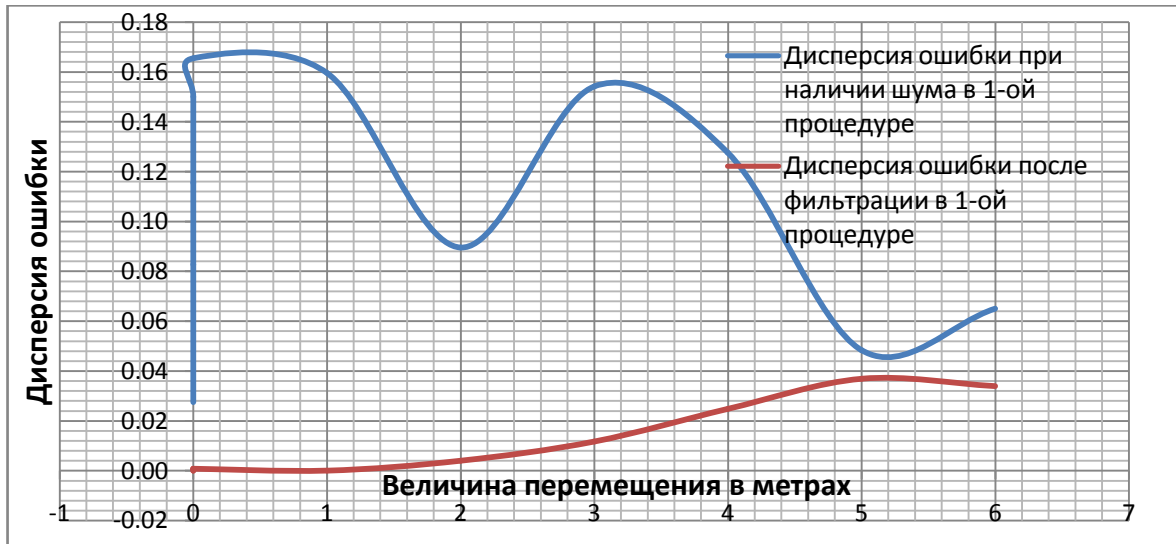


Рис. 3.46. Дисперсия ошибки оценивания первой процедурой

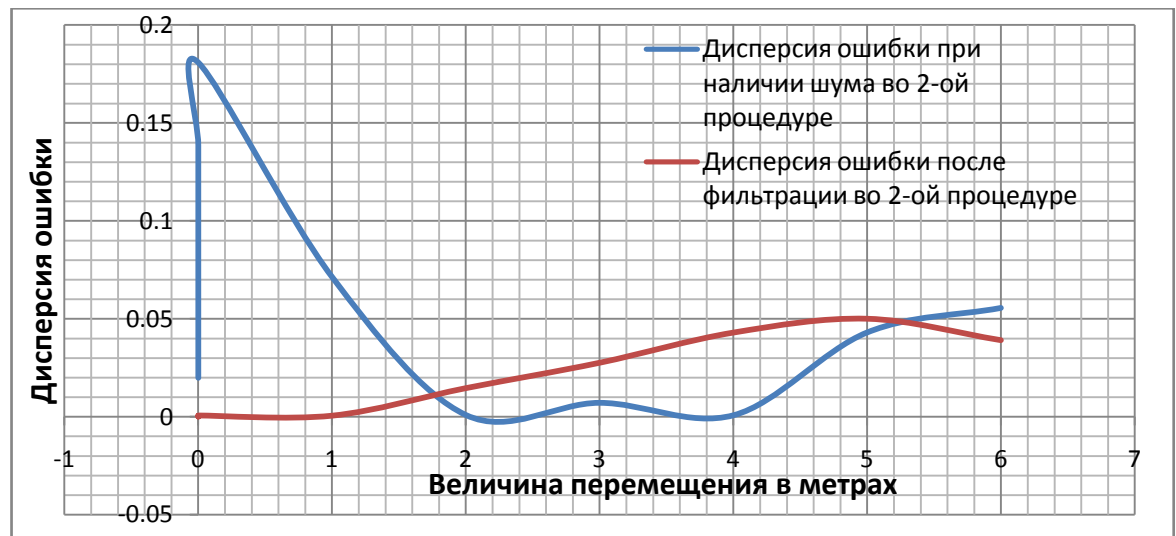


Рис. 3.47. Дисперсия ошибки оценивания второй процедурой

Также рассмотрим вариант оценивания траектории с использованием сцены на рисунке 2.22,б. На рисунках 3.48 и 3.49 представлены результаты оценивания траектории до и после фильтрации.

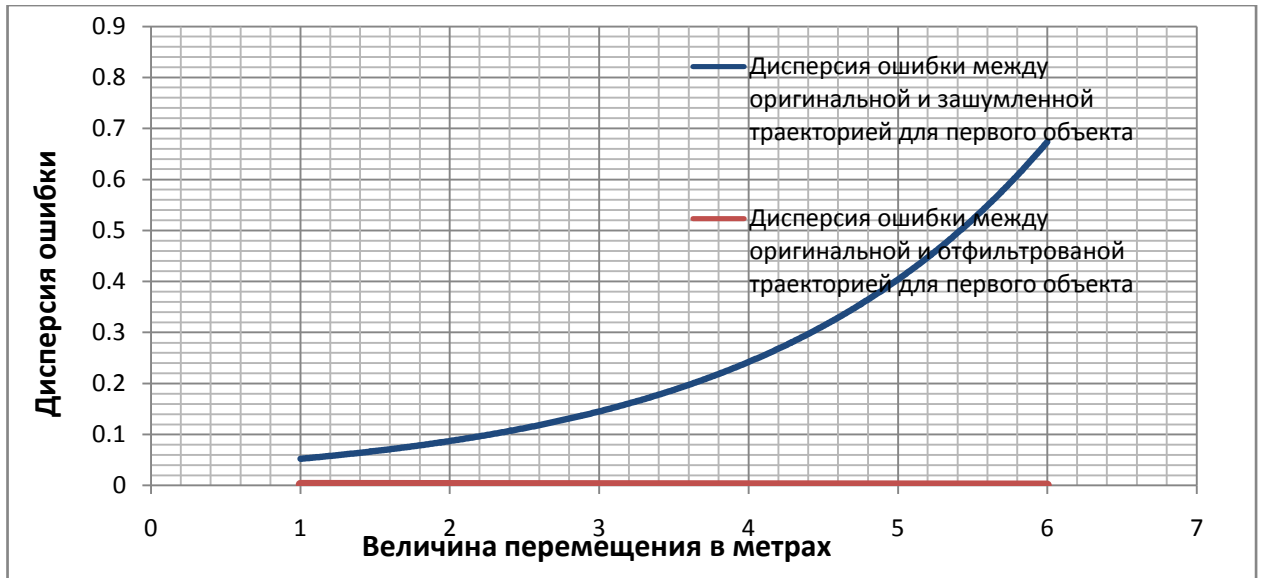


Рис. 3.48. Дисперсия ошибки оценивания траектории с шумом и после фильтрации для первого объекта

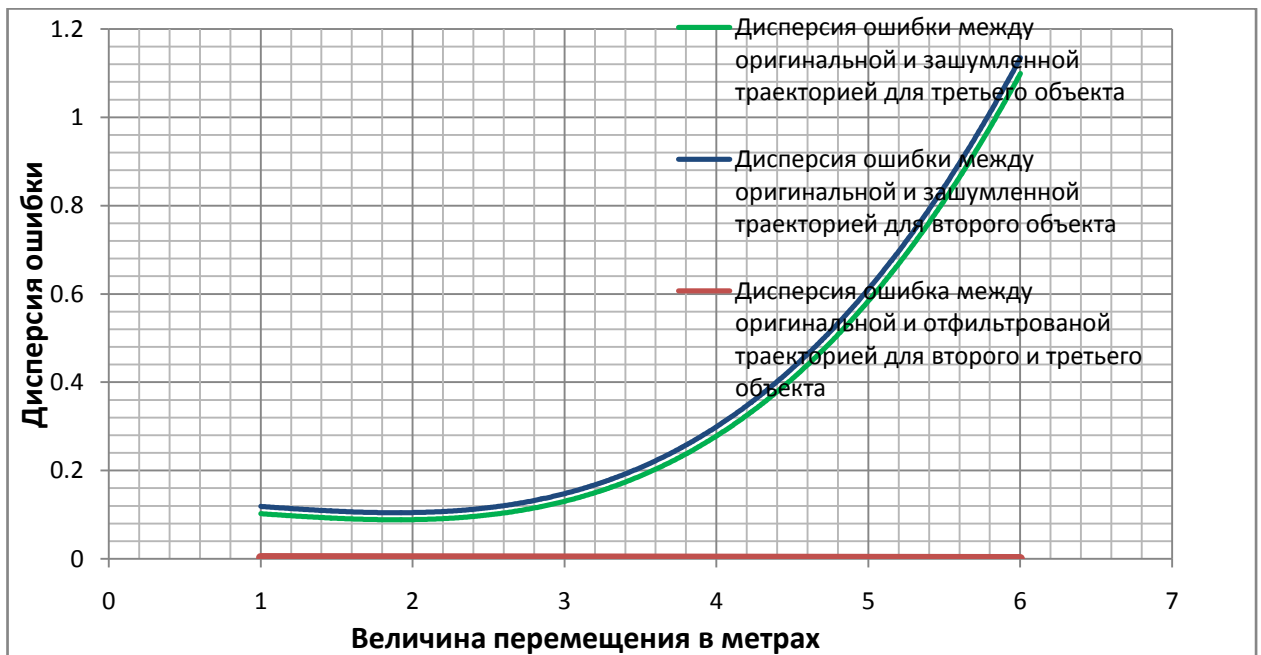


Рис. 3.49. Дисперсия ошибки оценивания траектории с шумом и после фильтрации для второго и третьего объектов

Таким образом, наличие нескольких оценок траектории дает необходимую гибкость для определения положения аппарата и объектов в динамической среде.

Например, эти траектории можно сравнивать друг с другом и комплексировать их в единую оценку.

3.7. Анализ алгоритмы оценки координат камеры и объектов

Оценка координат аппарата является одной из важных задач управления. Определение координат окружающих объектов позволяет существенно упростить решение этой задачи и дает возможность формировать электронную карту территории.

3.7.1. Результаты процедуры оценки координат камеры и объектов

Для проведения исследования точности разработанных алгоритмов было реализовано специальное программное обеспечение, моделирующее 3D карту с размещенными на ней объектами разного рода и размера. Аппарат, перемещаясь по этой карте, формирует последовательность данных, имитирующих данные пространственного дальномера. Эти данные и результат их преобразования в изображения обрабатываются синтезированным алгоритмом. Далее представлены некоторые результаты проведенного таким образом анализа. Рассмотрим сравнение двух случаев, когда объект находится в фокусе дальномера и когда он смещен вправо или влево (рисунок 3.50)

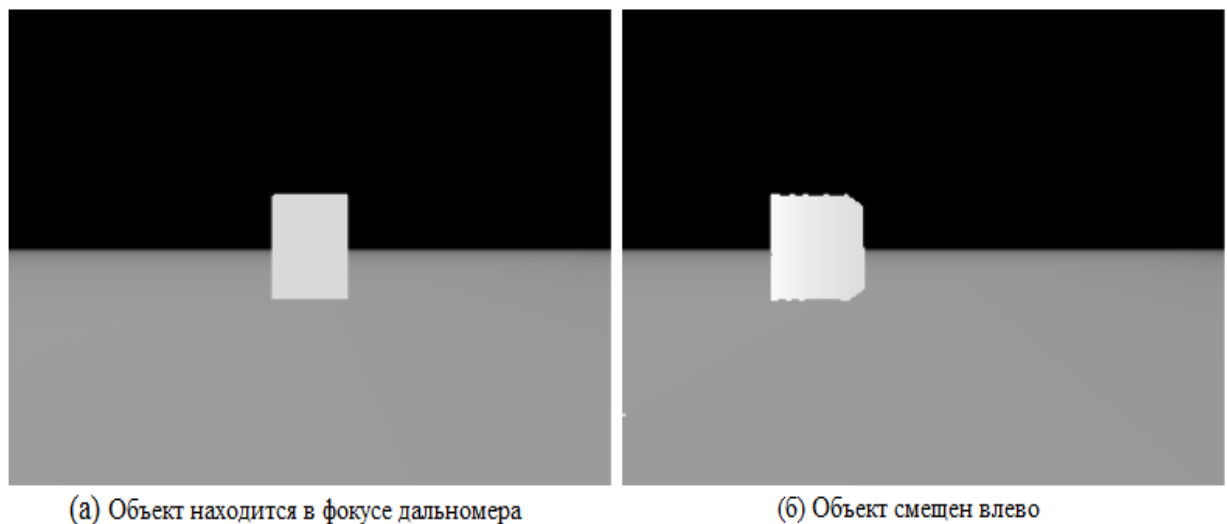


Рис. 3.50. Примеры изображений с объектом привязки

На рисунках 3.51 и 3.52 представлены результаты оценивания координат аппарата относительно первого и второго объектов при условном перемещении

вперед на 4 единицы. На графиках показаны абсолютные ошибки оценивания, возникающие при таком движении.

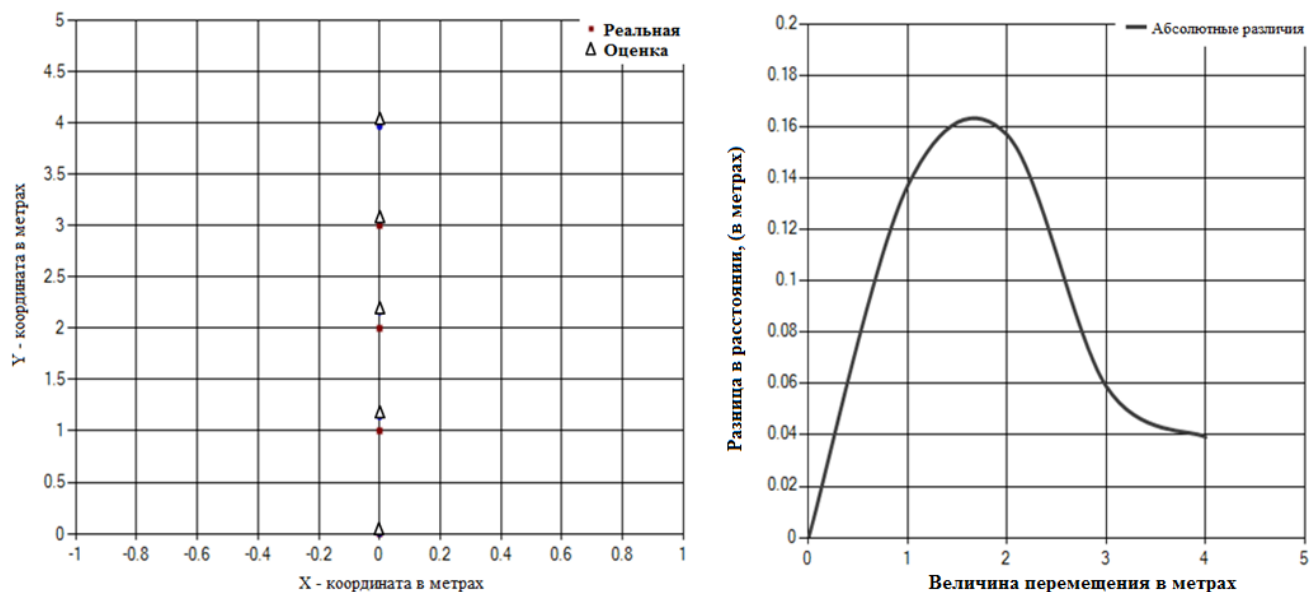


Рис. 3.51. Результаты оценивания координат аппарата и абсолютной ошибки оценивания

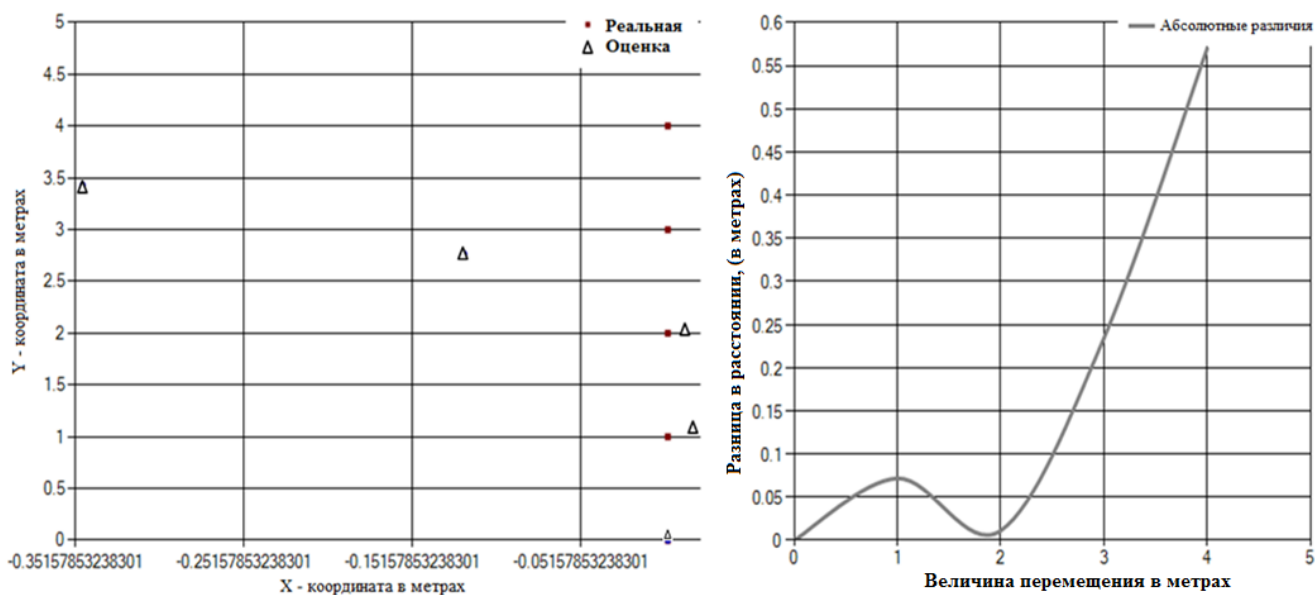


Рис. 3.52. Результаты оценивания координат аппарата и абсолютной ошибки оценивания

Анализ кривых на графиках показывает, что возникающая при оценивании ошибка возрастает не постоянно, как, например, в инерциальных навигационных системах. Ее значение зависит главным образом от ошибок, возникающих при поиске объектов на изображении и псевдоградиентной оценке смещений на изображениях. А некоторая стабилизация происходит за счет оценивания «через несколько кадров». Окончательный результат, получаемый за счет

комплексирования результатов обработки по двум объектам, представлен на рисунке 3.53.

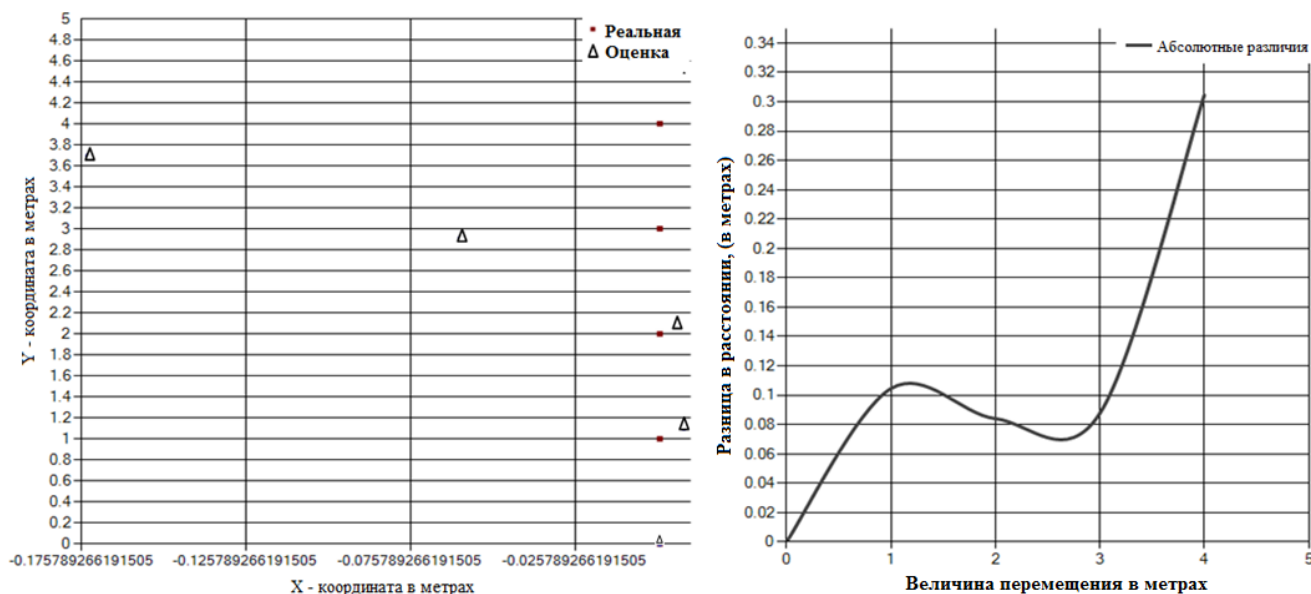


Рис. 3.53. Окончательная оценка координат аппарата и абсолютной погрешности оценивания

Для исследования погрешностей, возникающих при смещении наблюдаемого объекта относительно центра камеры, была проведена представительная серия испытаний, заключающихся в проведении большого количества виртуальных «пролетов» аппарата над 3D картой при разных начальных координатах наблюдаемого объекта. На рисунке 3.54 в качестве результата такого исследования представлена зависимость ошибки оценивания от смещения объекта относительно центра изображения.



Рис. 3.54. Зависимость ошибки оценивания от удаления объекта от центра изображения

Полученная кривая близка к экспоненциальной. Значения получаемой ошибки можно использовать при комплексировании результатов оценивания по большому количеству объектов.

3.7.2. Результаты оценки координат аппарата в случае большого количества окружающих объектов

В случае большого количества наблюдаемых объектов возможна ситуация, показанная на рисунке 3.55 и заключающаяся в наложении изображений этих объектов друг на друга. Тогда результат процедуры обнаружения объекта будет заключаться в выделении одного большого объекта (рисунок 3.56). Тогда для получения лучших результатов для позиционирования можно использовать не только геометрический центр этого объекта, но другие точки, размещенные на поверхности составного «объекта». Для этого можно или разделить объект по ширине на N частей с равными расстояниями между ними, или выбрать N точек в области середины объекта.



Рис. 3.55. Образец для исследования

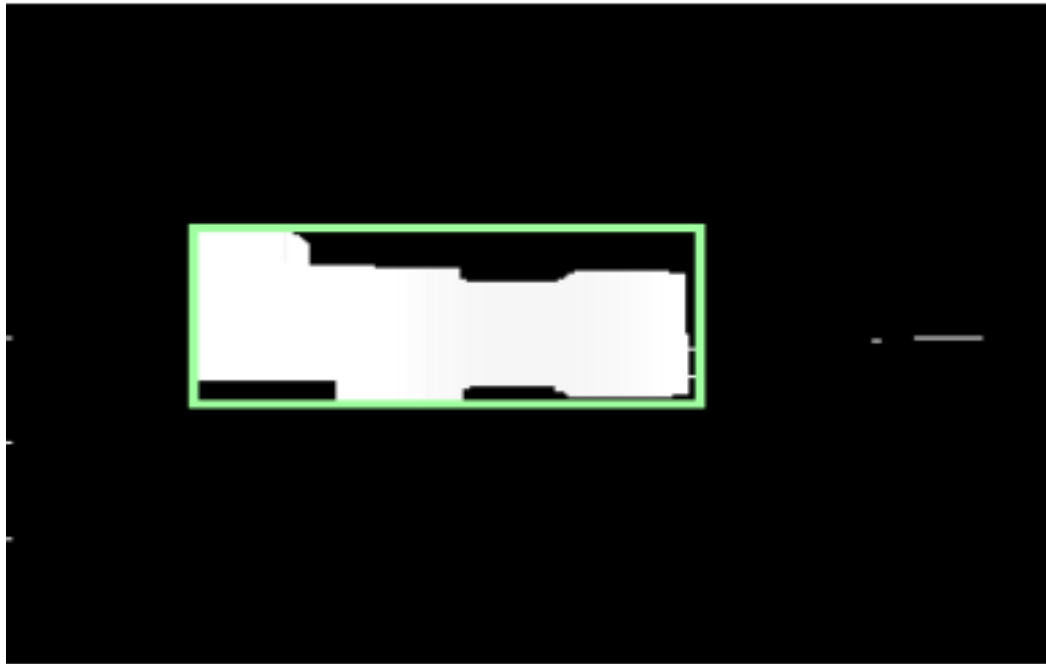


Рис. 3.56. Результат обнаружения объектов

3.7.2.1. Выбор N частей с равными расстояниями между ними

Пусть $N=3$. То есть на поверхности объекта нам необходимо выбрать 3 точки, расположенные на условной горизонтальной линии, разделяющей объект на две равные части – верхнюю и нижнюю. На рисунках 3.57, 3.58 и 3.59 представлены результаты оценивания по первой, второй и третьей точке соответственно. Среднее значение всех оценок представляет собой окончательную оценку координат аппарата. Абсолютная ошибка показана на рисунке 3.60.

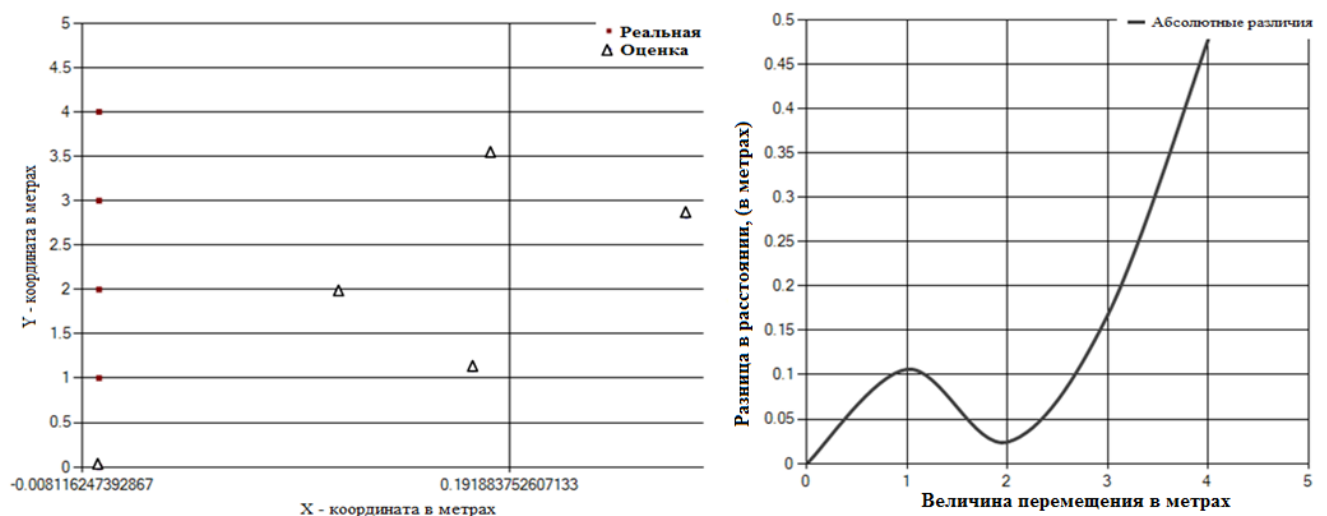


Рис. 3.57. Результаты оценивания координат камеры по первой точке и абсолютная погрешность оценивания

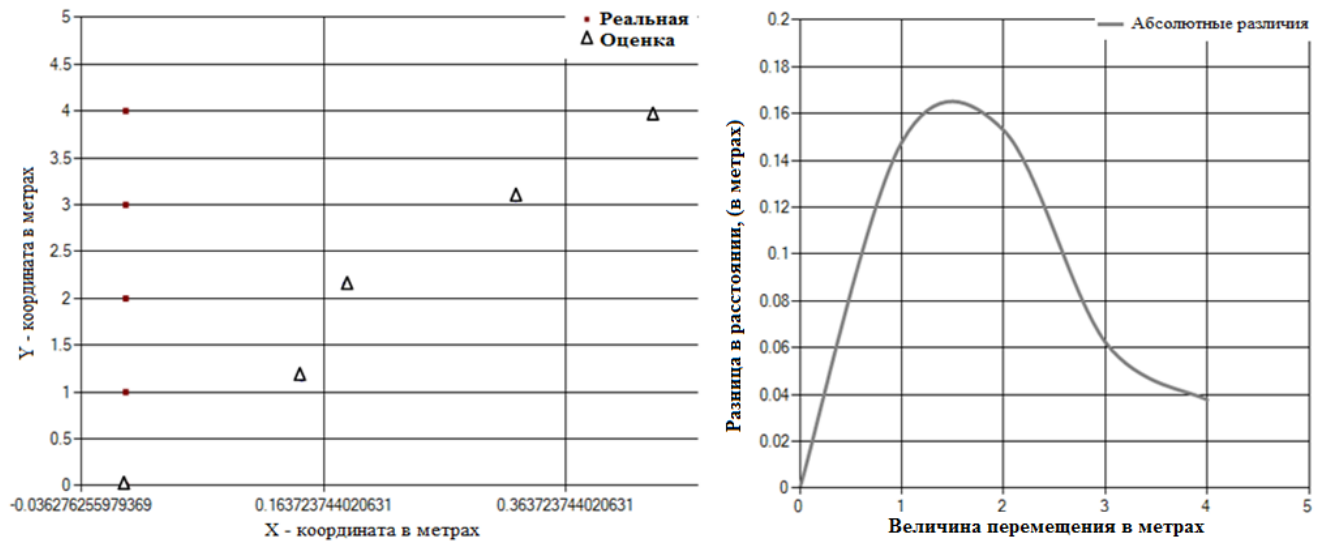


Рис. 3.58. Результаты оценивания координат камеры по второй точке и абсолютная погрешность оценивания

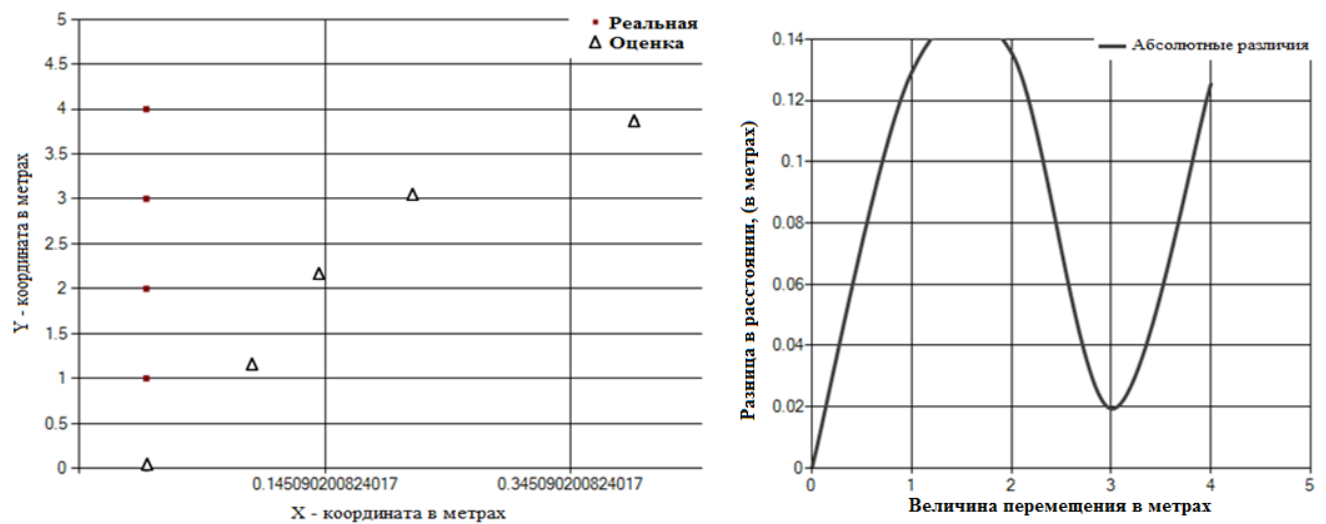


Рис. 3.59. Результаты оценивания координат камеры по третьей точке и абсолютная погрешность оценивания

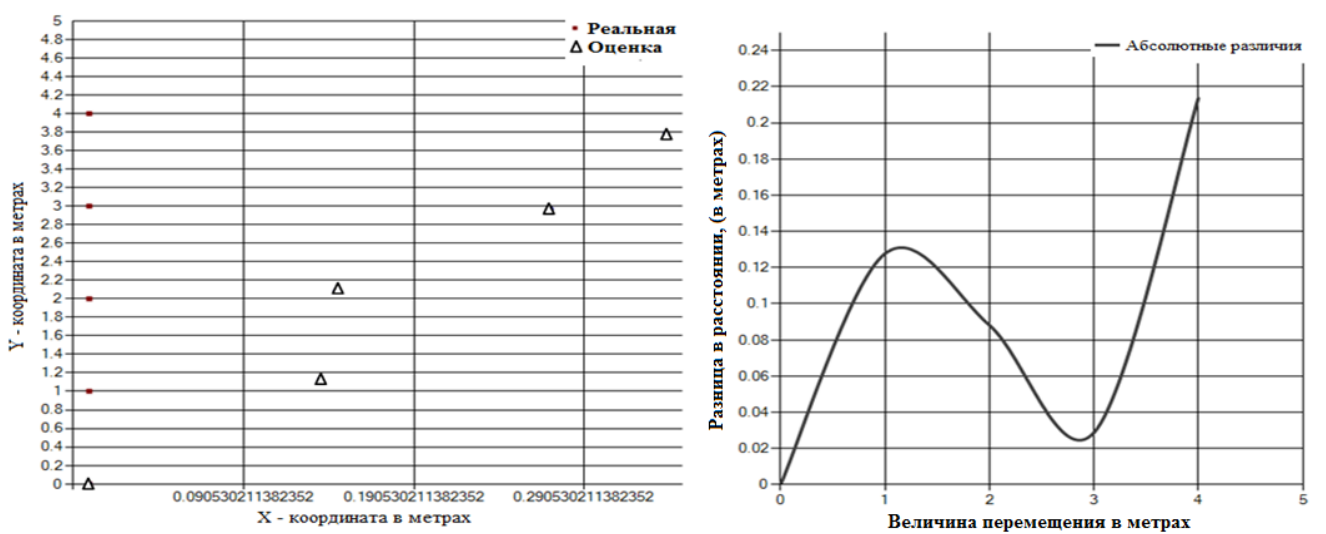


Рис. 3.60. Результат комплексирования оценок по трем точкам и абсолютная погрешность оценивания

Если $N=4$, то есть выбраны 4 точки с равными расстояниями между ними, то результаты оценивания координат аппарата по каждой точке с абсолютной погрешностью оценивания показаны на рисунках 3.61, 3.62, 3.63 и 3.64 соответственно. На рисунке 3.65 представлены результаты комплексирования четырех оценок.

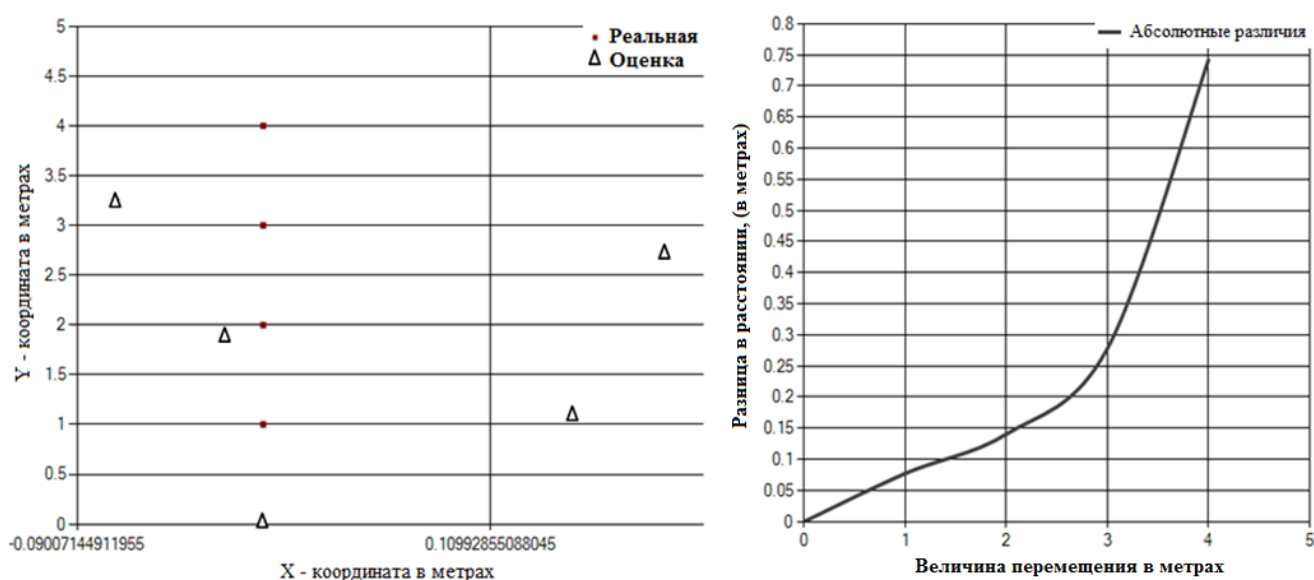


Рис. 3.61. Результаты оценивания координат камеры по первой точке и абсолютная погрешность оценивания

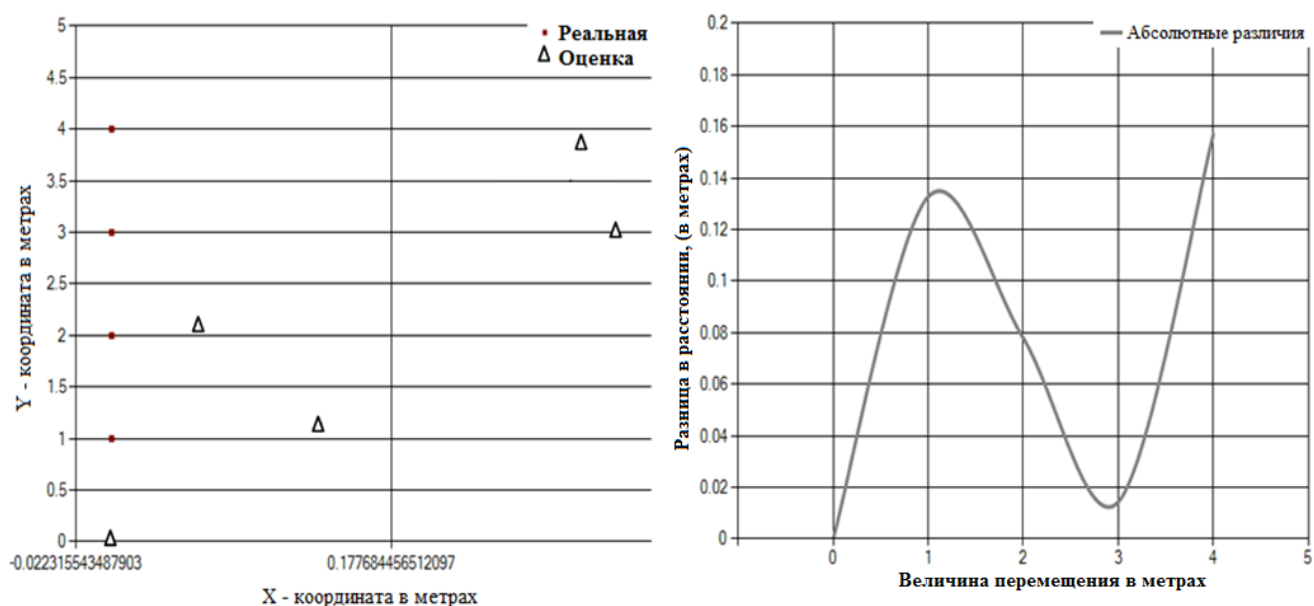


Рис. 3.62. Результаты оценивания координат камеры по второй точке и абсолютная погрешность оценивания

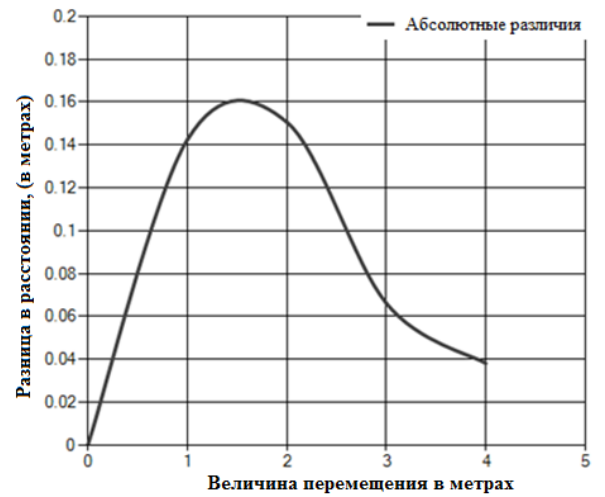
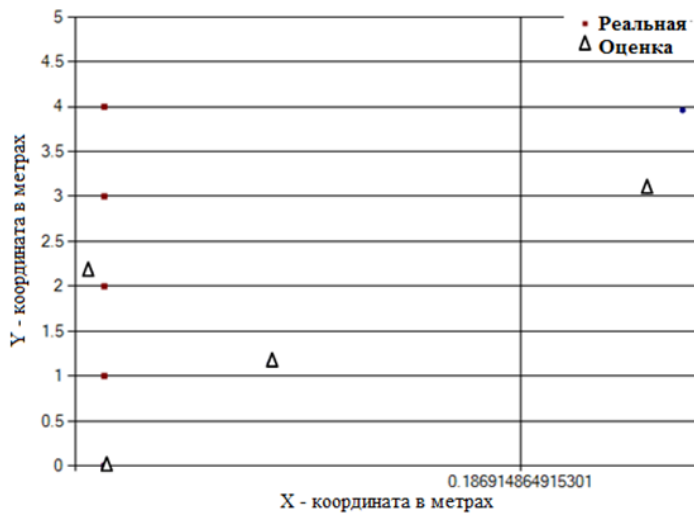


Рис. 3.63. Результаты оценивания координат камеры по третьей точке и абсолютная погрешность оценивания

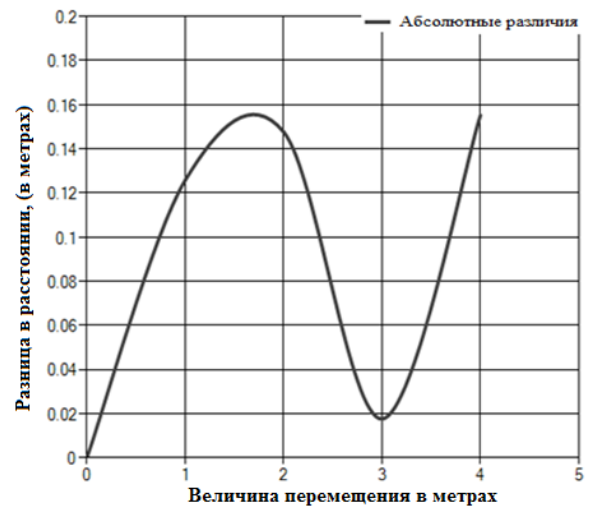
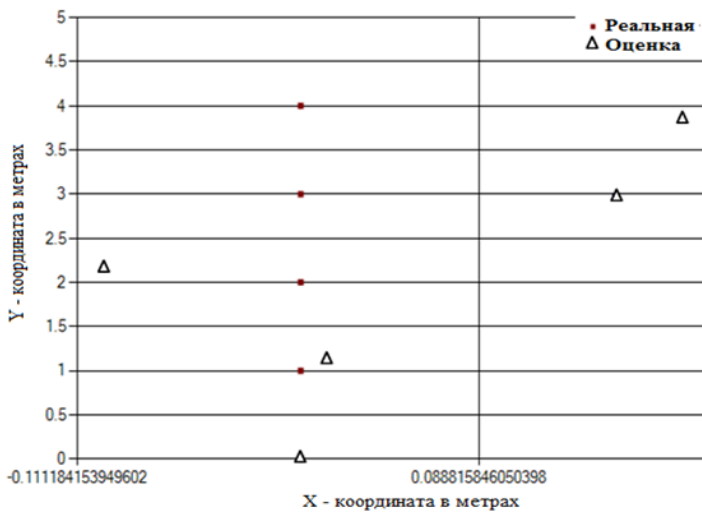


Рис. 3.64. Результаты оценивания координат камеры по четвертой точке и абсолютная погрешность оценивания

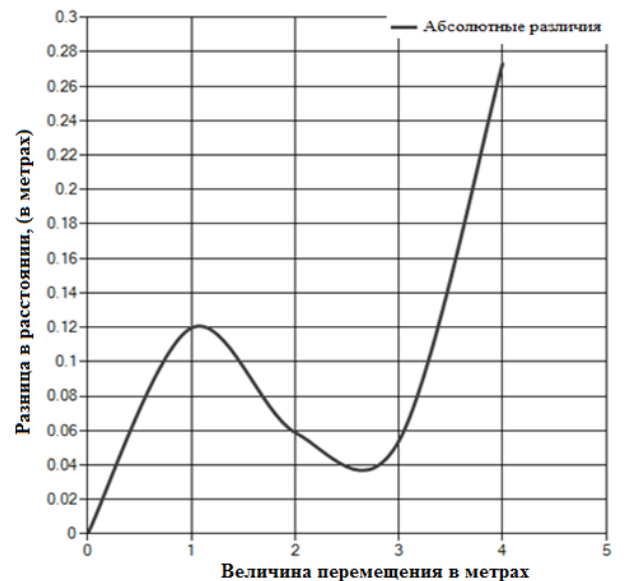
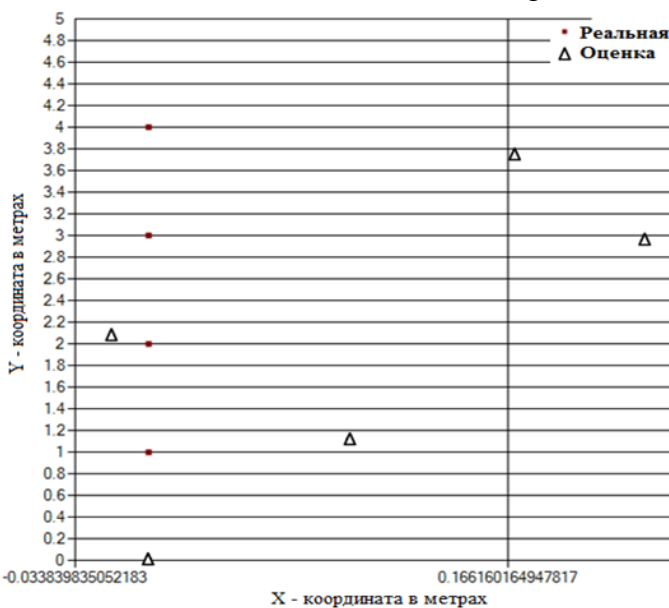


Рис. 3.65. Результат комплексирования оценок по четырем точкам абсолютная погрешность оценивания

Если $N=5$, то есть обрабатываются 5 точек с равными расстояниями между ними, то оценки координат аппарата по каждой такой точке даны на рисунках 3.66, 3.67, 3.68, 3.69 и 3.70 соответственно. На рисунке 3.71 представлены результаты комплексирования четырех оценок.

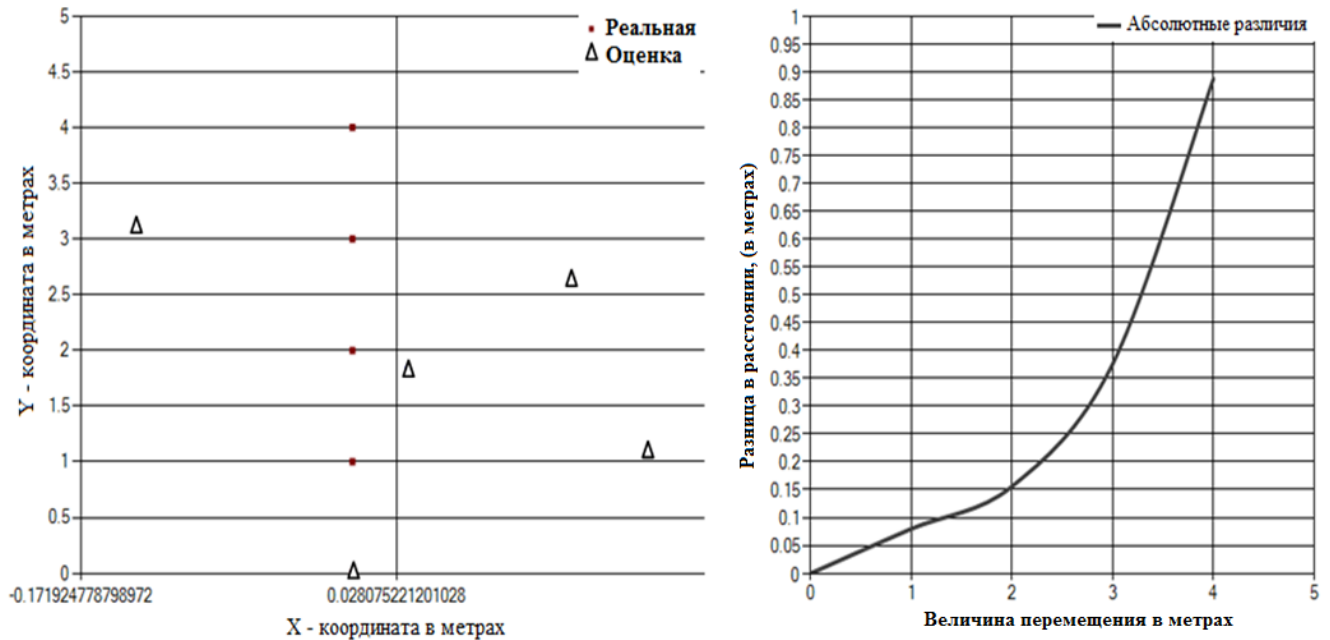


Рис. 3.66. Результаты оценивания координат камеры по первой точке и абсолютная погрешность оценивания

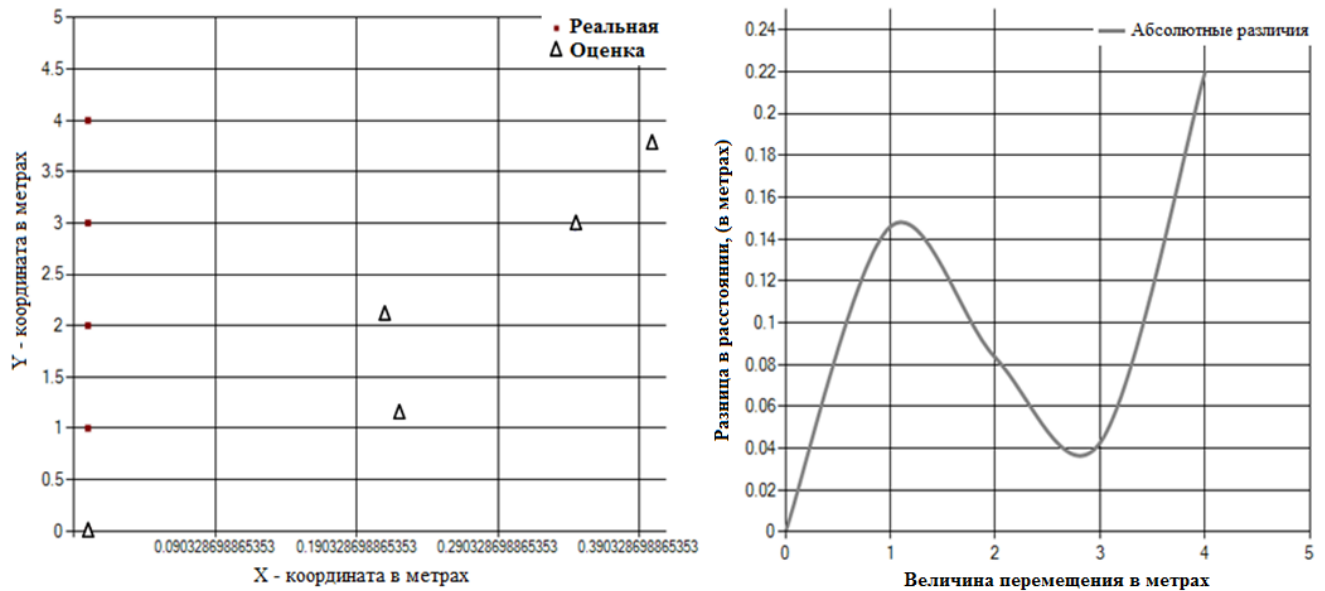


Рис. 3.67. Результаты оценивания координат камеры по второй точке и абсолютная погрешность оценивания

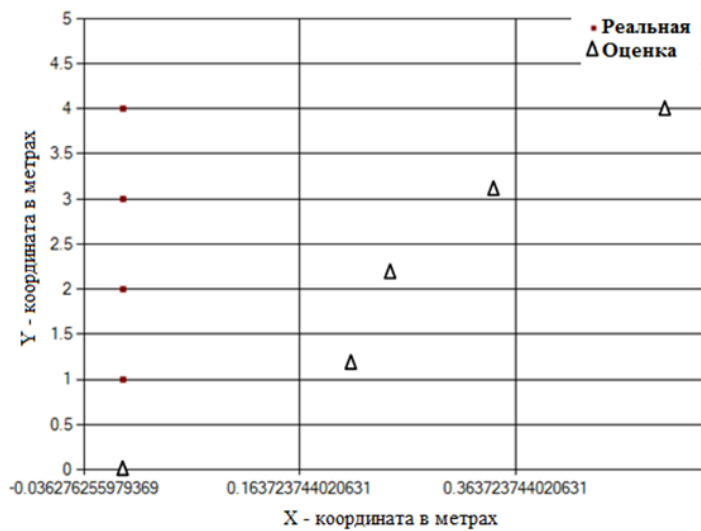


Рис.3.68. Результаты оценивания координат камеры по третьей точке и абсолютная погрешность оценивания

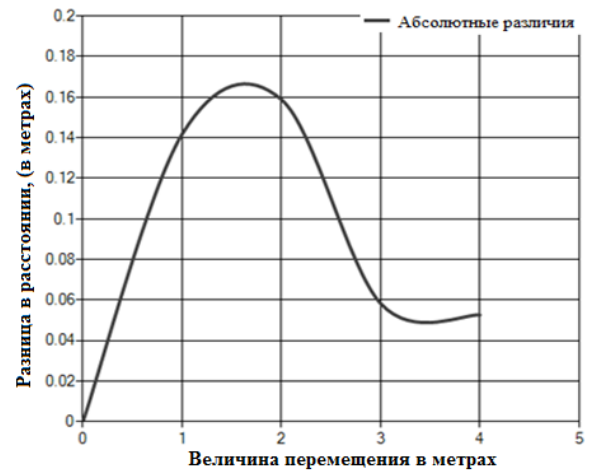
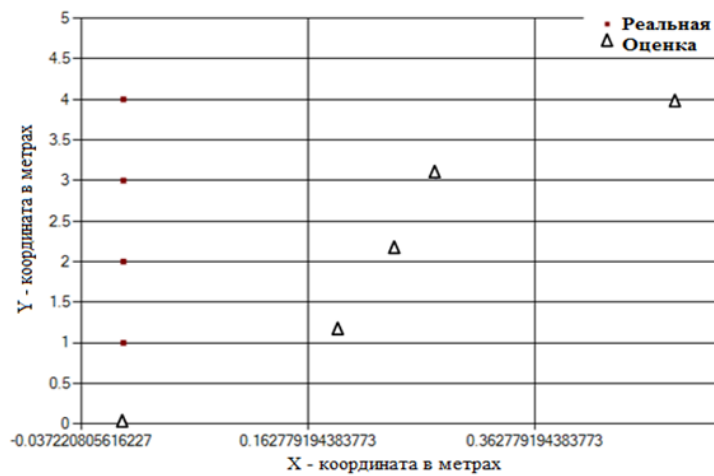


Рис. 3.69. Результаты оценивания координат камеры по четвертой точке и абсолютная погрешность оценивания

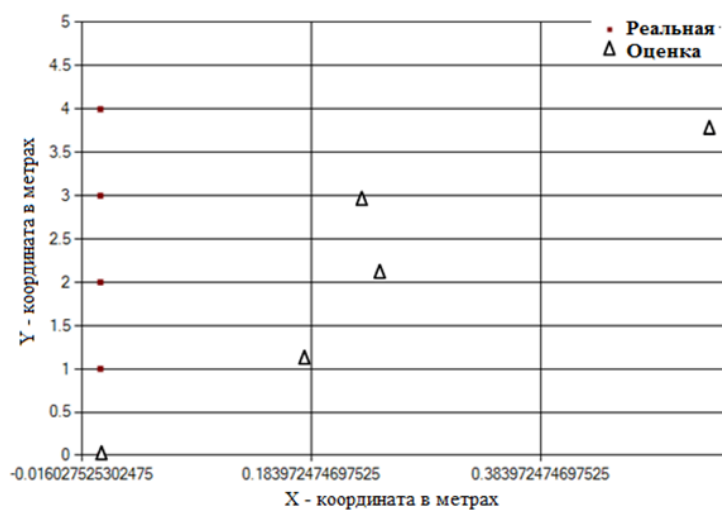


Рис. 3.70. Результаты оценивания координат камеры по пятой точке и абсолютная погрешность оценивания

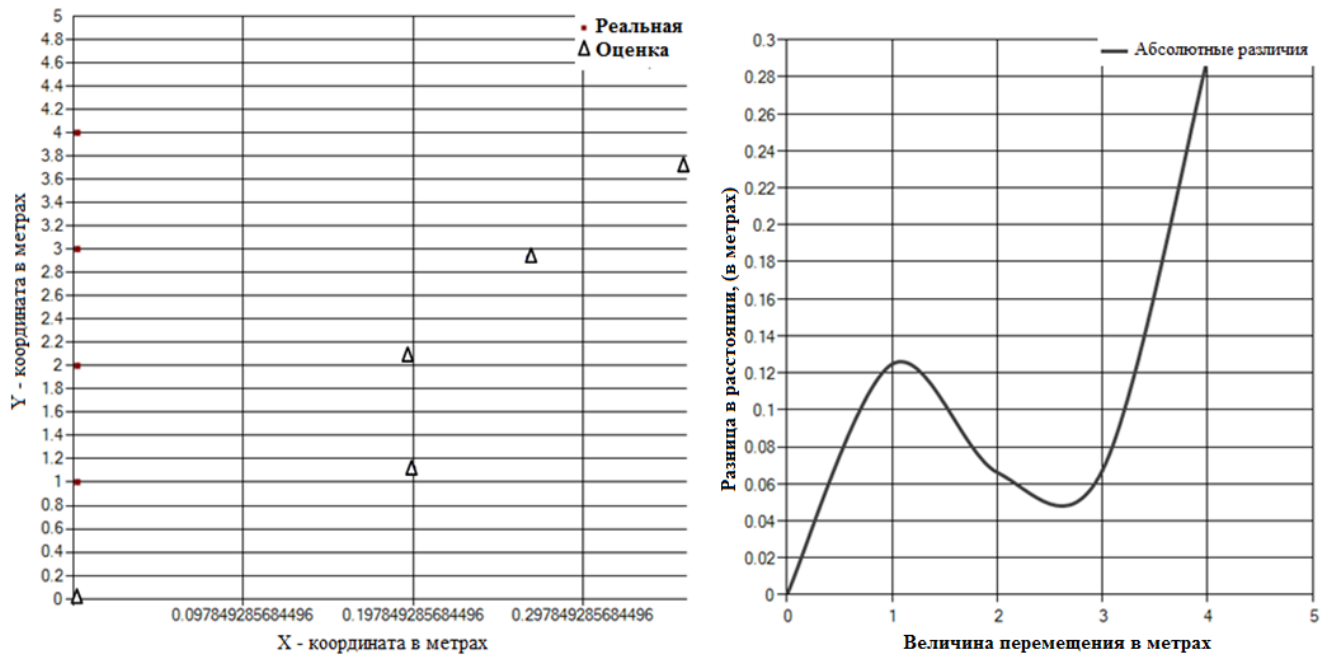


Рис. 3.71. Результат комплексирования оценок по пяти точкам и абсолютная погрешность оценивания

Анализ полученных результатов показывает, что использование нескольких точек позволяет нивелировать негативные последствия наложения изображений друг на друга и приблизить точность оценивания к случаю наблюдения нескольких объектов (п. 3.7.1).

3.7.2.2. Выбор N точек в области середины объекта

Суть данного метода заключается в том, что N точек выбираются не на отрезке, являющемся горизонтальной серединой объекта, а в области его центра. Если ширина обрабатываемого объекта (W), то

$$\text{ширина первой части от объекта } (\widehat{W}) = \frac{W}{N}, \quad (3.1)$$

где $W = \widehat{W}_1 + \widehat{W}_2 + \dots + \widehat{W}_N$, и $N = 3, 4, 5, \dots$. Если $\frac{W}{2N}$ представляет собой расстояние R , которое добавляется к ширине, чтобы ориентировать центральную точку, то центры P_i определяются как

$$P_i = \widehat{W} + R \cdot i, \quad (3.2)$$

где $i = 1, 2, \dots, N$. Пусть $N = 3$, то есть в центре объекта необходимо выбрать 3 точки, расположенные на условной горизонтальной линии, разделяющей объект на две равные части – верхнюю и нижнюю. На рисунках 3.72, 3.73 и 3.74 представлены результаты оценивания по первой, второй и третьей точке соответственно. Среднее значение всех оценок представляет собой окончательную оценку координат аппарата и представлено на рисунке 3.75.

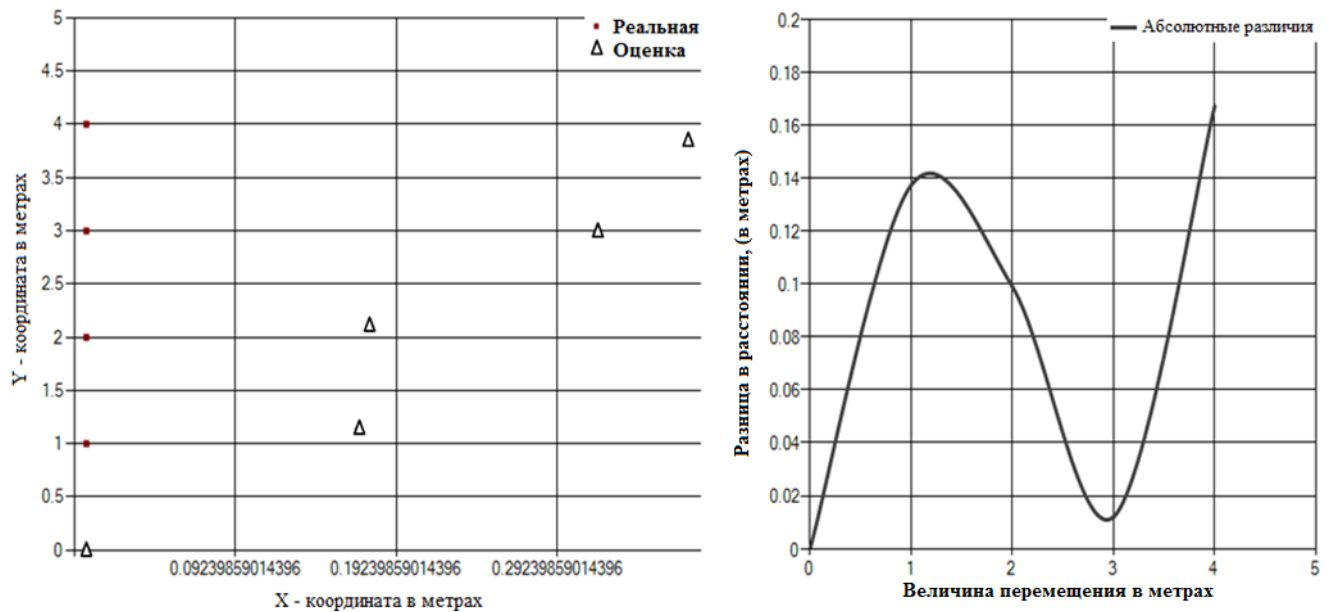


Рис.3.72. Результаты оценивания координат камеры по первой точке и абсолютная погрешность оценивания

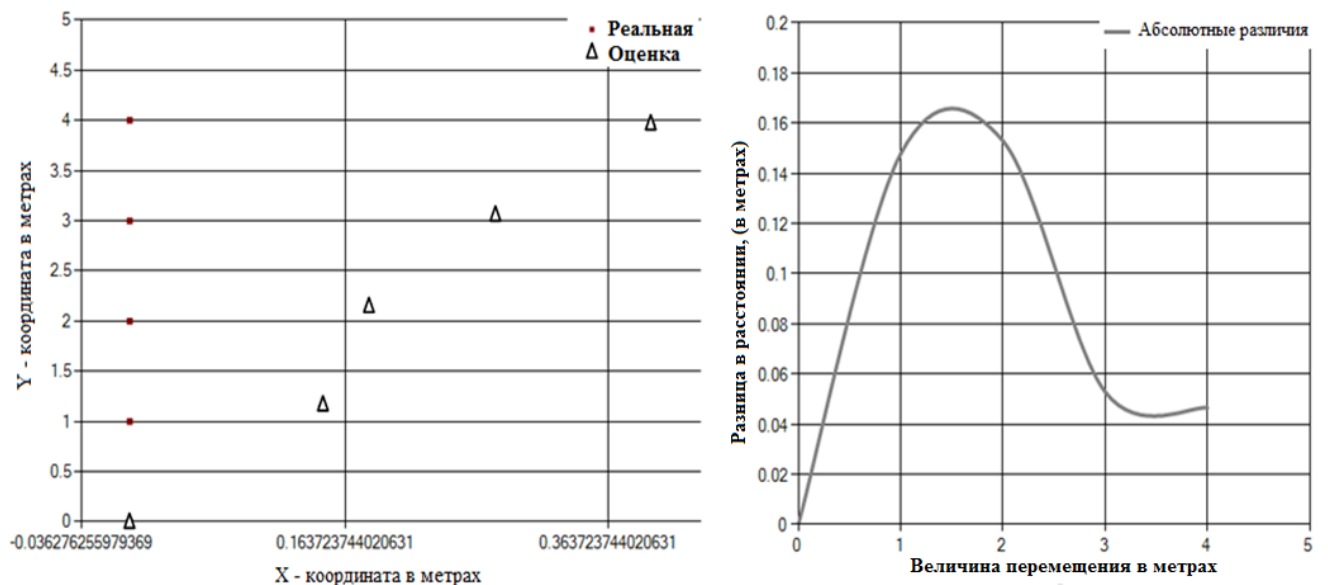


Рис.3.73. Результаты оценивания координат камеры по второй точке и абсолютная погрешность оценивания

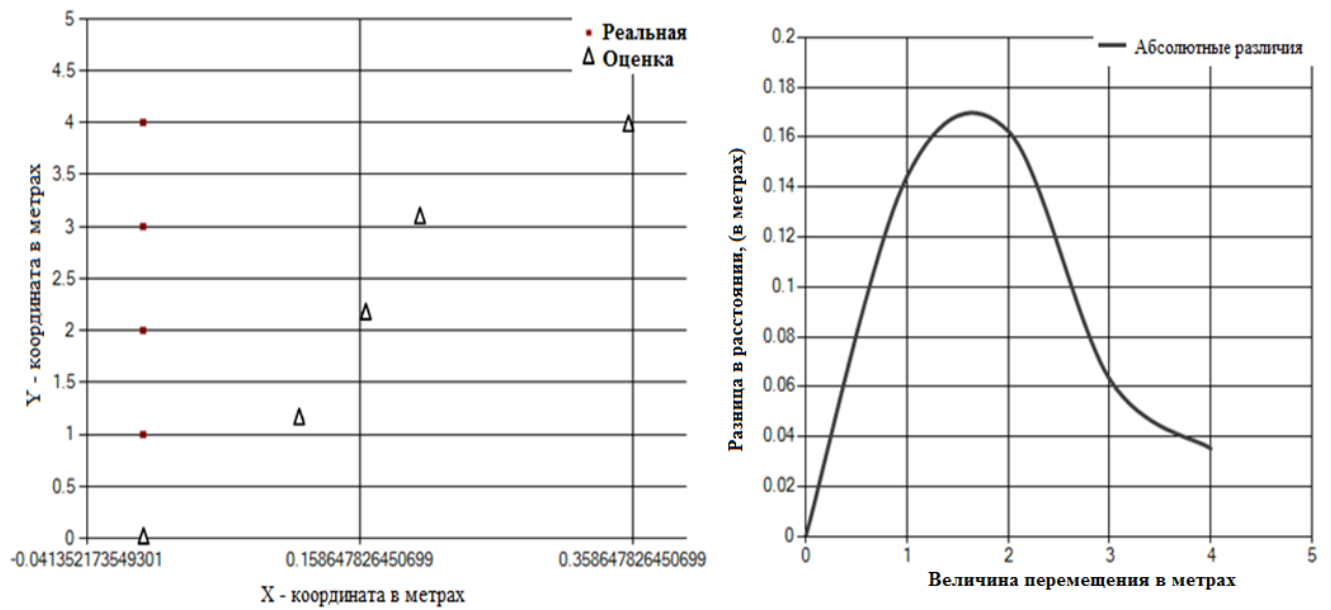


Рис.3.74. Результаты оценивания координат камеры по третьей точке и абсолютная погрешность оценивания

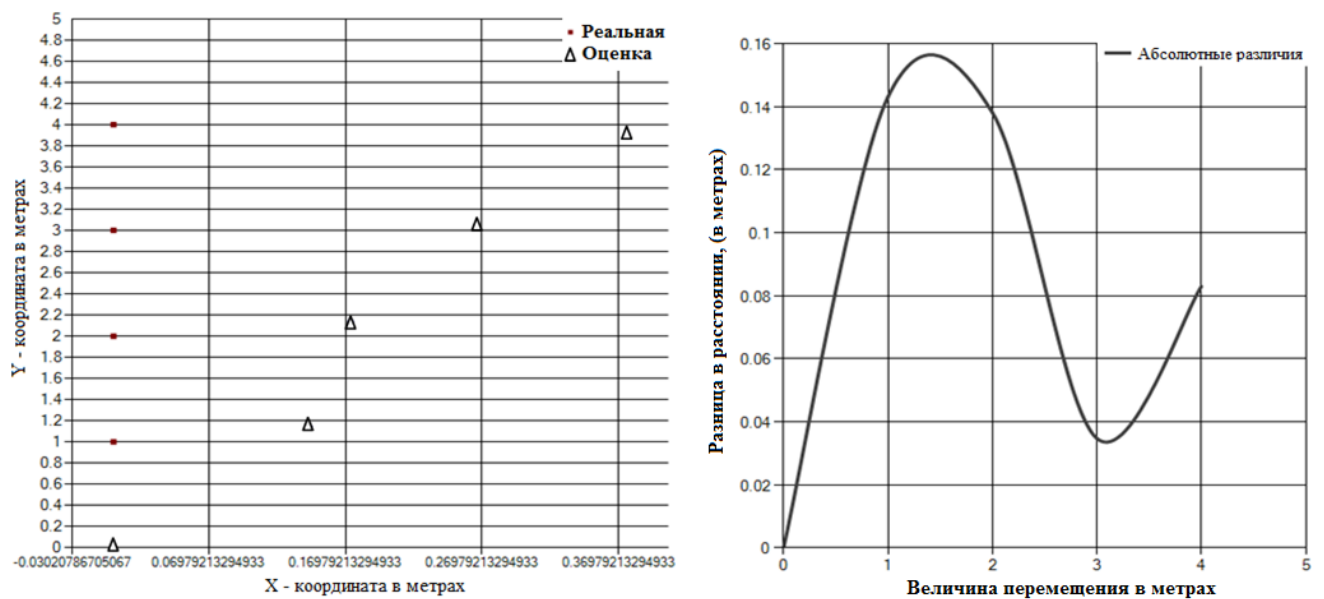


Рис.3.75. Результат комплексирования оценок по трем точкам и абсолютная погрешность оценивания

Пусть $N = 4$. На рисунках 3.76, 3.77, 3.78 и 3.79 представлены результаты оценивания по первой, второй и третьей точке соответственно. Среднее значение всех оценок представляет собой окончательную оценку координат аппарата и представлено на рисунке 3.80.

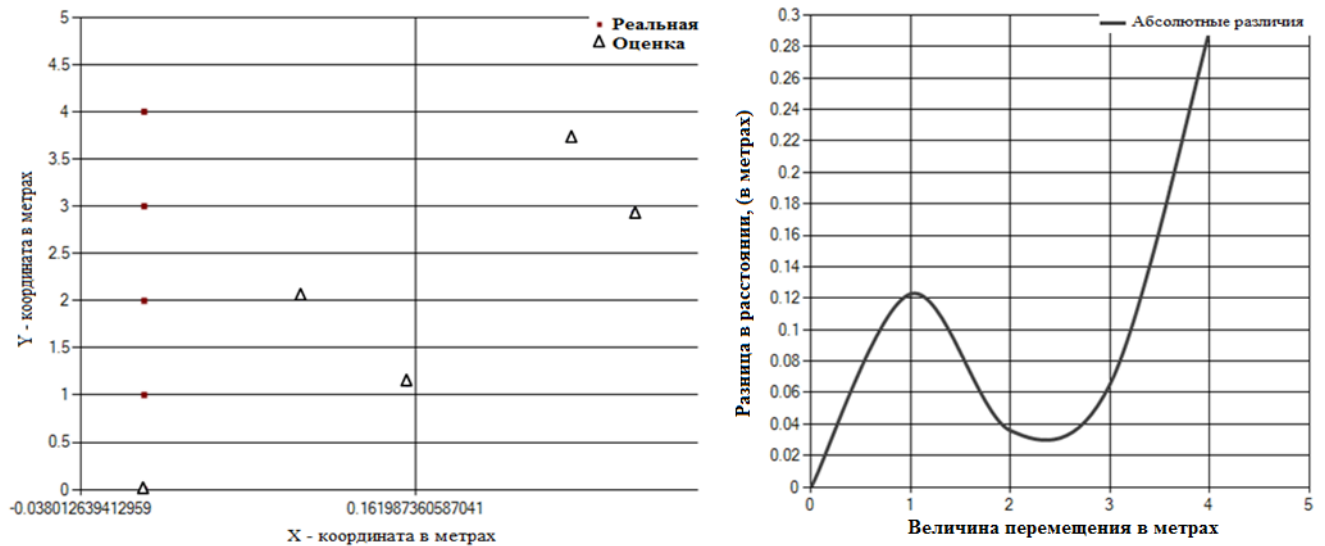


Рис. 3.76. Результаты оценивания координат камеры по первой точке и абсолютная погрешность оценивания

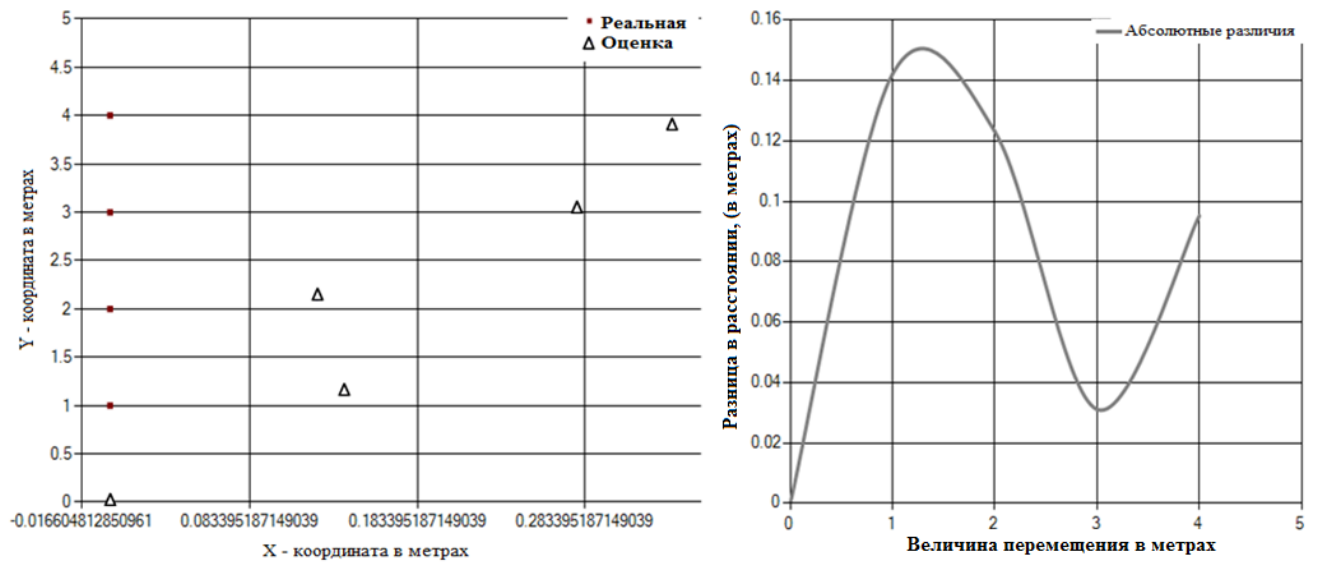


Рис. 3.77. Результаты оценивания координат камеры по второй точке и абсолютная погрешность оценивания

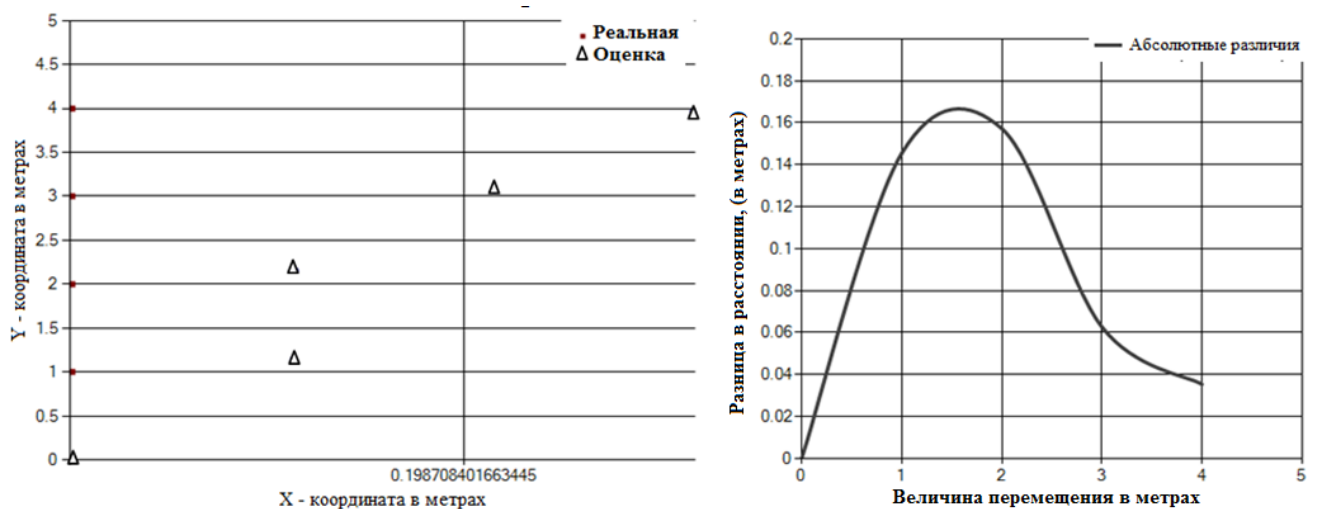


Рис. 3.78. Результаты оценивания координат камеры по третьей точке и абсолютная погрешность оценивания

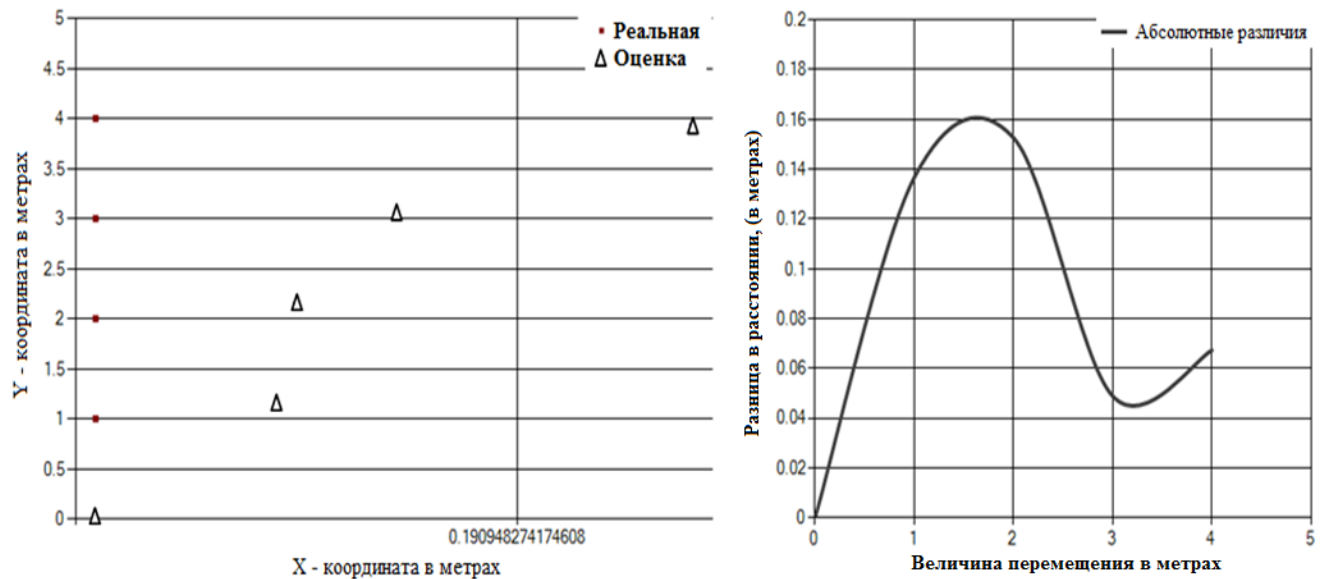


Рис. 3.79. Результаты оценивания координат камеры по четвертой точке и абсолютная погрешность оценивания

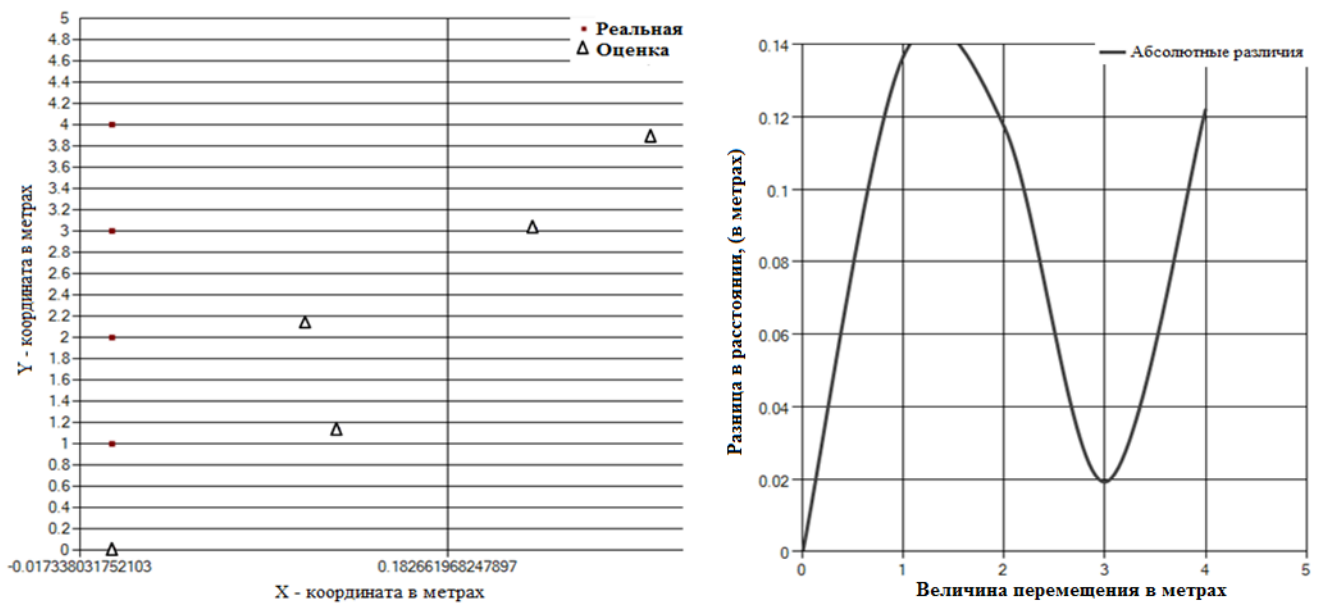


Рис. 3.80. Результаты комплексирования оценок по четырем точкам и абсолютная погрешность оценивания

Пусть $N = 5$. На рисунках 3.81, 3.82, 3.83, 3.84 и 3.85 представлены результаты оценивания по первой, второй, третьей, четвертой и пятой точке соответственно. Среднее значение всех оценок представляет собой окончательную оценку координат аппарата и представлено на рисунке 3.86.

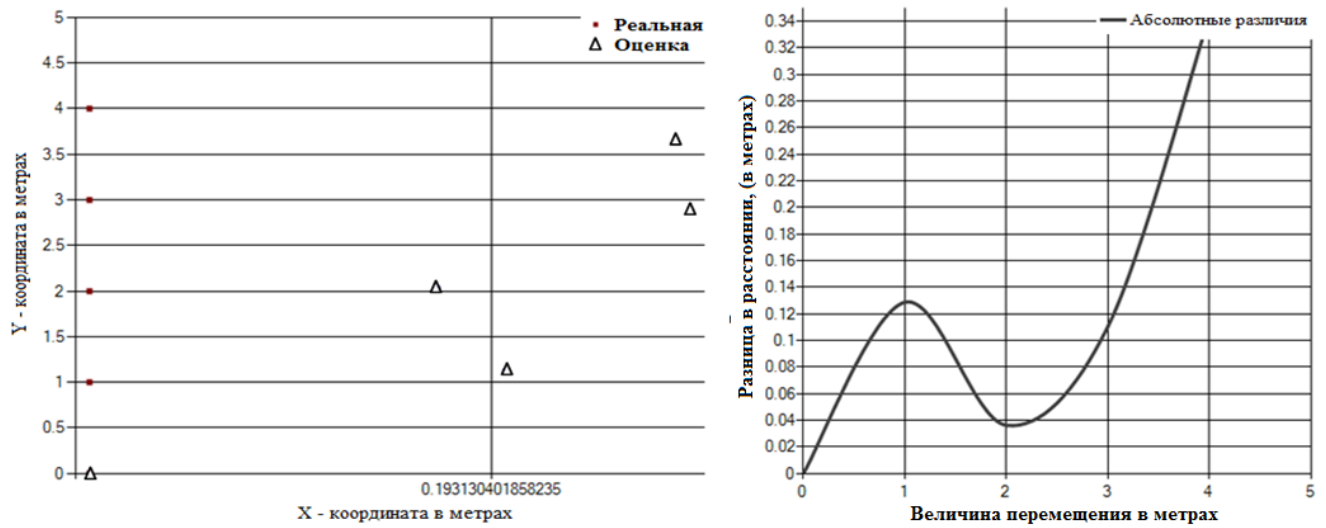


Рис. 3.81. Результаты оценивания координат камеры по первой точке и абсолютная погрешность оценивания

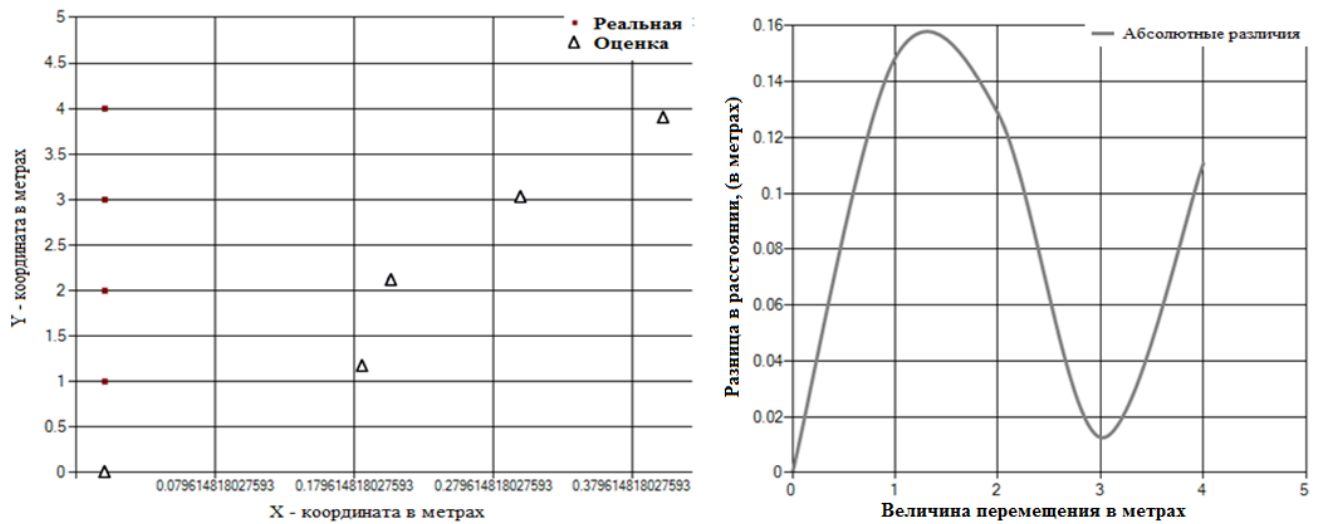


Рис. 3.82. Результаты оценивания координат камеры по второй точке и абсолютная погрешность оценивания

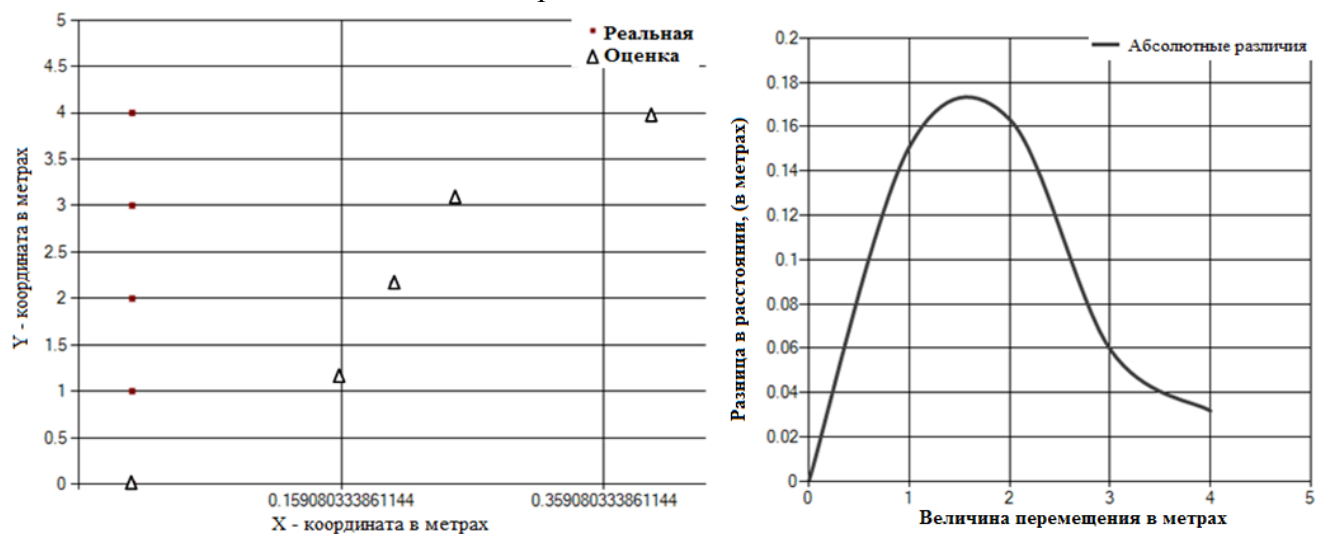


Рис. 3.83. Результаты оценивания координат камеры по третьей точке и абсолютная погрешность оценивания

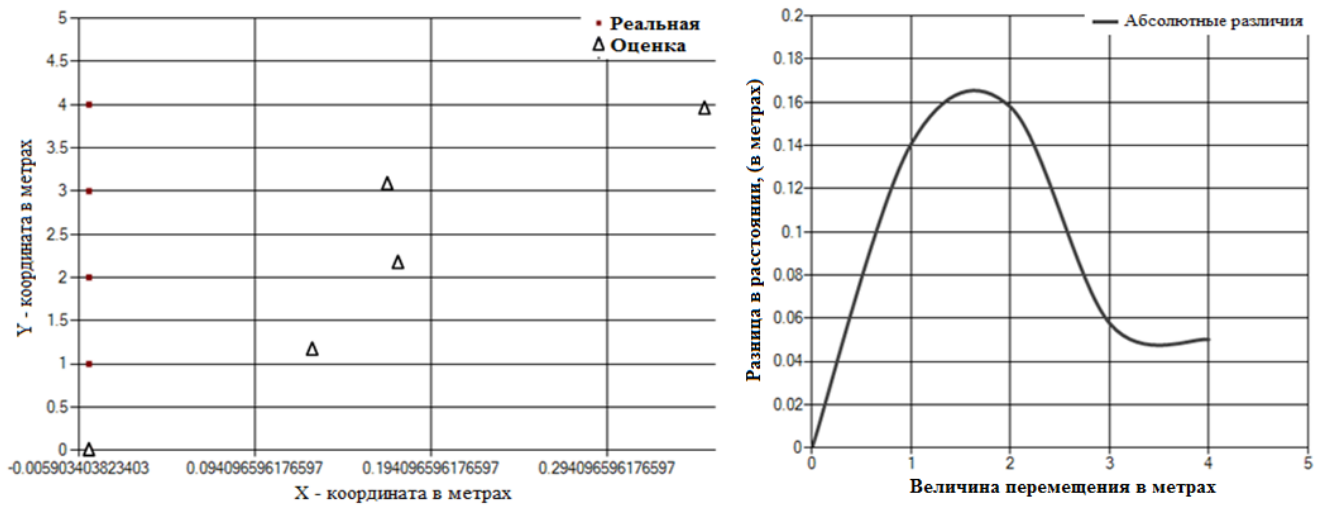


Рис. 3.84. Результаты оценивания координат камеры по четвертой точке и абсолютная погрешность оценивания

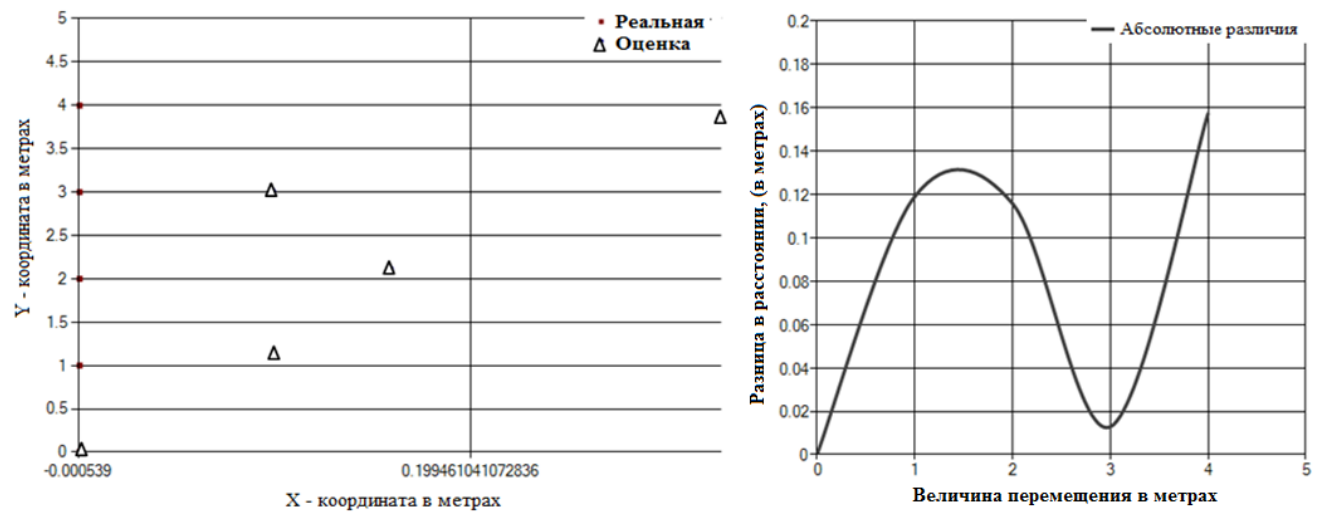


Рис. 3.85. Результаты оценивания координат камеры, связанной с пятой точкой, и абсолютная погрешность оценивания

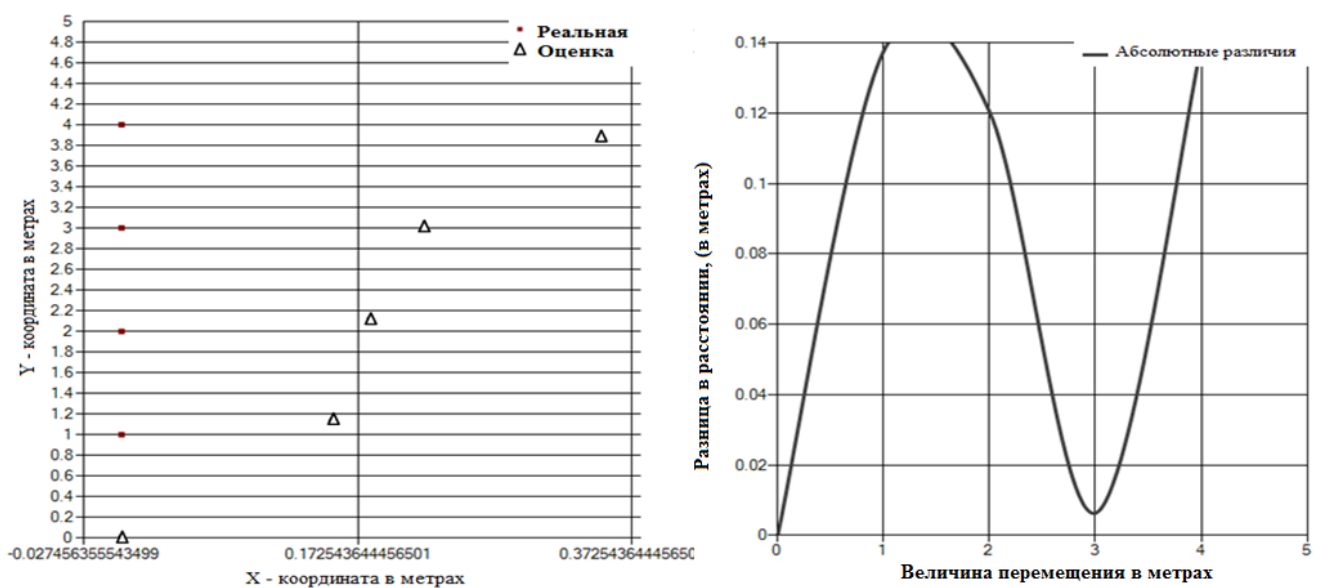


Рис. 3.86. Результат комплексирования оценок по пяти точкам и абсолютная погрешность оценивания

3.7.3. Статистическая оценка ошибок

Для исследования погрешности при оценке координат аппарата будем использовать сцену, представленную на рисунке 2.22,б. Пусть аппарат будет двигаться по замкнутой траектории вдоль периметра условного квадрата. Будем оценивать расстояние между реальными и оцененными координатами аппарата. Обозначим это расстояние через r , тогда среднее расстояние $M\{r_m\}$ в каждом элементарном перемещении m по формуле:

$$M\{r_m\} = \left\{ \frac{\sum_{i=1}^d r_d}{d} \right\}^{(m)}. \quad (3.3)$$

На рисунке 3.87 в графическом виде представлены результаты вычислений по формуле (3.3), а на рисунке 3.88 представлены оценки СКО ошибок при использовании (3.3). На рисунке 3.89 результаты использования выражения (2.21). Анализ кривых показывает, что чем больше разница в расстоянии между центром изображения и центром объекта в пикселях (т.е. значение угла зрения на объект), тем больше разница в r .

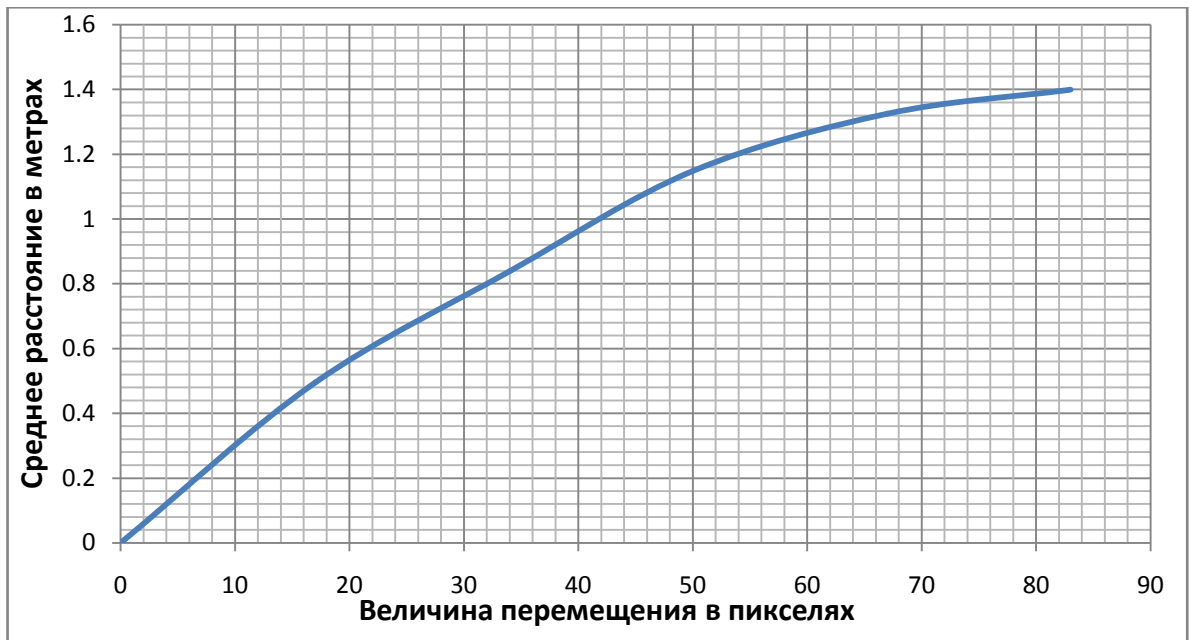


Рис. 3.87. Среднее расстояние $M\{r_m\}$ в каждом перемещении m вперед-назад

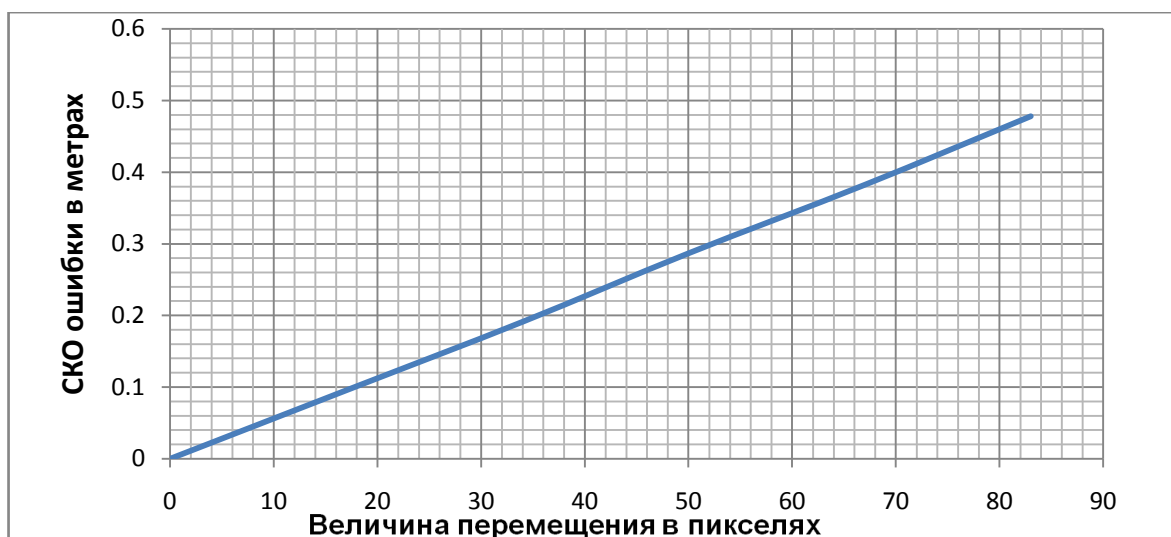


Рис. 3.88. Результаты оценивания СКО ошибки

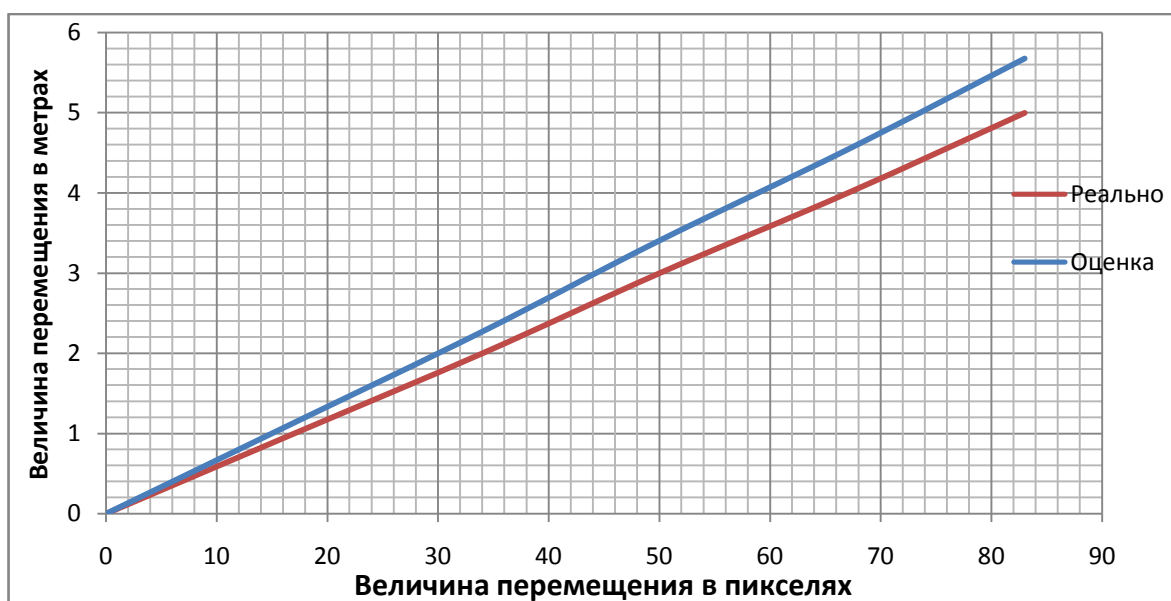


Рис. 3.89. Результаты вычисления выражения (2.21)

3.8. Выводы

Таким образом, данная глава содержит результаты исследования алгоритмов определения координат автономных аппаратов, использующих только изображения, элементами которых являются расстояния до наблюдаемых объектов. Установлено, что точность определяемых координат аппарата зависит от разрешения этого изображения, погрешностей самого дальномера и ошибок, возникающих при совмещении пар изображений. Для повышения точности определения координат аппарата предложено выполнять предварительную

медианную фильтрацию получаемых с пространственного дальномера изображений. Также рассмотрен случай навигации аппарата при наблюдении протяженного объекта. Предложено выделять на этом объекте несколько опорных точек и использовать их при последующем местопределении. Установлено, что оптимальное число этих опорных точек обычно составляет не более 4-5. Проведенный анализ ошибок оценивания местоположения аппарата показал, что применение разработанных алгоритмов позволяет получить погрешности местопределения порядка 0,3-4,6 метра при длительных наблюдениях, что позволяет существенно расширить зону применения мобильного аппарата. Проведенный анализ ошибок свидетельствует о возможности оценивания траектории даже в условиях сильного шума за счет применения алгоритмов предварительной фильтрации. Прямое сравнение с известными алгоритмами навигации показывает, что предложенные оценки координат по нескольким наблюдаемым объектам позволяют формировать гибкие решения для определения положения автономного аппарата и объектов в динамической среде и повысить точность местопределения до 20-50 %.

ГЛАВА 4. РАЗРАБОТКА ЭЛЕМЕНТОВ СИСТЕМЫ АВТОМАТИЧЕСКОГО УПРАВЛЕНИЯ ДВИЖЕНИЕМ ПО ЗАДАННОЙ ТРАЕКТОРИИ

4.1. Постановка задачи

Оценка текущих координат беспилотного аппарата является сложной задачей, имеющей большое количество решений. При этом комплекс, реализующий такую оценку, должен являться неотъемлемой частью навигационной системы автономного аппарата и выполнять требования этой системы. Одним из важнейших таких требований является необходимость работы в реальном масштабе времени и возможность функционирования в любых условиях с минимальными ошибками. При этом важную роль играет выбор языка программирования высокого уровня, обеспечивающий реализацию математических функций предложенных процедур. Представленные результаты анализа этих процедур (гл. 3) дают возможность реализации аппаратно-программного комплекса навигационного сопровождения, выгодно отличающегося от известных решений относительной простотой и высокой эффективностью. В настоящей главе представлены некоторые варианты подобной реализации, включая описание программно-аппаратных систем, способных осуществлять навигационное сопровождение на существующих платформах аппарата. Настоящая глава содержит две основные части. В первой рассмотрено описание аппаратной системы, интегрированной в навигационный комплекс автономного аппарата, и предложены способы ее конфигурации для обработки реальных данных. Во второй дано описание программной части (т.е. среды программирования, в которой производилось моделирование и оценка эффективности алгоритмов), а также анализ трудностей, связанных с созданием этого программного обеспечения.

Отметим вначале, что для реализации практических навигационных приложений необходимо выполнять определенные требования, обеспечивающие

реализуемость разработанной системы на борту современных и перспективных автономных аппаратов. Системы, обеспечивающие навигационное сопровождение, состоят из аппаратного и программного обеспечения. Сложность аппаратных средств варьируется от очень простых вариантов, например, программируемых микросхем (FPGA) до сложных распределенных вычислительных систем. Обычно программное обеспечение разрабатывается и используется для конкретной аппаратной платформы. При этом отчуждаемые носители (Flash память), содержащие исполняемые файлы навигационных систем, используются крайне редко. Периферийные интерфейсы взаимодействия с внешней средой обычно включают в себя цифровые и аналоговые входы и выходы для подключения датчиков и исполнительных устройств. В простых случаях программное обеспечение состоит из одной программы, работающей в цикле. Этот цикл запускается при включении питания и реализует реакцию на определенные события в окружающей среде [47]. Подобная программа должна обеспечивать работу в режиме реального времени вне зависимости от множества внешних сигналов и порядка поступления этих сигналов. Это является трудно выполнимым условием, поскольку описание многих систем предполагает использование разнообразной не всегда формализуемой информации [26,61,78,100].

Проведенный анализ предложенных алгоритмов позволил разработать следующий план реализации простой системы в режиме реального времени, состоящий из трех основных частей:

- Выбор аппаратного обеспечения для реализации предложенных алгоритмов с наилучшей производительностью.
- Выбор языка программирования для реализации процедур обработки изображений.
- Выбор технологии обработки данных (включая обработку данных на борту автономного аппарата, либо на наземной станции).

Таким образом, одной из главных задач является выбор аппаратных частей с низкой стоимостью и высокой производительности, обеспечивающих работу в режиме реального времени. Это в том числе связано со средой программирования, используемой для реализации алгоритмов. Оценка возможностей реализованного программно-аппаратного комплекса позволит уточнить технологию обработки данных.

4.2. Разработка программных средств «датчика перемещения» и среды для его моделирования

Для реализации предложенных алгоритмов необходимо выбрать гибкую среду программирования, позволяющую реализовывать процедуры обработки изображений, выполнять проектирование GUI интерфейса и перенести полученную реализацию на одноплатные решения. По мнению большинства экспертов такой средой в настоящее время является Winforms и WPF на базе .NET Framework. В рамках настоящей работы языком программирования для работы с .NET Framework и API выбран C#. Такой выбор обусловлен тем, что в настоящее время C# является одним из самых популярных языков программирования. C# распространяется вместе со специальной средой, на которой он выполняется, называется Common Language Runtime (CLR). Эта среда является частью платформы .NET Framework, которая включает в себя CLR, связку стандартных библиотек, обеспечивающих базовую функциональность, компиляторы, отладчики и другие средства разработки. В то же время C# является очень простым и легким в изучении (в отличие от C и C++). Поэтому естественно начать с языка, который подходит для начинающих, и в то же время используется в промышленности многими крупными компаниями. C# является объектно-ориентированным языком, позволяющим работать с объектами реального мира [60,92]. Другими отличительными особенностями являются встроенный тип строки, отсутствие глобальных переменных, а также интеграция критических системных и прикладных ошибок в общей модели исключений [38]. C# это элегантный, простой, безопасный тип, объектно-ориентированный язык, который

позволяет корпоративным программистам построить приложения любого масштаба. C# также дает возможность строить надежные компоненты системного уровня в силу следующих особенностей:

- Полная поддержка COM / Платформа для интеграции существующего кода.
- Надёжность за счет автоматического сбора мусора (неиспользуемых переменных) и контроля безопасности типов.
- Безопасность обеспечивается за счет внутренних механизмов кода доверия.
- Полная поддержка расширяемых концепций метаданных.

Используемая в C# методология чрезвычайно полезна, поскольку она позволяет изолировать логику отдельных частей кода и способна реализовать передачу информации различными методами. При этом осуществлять передачу параметров и возвращаемых значений не обязательно, а перечень самих параметров зависит от того, что необходимо сделать. Методы похожи на функции, процедуры или подпрограммы, используемые в других языках программирования. Разница заключается в том, что метод всегда является частью класса.

C# поддерживает работу с библиотеками AForge, SharpGL и OpenGL. Эти библиотеки позволяют имитировать данные, получаемые с контроллера Kinect. При этом возможно выполнять моделирование среды в режиме реального времени графическая система OpenGL представляет собой программный интерфейс с графическим аппаратным обеспечением. (GL расшифровывается как Graphics Library) Это позволяет создавать интерактивные программы, которые производят цветные изображения движущихся трехмерных объектов. С OpenGL, пользователь может использовать технологии компьютерной графики для создания реалистичных или воображаемых изображений. OpenGL представляет собой интерфейс прикладного программирования (Application Programming

Interface - API), который является библиотекой программного обеспечения, обеспечивающей доступ к функциям в графическом оборудовании. В настоящее время OpenGL является многоязычным и мультиплатформенным стандартом API для работы с компьютерной графикой в 2D и 3D [114]. Используемые в OpenGL шейдеры обеспечивают практически безграничные возможности при освещении сцены, однако, требуют особого внимания при перемещении объектов сцены. Этот факт нельзя контролировать средствами OpenGL особенно при использовании пользовательских схем освещения.

Все используемые в настоящем исследовании прикладные программы написаны в среде Microsoft Visual Studio. После сохранения массива данных контроллера Kinect в промежуточном файле выполняется преобразование этих массивов в последовательности изображений (п.2.2). Далее с использованием псевдоградиентных алгоритмов выполняется процесс совмещения пар изображений, полученных друг за другом, позволяющий оценить параметры: сдвиг (h_x, h_y), угол поворота (θ) и масштаба (M) между ними (п. 2.3). Процесс обнаружения объектов является третьим шагом, основанным на применении модифицированных гистограммных методов, описанных в п. 2.4. Далее результаты второго и третьего этапов используются для оценки сферических координат объектов (п. 2.5), а затем траектории аппарата (п. 2.6). Это позволяет выполнить оценку координат аппарата и объектов в окружающей среде (п. 2.7).

Рассмотрим пару изображений, представленных на рисунке 4.1. В этой второе изображение является сдвинутым относительно первого на неизвестное число пикселей. Результаты оценивания параметров движения после обработки пары изображений показаны на рисунке 4.5. Графики показывают, что точность результатов зависит от числа итераций (п. 2.3), то есть длительности времени выполнения. Чем больше итераций, тем больше точность и продолжительнее время выполнения. Первый график является результатом оценки сдвига (h_x, h_y), в то время на втором и третьем графике представлены результаты оценивания угла поворота и масштаба. Полученные результаты используются далее для

оценки траектории автономного аппарата. Последовательность изображений, используемых в программе для построения электронных карт, показана на рисунках 3.12 и 3.25.

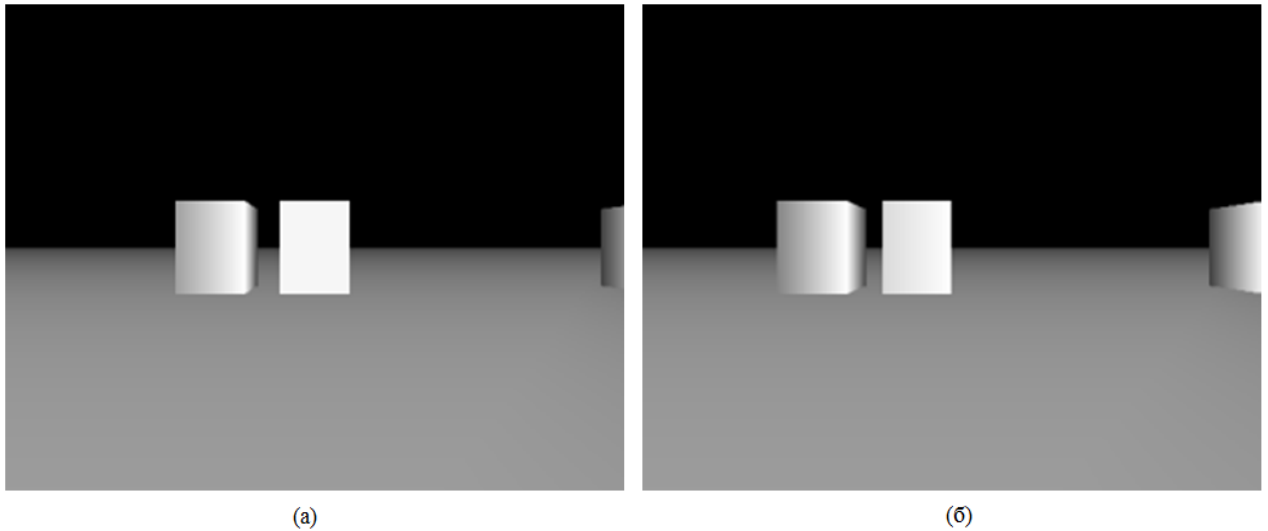


Рис. 4.1. Примеры изображений

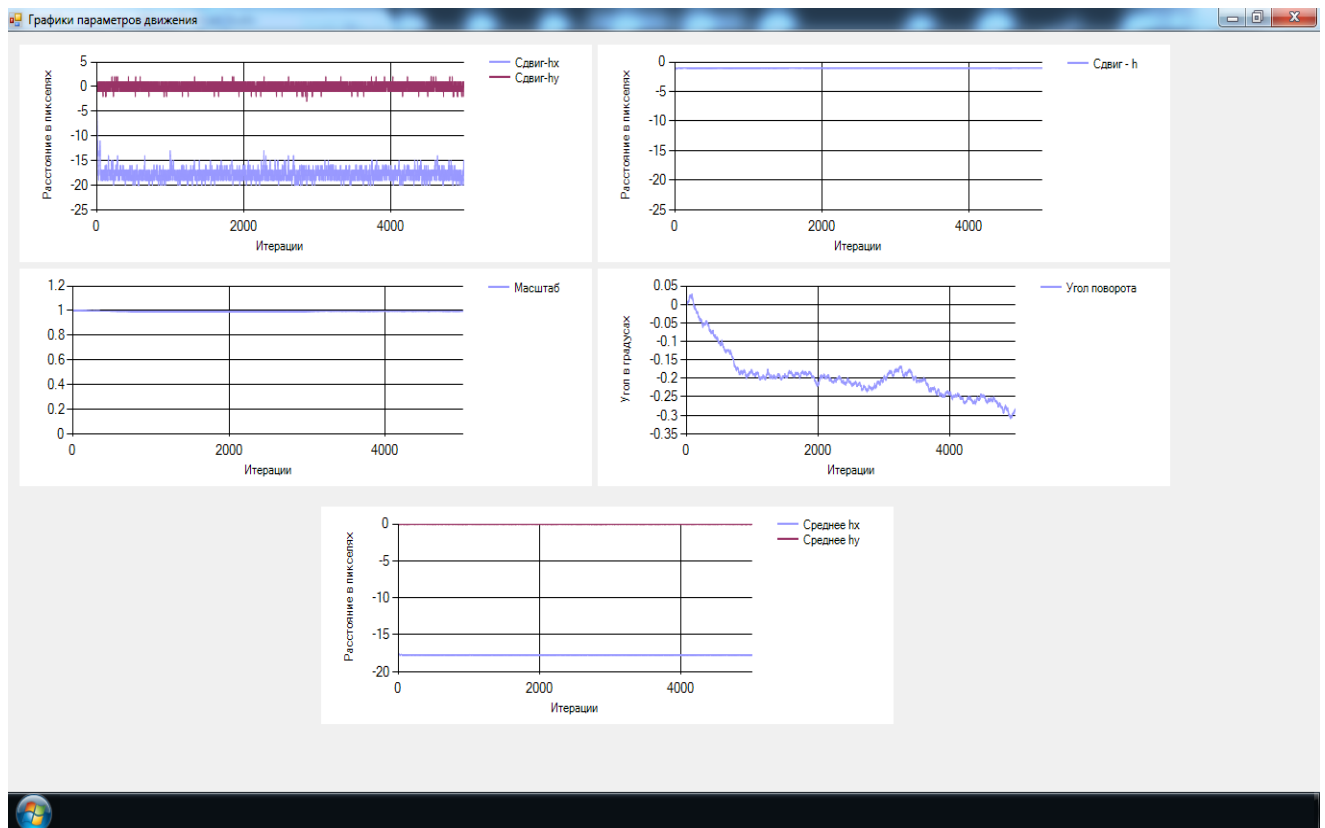


Рис. 4.2. Вывод графиков оценки точности перемещения аппарата

Для простоты будем рассматривать движение аппарата только в горизонтальной плоскости. Также для определенности будем считать, что аппарат

может либо перемещаться вперед или назад вдоль собственной продольной оси, либо поворачиваться на месте. Рассмотрим два способа, позволяющие оценить траектории перемещения аппарата. Первый заключается в определении расстояния до объекта по яркости точки, соответствующей геометрическому центру этого объекта. Во втором траектория определяется на основе использования характеристик параметров деформации. На рисунке 4.3. представлены результаты оценивания траектории аппарата в виде четырех графиков. Можно отметить, что степень сходимости между оценками траекториями зависит от точности оценки масштаба и распределения освещенности. А также, оценивание траектории с помощью первой процедуры приводит к более стабильным результатам, что в среднем приводит к меньшему количеству ошибок.

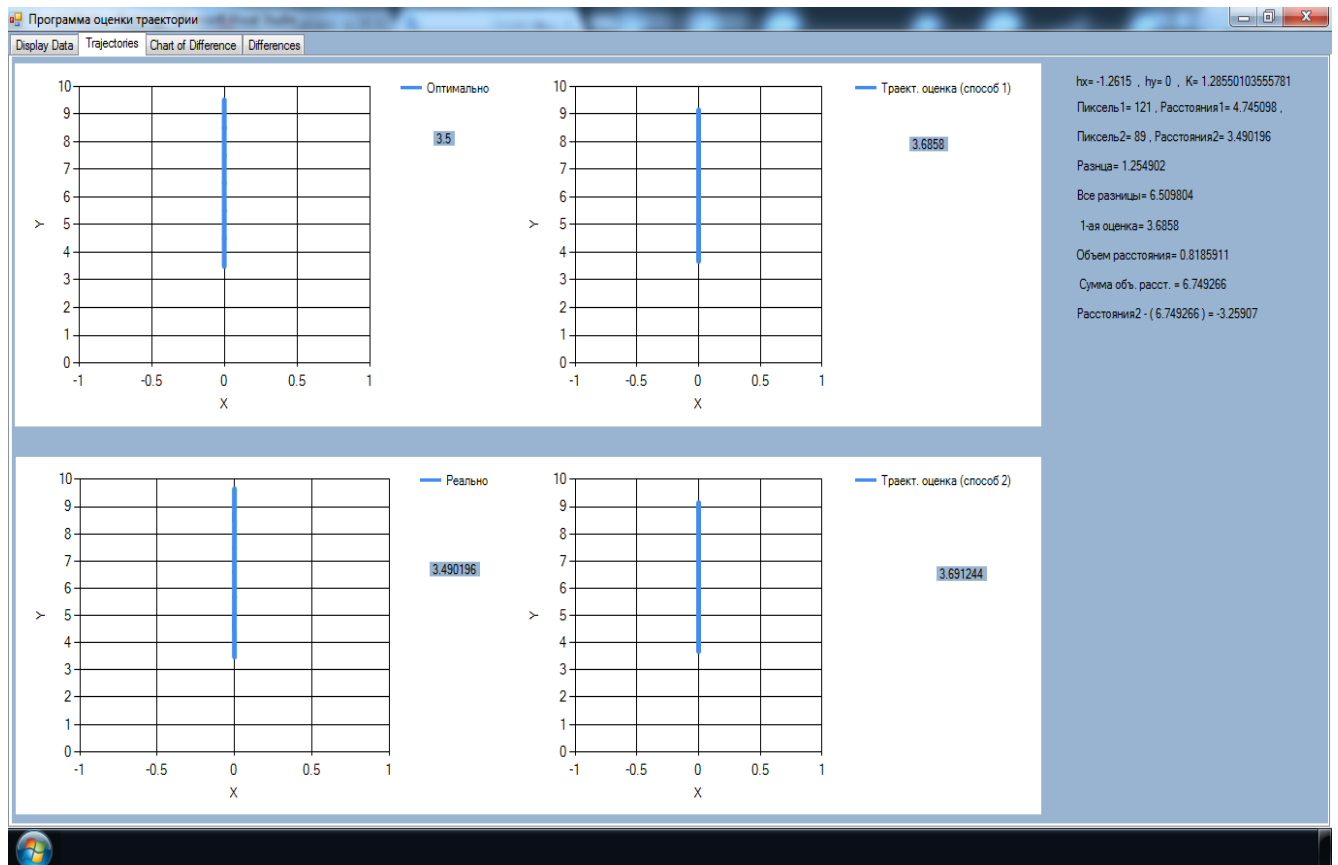


Рис. 4.3. Результаты работы программы оценивания траектории

Главное окно программы состоит из трех панелей, для отображения изображения, преобразованного из данных контроллера Kinect; для отображения

результаты процесса обнаружения; для отображения траектории летательного аппарата. На рисунках 4.4, 4.5 и 4.6 представлены результаты использования программы для оценивания траектории при перемещении автономного аппарата в двух направлениях: «вперед-назад» и «в сторону». Информация о координатах аппарата и сферических координат объектов представлены в отдельном окне. Точность оценивания траектории, отображаемой в программе, зависит от длительности регистрации движения. Поэтому более точные результаты получаются в том случае, когда промежуток времени между регистрациями изображений минимален. Однако в этом случае соответственно вырастает время обработки материала. Выходом в этой ситуации может быть распараллеливание процессов обработки материала. Для такого распараллеливания в С# используется специальный объект – обособленный поток (Thread), контролируемый независимым таймером. Эти потоки (Threads) доступны в OpenGL (SharpGL) и могут быть применены для следующих функций (рисунок 4.7):

- для использования в псевдоградиентных алгоритмах;
- для оценки координат аппарата и объектов;
- для построения электронных карт;
- для оценивания ошибок;
- для оценки траектории аппарата;
- для преобразования данных в изображения.

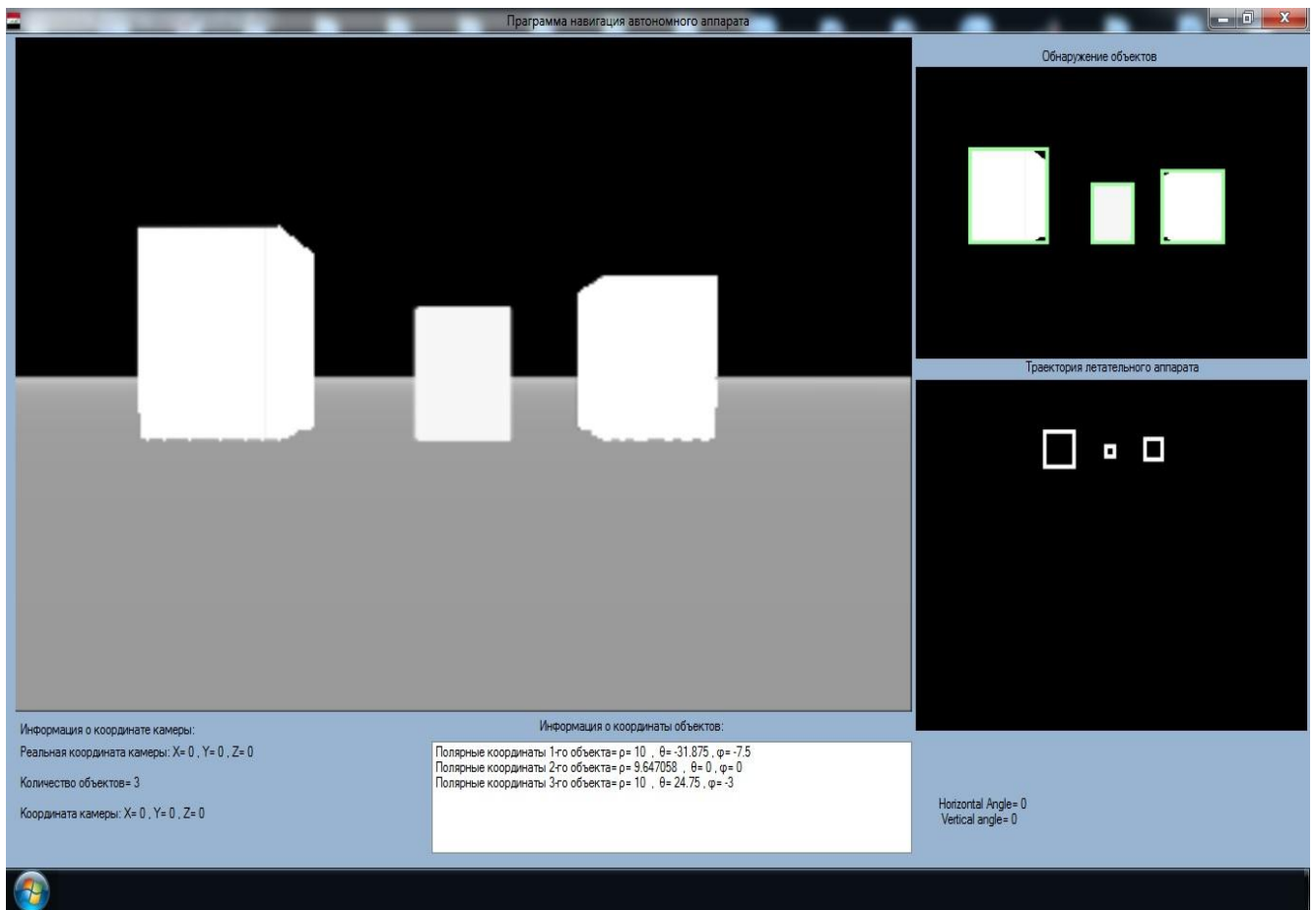


Рис. 4.4. Главное окно программы

Поскольку библиотека AForge имеет функции и методы, которые помогают ограничить визуальный объект, то ее логично использовать при обнаружении объектов в изображении. Альтернативными библиотеками являются EMGU или UNITY, однако они более сложны в использовании.

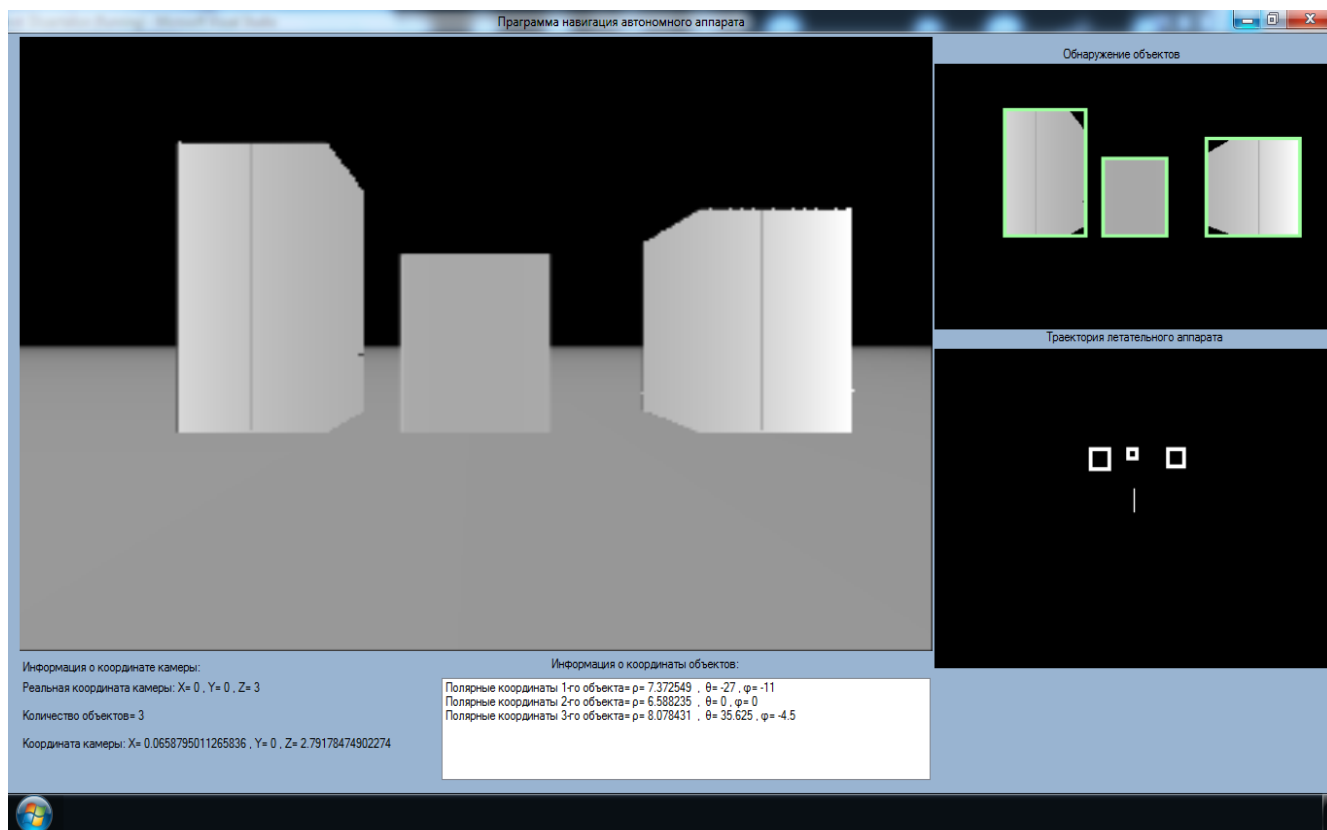


Рис. 4.5. Главное окно программы при перемещении аппарата

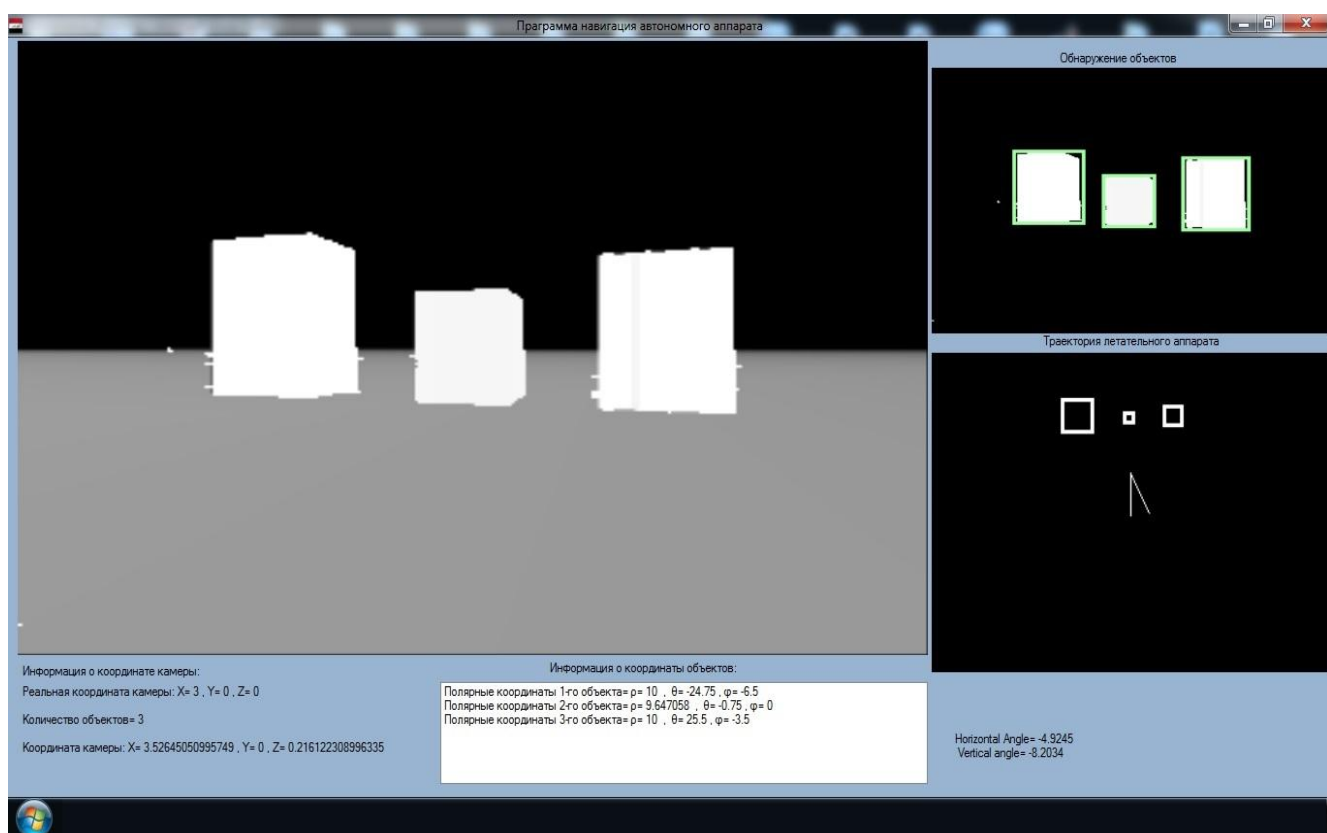


Рис. 4.6. Главное окно программы при повороте аппарата

Для реализации и исследования алгоритмов на языке Visual Studio C# разработан комплекс программ, состоящий из следующих модулей:

- Модуль получения и трансляции данных Kinect;
- Модуль формирования и имитации 3D сцены, содержащей различные в том числе движущиеся объекты;
- Модуль обнаружения и сопровождения объектов в последовательности изображений;
- Модуль имитации данных инерциальной навигационной системы;
- Модуль оценки траектории аппарата, перемещающегося в виртуальной сцене.

4.3. Разработка аппаратных средств «датчика перемещения»

В последние годы одноплатные компьютеры получили широкое распространение в самых различных областях. Многие из одноплатных компьютеров стали настолько мощными, что они используются вместо персональных компьютеров [50,95]. Благодаря использованию современных операционных систем одноплатные компьютеры очень универсальны и способны выполнять различные обширные задачи. Их применение варьируется от контроля различных процессов до реализации системных функций низкого уровня. Одноплатные компьютеры наиболее часто используются для промышленных применений в стойечном формате при управлении технологическими процессами или другими устройствами. Благодаря высокому уровню интеграции и использованию стандартных компонент и разъемов, одноплатные компьютеры во многих случаях более компактны, эффективны и надежны в сравнении с мультизадачными компьютерами. Существуют две используемые конфигурации одноплатных компьютеров (SBC): одноядерные и многоядерные архитектуры. Одноядерные конфигурации имеют частоты процессора до 1.5GHz, в то время как многоядерные архитектуры позволяют работать до 7GHz. Одноплатные

компьютеры (SBC) являются идеальной платформой для быстрого и целенаправленного проектирования изделий. Основные критерии выбора SBC: процессор, форм-фактор, надежность, доступность, долговечность, потребляемая мощность, возможность подключения, а также стандарты поддержки [62,72,107].

Основная идея разрабатываемой системы относительно проста. На основе имеющихся данных дальномера необходимо сформировать электронную карту территории и оценить координаты БПЛА и объектов. Реализующая данную идею система состоит из следующих компонент (рисунок 4.1) :

1. Устройство Kinect для генерации первичных данных.
2. Одноплатный компьютер (SBC) для обработки данных и представления параметров.
3. Память SSD, для хранения результатов обработки.

При этом необходимо обеспечить прием данных от дальномера и обеспечить обработку этих данных на одноплатном компьютере. При этом необходимо, вначале выполнить преобразование данных в изображения. Далее требуется отфильтровать изображение с помощью медианного фильтра и, наконец, выполнить оценку параметров положения БПЛА и объектов и передать результаты бортовой навигационной системе. Процедуры, реализованные в одноплатном компьютере, можно описать следующими этапами:

1. Преобразование данных в множество изображений.
2. Сохранение изображений в памяти.
3. Оценка параметров деформации между изображениями с помощью псевдоградиентных алгоритмов.
4. Использование результатов обработки для оценки траектории и координат аппарата и объектов.

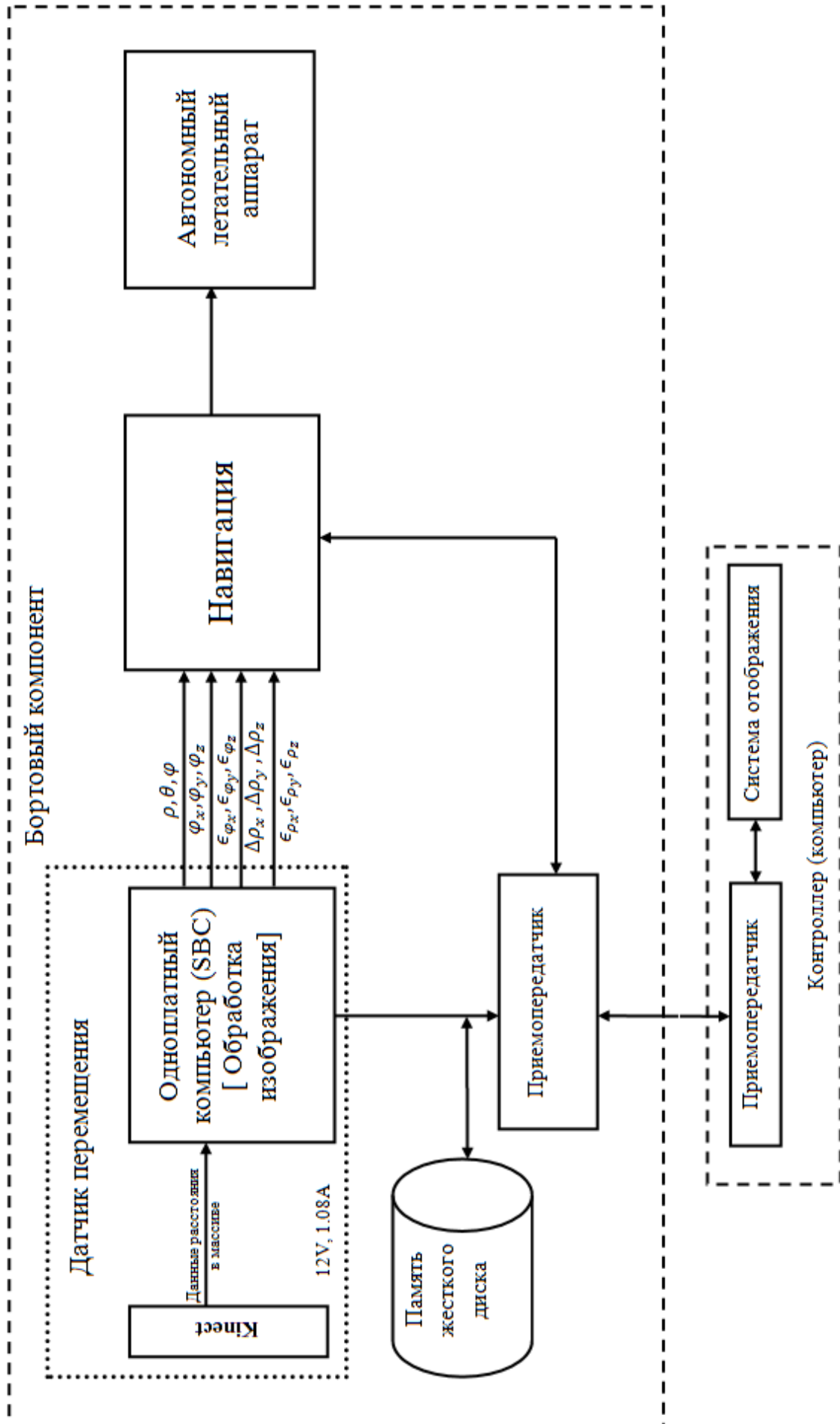


Рис. 4.7. Общая архитектура системы

Результаты оценивания отображаются на экране наземной станции. При этом возникает вопрос о необходимости обработки данных на борту БПЛА с учетом требований обработки в режиме реального времени либо отправки данных дальномера на наземную станцию для последующей обработки и получения координат. В последнем случае необходимо синхронизировать операции приема данных и отправки координаты управляющих команд. На рисунке 4.8 представлены операции по обработке данных в компьютере (SBC), а на рисунке 4.9 представлены навигационные систем с комплексированием обработки данных.

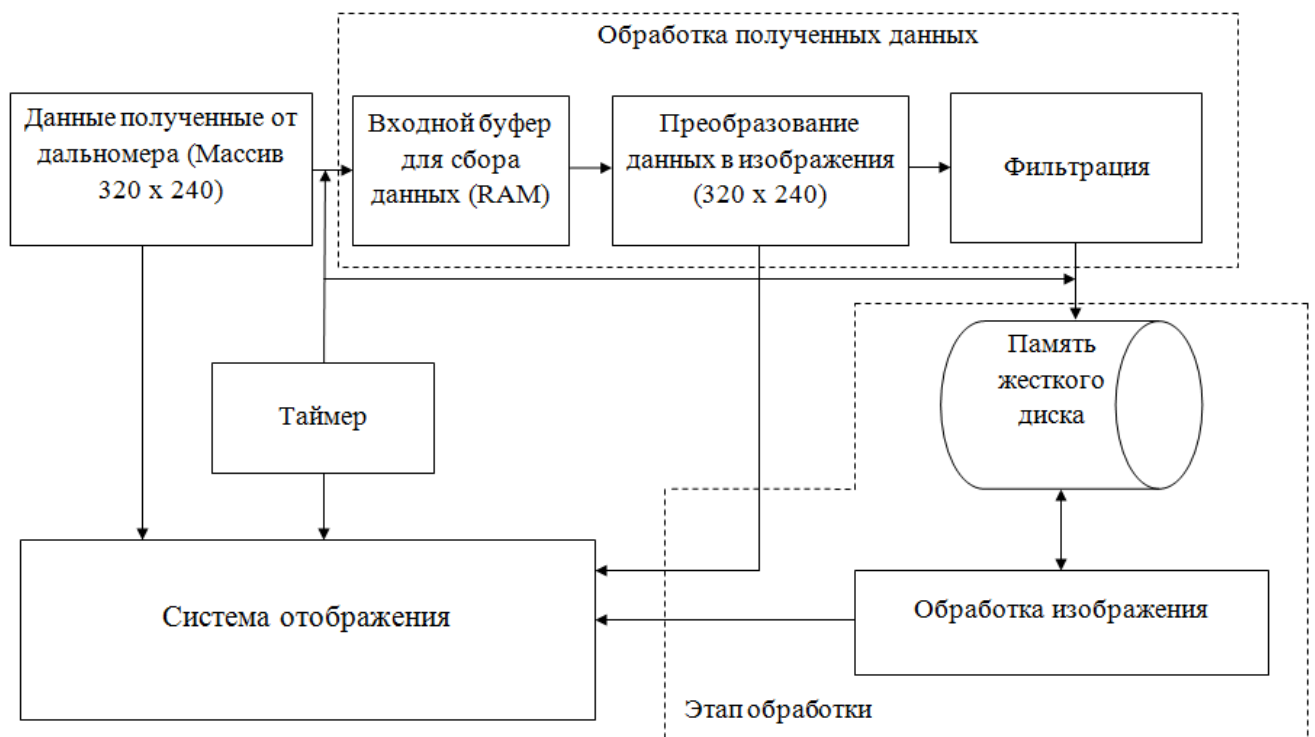


Рис. 4.8. Основные операции выполняемые на SBC

Для комплексирования данных ИНС, СНС и датчика перемещения используется следующее соотношение:

$$\hat{\theta}_{1,2,3} = \frac{\delta_{1,2}^2}{\delta_{1,2}^2 + \delta_3^2} \cdot \hat{\theta}_{1,2} + \frac{\delta_3^2}{\delta_{1,2}^2 + \delta_3^2} \cdot E_3, \quad (4.1)$$

где $\hat{\theta}_{1,2}$ - результат объединения ИНС и СНС; E_3 - данные измерителя перемещения с дисперсией δ_3^2 ; $\delta_{1,2}^2$ - дисперсия объединения ИНС и СНС. Из выражения (4.1) следует, что

$$\delta_{1,2,3}^2 = \frac{\delta_{1,2}^2 \cdot \delta_3^2}{\delta_{1,2}^2 + \delta_3^2} \leq \delta_{1,2}^2, \delta_3^2,$$

$$\delta_{1,2,3}^2 = \frac{1}{\frac{1}{\delta_1^2} + \frac{1}{\delta_2^2} + \frac{1}{\delta_3^2}} \leq \delta_1^2, \delta_2^2, \delta_3^2. \quad (4.2)$$

Это позволяет утверждать, что $M\{(\hat{\theta}_{1,2,3} - \theta_{1,2,3})^2\}$ является наилучшим в смысле минимума погрешности.

В завершении работы исследовано время обработки последовательности данных. Установлено, что наибольшие вычислительные затраты требуют на свою реализацию псевдоградиентные алгоритмы. При этом количество требуемых итераций увеличивается с размером изображения. На следующем рисунке 4.9 показаны средние значения времени обработки изображений с помощью псевдоградиентных алгоритмов на стандартном одноплатном компьютере (Raspberry PI).

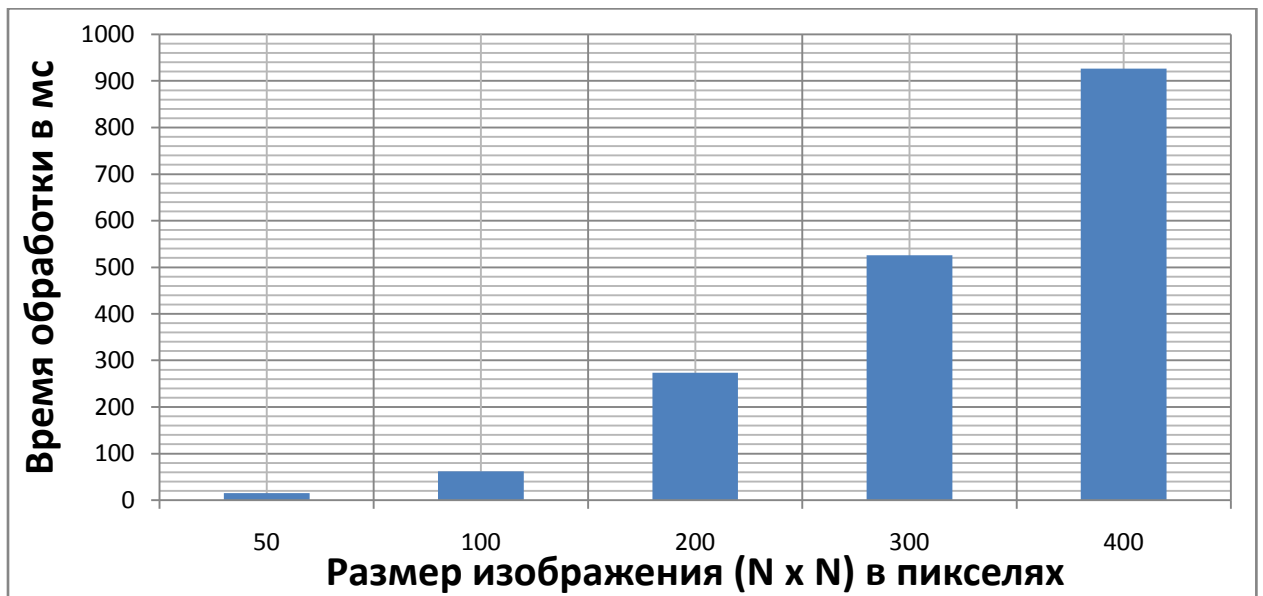


Рис. 4.9. Средние значения времени обработки изображений с помощью псевдоградиентных алгоритмов

Полученные результаты свидетельствуют о возможности использования предложенных решений в режимах близких к «реальному времени». Для

повышения быстродействия возможно выполнить распаралелливание процессов обработки в соответствии со схемой ниже.

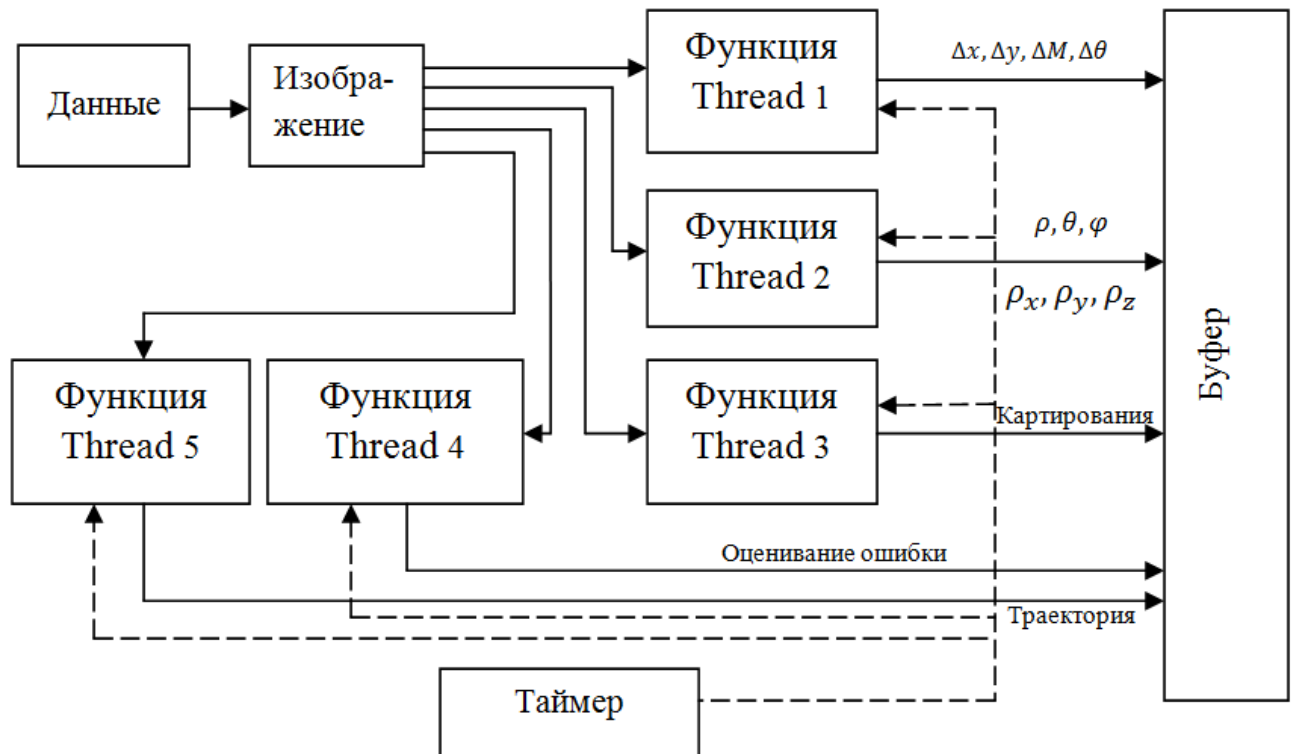


Рис. 4.10. Реализация многозадачности на борту БПЛА

Отметим, что использование многозадачных схем оправдано уменьшением времени обработки и достижением скорости, необходимой для работы в режиме реального времени. При этом при фактической реализации подобных схем необходимо руководствоваться компромиссом между производительностью и стоимостью системы.

4.4. Выводы

Таким образом, представлено описание аппаратных и программных систем, предложенных для реализации навигационных алгоритмов, которые используют данные пространственного дальномера. Используемые при этом устройства отличаются с одной стороны простотой и низкой стоимостью, а с другой позволяют реализовать обработку в режиме реального времени. Обоснован выбор в качестве среды программирования комплекса Visual Studio C#, содержащего

расширенные программные библиотеки. Отмечено, что использование этой среды для решения поставленных в исследовании задач сопряжено с рядом трудностей. Успешное преодоление этих трудностей зависит от опыта программирования и спектра используемых библиотек. Разработано устройство системы управления автономного аппарата – датчик перемещения на основе псевдоградиентных процедур обработки последовательностей изображений окружающей среды, полученных с помощью пространственного инфракрасного дальномера Kinect. Проведенные исследования показали, что использование предложенного датчика перемещения позволяет принципиально решить проблему местоопределения аппарата при отсутствии спутниковых систем навигации, например, под водой или в туннелях, в том случае, когда имеется возможность получить достаточно контрастные последовательности изображений окружающей поверхности.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Диссертация направлена на снижение погрешностей оценивания навигационных параметров автономных аппаратов по результатам обработки последовательности изображений с помощью предложенного и разработанного датчика перемещений.

Основными результатами диссертационной работы являются следующие:

1. Разработано устройство системы управления автономного аппарата – датчик перемещения на основе численных псевдоградиентных процедур обработки последовательностей изображений окружающей среды, полученных с помощью пространственного инфракрасного дальномера Kinect.
2. Проведен анализ ошибок оценивания местоположения аппарата с учетом реальных погрешностей, возникающих при использовании пространственного инфракрасного дальномера. Применение разработанных алгоритмов с использованием псевдоградиентных методов позволяет обеспечить работу в режиме реального времени и получить погрешности местоопределения порядка 0,3-4,6 метра при длительных наблюдениях.
3. Предложенные оценки координат по нескольким наблюдаемым объектам позволяют формировать гибкие решения для определения положения автономного аппарата и объектов в динамической среде и повысить точность местоопределения до 20-50 %.
4. Проведенные исследования показали, что использование предложенного датчика перемещения позволяет принципиально решить проблему местоопределения аппарата при отсутствии спутниковых систем навигации, например, под водой или в туннелях, в том случае, когда имеется возможность получить достаточно контрастные последовательности изображений окружающей среды.
5. Разработаны математические модели изображений техногенных объектов и комплекс программ для построения электронной карты местности и моделирования устройства автоматического управления движением аппарата

по заданной траектории с помощью виртуальной среды Visual studio C#, позволившие с помощью статистического моделирования получить необходимые подтверждения эффективности найденных решений.

6. Разработан комплекс программ для моделирования системы управления аппаратом с предложенным датчиком перемещения в виртуальном пространстве и оценки погрешностей местоопределения в различных условиях.
7. Предложены конкретные варианты реализации аппаратно-программного комплекса определения местоположения в виде отдельного элемента – «датчика перемещения», входящего в систему автоматического управления движением автономного аппарата, отличающегося от известных решений относительной простотой и высокой эффективностью.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Абдулкадим Х.А., Алгоритмы навигации с применением обработки изображений подстилающей поверхности // «Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем», сборник научных трудов. Девятый выпуск. – Ульяновск: УлГТУ, 2014 – С. 98-102.
2. Абдулкадим Х.А., Анализ алгоритмов оценивания траектории автономных аппаратов / Абдулкадим Х.А., Васильев К.К., Дементьев В.Е. // Надежность и качество сложных систем, 2016, № 4 (16). – С. 113–120.
3. Абдулкадим Х.А., Анализ изображений, получаемых с бортовой камеры беспилотного летательного аппарата для его навигации // труды конференции (КИИ–2014) «Четырнадцатая национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием». Казань, 2014 – Т.3. – С. 243–248.
4. Абдулкадим Х.А., Анализ траектории автономного аппарата по результатам обработки данных пространственного дальномера с минимальной дисперсией ошибки // «Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем», сборник научных трудов– Ульяновск: УлГТУ, 2016. – С. 164–167.
5. Абдулкадим Х.А., Особенности совмещения изображений, полученных с помощью пространственного инфракрасного дальномера Kinect // Сборник трудов девятой Всероссийской научно-практической конференции (с участием стран СНГ), «Современные проблемы проектирования, производства и эксплуатации радиотехнических систем», Ульяновск: УлГТУ, 2015 – С. 119–122.
6. Абдулкадим Х.А., Разработка алгоритма навигации на основе данных инфракрасного дальномера Kinect / Абдулкадим Х.А., Васильев К.К., Дементьев В.Е. // Доклады 70-й Международной конференции «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных

технологий (REDS–2015)», посвящённая Дню радио, Москва, 2015 – С. 116–119.

7. Абдулкадим Х.А., Разработка программного обеспечения для решения задачи навигации по видеопоследовательности / Абдулкадим Х.А., Кавеев И.Н. //Сборник научных трудов восьмой Всероссийской научно–практической конференции (с участием стран СНГ) «Современные проблемы создания и эксплуатации радиотехнических систем», Ульяновск: УлГТУ, 2013. – С. 76–78
8. Васильев К. К., Оценивание траектории автономного аппарата по данным, полученным от пространственных дальномеров / Васильев К.К., Дементьев В.Е., Абдулкадим Х.А. // Доклады 71-й Международной конференции «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий (REDS–2016)», посвящённая Дню радио, Москва, 2016. – С. 190–193.
9. Васильев К.К. Статистический анализ изображений / К.К. Васильев , В.Р. Крашенинников. – Ульяновск: УлГТУ, 2014. – С. 214.
10. Васильев К.К., Анализ траектории движения автономного аппарата по результатам обработки последовательности изображений / Васильев К.К., Дементьев В.Е., Абдулкадим Х.А. // Доклады 71-й Международной конференции «Радиоэлектронные устройства и системы для инфокоммуникационных технологий (REDS–2016)», посвящённая Дню радио, Москва, 2016. – С. 193–196.
11. Васильев, К.К. Представление и быстрая обработка многомерных изображений/ К.К. Васильев , В.Р. Крашенинников, И.И. Сеницын, В.И. Сеницын // Научные технологии.-2002.-Т.3.-С. 4-24.
12. Васильев, К.К. Применение адаптивной декорреляции при обработке изображений/ К.К. Васильев , С.А. Агеев// Научные технологии.-2002.-Т.3,№.3.-С. 4-24.
13. Васильев, К.К. Применение статистических методов при проектировании

- корабельных систем связи и автоматического управления движением/ К.К. Васильев // Автоматизация процессов управления.-2011.-№.1 (23).-С. 72-77.
14. Васильев, К.К. Статистический анализ многомерных изображений / К.К. Васильев, В.Р. Крашенинников.- Ульяновск: УлГТУ.- 2007.-172 с.
 15. Васильев, К.К. Статистический анализ последовательностей многомерных изображений/ К.К. Васильев, В.Р. Крашенинников, А.Г. Ташлинский // Научно-технические технологии.-2013.-Т.14,№.5.-С. 5-11.
 16. Дементьев В.Е., Алгоритмы оценивания координат летательных аппаратов с помощью пространственных дальномеров / Дементьев В.Е., Абдулкадим Х.А. // Автоматизация процессов управления, 2017, №1. – С. 51–57.
 17. Дементьев В.Е., Разработка и анализ алгоритмов оценивания траектории автономных летательных аппаратов по результатам обработки изображений окружающих объектов / Дементьев В.Е., Абдулкадим Х.А., Френкель А.Г. // Радиотехника, 2016, №9. – С. 28–31.
 18. Кавеев, И. Н. Разработка и исследование псевдоградиентных алгоритмов привязки изображений в условиях интенсивных помех / И. Н. Кавеев // диссертация в УлГТУ (Ульяновский Государственный Технический Университет): Ульяновск, Россия, 2011. –С.139.
 19. Крашенинников, В.Р. Основы теории обработки изображений / В.Р. Крашенинников.- Ульяновск: УлГТУ.- 2003.-151 с.
 20. Поляков, Д.Б. Блочные алгоритмы оценки движения / Д.Б. Поляков // Труды Московского технического университета связи и информатики: - М.: ИД Медиа Паблишер, 2008. – С. 463–466.
 21. Ташлинский, А.Г. Оценивание параметров пространственных деформаций последовательностей изображений / А.Г. Ташлинский.-Ульяновск: УлГТУ.- 2000.-139 с
 22. Abass, Hawrra Hassan Rotation and Scaling Image Using PCA / Hawrra Hassan Abass and Firas Mahdi Muhsin Al-Salbi // Published by Canadian Center of Science and Education, Computer and Information Science.– Vol. 5, No. 1.–

January 2012, pp. 97–106.

23. Adams, A. Viewfinder alignment / A. Adams, N. Gelfand, and K. Pulli // Journal of EUROGRAPHICS 2008, The Eurographics Association and Blackwell Publishing Ltd., Published by Blackwell Publishing, 9600 Garsington Road, Oxford OX4 2DQ, UK and 350 Main Street, Malden, MA 02148, USA.– Vol.27. Issue 2.– pp. 597–606, 2008.
24. Aguiar, Pedro M. Q. Image Motion Estimation – Convergence And Error Analysis / Pedro M. Q. Aguiar and Jos´e M. F. Moura // IEEE International Conference on Image Processing, Thessaloniki, Greece.– October 2001.– pp. 937–941.
25. Alwan, M. Characterization of Infrared Range-Finder PBS-03JN for 2-D Mapping / M. Alwan, M. Wagner, G. Wasson, and P. Sheth // International Conference on Robotics and Automation (ICRA).-2005.-pp. 3936-3941.
26. Babamir, Seyed Morteza Real-Time Systems, Architecture, Scheduling, And Application / Seyed Morteza Babamir // a book, Published by InTech, Janeza Trdine 9, 51000 Rijeka, Croatia, ISBN 978-953-51-0510-7.– 2012.– p. 335.
https://www.embeddedrelated.com/Documents/Real-Time_Systems_Architecture_Scheduling_and_Application.pdf.
27. Bachrach, Abraham RANGE - Robust Autonomous Navigation in GPS-denied Environments / Abraham Bachrach, Samuel Prentice, Ruijie He and Nicholas Roy // Published in the Journal of Field Robotics (JFR– 2011).–2011.– pp. 644–666.
28. Bai, Xu-guang Adaptive Deformation Estimation of Moving Target by Weight Image Analysis / Xu-guang Bai and Ming Dai // IEEE 2nd International Conference on Future Computer and Communication (ICFCC).– 2010.– pp. 649–652.
29. Baker, S. Lucas-Kanade 20 Years On: A Unifying Framework / S. Baker, and I. Matthews // International Journal of Computer Vision.– Vol. 56, Issue 3.–2004.– pp. 221–255.
30. Barreto, D. Motion Estimation Techniques in Super-Resolution Image Reconstruction. A Performance Evaluation / D. Barreto, L. D. Alvarez, J. Abad //

- University of Las Palmas de Gran Canaria and University of Granada, Spain, published in Virtual Observatory: Plate Content Digitization, Archive Mining & Image Sequence Processing edited by M. Tsvetkov, V. Golev, F. Murtagh, and R. Molina, Heron Press, Sofia.– 2005. –pp. 1–16.
31. Bauer, Riley A Novel Approach to Non-GPS Navigation Using Infrasound /Riley Bauer, Shannon Nollet and Dr. Saad Biaz // technical papers, Samuel Ginn College of Engineering, Auburn University ,Auburn, Alabama.– September 11, 2014.– USA, p.9.
 32. Belyaev, V. The use of symmetry properties in realization of Radon transformations / V. Belyaev, M. Kobasyar, B. Rusyn // Proc. Of Intern. Conf. on Modern Problems of Telecommunications, Computer Science and Engineers Training, Lviv.– pp.134–135, 2000.
 33. Bergh, C. F. A Compact Low Power Two-Axis Scanning Laser Rangefinder for Mobile Robots / C. F. Bergh, B. A. Kennedy, L. H. Matthies, and A. E. Johnson // Jet Propulsion Laboratory California Institute of Technology, Pasadena, CA.- 2000.-p.6 .
 34. Bhalge, Prashant A. Survey on motion estimation methods / Prashant A. Bhalge and Ayushi V. Rathod // International Journal of Pure and Applied Research in Engineering and Technology, IJPRET, 2014.– Vol. 2.No.8. India, pp. 436–442.
 35. Bigot, Jérémie Statistical M-Estimation and Consistency in large deformable models for Image Warping / Jérémie Bigot, Sébastien Gadat, and Jean-Michel Loubes // Mathematics Institute of Toulouse, Laboratory of Statistics and Probability, University Paul Sabatier, F-31062 Toulouse Cedex 9, France.– February 19, 2009.–p.34.
 36. Bigot, Jérémie Estimation Of Translation, Rotation And Scaling Between Noisy Images Using The Fourier-Mellin Transform / Jérémie Bigot, Fabrice Gamboa And Myriam Vimond // SIAM Journal on Imaging Sciences,F-31062 Toulouse Cedex 9, France.– Vol. 2, Issue 2.– pp. 614–645, June 2008.
 37. Blais, Francois Review of 20 years of range sensor development / Francois Blais//

Journal of Electronic Imaging. – Vol. 13(1). – pp. 231–240. – (January 2004).

38. Brown, Erik Windows Forms Programming with C# / Erik Brown // a book, Manning Publications Co., ISBN 1930110-28-6 , USA.– 2002.–p.600.
39. Brox, T. High accuracy optical flow estimation based on a theory for warping / T. Brox, A. Bruhn, N. Papenberg, , and J. Weickert // Proceedings of the European Conference on Computer Vision (ECCV'04). –2004. – pp. 25–36.
40. Bruhn, A. Lucas/kanade meets horn/schunk: combining local and global optical flow methods / A. Bruhn, J. Weickert, and C. Schnorr // International Journal of Computer Vision (IJCV).– Vol. 61, No. 3.– pp. 211–231, 2005.
41. Chan ,Stanley H. Subpixel Motion Estimation Without Interpolation / Stanley H. Chan , Dung T. Vo and Truong Q. Nguyen // IEEE International Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing, ICASSP 2010, Sheraton Dallas Hotel, Dallas, Texas, USA.– 14–19 March 2010.– pp. 722–725.
42. Chan, Raymond H. Salt-and-Pepper Noise Removal by Median-Type Noise Detectors and Detail-Preserving Regularization / Raymond H. Chan, Chung-Wa Ho, and Mila Nikolova // IEEE Transactions on Image Processing.– Vol. 14, No. 10.– October 2005.–pp. 1479 – 1485.
43. Chen, Qinsheng Symmetric phase-only matched filtering of Fourier-Mellin transforms for image registration and recognition / Qinsheng Chen, Michel Defrise, and F. Deconinck // IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.– Vol. 16, No. 12.– pp. 1156–1168, 1994.
44. Chien, Loy Hui Robust Motion Estimation for Video Sequences Based on Phase-Only Correlation / Loy Hui Chien and Takafumi Aoki // Proceeding of the 6-th IASTED International Conference - Signal and Image Processing.– 23–25/8/2004, Hawaii, USA, pp. 441–446.
45. Chowdhary, Girish GPS-Denied Indoor and Outdoor Monocular Vision Aided Navigation and Control of Unmanned Aircraft /Girish Chowdhary, Eric N. Johnson, Daniel Magree, Allen Wu, Andy Shein // Journal of Field Robotics.– Vol.30, No. 3.– May 2013.–pp. 415–438.

46. Collier, Jack Autonomous Navigation and Mapping in GPS-Denied Environments at Defence R&D Canada / Jack Collier, Michael Trentini ,Jared Giesbrecht and others // Conference of Navigation Sensor and Systems in GNSS Denied Environments.– January 2012. –Canada, pp. 1100–1123.
47. Colnarič, Matjaž Distributed Embedded Control Systems -Improving Dependability with Coherent Design / Matjaž Colnarič, Domen Verber and Wolfgang A. Halang // 1st edition, Springer-Verlag, London, UK, 2008.– p. 250.– ISBN 978-1-84800-052-0.
48. Conte, Gianpaolo An Integrated UAV Navigation System Based on Aerial Image Matching /Gianpaolo Conte and Patrick Doherty // IEEE Aerospace Conference.– 2008. – pp. 3142–3151.
49. Crabtree, Peter N. Robust global image registration based on a hybrid algorithm combining Fourier and spatial domain techniques / Peter N. Crabtree, Collin Seanor, Jeremy Murray-Krezan, and Patrick J. McNicholl // Conference of Advanced Maui Optical and Space Surveillance Technologies, Maui, Hawaii, USA.– 11-14 September 2012.– p. 13.
50. Cusick, James J. Design, Construction, and Use of a Single Board Computer Beowulf Cluster: Application of the Small Footprint, Low-Cost, InSignal 5420 Octa Board/ James J. Cusick, William Miller, Nicholas Laurita, Tasha Pitt// Library of Cornell University.–2014.– p.11.
<https://arxiv.org/ftp/arxiv/papers/1501/1501.00039.pdf>
51. Davidson, Pavel Algorithms for Autonomous Personal Navigation Systems / Pavel Davidson // Thesis for the degree of Doctor of Science in Technology, Tampere University of Technology, Finland. 2013.– p. 118.
52. Deans, S. R. The Radon Transform and Some of Its Applications /S. R. Deans – New York: John Wiley and Sons, Inc., 1983.– Copyrighted materials in Florida.– 1993.
53. Edeler, T. A New Shift Estimation Algorithm For Barcode Super Resolution / T. Edeler, M. Arbeiter, K. Ohliger, S. Hussmann, and A. Mertins // IEEE 10th

- International Conference on Signal Processing (ICSP).–2010.– pp. 720-723.
54. Farsiu, S. Fast and robust multiframe super resolution / S. Farsiu, M. D. Robinson, M. Elad, and P. Milanfar // IEEE Transactions on Image Processing.– Vol. 13, No. 10.– pp. 1327–1344, Oct. 2004.
 55. Gautam, Pankaj Kumar A Regularized Robust Super-Resolution Approach For aliased Images And Low Resolution Videos / Pankaj Kumar Gautam and M. A. Zaveri // Computer Science & Information Technology (CS & IT), Gujarat, India, pp. 135–148. – 2013.
 56. Gavlasov'a, Adrea, Rotation Invariant Transforms In Texture Feature Extraction / Adrea, Gavlasov'a, & Martina, Mudrov'a // 7th International Scientific – Technical Conference – PROCESS CONTROL.– 2006.– pp. r128.1–r128.5.
 57. Ginkel, M. van A short introduction to the Radon and Hough transforms and how they relate to each other / M. van Ginkel, C.L. Luengo Hendriks and L.J. van Vliet // Technical Report, Delft University of Technology, Lorentzweg 1, 2628 CJ Delft, The Netherlands. –2004.–p. 11.
 58. Gonzalez, R. C. Digital image processing– R. C. Gonzalez and R. E. Wood– Pearson Education, Second Edition, 2006.–p. 797.
 59. Hafner, M. Super-Resolution Techniques Evaluated in the Context of HD Endoscopic Imaging / M. Hafner, M. Liedlgruber, and A. Uhl // Technical Report 2013-04 , the Department of Computer Sciences, Salzburg University, Vienna, Austria. –September 2013. – p. 25.
 60. Halvorsen, Hans-Petter Introduction to Visual Studio and C# / Hans-Petter Halvorsen // University College of Southeast Norway, Norway.– 2016.09.26.– p.49.
<http://home.hit.no/~hansha/documents/microsoft.net/tutorials/introduction%20to%20visual%20studio/Introduction%20to%20Visual%20Studio%20and%20CSharp.pdf>.
 61. Hansson, Hans Real-Time Systems / Hans Hansson, Jan Carlson and others // a book ,Mälardalen University, Västerås, Sweden , published by Fraunhofer

IESE,2010.–p. 1775.

62. Hassig, Santiago Single-Board Computer (SBC) Hardware and Software Capabilities for Real-Time Processing / Santiago Hassig // The Georgia Institute of Technology, North Avenue, Atlanta, GA 30332, USA, 2014.
63. Havlena, M. Camera Trajectory from Wide Baseline Images / M. Havlena, A. Torii and T. Pajdla // European Planetary Science Congress (EPSC Abstracts). – Vol. 3. – EPSC2008-A-00128. – 2008. –pp. 1414–1421.
64. Heikkila, Janne Image scale and rotation from the phase-only bispectrum / Janne Heikkila // Proc. IEEE International Conference on Image Processing (ICIP 2004), Singapore.– Oct. 2004.– pp. 1783–1786.
65. Hendriks, C.L. Luengo Improving resolution to reduce aliasing in an undersampled image sequence / C.L. Luengo Hendriks and L.J. van Vliet // Delft University of Technology, Lorentzweg 1, 2628 CJ Delft, Netherlands, SPIE.– vol. 3965, January 2000.– pp. 1–9.
66. Hong, Gang The Image Registration Technique For High Resolution Remote Sensing Image In Hilly Area / Gang Hong and Yun Zhang //International Archives of Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. –Vol. xxxvi, part 8/w27, ISSN: 1682–1777 , Tempe, AZ, USA, March 14–16 2005.
67. Horeva, A. M. Finding the Pseudogradient of the Objective Function in Procedures for Estimation of Interframe Deformations of Images / A. M. Horeva, A. G. Tashlinskii, and L. Sh. Birtimirov // Springer US ,ISSN 1054_6618, Journal of Pattern Recognition and Image Analysis. – 2013. – Vol. 23, No. 4. – pp. 440–444.
68. Jasper, Schneider Hardware Parallelization of the Scale Invariant Feature Transform Algorithm / Schneider Jasper & Schneider Skyler // Cornell university, department of computer science, USA.– 2005.– p.7.
69. Jia, Haitao Research in Global Motion Estimation for Target Segmentation / Haitao Jia and Li Ren // IEEE International Conference on Communications,

Circuits and Systems.– 2008.– pp. 718 – 722.

70. Jimenez, Jose Three-Dimensional Discrimination Between Planes, Corners and Edges Using Ultrasonic Sensors / Jose Jimenez, Jesus Urena, Manuel Mazo, Alvaro Hernandez, Enrique Santso // Proc. ETFA/IEEE Conf., Vol. 2. – pp. 692–699. – Sept. 2003.
71. Jin, Sang-hun A Robust Image Tracker based on Phase Correlation and Fourier-Mallin Transform / Sang-hunJin and Gwang-sikKoh // International Conference on Control, Automation and Systems, Seoul, Korea.– Oct. 14–17 2008.– pp. 1028–1031.
72. Jovanović, Predrag Applications Of The Single Board Computers In The Software Defined Radio Systems / Mladen Mileusnić, Branislav Pavić and Boris Mišković //Conference of The use of computers in technical systems "SINTEZA 2014", Iritel, Belgrade, Serbia.–2014.– pp. 882–886.
73. Józków, Grzegorz Combined Matching Of 2d And 3d Kinect™ Data To Support Indoor Mapping And Navigation / Grzegorz Józków, Charles Toth, Zoltan Koppanyi and Dorota Grejner-Brzezinska // ASPRS 2014 Annual Conference, Louisville, Kentucky, USA. – March 23-28, 2014. – pp. 164–174.
74. Kaveev, I. N. A Way to Stop the Process for Searching of an Image Fragment by Analyzing the Estimation Convergence of Position Parameters / I. N. Kaveev, A. G. Tashlinskii, and R. M. Kurbanaliev // Pattern Recognition and Image Analysis. June 2011. – Vol. 21, Issue 2. – pp. 262–266.
75. Kerns, Andrew J. Unmanned Aircraft Capture and Control via GPS Spoofing / Andrew J. Kerns, Daniel P. Shepard, Jahshan A. Bhatti, and Todd E. Humphreys // Journal of Field Robotics.–Vol. 31, No.4.– July 2014.– pp. 617– 636.
76. Khanna, Ravinder A Review Of Image Restoration Techniques For Salt-And-Pepper Noise With Test Results / Dr. Ravinder khanna and Nisha // International Journal of Advanced Research in Electronics and Communication Engineering (IJARECE).– Vol. 4, Issue 2.– February 2015.– India.–pp. 403–406.
77. Kobasyar, M. The Estimation of Rotation and Shift between Images with the

- Logarithmic-energy form of Radon Transform / M. Kobasyar and B. Rusyn // TCSET 2008.– 19–23 February 2008.– Lviv–Slavsko, Ukraine.– pp. 350–352.
78. Kopetz, Hermann Real-Time Systems-Design Principles for Distributed Embedded Applications /Hermann Kopetz // a book , Second Edition, Vienna University of Technology, Department of Computer Engineering, published by Springer Science+Business Media, LLC,ISBN: 978-1-4419-8236-0, USA.– 2011.– p. 297.
 79. Krasheninnikov, V. R. Estimation of Parameters of Geometric Transformation of Images by Fixed_Point Method / V. R. Krasheninnikov and M. A. Potapov // Journal of Pattern Recognition and Image Analysis. June 2012. – Vol.22, Issue 2.– pp. 303–317.
 80. Kuhn, P. Algorithms, Complexity Analysis and VLSI Architectures for MPEG– 4 Motion Estimation / P. Kuhn // Kluwer Academics Publisher, Chap. 2.– pp. 17–60, 1999.
 81. Kumar, Akhilesh Estimation of motion among shifted images at coarse and fine levels / Akhilesh Kumar and Chandan Kumar // International Journal of Computational Intelligence and Information Security. –India, December 2011.– Vol. 2, No. 12. –pp. 16–26.
 82. Le Gall, D. MPEG: a video compression standard for multimedia applications /D. Le Gall //Communications of the ACM.– Vol. 34. – No.4, April 1991.– pp.46–58.
 83. Leavline, E .Jebamalar Salt and Pepper Noise Detection and Removal in Gray Scale Images: An Experimental Analysis / E. Jebamalar Leavline and D. Asir Antony Gnana Singh // International Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition.– Vol.6, No.5.–2013.– pp.343–352.
<http://dx.doi.org/10.14257/ijcip.2013.6.5.30>
 84. Lee, Joseph An Iterative Image Registration Technique Using a Scale-Space Model / Joseph Lee, S. Susan Young and Ricardo Gutierrez-Osuna // Department of Computer Science and Engineering, Texas A&M University, Technical Report tamu-cs-tr-2011-12-1. – p.8.

85. Lin, Yuping Map-Enhanced UAV Image Sequence Registration and Synchronization of Multiple Image Sequences / Yuping Lin and Gerard Medioni //IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 07.– 2007. – pp. 1–7.
86. Liu, C. Beyond pixels: Exploring new representations and applications for motion analysis / C. Liu // Ph.D. dissertation, Massachusetts Institute of Technology, USA, May 2009.– p. 164.
87. Martins, Francisco de Babo Visual-Inertial based autonomous navigation of an Unmanned Aerial Vehicle in GPS-Denied environments /Francisco de Babo Martins // Thesis Master of Science in Electrical and Computer Engineering, Engineering College- Harbor University.–February 18, 2015.– France. – p. 32.
88. Minkina, G. L. Choice of the Objective Function for Pseudogradient Measurement of Image Parameters / G. L. Minkina, M. Yu. Samoilov, and A. G. Tashlinskii //Journal of Pattern Recognition and Image Analysis. 2007.– Vol. 17, No. 1.– pp. 136–139.
89. Morgott, Stefan Range Finding Using Pulse Lasers / Stefan Morgott. – Company of Osram Opto Semiconductors. –pp.1–7. – September (2004).
90. Nagashima, Sei A High-Accuracy Rotation Estimation Algorithm Based on 1D Phase-Only Correlation / Sei Nagashima, Koichi Ito, Takafumi Aoki, Hideaki Ishii, and Koji Kobayashi // published in Springer-Verlag Berlin Heidelberg, ICIAR 2007, LNCS 4633.–pp. 210–221. – 2007
91. Nair, D. Moving object detection from a navigating robot /D. Nair and J.K. Aggarwal // IEEE Transactions on Robotics and Automation.–Vol. 14, No.3. – June 1998.–pp. 404–416.
92. Nakov, Svetlin Fundamentals of Computer Programming With C# / Svetlin Nakov& Co. // The Bulgarian C# Programming Book, Sofia.– 2013.–p.1122.
93. Ning, Jifeng Scale and Orientation Adaptive Mean Shift Tracking / Jifeng Ning, Lei Zhang, David Zhang and Chengke Wu // IEEE IET Computer Vision.–Vol. 6 . Issue 1.– pp. 52 – 61 . – January 2012.

94. Ojansivu, Ville Blur Invariant Registration Of Rotated, Scaled And Shifted Images / Ville Ojansivu and Janne Heikkila // Journal of the European Association for Signal Processing (EURASIP).– 2007.– pp. 1755–1759.
95. Ortmeyer, Cliff A Brief History of Single Board Computers / Cliff Ortmeyer // A Premier Farnell Company, Electronic Design Uncovered, Issue 06, 2014.– p.11–USA.
<http://www.newark.com/wcsstore/ExtendedSitesCatalogAssetStore/cms/asset/pdf/americas/common/NE14-ElectronicDesignUncovered-Dec14.pdf>.
96. Pagliari, Diana Calibration of Kinect for Xbox One and Comparison between the Two Generations of Microsoft Sensors / Diana Pagliari and Livio Pinto // Journal of Sensors–2015. – Vol. 15. Issue 11. –pp. 27569-27589. – 30 October 2015.
97. Pais, Alwyn Roshan Super Resolution of Video with sharpened edges using Multiple Frames – A Novel Approach / Alwyn Roshan Pais, John D. Souza, G. Ram Mohan Reddy and Sandeep B. Patil // IEEE International Conference on Advances in Recent Technologies in Communication and Computing.– 2009.–pp. 98–102.
98. Park, S. C. Super-resolution Image Reconstruction: a Technical Overview / S. C. Park, M. K. Park, and M. G. Kang // IEEE Signal Processing Magazine.– Vol. 20, Issue 3. –pp.21–36. – May 2003.
99. Perona, P. Scale space and edge detection using anisotropic diffusion / P. Perona, J. Malik // Proc. IEEE Computer Society Workshop on Computer Vision, Washington, pp. 16–22. – 1987.
100. Petters, Stefan M. Real-Time Systems / Stefan M. Petters // UNSW Computer Science and Engineering , UNSW Sydney NSW 2052, Australia, 2008, <http://www.cse.unsw.edu.au/~cs9242/08/lectures/09-realtimex2.pdf>
101. Pham, Tuan Q. Multi-Hypothesis Projection-Based Shift Estimation For Sweeping Panorama Reconstruction / Tuan Q. Pham and Philip Cox // IEEE International Conference on Multimedia and Expo (ICME).– 9–13 July 2012.– pp. 97–102.
102. Ping, Zhong Research on Methods of Motion Estimation and Compensation in

- Electronic Image Stabilization Technique / Zhong Ping // Proc. of SPIE.– Vol. 5637.– Electronic Imaging and Multimedia Technology IV.– February 8, 2005.– pp. 182–188.
103. Priyadharshini, K. Automatic Registration of Images with Simulated Rotation and Translation Estimation using HAIRIS / K. Priyadharshini and R.R. Jegan // Journal of Advanced Technology in Engineering, India, Vol. 1, No. 1.– December 2012.– pp.45–47.
 104. Rawat, Paresh Review of Motion Estimation and Video Stabilization techniques For hand held mobile video / Paresh Rawat , Jyoti Singhai // Signal & Image Processing : An International Journal (SIPIJ).– Vol.2, No.2. – June 2011.– pp. 159–168.
 105. Reddy, B. Srinivasa An FFT-Based Technique for Translation, Rotation, and Scale-Invariant Image Registration / B. Srinivasa Reddy and B. N. Chatterji // IEEE Transactions on Image Processing.–Vol. 5.– pp. 1266–1271, 1996.
 106. Reddy, B. Srinivasa An FFT-based technique for translation, rotation, and scale-invariant image registration / B. Srinivasa Reddy and B. N. Chatterji // IEEE Trans. Image Processing.– Vol. 5, No. 8.– pp. 1266–1271, 1996.
 107. Rosenstark, Dr. Sol Experiments with a Single Board Computer (SBC) / Dr. Sol Rosenstark // ECE 395 Microprocessor Laboratory, Version 1.41, Department of Electrical and Computer Engineering, New Jersey Institute of Technology, Newark, New Jersey, USA.– 2007.– p.42.
 108. Ruiz-Sarmiento, J.R. Experimental Study of the Performance of the Kinect Range Camera for Mobile Robotics - Technical report / J.R. Ruiz-Sarmiento, C. Galindo and J. Gonzalez-Jimenez . – Research Gate.net. – 2015. –p.9.
 109. Sanfourche, M. Perception for UAV: Vision-Based Navigation and Environment Modeling /M. Sanfourche, J. Delaune, G. Le Besnerais and others // Aerospace lab journal, Issue 4.– May 2012.– France, pp. 1–19.
 110. Schaefer, Scott Image Deformation Using Moving Least Squares / Scott Schaefer, Travis McPhail and Joe Warren // Journal ACM Transactions on Graphics (TOG)

- Proceedings of ACM SIGGRAPH 2006.– pp. 533–540.
- 111. Schiek, Cara G. Images with Uncertainty: Efficient Algorithms for Shift, Rotation, Scaling, and Registration, and Their Applications to Geosciences / Cara G. Schiek, Roberto Araiza, Jose Manuel Hurtado, Aaron A. Velasco, Vladik Kreinovich and Victor Sinyansky //Chapter two of the book "Soft Computing in Image Processing", Springer-Verlag Berlin Heidelberg. –2007.– pp. 35–64.
- 112. Schultz, R. R. Extraction of High Resolution Frames from Video Sequences / R. R. Schultz and R. L. Stevenson // IEEE Transactions on Image Processing. – Vol. 5, Issue 6. – pp. 996-1011, June 1996.
- 113. Segall, C. A. Bayesian Resolution Enhancement of Compressed Video / C. A. Segall, R. Molina, A. K. Katsaggelos, and J. Mateos // IEEE Transactions on Image Processing.– Vol. 13,Issue 7. –pp. 898–911. – July 2004.
- 114. Shreiner, Dave OpenGL Programming Guide / Dave Shreiner and others // Eighth Edition, Pearson Education Inc., USA.–2013. –p.986.
- 115. Skubalska-Rafajłowicz, Ewa Estimation of horizontal and vertical translations of large images based on columns and rows mean energy matching / Ewa Skubalska-Rafajłowicz // Springer link- Multidimensional Systems and Signal Processing.– 2014.– pp. 273-294.
- 116. Tashlinskii, A. G. "A Way to Predict Parameters of Image Registration by Estimating Inter_Frame Deformation of Local Fragments / A. G. Tashlinskii, S. V. Voronov, and P. V. Smirnov // Journal of Pattern Recognition and Image Analysis, 2014.– Vol. 24, No. 1.– pp. 179–184.
- 117. Van der Vaart, A. W. Asymptotic statistics / A. W. Van der Vaart, Cambridge Series in Statistical and Probabilistic Mathematics. Cambridge University Press, Cambridge, UK.– 2000.–p.462.
- 118. Vandewalle, Patrick A Frequency Domain Approach to Registration of Aliased Images with Application to Super-resolution / Patrick Vandewalle, Sabine Susstrunk, and Martin Vetterli // EURASIP Journal on Applied Signal Processing, School of Computer and Communication Sciences, 1015 Lausanne, Switzerland

- and University of California, Berkeley, CA 94720–1770, USA, Hindawi Publishing Corporation.– Vol. of Jan. 2006.–Article ID 71459 (233).–pp. 1–14.
119. Villena, Salvador Parameter Estimation in Bayesian Super-Resolution Image Reconstruction from Low Resolution Rotated and Translated Images / Salvador Villena, Miguel Vega, Rafael Molina and Aggelos K. Katsaggelos // 11th International Conference, ACIVS 2009.– Springer Berlin Heidelberg, Bordeaux, France, September 28–October , 2009.– pp. 188–199.
 120. Wu, Allen D. Autonomous Flight in GPS-Denied Environments Using Monocular Vision and Inertial Sensors / Allen D. Wu and Eric N. Johnson // American Institute of Aeronautics and Astronautics. – 2013. – USA, pp. 172–186.
 121. Ye, Cang Characterization of a 2-D Laser Scanner for Mobile Robot Obstacle Negotiation / Cang Ye, Johann Borenstein // Proc. IEEE Int. Conf. On Robotics and Automation.-Washington, DC. – December 2002. – pp. 2512–2518.
 122. Zeng, Wenjun Microsoft Kinect Sensor and Its Effect / Wenjun Zeng // IEEE Computer Society, IEEE MultiMedia. – 2012. –pp. 4–10.