«Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет

«ЛЭТИ» им. В.И.Ульянова (Ленина)»

(СПбГЭТУ «ЛЭТИ»)

Направление (специальность)	11.04.01 - Радиотехника
Профиль	Локация объектов и сред
Факультет	РТ
Кафедра	РС

К защите допустить

Зам. заведующего, кафедрой Орлов В.К.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА БАКАЛАВРА

ТЕМА: ВЫДЕЛЕНИЕ ПРЯМОЛИНЕЙНЫХ СЕГМЕНТОВ КРОМОК НА РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Студент _____ Маслов А.Г.
подпись

Руководитель _____ Волков В.Ю.
(к.т.н., доц. каф. РС) *подпись*

_____ Иванов А.Н
(к.т.н. доцент каф.БЖД) *подпись*

_____ Маругин А.С.
(к.т.н., доц. каф. РС) *подпись*

Санкт-Петербург

2020

ЗАДАНИЕ

НА ВЫПУСКНУЮ КВАЛИФИКАЦИОННУЮ РАБОТУ

Утверждаю

Зам. заведующего кафедрой РС

_____ Орлов В.К.

«___»_____2020 г.

Студент Маслов А.Г. Группа 6182

Тема работы: Выделение прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях
Место выполнения ВКР: СПбГЭТУ (ЛЭТИ)

Исходные данные (технические требования): Радиолокационное изображение. Разрешение изображения 256x256 точек.

Содержание ВКР:
Исследование методов и алгоритмов распознавания изображений в радиотехнических системах, обзор способов описания изображения, метод выделения прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях, экспериментальные исследования и сравнение методов, специальные вопросы обеспечения безопасности.
Перечень отчетных материалов: пояснительная записка, иллюстративный материал.

Дополнительные разделы: Специальные вопросы обеспечения безопасности

Дата выдачи задания «___»_____20___ г.

Дата представления ВКР к защите «___»_____20___ г.

Студент _____ Маслов А.Г.

Руководитель *(д.т.н., профессор)* _____ Волков В.Ю.

Консультант *(к.т.н. доцент каф.БЖД)* _____ Иванов А.Н.

КАЛЕНДАРНЫЙ ПЛАНВЫПОЛНЕНИЯ
ВЫПУСКНОЙ КВАЛИФИКАЦИОННОЙ РАБОТЫ

Утверждаю
Зам. заведующего кафедрой РС
_____ Орлов В.К.
«___»_____2020 г.

Студент(ка) Маслов А.Г. Группа 6182

Тема работы: Выделение прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях

№ п/п	Наименование работ	Срок выполнения
1	Обзор литературы по теме работы	12.01 – 10.02
2	Обзор способов описания изображения	11.02 – 22.03
3	Метод выделения прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях	23.03 – 15.04
4	Специальные вопросы обеспечения безопасности	16.04 – 28.04
5	Оформление пояснительной записки	29.04 – 17.05
6	Оформление иллюстративного материала	12.01 – 10.02

Студент _____ Маслов А.Г.

Руководитель _____ Волков В.Ю.
(д.т.н., профессор)

Консультант _____ Иванов А.Н.
(к.т.н. доцент каф.БЖД)

РЕФЕРАТ

Пояснительная записка 79 стр., 37 рис., 1 табл., 30 ист., 00 прил.

МЕТОД ВЫДЕЛЕНИЯ КРОМОК, ВЫДЕЛЕНИЯ ГРАНИЦ ОБЪЕКТОВ, ВЫДЕЛЕНИЕ КРОМОК ОБЪЕКТОВ НА ИЗОБРАЖЕНИЯХ

Объектом исследования и разработки является алгоритмы выделения границ объектов на радиолокационных изображениях.

Цель работы – разработка предложения по модернизации существующего алгоритма выделения объектов на изображениях радиотехнических систем наблюдения с использованием прямолинейных сегментов границ.

ABSTRACT

Explanatory note 79 pp., 37 fig., 1 tab., 30 sources, 00 adj.

METHOD OF SHRINKING ALLOCATION, DETERMINATION OF OBJECT BORDERS, ISOLATION OF OBJECTS HIGHLIGHTS ON IMAGES

The object of research and development is the algorithms for the selection of the boundaries of objects on radar images.

The purpose of the work is the development of proposal for the modernization of the existing algorithm for the selection of objects on images of radio-technical observation systems using straight-line segments of borders.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение

1. Исследование методов и алгоритмов распознавания изображений в радиотехнических системах1.1. Основные понятия и общая классификация1.2. Строение радиотехнической системы наблюдения1.3. Требования к алгоритмам машинного зрения……..112. Обзор методов описания изображений.2.1. Основные понятия2.2. Представление моделей при зрительном восприятии образов2.3. Классифицирование моделей изображений2.3.1. По методам представления и обработки изображений2.3.2. По методу дескриптивного подхода к обработке изображений2.4. Признаковое описание изображений

2.4.1. Понятие «признак изображения»…….....24

2.4.2. Существующие алгоритмы выделения признако…….....25

2.5. Прямолинейные сегменты, как важный признак объектов на изображениях…….29

2.5.1. Проблема выделения и группирования линейных признаков в настоящее время……30

2.5.2. Алгоритмы Кэнни и Хафа для выделения прямолинейных сегментов
кромок…….32

2.5.3. Применение метода объединения пикселей (детектор Рендела) для выделения прямолинейных сегментов кромок.....37

3. Выделение прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях……..…40

4. Сравнение и результаты предложенного метода и других методов выделения кромок объектов…4.1. Исследование применения

различных способов выделения прямолинейных сегментов кромок к тестовому
изображению.....
4.2. Исследование применения различных способов выделения прямолинейных сегментов кромок к реальному радиолокационному изображению…….....62
4.2.3 Сравнение основных алгоритмов и результаты разработки…….64
5. Специальные вопросы обеспечения безопасности.....68
5.1. Эргономика рабочего места……..68
5.1.1. Правильная организация рабочего места…….69
5.1.2. Требования к выбору рабочего оборудования…….72
5.1.3. Правильное рабочее положение за компьютером……...72
5.1.4. Оценка освещения и окружающей атмосферы……....74
5.1.5. Гимнастика для устранения усталости и негативных последствий от работы с компьютером…….....75
5.2. Анализ эргономики интерфейса программного пакета……..77
5.3. Вывод по разделу……..79
ЛИТЕРАТУРА……80

ВВЕДЕНИЕ

В последнее время использование цифровых видеоустройств с высоким разрешением существенно приблизило информативность искусственных зрительных устройств к соответствующим характеристикам человеческого глаза. Аппаратные возможности, которые предоставляются новейшими достижениями электронно-вычислительной техники, достаточно высоки. На данный момент возникает необходимость решить задачу - разработки алгоритмов машинного зрения, а также «понимания» изображений.

Если говорить о методах и алгоритмах обнаружения сложных объектов, то одной из главных проблем, отличающих методы обработки изображений от хорошо изученной теории обработки сигналов, является разработка методов обнаружения объектов, которые слабо чувствительны к различным типам изменчивости. Такими конкретными типами изменчивости являются радиометрические искажения, а также различные типы искажений, которые не сводятся к вероятностным моделям. На пути их решения были предложены как огромный набор эвристических алгоритмов для обнаружения объектов определенного типа, так и ряд подходов с большей общностью: методы обнаружения корреляции, преобразование Хафа, детектор угла Харриса, детектор Мореля-Ренделя. Значительный вклад в разработку методов и алгоритмов обработки изображений и компьютерного зрения применительно к обсуждаемым проблемам обнаружения внесли работы Л.П. Ярославского, В.К. Злобина, В.Л. Левшина, Р. Харлика, Э. Дэвиса, Р. Неватия, Э. Дикманса, В. Фёрстнера и многие другие. Однако, несмотря на достигнутые результаты, проблемы выделения и обнаружения сложно структурированных объектов на моноскопических изображениях развиты слабо.

1. ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И АЛГОРИТМОВ РАСПОЗНАВАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ В РАДИОТЕХНИЧЕСКИХ СИСТЕМАХ

1.1. Основные понятия и общая классификация

Термины «радиотехника» или «радиолокация» обычно подчеркивают особенность информационных систем, в которых электромагнитные волны радиодиапазона переносят в себе информацию между разнесенными в пространстве точками. Структурная схема любой радиотехнической системы показана на рисунке 1.1.

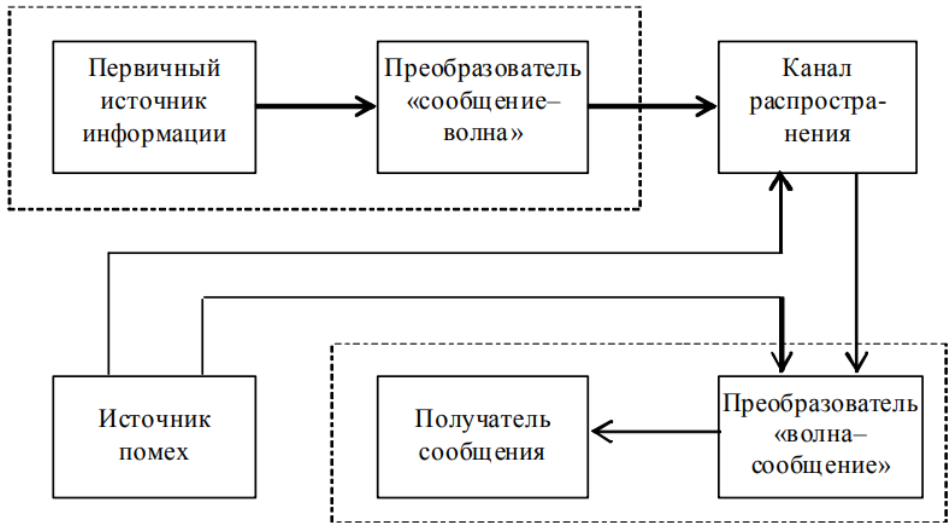


Рисунок 1.1 – Структурная схема радиотехнической системы

Радиотехнические системы можно разделить следующим образом:

- системы передачи информации;
- системы извлечения информация;
- системы уничтожения информации;
- системы радиоуправления;

В свою очередь, каждую из этих групп делят на разновидности, которые различаются функциональным назначением. Таким образом, среди систем передающих информацию выделяются системы (одноканальные, многоканальные, радиорелейные или через искусственные спутники Земли, телеметрия, передача команд, радиовещание и телевидение.

Системы извлечения информации включают в себя системы радионавигации и радиолокации, системы радиоастрономии, разведки радиооборудования противника. Системы уничтожения информации находят применение там, где требуется создать условия, при которых работа вражеских радиотехнических систем невозможна. Системы радиоуправления используются для управления какого-либо оборудования посредством радиосигналов [1]. Далее будет затронут конкретный класс радиотехнических систем – радиотехнические системы наблюдения.

1.2. Строение радиотехнической системы наблюдения

С помощью радиотехнических систем наблюдения получают радиолокационные изображения. На рисунке. 1.2 показана структурная схема радиотехнической системы наблюдения.

Регистрирующее устройство состоит из нескольких частей:

- Объектив - служит для фокусировки нужной обзорной области на светочувствительную матрицу или антенну для приема отраженных волн от объектов.
- Предварительный усилитель - служит для усиления сигналов до требуемого уровня для нормальной работы АЦП.
- Аналогово-цифровой преобразователь - преобразует аналоговый сигнал в цифровой.

После этого сигнал отправляется в устройство для обработки изображения. При обработке изображения производятся операции

сегментации, выделения и распознавания объектов. После всех преобразований информация выходит в виде кодированной последовательности параметров, которые необходимы для работы последующих устройств.

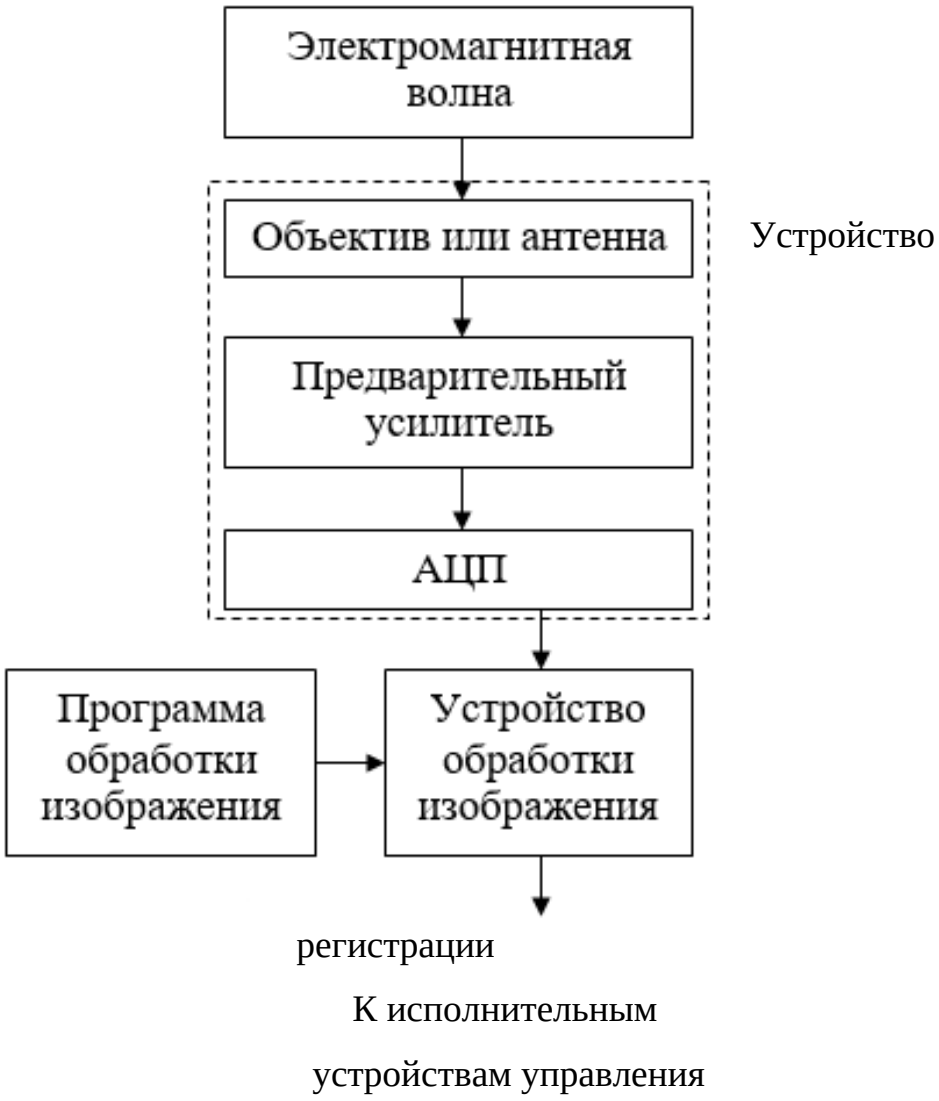


Рисунок. 1.2 - Структурная схема радиотехнической системы наблюдения

1.3. Требования к алгоритмам машинного зрения

В последнее время использование цифровых видеоустройств с высоким разрешением существенно приблизило информативность искусственных зрительных устройств к соответствующим характеристикам человеческого

глаза. Аппаратные возможности, которые предоставляются новейшими достижениями электронно-вычислительной техники, достаточно высоки. На данный момент возникает необходимость решить задачу - разработки алгоритмов машинного зрения, а также «понимания» изображений [2].

Разработка отдельных систем машинного зрения, например, систем зрения беспилотных летательных аппаратов, имеют следующие особенности.

- при разработке систем машинного зрения нужно решать не обобщённую задачу автоматизированного понимания изображения какой-либо сцены, а гораздо более конкретную и узкую. Чаще всего данная задача сводится к обнаружению и определению на изображении определённого набора объектов заранее известных типов, которые своим присутствием могут повлиять на формирование управления.
- к алгоритмам обработки изображений в системах машинного зрения предъявляются особые требования, которые связаны с конкретными характеристиками разрабатываемой или уже разработанной системы управления.

В зависимости от особенностей конкретной задачи, система автоматизированного управления предъявляет к подсистеме анализа изображений некоторые требования: устойчивость, локализация и вычислительная реализуемость. Одна из основных проблем, отличающих область обработки изображений, например, от теории обработки сигналов, заключается в создании методов обнаружения объектов, слабо чувствительных к разнообразным видам изменчивости, которые характерны только для изображений, таким как различные типы искажений оптических сенсоров, блики, затенения, загораживания и ракурсные искажения и пр. Существенный рост возможностей подсистем машинного зрения летательных аппаратов достигается при совместном использовании датчиков различной физической природы. Эффективность конечного решения задачи управления будет напрямую зависеть от используемого набора датчиков, их параметров, от характера алгоритмов обработки и объединения информации.

Рассмотрим требования к методам и алгоритмам машинного зрения в радиотехнических системах на примере алгоритмов обнаружения объектов на изображениях.

- устойчивость.
- локализация.
- вычислительная реализуемость.

Устойчивость. Алгоритмы машинного зрения обычно отрабатываются на математических моделях таких целей, которые могут быть получены с помощью ЭВМ. Этот способ считается наиболее быстрым и позволяет отрабатывать алгоритмы на объектах, реальные изображения которых отсутствуют. Разрабатываемые алгоритмы должны работать не только на моделях, но и на существующих изображениях. Факторы, которые влияют на качество реальных изображений от датчиков и соответственно на вероятность обнаружения и распознавания объектов на этих изображениях, очень изменчивы и трудно определяемы.

Перечислим эти факторы более подробно:

- шумовые эффекты – могут возникать из множества источников, например, шумы сенсоров приемной и передающей техники, собственные шумы усилительной техники, аналогово-цифровых преобразователей, нехватка света и прочие;
- многообразие объектов их соотношения, разнообразная структура, дефектность и другие;
- эффекты наложения одних объектов на другие, например, облака на снимке местности со спутников;
- эффекты резкого перепада яркости, наложение теней и бликов, особенно в динамических сценах;
- неточность фокуса или ошибочный ракурс;

- Ограничения компьютерных средств хранения и анализа изображений, также сбои в обрабатывающих программах.

Анализ данных факторов показывает, что полное математическое описание практически невозможно - вероятностное, геометрическое и другие;

При создании реальных алгоритмов в данный момент существует необходимость проверять эффективность работы построенных алгоритмов на огромном количестве изображений, содержащих все возможные неблагоприятные ситуации, а также на шумовых моделях изображений с известными характеристиками[3].

Точность. Обнаружение в практических задачах всегда связано с процедурой поиска объекта. Именно реализация этой процедуры обычно связана с большим количеством вычислений. Все это значительно увеличивает время, нужное для расчетов. Поэтому актуальной задачей становится поиск новых алгоритмов обнаружения.

Исходя из вышесказанного, второе качество, которым должны обладать алгоритмы обнаружения - это точная локализация. Это значит, что необходимо не только обнаружить объект, а также точно указать его положение в нужной системе координат. Аналитическая модель искажения может отсутствовать, а в сравнении со своей эталонной моделью геометрическая структура объекта может оказаться заметно искажена. При аналитически известной с точностью до параметров геометрии искажений, точная локализация – это положение определённой характерной точки объекта и знание о параметрах геометрии искажения (углах поворота, элементах проективного преобразования и т. д.). Однако существуют ошибки локализации, которые стоит разделить на две группы - нормальные и аномальные ошибки.

Нормальная ошибка - это правильная локализация объекта с некоторой неточностью. Для больших габаритных объектов, позиционные нормальные

ошибки могут быть значительно меньше элемента изображения и будут уменьшаться с размером объекта. В этом случае принято говорить о возможности субпиксельной локализации и субпиксельных измерениях. Это особенно важно для задач стереообнаружения, так как при малых параллаксах 3D-объектов субпиксельная локализация самым существенным образом определяет точность их пространственного положения.

Аномальная ошибка - к аномальным ошибкам следует отнести ситуацию перепутывания объектов или возникновение артефактов, что связано с фатальными количественными ошибками позиционирования или просто ложным обнаружением. Требования по исключению или ограничению уровня аномальных ошибок составляют очень важную часть требований к алгоритмам обнаружения[4].

Вычислительная реализуемость. Несмотря на колоссальный прогресс вычислительной техники и создание обширной специализированной процессорной базы для обработки изображений, для основной массы бортовых приложений реального времени характеристики вычислителей и их свойства все ещё далеки от желаемых. Даже в случае реализации простейших алгоритмов оконной фильтрации изображения с минимальной апертурой 3Х3 элемента, объём вычислений составляет десятки операций на точку изображения. При обработке более высокого уровня необходимый объём вычислений колеблется в пределах от сотен до тысяч операций на пиксель. Если размер анализируемого изображения 1000Х1000 элементов, что не является чем-то необычным для современных видеодатчиков, мы получим оценку количества потребных вычислений порядка нескольких гигабайтов операций на кадр. Между тем для приложений реального времени необходимо выполнять эти вычисления в темпе кадровой развёртки (не менее 25 кадров в секунду), что приводит к оценке быстродействия около 50 Гфлопс/с. Таким образом, вычислительная реализуемость алгоритмов

машинного зрения по-прежнему относится к числу наиболее важных факторов, учитываемых при их разработке [5].

2.ОБЗОР МЕТОДОВ ОПИСАНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ.

Важный вопрос в проблеме сравнения и распознавания изображений - выбор способа описания интересующих объектов. Описание должно быть таким, чтобы было возможно применить к нему алгоритм сравнения и распознавания. Преобладающее большинство алгоритмов сравнения и распознавания изображений, служат для работы с признаковыми описаниями или моделями изображений [6]. При описании изображения в виде набора признаков информация, содержащаяся в изображении, отчасти теряется. Чтобы в полной мере использовать при анализе изображений содержащуюся в них информацию, необходимо преодолеть противоречие между природой изображения и методами извлечения информации из изображений, основанными на использовании символьных моделей изображений. Необходимо, чтобы анализ и распознавание изображений опирались на преобразования, зависящие от синтаксической и семантической информации, содержащейся в изображении.

Модели и признаки, которые используются для анализа изображений, как и методы выделения признаков, сильно зависят от поставленной задачи, от датчика и от типа сцен на изображениях.

2.1. Основные понятия

Проведём классифицирование и сравнение методов описания изображения и представления информации, содержащейся в изображении, которая необходима для выделения и распознавания объектов на изображениях.

Модель изображения - это совокупность данных, по которым можно однозначно построить изображение, и совокупность методов — операций, с помощью которых можно сформировать и модифицировать эту модель. Для построения модели изображения используют различные математические объекты, в том числе признаки и дескрипторы изображений, логические функции, графы, деревья, последовательности преобразований изображений и др. Чаще используются числовые признаки.

Числовой признак изображения – это переменная, определяющая числовую характеристику свойств изображения, например, геометрических, яркостных, структурных или пространственных.

Типовым описанием изображения при помощи числовых признаков является набор математических элементов (например, чисел, векторов, матриц), которые содержат определённую информацию об изображении, представленную в виде числа и/или набора чисел, и допускаемых алгоритмом распознавания, используемым для решения задачи. Необходимо добавить, что типовое описание изображения может содержать как частичную информацию (в случае, когда информации недостаточно для восстановления первоначального изображения из его описания), так и полную (с помощью которой можно восстановить первоначальное изображение).

Свойства признака изображения могут определяться как свойствами самого изображения, так и способом извлечения его признаков. Признак модели – есть параметр модели изображения, поэтому тип допустимого пространства признаков, разброс значений признака и методы сравнения их значений существенно зависят от данной модели изображения. При этом типы алгоритмов распознавания связаны с используемыми типами признаков, так как признаки являются входной информацией алгоритмов распознавания. Следовательно, допустимость применяемых методов распознавания изображений напрямую связана с построенной моделью изображения.

2.2. Представление моделей при зрительном восприятии образов

Считается, что распознавание человеком зрительно знакомых объектов основывается на сравнении увиденных в данный момент объектов с теми образами, что откладываются у него в памяти в течение жизни. Поскольку увиденный объект не всегда сохраняется в памяти в точно таком виде, в каком он наблюдается человеком, возникает неопределённость в сравнении объекта и его изображения. Во многих психологических теориях распознавания образов предлагается следующее решение данной проблемы. В долговременной памяти сохраняется множество зрительных образов объектов и связанная с ними информация. Данная информация хранится в виде определённого представления объекта в виде его модели, отражающей свойства, характерные для данного объекта во всех его представлениях. При распознавании начальное изображение, полученное на сетчатке глаза перестраивается в тот же формат, в котором хранится информация в долгосрочной памяти, и далее в памяти человека выбирается модель, наиболее похожая на изначальное изображение. Считается, что человеческий мозг оперирует четырьмя основными моделями:

- основанные на сравнении эталонов
- основанные на наборе признаков
- основанные на преобразовании Фурье
- структурные модели.

Охарактеризуем их более подробно.

Модели, основанные на сравнении эталонов. В этом классе модель изображения представляется точной копией изображения, которое поступает на сетчатку. Полученные модели сохраняются в долгосрочной памяти и при получении нового изображения, происходит сравнение имеющейся модели с новым образцом. Происходит оценка сходства изображений, и на основании

этой оценки, делается вывод какая именно модель была на сетчатке глаза. В роли меры сходства обычно используется отношение совпадающих точек к несовпадающим и данное отношение сравнивается с пороговым условием.

Модели, основанные на наборе признаков. Эта модель является описанием геометрических особенностей изображения, представленным с помощью вектора признаков, характеризующего особенности входного изображения. Такими признаками могут быть горизонтальные и вертикальные прямые, кривые, соединения в виде «T», «Y» и т.д. Существуют специальные методы выделения каждого отдельного признака на входном изображении, независимо от его местоположения. После использования всех методов получается вектор признаков, который составляют значения, характеризующие частоту появлений каждого признака на начальном изображении. В памяти сохраняется перечень всех возможных признаков, которые находятся на изображении, и вектор признаков, соответствующий исходному изображению. Каждому признаку можно поставить в соответствие некоторый вес с тем, чтобы признаки, инвариантные относительно функций преобразования изображения, оказывали существенное влияние на сопоставление моделей изображений.

В процессе сопоставления получившийся вектор признаков сравнивается с теми, что хранятся в памяти, с учетом весов, приписанных каждому признаку. Мера близости может быть определена различными способами, например, количество совпадающих признаков, квадратичная разность между элементами векторов и др. Модель, наиболее близкая к исходной модели в смысле заданной меры близости, ставится ей в соответствие.

Модели, основанные на преобразовании Фурье. При работе с вопросом человеческого зрительного восприятия, учёные посчитали этот класс моделей более похожим на то, что происходит в мозге человека, где

образ любого объекта описывается преобразованием Фурье. Основными плюсами этого описания является отделённость информации об объекте от информации о деталях объекта.

Структурные модели. Структурное описание представляет собой набор информации: утверждения с аргументами, соответствующими частям объекта, или сцены, и свойства аргумента, которые соответствуют свойствам частей и пространственным взаимоотношениям между ними. Структурное описание представляется в виде графа, с вершинами, соответствующими частям объекта и их свойствам, а ребра, соединяющие вершины, соответствуют пространственным отношениям. Изучение процессов головного мозга, восприятия и обработки информации, полученной зрительно, не достигло необходимого уровня для создания алгоритмов распознавания, похожих в реализации на процессы распознавания в головном мозге. Поэтому алгоритмы обработки изображений приходится основывать на описаниях. Большое количество алгоритмов обработки изображений, предназначены для работы только с признаковыми описаниями или моделями изображений.

2.3. Классифицирование моделей изображений

2.3.1 По методам представления и обработки изображений

Все изображения условно поделены на подвиды, всего их четыре. Далее рассмотрим их подробнее [7].

Тоновые и цветные изображения. Данный вид включает в себя обычные растровые изображения. Они представляют точную копию изображений, полученных с видеоустройства и состоят из пикселей, значение каждого из которых равняется уровню яркости в данной точке.

Бинарные изображения. К этому виду относятся изображения, каждый пиксель которого может представлять только один из двух цветов. Значение каждого пикселя кодируются, как 0 и 1. Изображение может быть как цветным, так и чёрно-белым. Различие между цветными и представляемыми в нескольких цветах изображениями неопределенно. Такие различия имеют значение только тогда, когда используется внутреннее машинное представление изображений.

Кривые и линии. Как правило к этому виду относятся контуры областей и графики. Чаще всего это последовательности точек, которые представлены через их координаты (x и y). Данная методика представления малоэффективна, также как и методика использования разностей значений координату рядом стоящих точек. Наиболее действенным находят метод представления с помощью цепных кодов. Применение данных кодов значительно уменьшает требования к ресурсам для кодирования данных изображений.

Точки и многоугольники. Изображения данного вида строятся из множества отдельных точек. Эти точки значительно удалены друг от друга, что для работы с ними нельзя использовать цепные коды. Таким образом, применяют матрицы, содержащие координаты нужных точек. Объединение точек линиями (кривыми или прямыми) позволит отобразить изображение в виде множества многоугольников. Изображения этого вида удобно представить через разность координат. В этой ситуации мы учитываем специфику алгоритма обработки изображения. Так же особое внимание уделяется формату начальных значений алгоритмов и особенности изображения.

2.3.2. По методу дескриптивного подхода к обработке изображений

Основными средствами достижения цели являются формализация и систематизация описаний, презентаций и процедур анализа изображений. Предметом описательной теории распознавания является изучение внутренней структуры изображений в зависимости от тех операций, с помощью которых изображение может быть построено из моделей и объектов более простой природы, то есть из изображений и преобразований, определенных на классах эквивалентности изображения моделей, а также преобразований и выводов представлений изображений. В описательном подходе к анализу и распознаванию изображений различают четыре класса моделей, с помощью которых можно представить изображение: матричные модели, параметрические модели, абстрактные модели и процедурные модели. Могут быть и другие представления, но наиболее полезные модели данных имеют четыре класса [8].

Матричные модели. Этот класс включает в себя фактическое изображение, например, цифровое изображение можно рассматривать как представление модели аналогового изображения, то есть цифровую матрицу. Представление изображения в виде этой модели позволяет применять хорошо разработанный математический аппарат для работы с матрицами, в том числе выполнять различные операции над изображениями (сложение, вычитание, свертки).

Признаковые модели. Этот класс моделей изображений включает в себя описание изображений с использованием некоторых числовых характеристик, например, в форме вектора признаков. Представление изображения в качестве такой модели позволяет применять методы распознавания к изображениям и решать проблемы распознавания изображений в два этапа - построение модели изображения и применение алгоритмов распознавания к полученной модели.

Абстрактные модели. Абстрактная модель - это модель, которая отражает общие характеристики сцены в изображении. Это включает, прежде всего, нематричные методы представления:

- векторная графика (изображения не хранятся попиксельно, но описываются уравнениями их составных кривых);

- описание изображения с указанием расположения основных признаков, объектов и связей между ними;

- представление изображений в виде древовидных структур;

- представление изображений в виде логических функций, в частности в виде дизъюнктивных нормальных форм.

Процедурные модели. Этот вид состоит из процедурных моделей, то есть моделей, которые могут быть представлены в виде последовательности преобразований изображений. Процедурные модели отражают процесс преобразования одного изображения в другое. Следует отметить, что из исходной формы изображения (аналога) можно перейти к модели любого типа, которая его представляет. Переход от одной модели к другой, иногда чрезвычайно сложный и дает смешанные результаты. Например, чтобы точно восстановить цифровое изображение из его параметрической модели, необходимо, чтобы вектор признаков имел достаточное количество координат. Конечно, при количестве координат, равном количеству пикселей изображения, возможно полное восстановление, но в этом случае смысл введения параметрической модели теряется.

2.4. Признаковое описание изображений

В приведенных выше классификациях моделей, в более или менее явном виде, характеристики изображений разделены на отдельные классы. При классификации моделей, в соответствии с методами представления и

обработки изображений, отмечается, что «тональные и цветные изображения» часто описываются не матрицей уровней яркости пикселей, а более сложными структурами, например, векторами признаков. В классификации моделей, выделенных в описательном подходе к анализу и распознаванию изображений, выделены «атрибутные модели», соответствующие описанию характерного изображения. Становится очевидным, что описания характеристик широко используются при классификации моделей изображений.

Более того, описания характеристик изображений позволяют использовать разработанное устройство для распознавания изображений вместо разработки специальных методов для осуществления этих задач. Таким образом, использование модели атрибутов становится существенным элементом процесса распознавания изображений.

Следует отметить, что различные признаки могут использоваться в качестве элементов описания признаков (как можно видеть из упомянутых классов, где описаны различные признаки). Понимание важности этапа выбора признаков при решении задач анализа и распознавания изображений предполагает необходимость учета существующей классификации признаков изображений. Выбрать такие функции, которые соответствовали бы требованиям к алгоритмам компьютерного зрения, используемым в радиотехнических системах, а именно требованиям устойчивости, точности и вычислительной реализуемости.

2.4.1. Понятие «признак изображения»

Первоначальной проблемой, с которой сталкиваются авторы работ над признаками, является определение понятия признаков изображения. Существует четыре наиболее правильных способа определения признака изображения:

1. Признак – интересная точка на изображении.

2. Признак - непроизводный элемент.

3. Признак - числовая характеристика.

4. Признак - элемент допустимого пространства.

Во многих прикладных работах особенность изображения определяется как «интересная точка на изображении», то есть точка, обладающая свойствами, необходимыми для решения проблемы [9, 10]. Например, в [10] дано следующее определение: признак представляет собой интересующую точку изображения, такую как точка пересечения двух линий. Пересечения формы "X", "Y" и "T" используются для распознавания отпечатков рук. При распознавании лиц авторы сами устанавливают «признаки» (например, точки углов рта и носа), а затем на новых изображениях обнаруживаются те же «признаки» [9]. В [11] аналогичное понятие признака используется как часть изображения, которая интересна с точки зрения восприятия. Такие признаки также называются: «точки интереса изображения» или «характерные черты изображения».

Наиболее важные требования к функциям, используемым для решения проблемы распознавания изображений, можно сформулировать следующим образом, признак должен:

1. Содержать информацию, которая учитывает характеристики объекта, чтобы облегчить правильную классификацию объектов.

2. Позволять обработку алгоритмом распознавания изображения, то есть иметь формат, приемлемый для выбранного алгоритма распознавания.

3. Позволять строить модель изображения.

4. Быть входящим в минимальный набор функций (или модель изображения), отражая специфику объекта, который будет распознаваться в конкретной задаче. В некоторых случаях предъявляется требование инвариантности признаков к преобразованиям и деформациям изображений.

2.4.2. Существующие алгоритмы выделения признаков

В последнее время последовательность процессов обработки изображений рассматривается в соответствии с так называемой парадигмой Марра [12]. Эта парадигма, предложенная Д. Марром на основе длительного изучения механизмов зрительного восприятия, гласит, что обработка изображений опирается на несколько последовательных уровней восходящей информационной линии. Обработка должна проводиться на модульной основе с помощью следующих шагов:

1. Предварительная обработка изображения: выравнивание яркостной гистограммы, фильтрация, шумоподавление, бинаризация изображения, преобразование цветного изображения в полутоновое и т.д.

2. Первичная сегментация изображения для выбора объектов и областей интереса для решения задачи, применение алгоритмов предварительной обработки к выделенным областям изображения;

3. Выделение элементов изображения и построение модели или адекватное описание признаковых характеристик исходного изображения.

Уровни обработки, связанные с этими этапами, обычно называют обработкой нижнего уровня, среднего уровня и высокого уровня соответственно. В то время алгоритмы обработки низкого уровня (фильтрация шума, гистограммная обработка) могут считаться хорошо разработанными и тщательно изученными, а алгоритмы среднего уровня (сегментация) продолжают оставаться центральной областью применения исследовательских усилий. В последние годы был достигнут значительный прогресс в решении проблем сравнения точек и фрагментов изображения [13], выделения признаков внутри мелких фрагментов [14]. 3D позиционирование точки [15], что подразумевает соответствующее моделирование и калибровку датчиков и их комбинации. Подборка простых яркостно-геометрических структур типа «точка», «ребро», «пятно», «прямая линия», «угол» [16, 17]. Эти «первичные» характеристики изображения, называемые характерными особенностями, также играют основную роль в составлении геометрических моделей яркости объектов и разработке

устойчивых алгоритмов их выбора. На рисунке 2.1 показана классификация признаков, которые могут быть на изображении.

Признаки на изображениях имеют следующие типы характеристик:

1. Положение: концы сегмента, центр сегмента, центр тяжести области, вершины многоугольников.

2. Геометрические характеристики: ориентация, длина, кривизна, площадь, периметр, ширина линии, минимальный и максимальный диаметр области, ось симметрии, количество и расположение особых точек и т. д.

3. Радиометрические характеристики: контраст, статистика распределения яркости, автокорреляция.

4. Текстурные характеристики: матрица смежности, индекс однородности, энергия, энтропия, статистика градиента текстуры, результаты текстурной фильтрации, моменты.

5. Топологические характеристики: связность, соседство, общие точки, пересечение, параллелизм, перекрытие, включение.

6. Цветовые / мультизональные характеристики: вектор атрибутов для каждого канала.

7. Динамические характеристики: атрибуты статичных и динамичных объектов.

8. Временные характеристики: функции изменения той или иной характеристики во времени.



Рисунок 2.1– Классификация признаков

Выбор конкретных признаков и их характеристик для построения алгоритмов обнаружения должен основываться на следующих основных критериях:

1. Присутствие / плотность: наличие этих функций на всех используемых изображениях, достаточная плотность функций, чтобы покрыть интересующую область.

2. Редкость / уникальность: редкость специфических признаков на изображении, уникальность признаков в окрестности.

3. Инвариантность / устойчивость: устойчивость к геометрическим и радиометрическим искажениям, нечувствительность к шуму.

4. Локализация: способность точно локализовать.

5. Интерпретация: способность быстро распознавать и интерпретировать.

6. Скорость: время, чтобы выбрать этот класс признаков из начального изображения.

При работе с реальными изображениями перечисленные критерии противоречивы. Следовательно, конкретный выбор функций и их атрибутов зависит от доступной вычислительной мощности и от минимально необходимой устойчивости описания объектной модели в терминах

признаков. Методы обработки высокого уровня, связанные с самим «пониманием изображения», все еще находятся на начальной стадии разработки и по-прежнему представляют многие нерешенные проблемы. Конечно, перспектива создания будущих поколений интеллектуальных систем управления в основном зависит от дальнейшей разработки этого конкретного набора алгоритмов. Если говорить о методах и алгоритмах обнаружения сложных объектов, то одной из главных проблем, отличающих методы обработки изображений от хорошо изученной теории обработки сигналов, является разработка методов обнаружения объектов, которые слабо чувствительны к различным типам изменчивости. Такими конкретными типами изменчивости являются радиометрические искажения, а также различные типы искажений, которые не сводятся к вероятностным моделям. На пути их решения были предложены как огромный набор эвристических алгоритмов для обнаружения объектов определенного типа, так и ряд подходов с большей общностью: методы обнаружения корреляции [18], преобразование Хафа [19], детектор угла Харриса [20], детектор Мореля-Ренделя [21]. Значительный вклад в разработку методов и алгоритмов обработки изображений и компьютерного зрения применительно к обсуждаемым проблемам обнаружения внесли работы Л.П. Ярославского, В.К. Злобина, В.Л. Левшина, Р. Харлика, Э. Дэвиса, Р. Неватия, Э. Дикманса, В. Фёрстнера и многие другие. Однако, несмотря на достигнутые результаты, проблемы выделения и обнаружения сложно структурированных объектов на моноскопических изображениях развиты слабо.

2.5 Прямолинейные сегменты, как важный признак объектов на изображениях

Резкие изменения яркости являются важными простейшими признаками, поскольку они часто определяют контуры изображаемых

объектов [22, 23]. Локальные изменения в значениях яркости называют перепадами. В одномерном случае перепады характеризуются высотой, углом наклона и координатой центра склона (см рис 2.2).

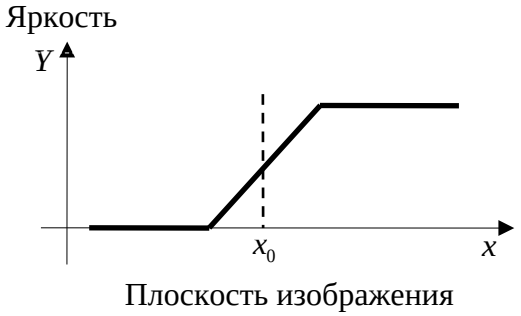


Рисунок. 2.2 - Перепад яркости

Перепад существует, если угол наклона и высота больше определенного порога. Для двумерного случая также важна перепада относительно оси x. Идеальный дифференциальный детектор при обработке областей изображения должен указывать на наличие перепада в одной точке, расположенной в центре склона. В двумерном случае различия яркости могут иметь разную конфигурацию, но локально все они просты. Прямолинейные границы - это постоянные свойства объектов на изображениях, изменения типа сенсора и условий съемки, а также важная функция описания объектов на изображениях. Прямые линии можно различить на подавляющем большинстве изображений, и их можно описать только координатами двух точек. Когда прямая линия смешивается или вращается, ее координаты могут быть легко пересчитаны без потери точности. Используя только прямые линии, можно составить довольно информативное описание изображения. Количество строк, необходимых для описания изображения, обычно невелико и поэтому может обрабатываться с высокой скоростью - количество строк во много раз меньше, чем количество пикселей, из которых состоят границы.

2.5.1. Проблема выделения и группирования линейных признаков в настоящее время

В настоящее время существует множество наборов детекторов и дескрипторов, которые позволяют решить проблему описания объектов и сравнения изображений. Недостатки детектора Кенни, известного алгоритма выделения контуров в сочетании с преобразованием Хафа для получения прямых отрезков, обсуждались в существующем исследовании [24]. Алгоритм Хафа строит прямую линию на изображении в параметрическом пространстве без учета пространственной связи между точками. В результате такие детекторы часто дают фрагментацию не совсем ровных прямых кромок на короткие сегменты, что практически разрушает геометрическую составляющую объекта.

Чтобы получить четкие отрезки прямых линий в случае не совсем прямых линий на изображении, предлагается использовать пространственно ориентированные фильтры с последующим формированием профиля градиента в направлении, обеспечивающем максимум на выходе фильтра. В этом случае становится возможным выделение пересечений прямолинейных сегментов и их соединений, что не позволяет комбинация Кенни-Хафа.

Координаты отрезков в сочетании с углами ориентации и выходными значениями фильтра представляют самый низкий уровень описания для объектов [25]. Важным свойством каждого сегмента является наличие других пересекающих его линий, и эти линии также упорядочены по выходному сигналу фильтра.

Автор работы [26] предложил другой алгоритм получения отрезков прямых, основанный на выравнивании точек путем объединения пикселей в соответствие с локальными ориентациями вектора градиента и позволяющий контролировать обнаружение ложных границ. Алгоритм не дает фрагментации линий и обладает адаптивными свойствами при выборе границ разной длины. Однако на краях выделенных прямых сегментов границ

наблюдается большой разброс локальных ориентаций, такие области не попадают в опорную линию и теряются. В результате алгоритм не позволяет выделить точки пересечения отрезков прямых.

Идея использования прямолинейных сегментов и геометрических соотношений между ними обсуждалась в исследовании [27]. Авторы использовали термин «антипараллелизм для линий», введенный Неватией и Бабу, и рассматривали антипараллельные пары. Такие пары имеют противоположную ориентацию линий, поскольку одна из них образована изменением интенсивности с черного на белый, а другая с белого на черный. Поиск таких парных линий, расположенных достаточно близко друг к другу, позволяет исключить из рассмотрения лишние линии, которые находятся в заданной области.

Группировка линейных сегментов для описания объектов рассмотрена в исследовании [28]. Изображение интерпретировалось как совокупность объектов и геометрических связей между ними. На самом низком уровне точки объединяются в линейные сегменты, которые могут образовывать узкие полосы, соединения, пересечения и кривые. Группировка линейных сегментов основана на некоторых геометрических ограничениях, например: непрерывность, параллельность, симметричность, перекрытие, совпадение и т. д. Чтобы построить связанные структуры из большого набора линейных сегментов, иерархическая система объединения линий и описания объектов разработана с использованием вышеуказанных свойств. В результате получается комбинация соединенных линейных сегментов, которая представляет собой описание объекта в выделенной области изображения. Такое описание представлено в виде графа. Таким образом, задача сравнения и распознавания объектов сводится к сравнению графов для выбранных объектов.

Авторы исследования[29] разработали новый алгоритм, названный кластером совпадающих линий. Он предназначен в основном для распознавания строений и включает в себя проверку ряда соотношений

прямолинейных сегментов. В частности, проверяются перекрывающиеся сегменты и их пересечения. Предлагаемый алгоритм не позволяет решить более общие задачи выбора и распознавания объектов. Не ясно, как сгруппировать выбранные сегменты, чтобы сформировать элементы на верхнем уровне описания.

Поиск связанных пар линий проводился путем сравнения углов [25]. Предлагается мера такого отношения, включая взвешенное суммирование признаков. Однако из-за недостаточного количества применяемых ограничений метод дал низкую вероятность совпадений признаков. Другой набор ограничений на линейные отрезки был рассмотрен в исследовании [30]. Связывание прямолинейных сегментов одинаковой длины рассматривается как оригинальный метод группировки и получения структур [16]. Группировка смежных сегментов позволяет получить структуры с заданной сложностью, которая определяется количеством соединенных сегментов.

Другие подходы к группированию основаны на активных контурах, змеях, деревьях и графах [19]. Смежные области для этого исследования включают выделение значимых кривых на изображениях, формирование масштабно-инвариантных дескрипторов, обнаружение объектов, состоящих из отдельных частей, выбор текстурных особенностей для локальных областей и векторное представление формы объектов.

2.5.2. Алгоритмы Кэнни и Хафа для выделения прямолинейных сегментов кромок

Детектор Кэнни. Джон Кэнни описал алгоритмы обнаружения границ, которые с тех пор стали одним из наиболее широко используемых. Кэнни исходил из трех критериев, которым должен удовлетворять граничный детектор:

1. хорошее обнаружение (Кэнни интерпретировал это свойство как увеличение отношения сигнал / шум);
2. хорошая локализация (правильное позиционирование границы);
3. единственный ответ на одну границу.

Из этих критериев была построена целевая функция весомости ошибок, минимизация которой является «оптимальным» линейным оператором для свертки с изображением.

Алгоритм Canny Boundary Detection не ограничивается вычислением градиента сглаженного изображения. В контуре границы остаются только максимальные точки градиента изображения, и не удаляются максимальные точки, лежащие рядом с границей. Он также использует информацию о направлении границы, чтобы убрать точки возле границы и не нарушать саму границу вблизи локальных максимумов градиента. Затем, используя два порога, слабые границы удаляются. Фрагмент границы рассматривается как единое целое. Если значение градиента где-то на прослеживаемом фрагменте превышает верхний порог, то этот фрагмент также остается «допустимой» границей в тех местах, где значение градиента падает ниже этого порога до тех пор, пока оно не упадет ниже нижнего порога. Если на всем фрагменте нет ни одной точки со значением, превышающим верхний порог, то она удаляется. Такой гистерезис уменьшает количество разрывов в выходных пределах. Включение шумоподавления в алгоритм Канни, с одной стороны, повышает стабильность результатов, а, с другой стороны, увеличивает вычислительные затраты и приводит к искажению и даже потере деталей границ. Так, например, такой алгоритм округляет углы объектов и разрушает границы в точках соединения. Далее рассмотрим работу алгоритма подробнее:

Чтобы уменьшить влияние шумовой составляющей, изображение предварительно сглаживается фильтром Гаусса. Затем, чтобы выделить контуры границы, вертикальный и горизонтальный градиент вычисляется с

использованием вертикальной и горизонтальной маски Собеля. Величина и направление градиента в каждой точке определяются по формулам :

$$gv(i,j)=\sqrt{g_x^2(i,j)+g_x^2(i,j)} \tag{2.1}$$

$$g\phi(i,j)=\arctan\left(\frac{g_y(i,j)}{g_x(i,j)}\right) \tag{2.2}$$

Полученные значения локальных направлений градиентов округляются до одного из углов от 0 с шагом в 45 градусов. После вычисления градиента на границе остаются только максимальные точки градиента изображения. Информация о направлении границы используется для удаления точек точно возле границы, избегая разрыва самой границы вблизи локальных максимумов градиента. Затем, используя два порога, слабые точки границы удаляются. Фрагмент границы рассматривается как единое целое. Если значение градиента в любой точке отслеживаемого фрагмента превышает верхний порог, тогда этот фрагмент также остается «приемлемой» границей в тех местах, где значение градиента падает ниже этого порога до тех пор, пока оно не опустится ниже нижнего порога. Если на всем фрагменте нет ни одной точки со значением выше верхнего порога, то данный фрагмент удаляется. Этот метод позволяет уменьшить количество разрывов в выходных границах. Включение шумоподавления в алгоритм повышает стабильность результатов, но приводит к искажению и потере «деталей» границ.

К достоинствам метода относятся низкая чувствительность к шуму и ориентация границ областей, тот факт, что он четко очерчивает контур и позволяет идентифицировать внутренние контуры объекта. Кроме того, он устраняет ошибочное обнаружение контура там, где нет объектов.

Недостатками этого способа являются скругление углов объектов и разрушение границ в местах соединения, что приводит к изменению параметров контура.

Сегодня детектор Кэнни является одним из лучших универсальных граничных детекторов и широко используется на практике.

Преобразование Хафа. Алгоритм Хафа был придуман американским ученым П. Хафом (R. Hough) в 1962 г. для аппроксимации набора точек на бинарном изображении прямыми линиями [19]. Он основан на использовании пространства параметров, в котором выполняется поиск прямых. Наиболее распространенные параметрические представления линий:

$$y = k \cdot x + b \tag{2.3}$$

$$x \cdot \cos(\phi) + y \cdot \sin(\phi) = \rho \tag{2.4}$$

С помощью уравнения (2.3) невозможно описать вертикальную линию, поскольку параметр k стремится к бесконечности. Классическое преобразование Хафа использует отдельные параметры уравнения (2.4). Метод, разработанный Хаффом, используется для преобразования линий из декартовой системы координат в набор точек в полярной системе координат. Декартовые и полярные координаты точки связаны следующими формулами:

$$x = r \cdot \cos(\phi) \tag{2.5}$$

$$y = r \cdot \sin(\phi) \tag{2.6}$$

На рисунке 2.3 параметризация прямой линии (на рисунке 2.3 a - прямая линия в декартовой системе координат, на рисунке 2.3 b - отклик точек прямой линии в полярной системе координат).

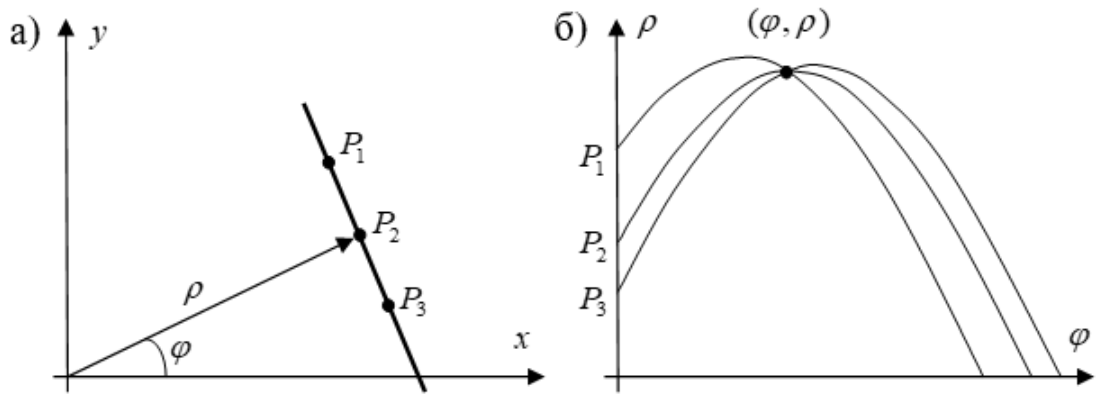


Рисунок. 2.3 - Параметризация прямой

С помощью этого преобразования линия, определенная в декартовой системе координат, преобразуется в точку в полярной системе. Семейство линий, проходящих через одну точку, переводится в набор точек. Например, преобразование Хафа, примененное к семействам линий, проходящих через три коллинеарные точки, приводит к комбинации трех параметрических кривых в системе. Эти три кривые будут пересекаться в одной точке с начальными координатами точки, если они лежат на одной прямой в декартовых координатах(x, y).

Результаты преобразования аккумулируются. Значения в элементах аккумулятора - это число параметрических кривых, которые проходят через точку. Максимальное значение в ячейке соответствует наибольшему количеству точек, лежащих на одной прямой. По координатам этих максимумов в параметрическом пространстве можно определить угол и расстояние до линии на входном изображении.

Преобразование Хафа эффективно только при значительном количестве «попаданий» параметрических кривых в соответствующий элемент; только тогда можно с уверенностью определить линию, пренебрегав фоновым шумом. Следовательно, длина прямой не должна быть очень маленькой, в противном случае некоторые значения попадут в соседние

шумовые элементы, уменьшая видимость желаемого элемента. Эффективность алгоритма во многом определяется качеством входных данных. Использовать преобразование Хафа на изображениях, которые сильно зашумлены, сложно, потому что это приводит к фрагментации прямой. На рисунке. 2.4, а - тестовое изображение с шумом, оно состоит из 4 строк квадратных объектов, слева –показано отношение сигнал / шум (с / ш) в каждой строке. На картинке. 2.4, б - результат использования детектора кромок Кэнни с дрожащими линиями, это обусловленно влиянием шума на выходные данные детектора. На картинке. 2,4, в - результат применения алгоритма Хафа. Из рисунка видно, что контуры Кэнни были фрагментированы на несвязанные короткие отрезки.

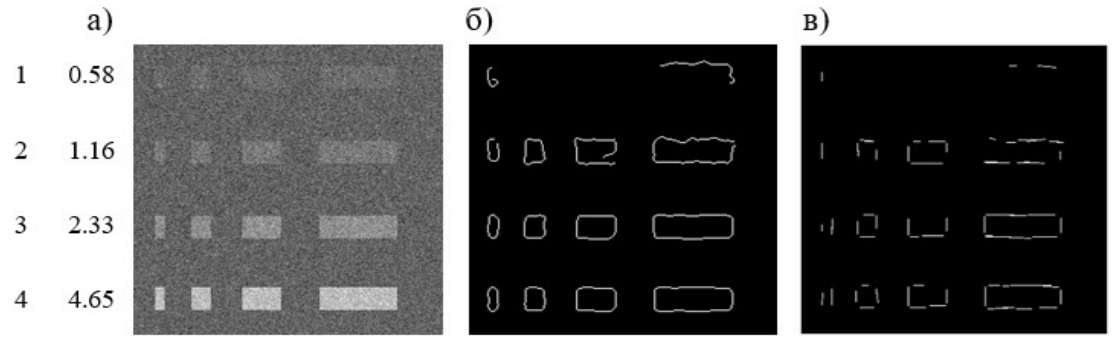


Рисунок. 2.4 – Применение алгоритма определения границ детектором Кэнни и преобразованием Хафа

2.5.3. Применение метода объединения пикселей (детектор Рендела) для выделения прямолинейных сегментов кромок

Детектор предназначен для выделения прямолинейных изменений яркости на изображениях на основе анализа градиентов [21].

В первую очередь рассчитываются вертикальные и горизонтальные градиенты. По формуле (2.1) рассчитывается значение градиента в каждой точке, а локальное направление в каждой точке - с помощью формулы (2.2).

На рисунке 2.5, а - является частью изображения с прямыми границами. На рисунке 2.5, б - изображение градиента, на котором линии показывают локальные ориентации. Из рисунка видно, что локальные ориентации в местах изменений яркости имеют устойчивые направления, где нет изменений яркости, изображение имеет характер шума, локальные ориентации в каждой точке градиента имеют случайное направление.

Следующем этапом формируется прямоугольная зона поддержки линии. (рис. 2.5, в). В область поддержки линии попадают только те точки градиента, которые соответствуют следующим условиям:

1. Проходят через порог градиента.

2. Иметь допустимый диапазон ориентаций.

Линия - это область градиента, в которой по меньшей мере шесть точек градиента попадают в область поддержки линии. На рисунке 2.5, г показана область поддержки линии, которая включает в себя восемь точек градиента.

На картинке. 2.6, а - тестовое изображение с шумом, состоящее из 4 строк объектов, справа - отношения сигнал / шум указан в каждом ряду соответственно. На картинке. 2.6, б - результат использования алгоритма Рендела.

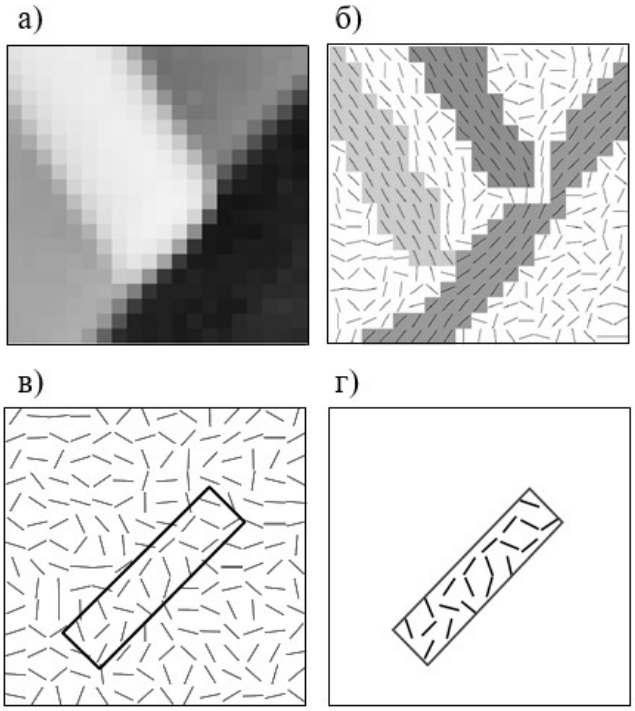


Рисунок. 2.5 – Процесс обнаружения границы

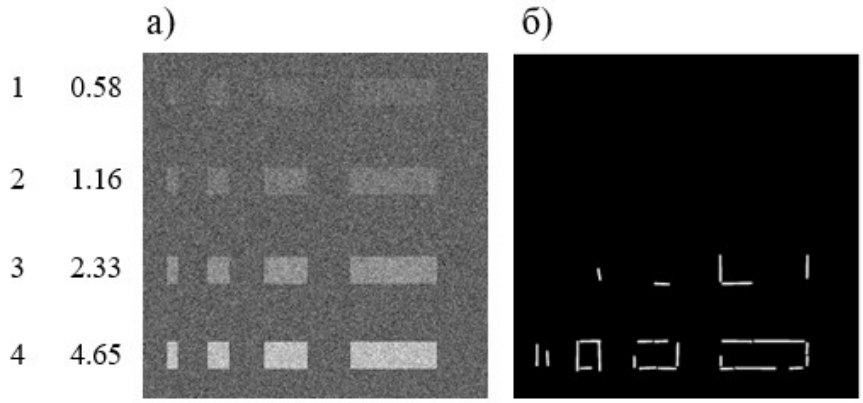


Рисунок. 2.6 –Обнаружение границ с помощью детектора Рендела

В связи с тем, что на локальные направления шумы могут оказывать значительное влияние, получается много точек градиента, которые проходят по размеру области линии поддержки, но не проходят в ориентации. В результате границы при низких отношениях сигнала к шуму либо нарушаются, либо могут остаться не обнаруженными.

3. ВЫДЕЛЕНИЕ ПРЯМОЛИНЕЙНЫХ СЕГМЕНТОВ КРОМОК НА РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ИЗОБРАЖЕНИЯХ.

3.1. Описание реализации предлагаемого метода

Структурная схема предлагаемого алгоритма выделения прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях изображена на рисунке 3.1.

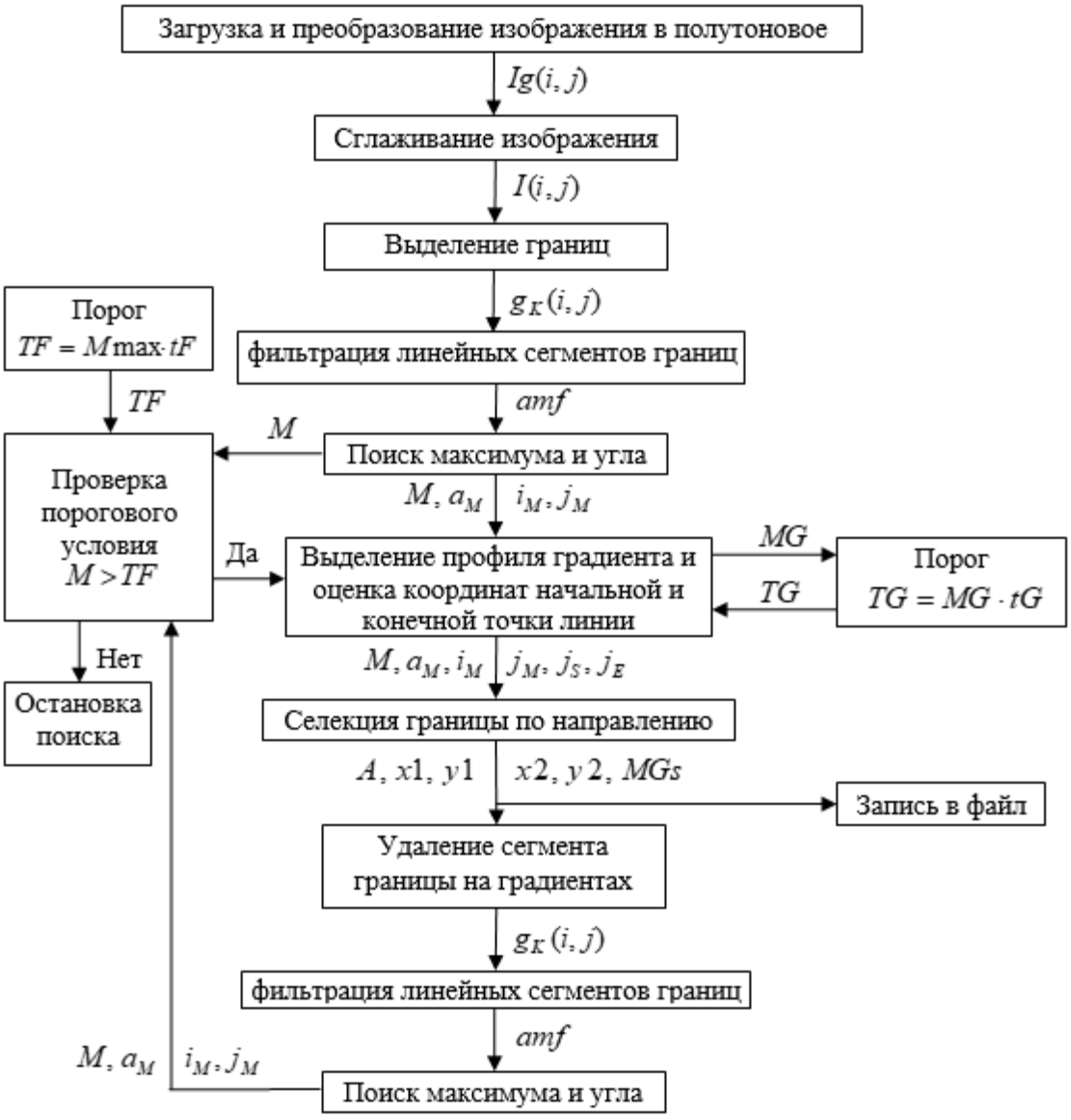


Рисунок 3.1 – Структурная схема предлагаемого алгоритма

Первым делом происходит загрузка в программу оригинального изображения местности и преобразование его в полутоновое (см рис 3.2).



Рисунок 3.2 – Исходное изображениеI(i, j).

Следующим шагом производится сглаживание изображения. В изображениях может присутствовать шумовая составляющая, вызванная особенностью приёмной системы. Как следствие, получим разрушению границ на выходе детектора. Преследуя цель уменьшить влияние шума, производим сглаживание изображения гауссовым фильтром. Результатом сглаживания является подавление шумовой составляющей, границы же сохраняются отличимыми, так как они намного крупнее. Ядро фильтра представляет из себя следующую функцию (3.1):

$$F_\sigma(x,y)=\frac{1}{2\pi\sigma^2}\exp\left(-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right) \quad (3.1)$$

где x, y– координаты пиксела, а σ – параметр, определяющий масштаб фильтра.

Производим дискретизацию представленной выше функции фильтра и при σ=1.4 находим коэффициенты маски фильтра(3.2). Стоит заметить, что размеры маски и значения σ могут отличаться от указанных выше.

$$F_\sigma(u,v)=\begin{bmatrix}2 & 4 & 5 & 4 & 2\\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4\\ 5 & 12 & 15 & 12 & 5\\ 4 & 9 & 12 & 9 & 4\\ 2 & 4 & 5 & 4 & 2\end{bmatrix}\cdot\frac{1}{159} \quad (3.2)$$

Осуществляется данная фильтрация по следующей формуле (3.3):

$$I\sigma(i,j)=\sum_{u=-2}^{+2}\sum_{v=-2}^{+2}F_\sigma(u,v)\cdot Ig(i+u,j+v) \quad (3.3)$$

На рисунке 3.3 можно увидеть изображение после обработки фильтром гаусса $I\sigma(i,j)$



Рисунок 3.3 – Сглаженное изображение

Следующим шагом производится выделение границ. Сперва необходимо выделить точки границ. Для этого используются дифференцирующие операторы первого порядка. После применения таких операторов все точки изображения преобразуются в значения производных данной точки – градиент. Точки с ненулевым значением производной считаются точками границы. Двумерные производные содержат в себе информацию как об интенсивности границ, так и об их ориентации.

Оператор дифференцирования двумерного изображения в определённой точке с координатами (x, y) - это вектор (3.4)по определению.

$$\nabla f = \begin{bmatrix} g_x \\ g_y \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\partial f}{\partial x} \\ \frac{\partial f}{\partial y} \end{bmatrix} \qquad (3.4)$$

В случае дискретного сигнала, предполагается использование дискретного приближения. Стандартное решение, широко используемое на практике, - это вычисление градиента с использованием оператора Собела или Прювитта размером 3x3. При использовании оператора, имеющего размеры 2X2 (оператор Робертса), получаются ненадежные результаты из-за высокой чувствительности к шумовой составляющей. Более крупные операторы (5X5) делают линии толще, в результате чего разрешающая способность теряется, но так как они имеют большую устойчивость к шуму и естественному разрыву границ их использование также может быть оправдано. В данной работе применяется оператор Прювита, представляющий из себя окно фильтра 3x3. С помощью этого оператора вычисляется первая производная и при этом учитываются направления выделяемых линий. Всего используется 8 окон с шагом в 45 градусов, их направления 0, 45, 90 и т.д.

$$e_1(u,v) = \begin{matrix} -1 & -1 & -1 \\ 0 & 0 & 0 \\ 1 & 1 & 1 \end{matrix} \quad e_2(u,v) = \begin{matrix} -1 & -1 & 0 \\ -1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{matrix} \quad e_3(u,v) = \begin{matrix} -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \end{matrix} \quad e_4(u,v) = \begin{matrix} 0 & 1 & 1 \\ -1 & 0 & 1 \\ -1 & -1 & 0 \end{matrix}$$

$$e_5(u,v) = \begin{matrix} 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 0 \\ -1 & -1 & -1 \end{matrix} \quad e_6(u,v) = \begin{matrix} 1 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & -1 \\ 0 & -1 & -1 \end{matrix} \quad e_7(u,v) = \begin{matrix} 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \end{matrix} \quad e_8(u,v) = \begin{matrix} 0 & -1 & -1 \\ 1 & 0 & -1 \\ 1 & 1 & 0 \end{matrix}$$

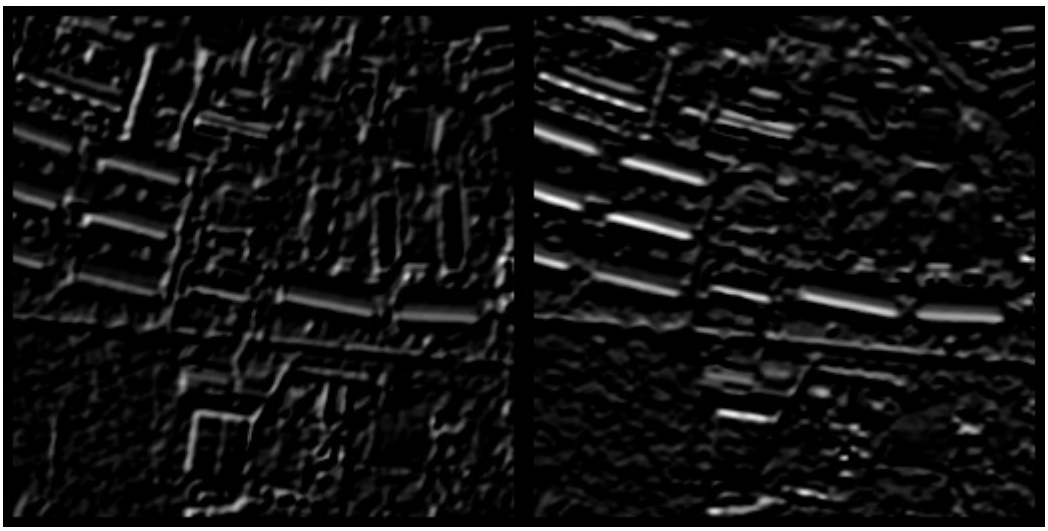
После сглаживания изображение дифференцируется в скользящем локальном окне (3.5):

$$g_k(i,j) = \sum_{u=-1}^{+1} \sum_{v=-1}^{+1} e_k(u,v) \cdot I(i+u, j+v) \qquad (3.5)$$

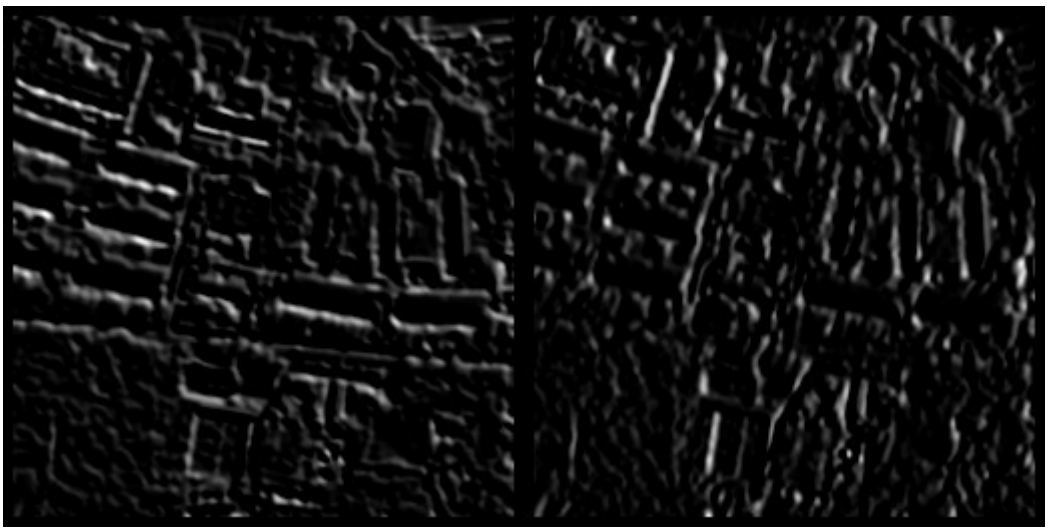
где uи vкоординаты, которые отсчитываются от точки (i, j), а Iэто яркость изображения в указанной точке.

Результатом процедуры дифференцирования становятся 8 градиентных изображений, показанных на рисунке 3.4, на которых содержатся линии в местах резких изменений яркости. Получившиеся линии различаются интенсивностями, что связанно с различными значениями градиента.

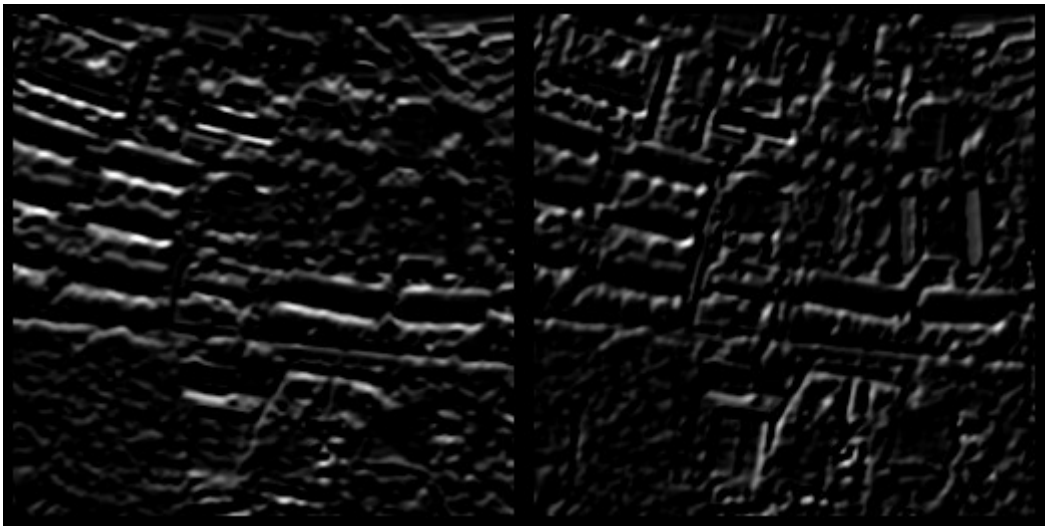
g1(i, j) *g2(i, j)*



g3(i, j) *g4(i, j)*



g5(i, j) *g6(i, j)*



g7(i, j) *g8(i, j)*

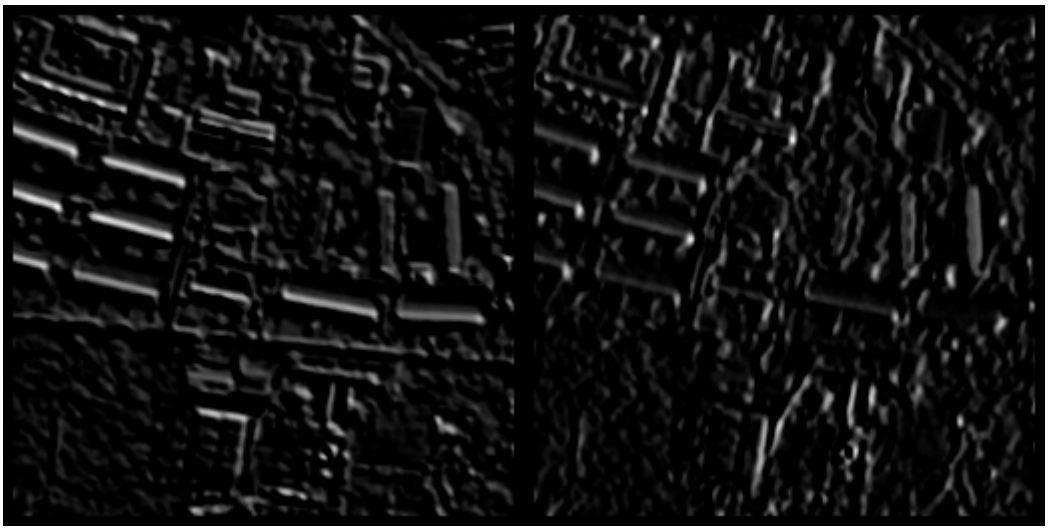


Рисунок 3.4 – Градиентное изображение

Следующим шагом для выделения линий кромок производится свёртка градиентного изображения(фильтрация), с помощью фиксированного банка отдельно созданных фильтров. Данные фильтры пространственно ориентированны и настроены в скользящем, локальном окне, и каждый из них имеет собственное направление. Шаг поворота данных фильтров 3 градуса. Начальный фильтр имеет горизонтальное направление 0 градусов он выглядит так, как показано на рисунке 3.5.

0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1	1
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0

Рисунок 3.5 – Начальный вид фильтра

Далее с помощью поворота с определённым, выше указанным шагом,данного фильтра в начальном виде, получаются все остальные фильтры. На рисунке 3.6 показан банк разработанных фильтров, применяемых при выполнении поставленной задачи. Всего имеется 60 фильтров в наборе, каждый из них повёрнут относительно предыдущего на 3 градуса.

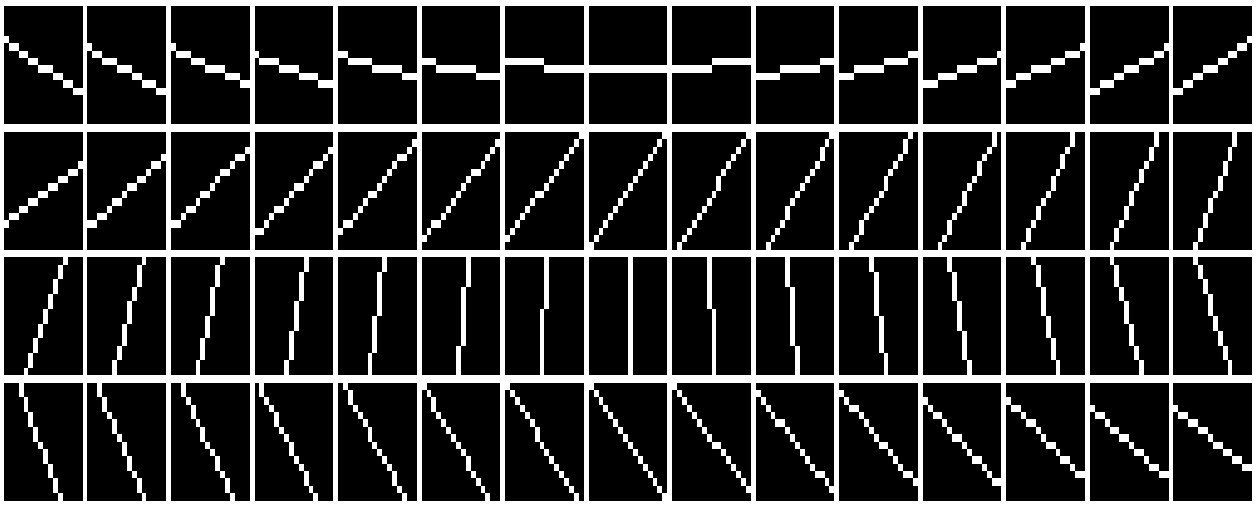


Рисунок 3.6 – Банк фильтров

Применяя последовательную свёртку градиентного изображения с окнами фильтров, производим фильтрацию выделяющихся линий по всем направлениям. Все градиентные изображения фильтруются в своём секторе. Выбор сектора зависит от направления взятия градиента (см рис 3.7).

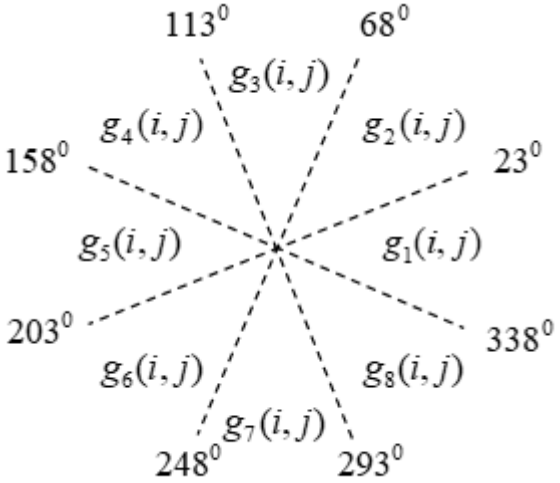


Рисунок 3.7 – Выбор секторов для фильтрации

Таким образом, к примеру, градиент*g1(i, j)*проходит обработку в угловом диапазоне от 23 градусов до 338 градусов (направление отсчёта по часовой стрелке), соответствующем окнам фильтров, сконфигурированному в угловом диапазоне от 23 градусов до -22 градусов. Градиент*g6(i, j)*проходит

обработку в угловом диапазоне от 248 градусов до 203 градусов, соответствующих оконному фильтру, сконфигурированному в диапазоне углов от-113 градусов до -158 градусов . Градиент обрабатывается в диапазоне углов, соответствующих оконному фильтру, сконфигурированному в диапазоне углов. Фильтрацию осуществляют по формуле (3.6):

$$F_{a,k}(i,j) = \sum_{u=-8}^{+8} \sum_{v=-8}^{+8} f_a(u,v) \cdot g_k(i+u, j+v) \qquad (3.6)$$

где *k* – номер градиентного изображения, *a* – угол направления фильтра.

При каждом угле фильтрации мы ищем максимальное значение в отфильтрованном изображении $m = \max(F_{a,k}(i,j))$ и заносим данное значение, и угол поворота в массив.

Следующим шагом будет нахождение максимума в массиве значений m. Далее извлекаем соответствующий данному максимуму угол из массива углов, следствием этого будет получение предварительной оценки направления границы, которая дала на выходе фильтра самый сильный отклик.

После этого проверяется поровое условие*TF> (Mmax)•tF*, где *Mmax* – граница значения, которое накопит фильтр при выполнении условия, что граница включает единичный скачок и имеет длину не меньшую длины фильтра.

Следующий шаг – нахождение значения Mmax. На рисунке 3.8 показан вертикальный перепад яркости.

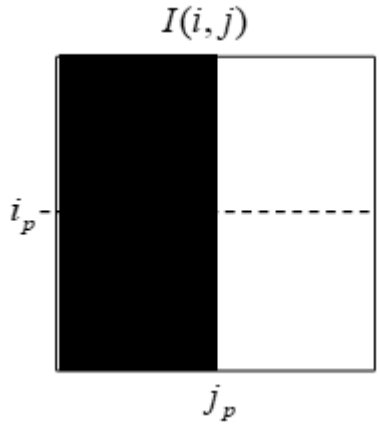


Рисунок 3.8 – Вертикальный перепад яркости.

Идеальная вертикальная граница представляет из себя резкий перепад по яркости:

$$I(i, j) = \begin{cases} 0; & j < j_p \\ 1; & j \geq j_p \end{cases}$$

График данного перепада показан на рисунке 3.9.

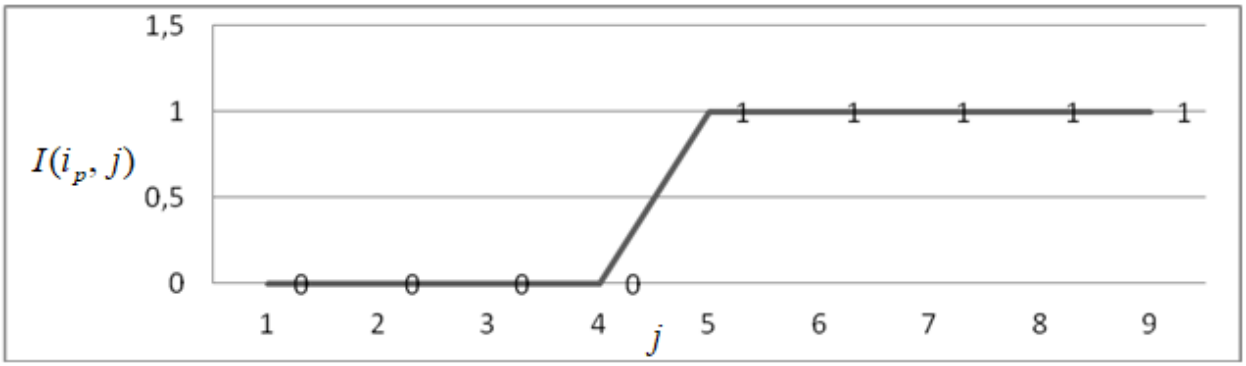


Рисунок 3.9 – График перепада яркости

На рисунке 3.10 показан график перепада после сглаживания по 3.3.

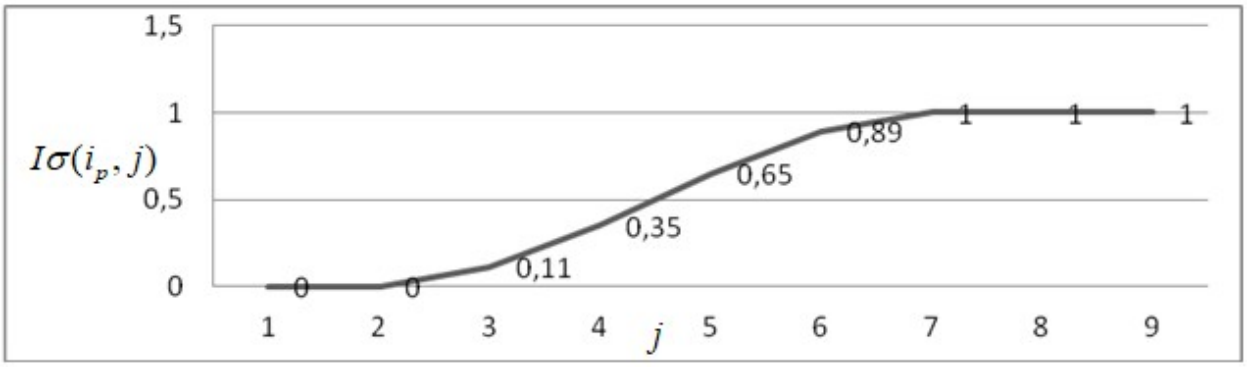


Рисунок 3.10 – Сглаженный перепад

На следующем рисунке 3.11 показан график перепада после дифференцирования с помощью 3.5

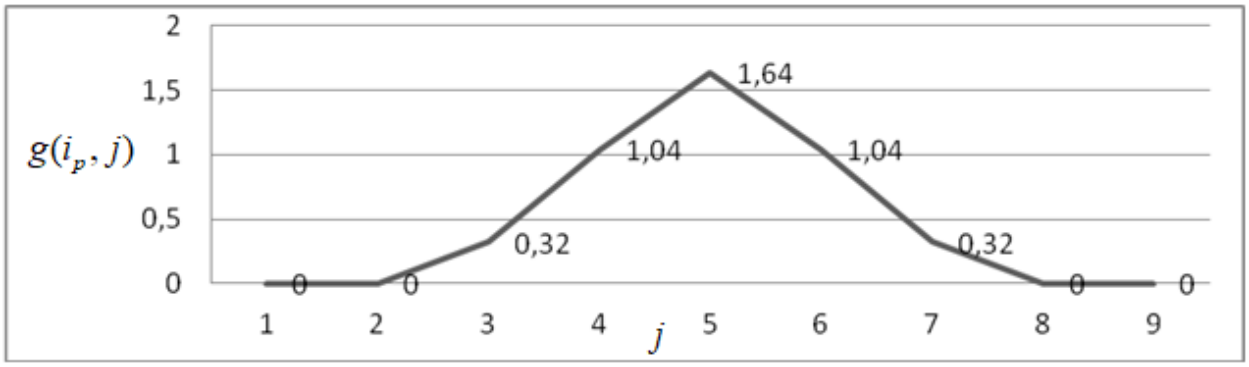


Рисунок 3.11 – Дифференцированный перепад

Фильтр, который производит свёртку по 3.6 может накопить *Mmax = 1,64•17=27,9*при условии размера маски [17x17].

Следующая задача в данном алгоритме выделить профиль градиента и получить оценку координат начальных и конечных точек линий кромок. Фильтр помещается под необходимым углом a_M и обрабатывается соответствующий градиент. Находятся координаты максимума M – строки и столбцы i_M и j_M. Берётся профиль градиента $G_{i_M}(j)$, под углом a_M и идущий через координаты i_M и j_M. Берем профиль в соседней верхней и нижней строке с координатами i_M+1 и i_M-1 соответственно. Чтобы

получить профиль, используется изображение включающее прямые линии, проходящие через координаты i_M, i_M+1, i_M-1 под углом a_M. После этого изображение с прямыми линиями сворачивается с градиентным, и мы получаем профиль в три строки.

Чтобы оценить начальную и конечную точки, максимальный коэффициент оценивается по общему градиенту $Gs(j)$ в пределах максимальной оценочной области, поскольку на изображении, подвергнутом фильтрации, координата максимума может не соответствовать координате максимума на градиенте. Локальное максимальное значение ищется в пределах максимальной области оценки.

Выбирается область оценки максимума, равная стороне фильтрующего окна, в этом конкретном случае размер стороны окна 17, следовательно максимальная область оценки также равна 17. От значения локального максимума рассчитывается пороговое значение по градиенту: $TG = MG \cdot tG$, где tG - значение порогового коэффициента $1>tG>0$.Пока импульс больше значения порога, осуществляется отсчёт от точки j_M до начальной точки j_S и вправо до конечной точки j_E. Весь процесс можно увидеть на рисунке 3.12.

Важно заметить, что величина суммарного градиента в точке j_M может оказаться ниже порога *TG* (см рис 3.13). В таком случае отсчёт начинается от j_M в сторону j_{MG} до момента, пока не будет превышен уровень порога TG, та точка, в которой фиксируется момент превышения порога, становиться точкой начала j_S. А точка, в которой превышение порога заканчивается, фиксируется как точка конца j_E.

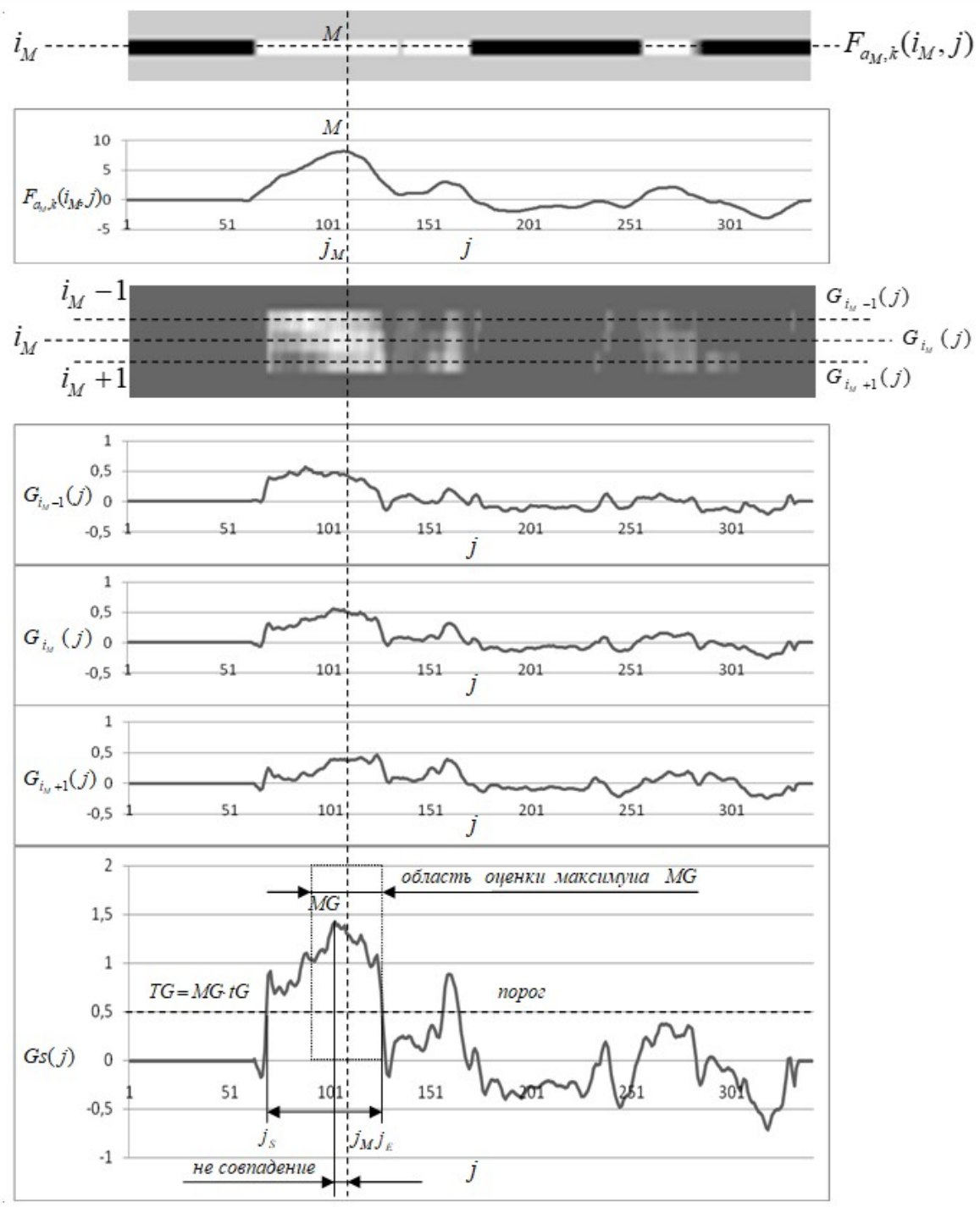


Рисунок 3.12 – Оценка точек начала и конца

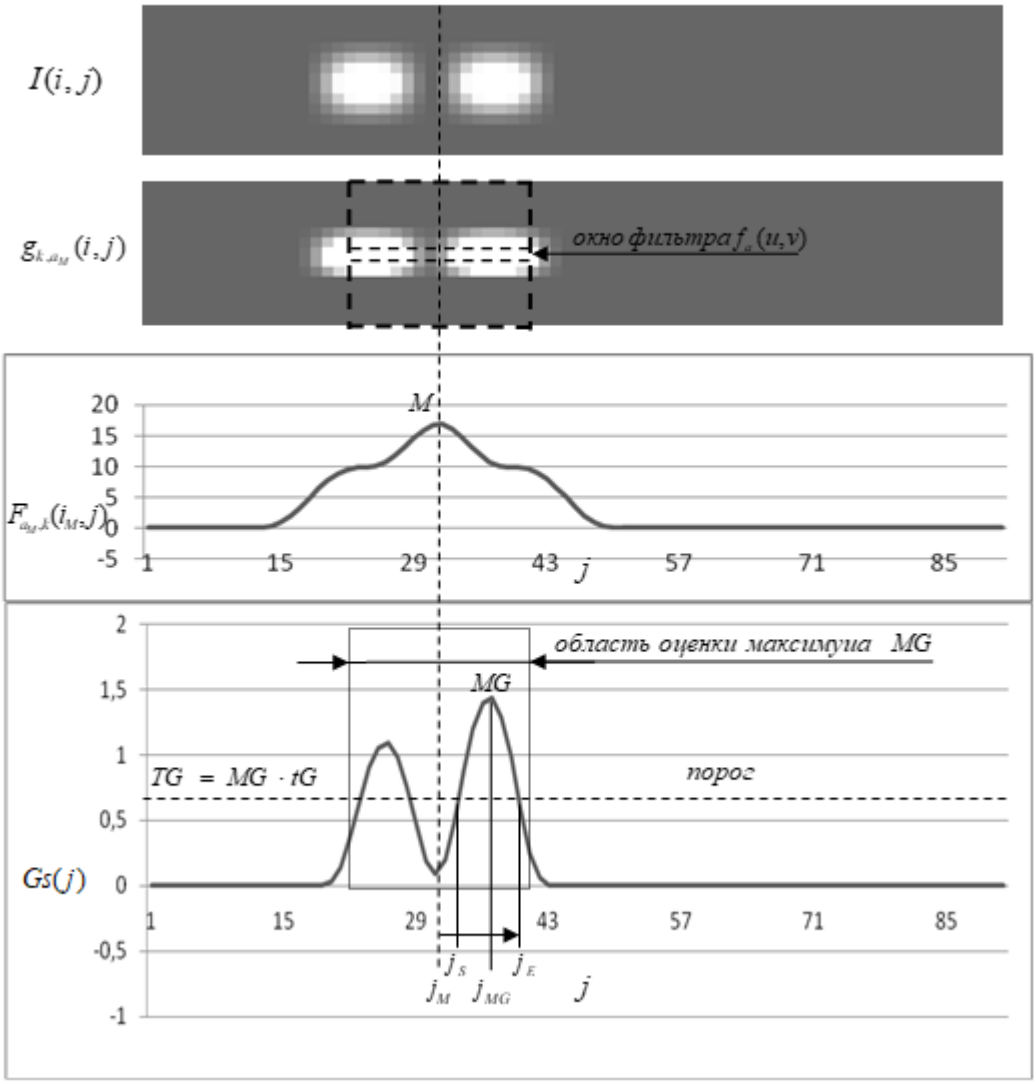


Рисунок 3.13 – Провал градиента

Следующий шаг – это селекция границ по направлению. В процессе определения угла a_M может появиться угловая ошибка из-за: 1) Конечного размера фильтрующей маски. 2) Дискретности настроек угла наклона фильтра. На рисунке 3.10 изображено градиентное представление наклонной границы, вблизи окна граничного фильтра, он представляет собой прямую линию, и максимум будет находиться под углом 0 градусов. Следствием этого будет неточность определения угла ошибки.

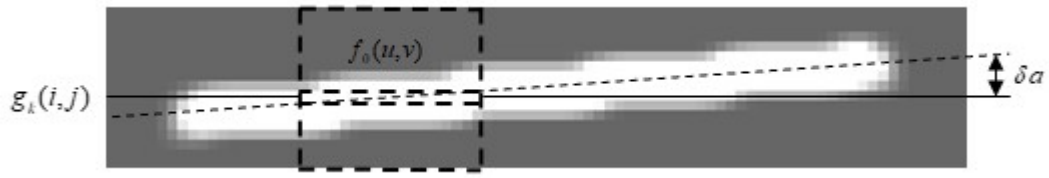


Рисунок 3.14 – Угол ошибки

Оценка угловой погрешности реализовывается с помощью корректировки области выбора профиля градиента кромки в пределах +6 градусов и -6 градусов, считая от угла фильтра, при этом используется шаг 0.25 градусов. На каждом шагу корректировки фиксируется параметр длины линии lвдоль порога *TG*и сумма градиента кромки по всей длинеl. На рисунке 3.15 изображены графики профилей по углам 6, 3, 0, -3, -6. На рисунке 3.16 на верхнем графике показана зависимость расчетной длины кромкиl от угла поворота ar.

Накопление градиента происходит суммированием на каждом шаге поворота ar значения кромки по всей расчетной длине границы, следовательно угловая ошибка будет соответственна углу, при котором значение накопленного градиента будет наибольшей.

$$sumGs(ar)=\sum_{j=j_S}^{j_E} Gs(j)$$

$$\delta a \rightarrow MGs=\max\left(sumGs(ar)\right)$$

Угол оценённый для кромки, изображённой на рисунке 3.14, показан на рисунке 3.16 на нижнем графике.

Оценённый угол кромки с поправкой:

$$A=a_M+\delta a$$

Получаются координаты начальной и конечной точек линии под углом *A* и рассчитываются координаты вдоль осиу.

$$x1 = j_M - j_S$$

$$x2 = j_M + j_E$$

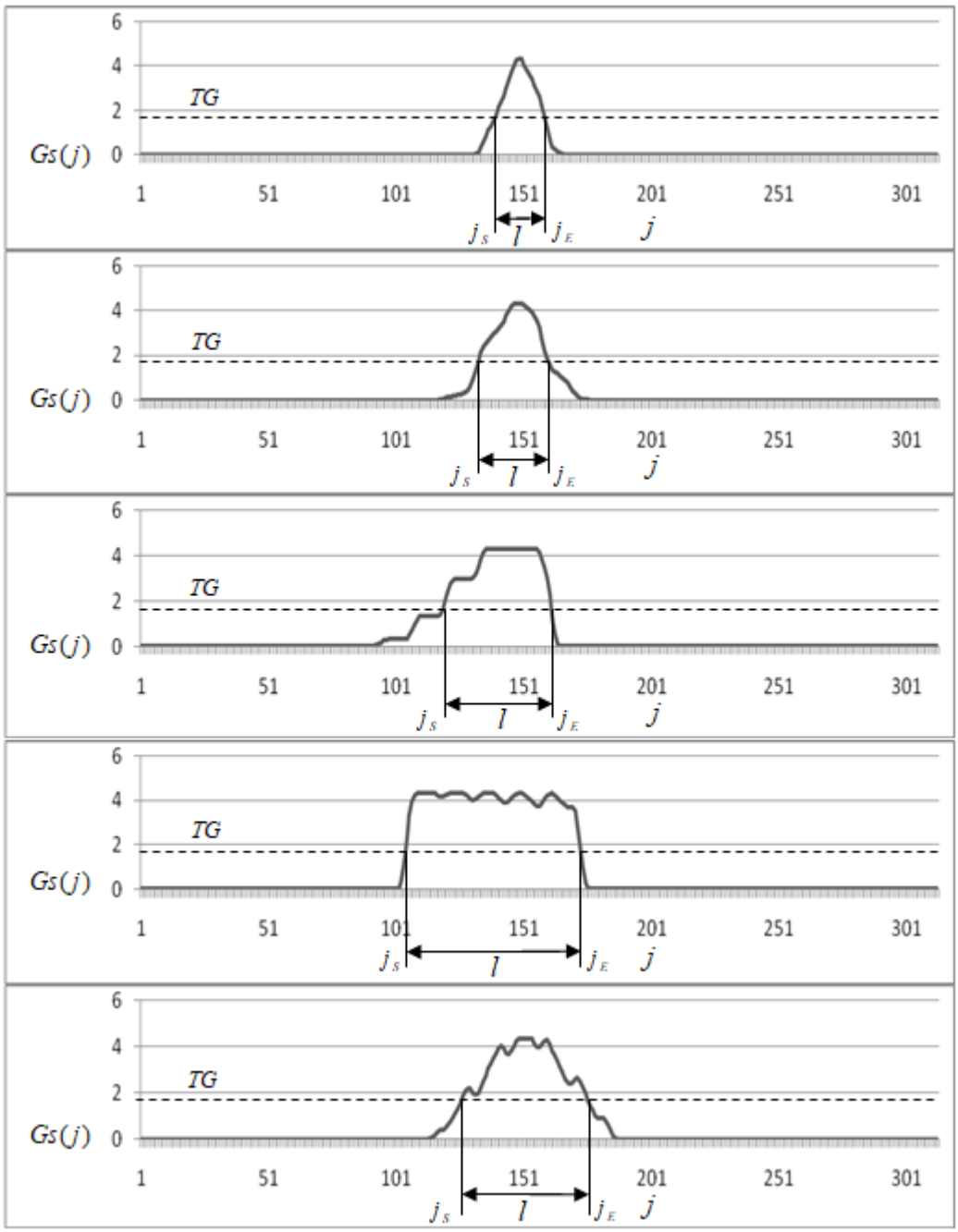


Рисунок 3.15 – Графики подстройки профиля

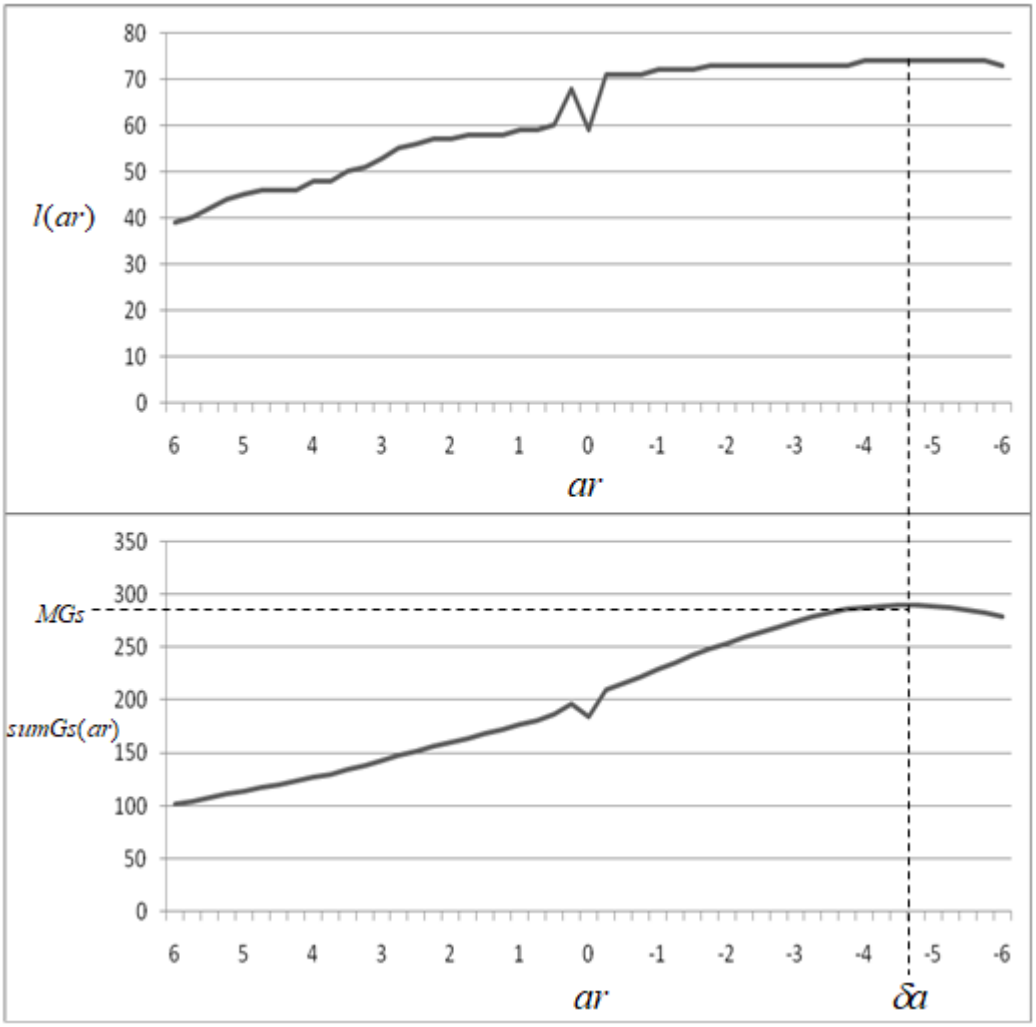


Рисунок 3.16 Селекция кромки по направлению

Следующим шагом необходимо удалить сегмент кромки на градиентах. Это необходимо для того, чтобы при последующем выполнении алгоритма координаты максимума снова не указали на неё. По этому формируется изображение единиц *D(i, j)* и нулей в удаляющей области. На градиенте анализируется ширина выделенной кромки на всех дискретных участках её длины l начиная от $j_M - j_S$ заканчивая $j_M + j_E$. И учитывая порог TGD = MG•tGD определяем координаты i_{SD}, i_{ED} .

Изображение с предполагаемой удаляемой кромкой попиксельно свёртывается с градиентным изображением, на котором был зафиксирован

максимум, и с *k+1*и *k-1*градиентами. На других градиентных изображениях выделяемая кромка сильно ослабляется.

На рисунке 3.17 показано изображение с выделенной кромкой. А на рисунке 3.18 показан градиент с удалённой выделенной кромкой.



Рисунок 3.17 – Выделенный фрагмент.

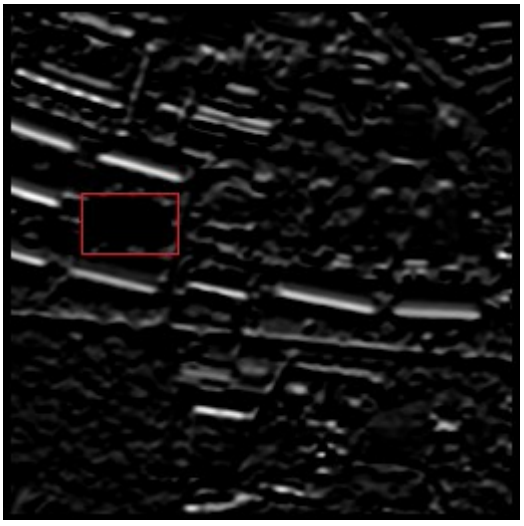


Рисунок 3.18 – Выделенная кромка удалена.

Далее весь алгоритм повторяется для второй кромки и для последующих. Последовательность обнаружения и выделения зависит от

интенсивности кромок. В первую очередь алгоритм выделяет самые интенсивные и большие по длине кромки.

За счёт использования накопления профилей градиентов в три строки и фильтра, который оценивает положение и угол кромок, алгоритм может работать даже при небольших отношения с/ш.

4. СРАВНЕНИЕ И РЕЗУЛЬТАТЫ ПРЕДЛОЖЕННОГО МЕТОДА И ДРУГИХ МЕТОДОВ ВЫДЕЛЕНИЯ КРОМОК ОБЪЕКТОВ.

4.1 Исследование применения различных способов выделения прямолинейных сегментов кромок к тестовому изображению

Сравнение производится с помощью тестового полутонового изображения с наложенным белым шумом с известным значением отношения сигнала и шума. (см рис 4.1).

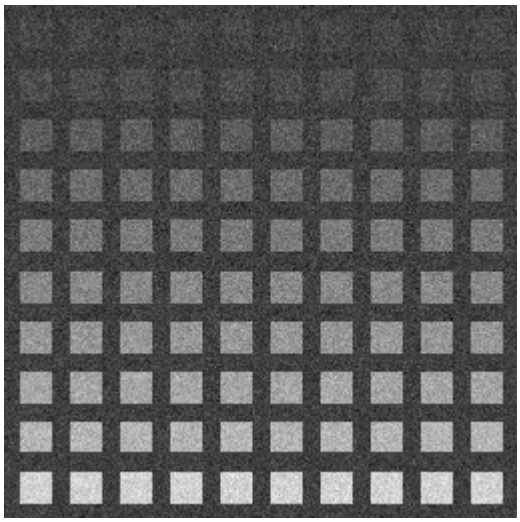


Рисунок 4.1 – Тестовое изображение

На изображении объекты расположены по 10 штук в каждом из 10 рядов. Значения сигнал/шум от самого яркого до самого зашумлённого: 11.6, 9.30, 8.14, 6.98, 5.81, 4.65, 3.49, 2.32, 1.16, 0.58.

Критерием сравнения принято количество выделенных границ в зависимости от зашумлённости изображения.

Характеристики шума: мат ожидание mx = 0,5, СКО σ = 1, диапазон изменения яркости от 0 до 1.

Далее приведено изображение после использования детектора Кенни (см рис 4.2). А далее преобразование Хафа – на рисунке 4.3.

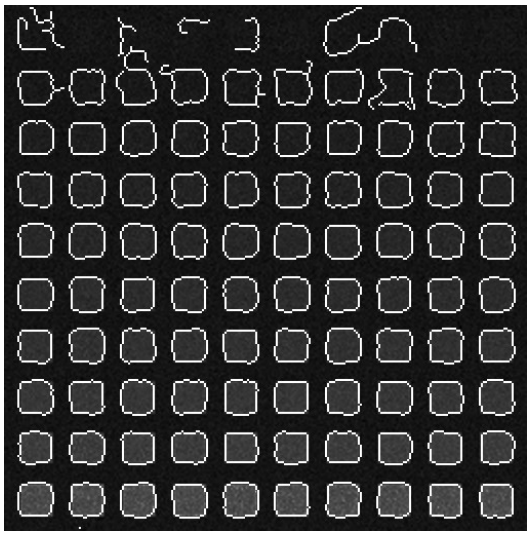


Рисунок 4.2 – Применение детектора Кенни

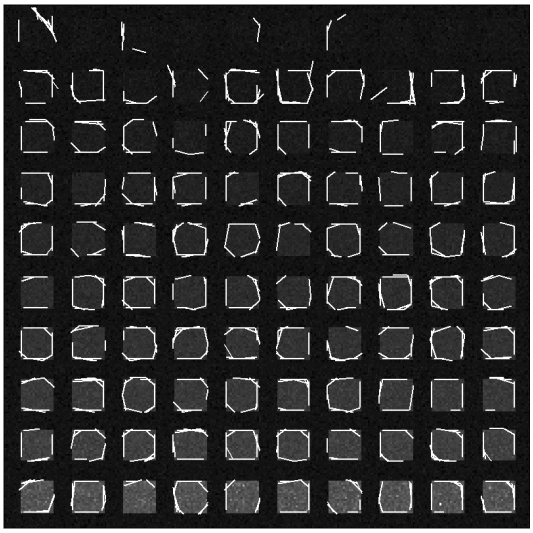


Рисунок 4.3 – Применение преобразования Хафа

Далее на рисунке 4.4 показан результат применения детектора Рендела на тестовом изображении.

В итоге можно сделать вывод, что детектор Кенни и преобразование Хафа имеют свои недостатки. Так алгоритм Кенни, например, рисует дрожащие линии при выделении объектов, а применение преобразования Хафа к результату детектора Кенни приводит к разрушению цельных линий, вместо чего мы видим набор коротких отрезков.

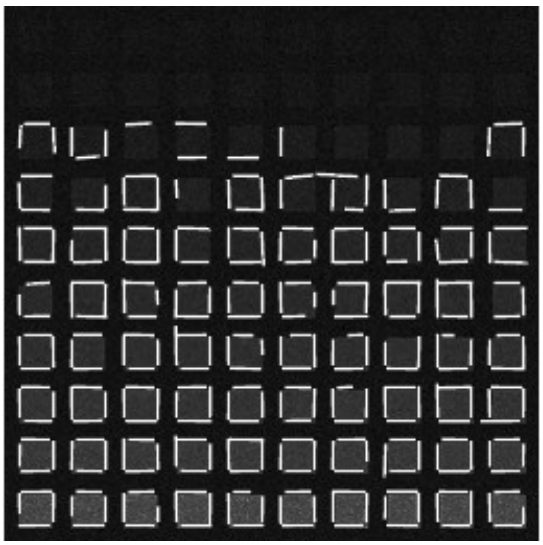


Рисунок 4.4 – Результат применения детектора Рендела.

Более интересны результаты применения детектора Рендела, но он так же имеет свои недостатки, например, теряется цельность выделенного объекта, из за потери точек пересечения выделенных сегментов.

На рисунке 4.5 показан результат применения предложенного метода.

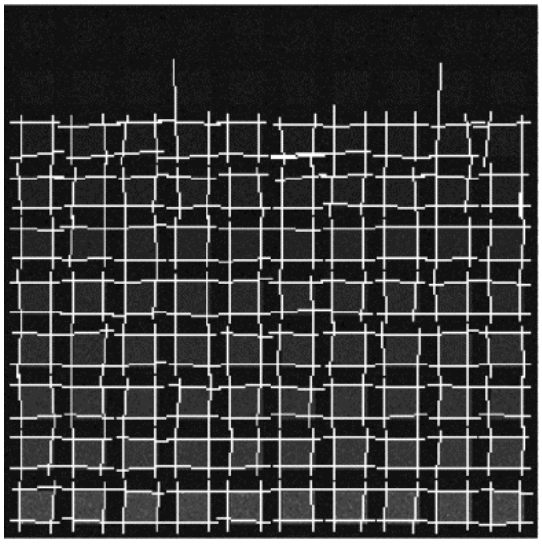
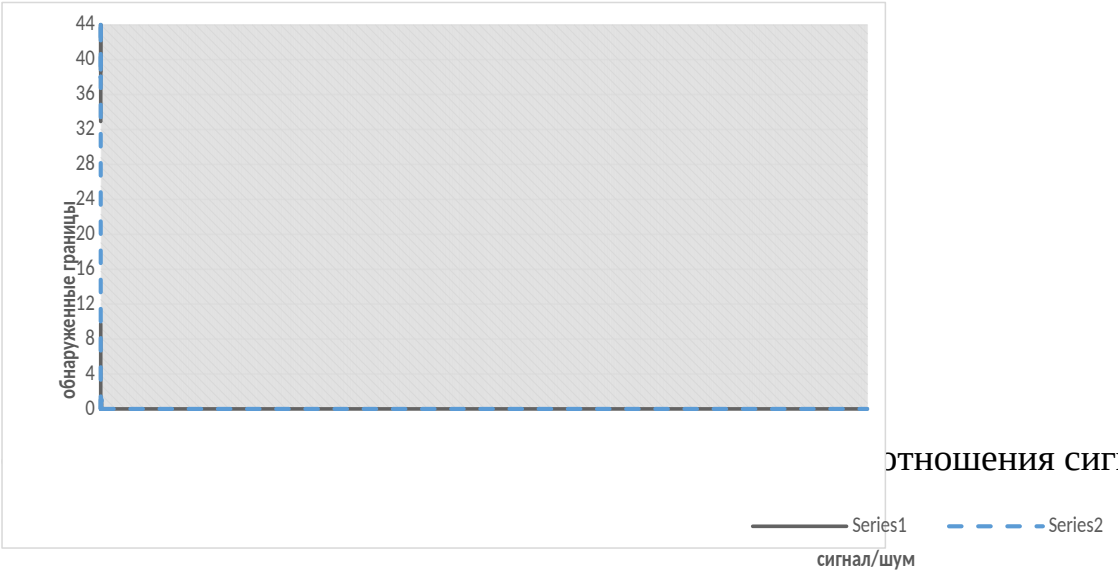


Рисунок 4.5 – Результат применения предложенного метода

Из рисунка 4.5 можно увидеть, что данный метод в отличие от выше перечисленных выделяет кромки без потери точек пересечения

прямолинейных сегментов, что позволит в дальнейшем выделить объекты точнее.

На следующем рисунке 4.6 изображён график зависимости количества выделенных кромок от отношения сигнал/шум на тестовом изображении (на данном графике сравнивается предложенный метод и детектор Рендела, так как он даёт результаты сравнительно лучше остальных перечисленных алгоритмов).



Ри отношения сигнал

На рисунке 4.6 ряд 1 – это обозначение работы предложенного алгоритма; ряд 2 – работа детектора Рендела.

4.2. Исследование применения различных способов выделения прямолинейных сегментов кромок к реальному радиолокационному изображению

Применим все выше использованные методы к реальному радиолокационному изображению.

На рисунке 4.7 показано начальное изображение без обработки.



Рисунок 4.7 – Исходное изображение

На расунке 4.8 показано изображение, которое является результатом обработки детектором Кенни, после чего для выделения границ по полученным контурам на обработанное изображение применяется преобразование Хафа на рисунке 4.9. И на рисунке 4.10 показаны результаты применения на исходное изображение детектора Рендела.

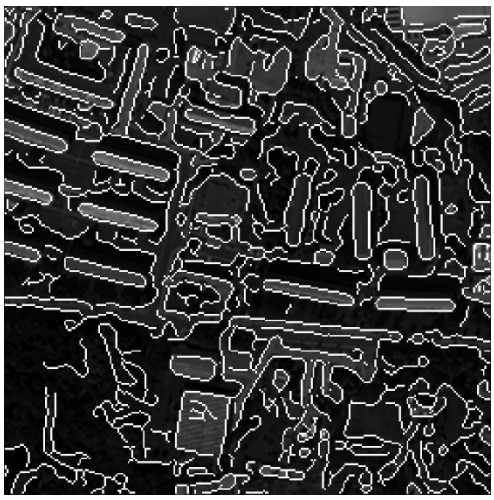


Рисунок 4.8 – Применение детектора Кенни



Рисунок 4.9 – Применение преобразования Хафа

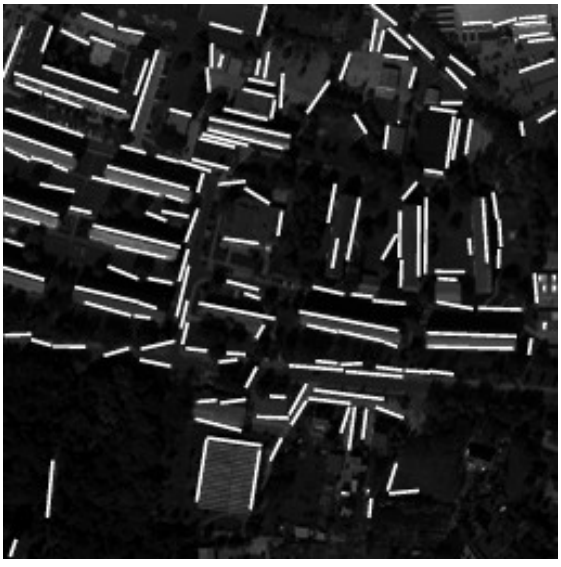


Рисунок 4.10 – Применение детектора Рендела

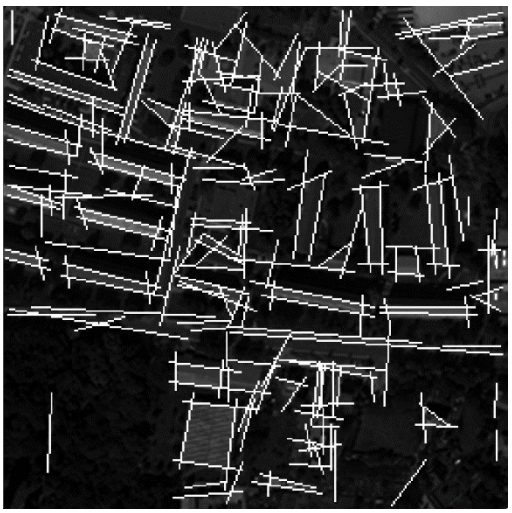


Рисунок 4.11 – Применение предложенного метода

На рисунке 4.9 видно, что как и на тестовом изображении комбинация алгоритмов Кенни и Хафа не дают эффективного результата, так как контуры детектором Кенни выделяются ступенчатой, дрожащей линией, что не позволяет преобразованию Хафа получить цельные линии, вместо этого получается набор маленьких отрезков. Также на рисунке 4.10 можно увидеть, что детектор Рендела теряет множество кромок и точек пересечений выделенных отрезков. На рисунке 4.11 присутствует много лишних неточных отрезков, но также отчётливо присутствуют структуры выделенные линиями, которые имеют точки пересечения, что позволяет выделить на изображении объекты.

4.2.3 Сравнение основных алгоритмов и результаты разработки.

Предложенный алгоритм, в сравнении с существующим алгоритмом, который был взят за основу создания предложенного метода, даёт идентичный результат по точности выполнения заданной задачи. Но при этом за счёт усовершенствования этапа фильтрации линейных сегментов кромок, даёт более быстрый результат выполнения программы. Так же за счёт замены процедуры вращения градиентного изображения, при

фильтрации линейных сегментов кромок на фильтрацию неподвижного изображения с помощью фиксированного набора фильтров (см рис 3.6), предложенный алгоритм позволяет гораздо быстрее работать с изображениями более крупного разрешения. На рисунке 4.12 показано сравнение результатов обработки изображения с помощью существующего алгоритма и предложенного алгоритма, результат получился идентичный.

Существующий алгоритм Предложенный алгоритм

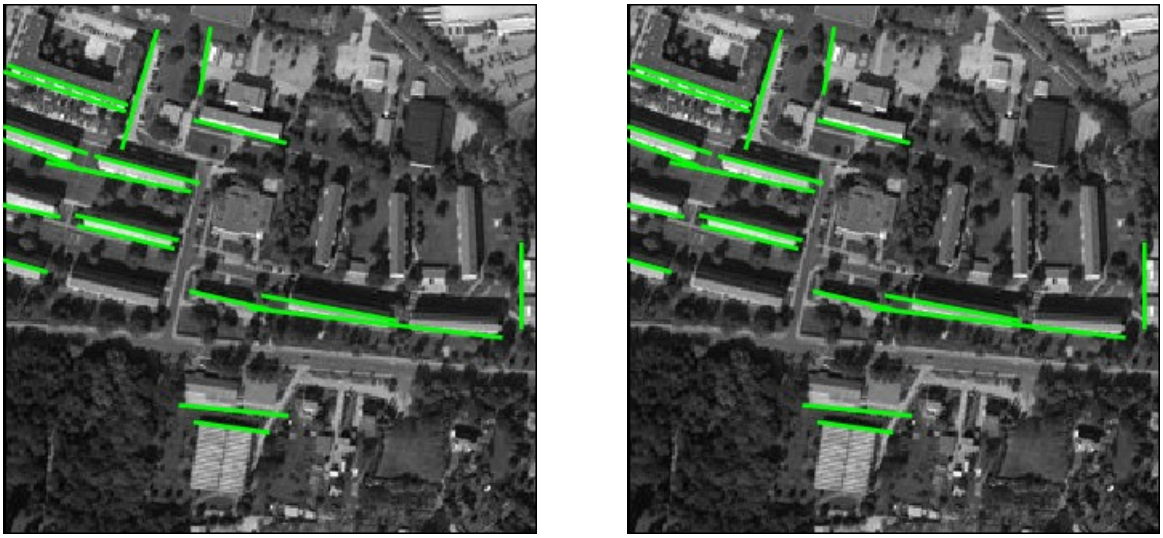


Рисунок 4.12 – Сравнение алгоритмов на изображении 256x256 точек

На рисунке 4.13 изображено сравнение этих же алгоритмов но на изображении большего размера 640x450 точек.

Существующий алгоритм Предложенный алгоритм

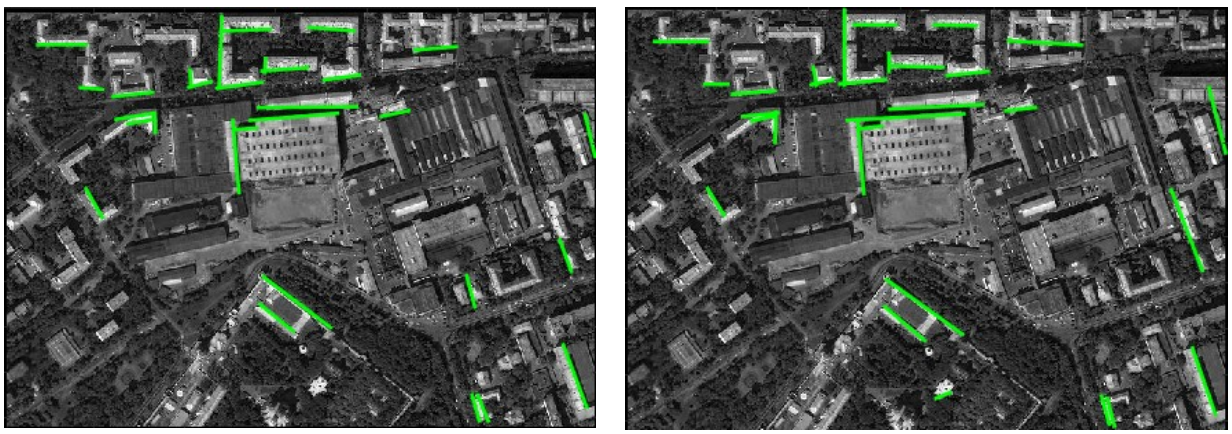


Рисунок 4.13 – Сравнение алгоритмов на изображении 640x450 точек.

Результат сравнения также получился практически идентичный. Ниже, в таблице 4.1 приведены результаты, показывающие время выполнения программы, в зависимости от размера обрабатываемого изображения. Размеры изображения 256x256 и 640x450 указаны в точках(пикселах), время выполнения алгоритма указано в секундах. Условия испытаний одинаковые для обоих случаев (выделяется 30 линий).

Метод	Время выполнения программы	
	256x256	640x450
Существующий	16,69	60,64
Предложенный	7,88	20,57

Таблица 4.1 – Время выполнения программы при различных размерах изображения.

5. СПЕЦИАЛЬНЫЕ ВОПРОСЫ ОБЕСПЕЧЕНИЯ БЕЗОПАСНОСТИ

Данная выпускная квалификационная работа заключается в разработке метода выделения прямолинейных сегментов кромок на радиолокационных изображениях. Исследования и разработка проводились путем моделирования алгоритмов в среде MATLAB. С целью сделать работу в данной программной среде максимально продуктивной, удобной и понятной необходимо соответствие интерфейса программы MATLAB ГОСТу 9241. Разработка программных алгоритмов подразумевает использование персонального компьютера (ПЭВМ).

В современном мире использование ПЭВМ уже является частью повседневной жизни практически каждого человека. Специалисты области программирования вынуждены использовать компьютер на протяжении длительных отрезков времени в процессе работы. Неприятные ощущения и дискомфорт в пояснице возникают из-за неправильного положения спины, сутулости, неправильного положения ног, проще говоря, из-за нарушения требований эргономики рабочего места. Проблемы со зрением могут возникать из-за несоответствующей яркости экрана и неудобного интерфейса программы. Чтобы избежать негативного влияния времени, проведённого за работой на здоровье, необходимо знать о правильном расположении рабочего места за компьютером и о соответствии интерфейса MATLAB требованиям ГОСТ 9241.

5.1. Эргономика рабочего места

Оценка осуществляется в соответствии с ГОСТ ИСО 14738- 2007 "Безопасность машин. Антропометрические требования при проектировании рабочих мест машин", СанПиН 2.2.2.542-96 "гигиенические требования к видеодисплейным терминалам, персональным электронно-вычислительным машинам и организации работ" и с СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 "Гигиенические

требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы"

5.1.1. Правильная организация рабочего места.

1. Устанавливать монитор желательно в углу комнаты в развернутом его задней панелью к стене положении. В помещении, где работают несколько человек, при размещении рабочих мест с ПЭВМ расстояние между рабочими столами с видеомониторами (в направлении тыла поверхности одного видеомонитора и экрана другого видеомонитора) должно быть не менее 2,0 м, а расстояние между боковыми поверхностями видеомониторов - не менее 1,2 м. Ни в коем случае нельзя ставить компьютеры друг против друга. Так же нельзя оставлять монитор включенным на длительное время. Требуется заземлить ПК.

2. При работе за компьютером должно быть соблюдено расстояние до экрана монитора не менее 50 - 70 см (см рис 5.1).

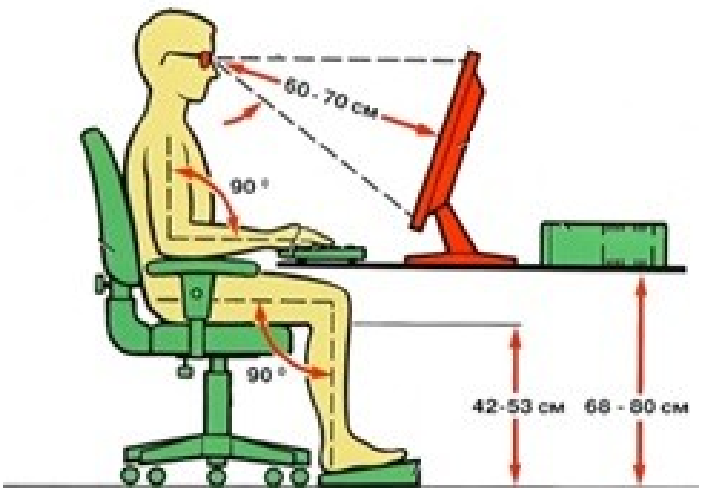


Рисунок 5.1 –правильная организация рабочего места

Основными мероприятиями для того, чтобы избежать утомления являются: правильная организация рабочего места, ограничение

продолжительности работы с компьютером в соответствии с категорией пользователя и характером выполняемой им работы; для профессиональных пользователей - обязательные плановые перерывы, во время которых рекомендуется выполнение специальной гимнастики для глаз; в учебных заведениях - подключение к компьютерам таймеров, для нормирования времени работы.

3. Рабочее место должно быть комфортным и иметь достаточное освещение, лучи света не должны мешать глазам. Монитор лучше расположить дальше, чем при обычном чтении. Верхняя граница экрана должна располагаться на уровне глаз. Если работа производится с текстами на бумаге, листы следует расположить ближе к экрану, чтобы избежать лишних движений шеей и глазами при переводе взгляда. Освещение необходимо создать таким образом, чтобы на экране не было бликов. Следует применять современные лампы, для получения оптимального освещения. Лучшие цвета для отделки рабочего помещения - белый, лимонно-желтый и салатный.

4. Экран компьютера собирает пыль, поэтому необходимо регулярно протирать его антистатической жидкостью или использовать специальные салфетки, так как спирт может испортить антибликовое покрытие.

5. Следует выбирать удобную мебель для работы за компьютером, так как это обеспечит удобство положения рук, ног и спины. Под столом нужно обеспечить достаточное пространство для того, чтобы при усталости была возможность вытянуть ноги; а кресло должно быть "компьютерным"- вращающимся, с регулятором высоты, подлокотниками и удобной спинкой, с полумягким нескользящим покрытием. При необходимости под спину можно подложить подушку для профилактики пояснично-крестцового остеохондроза. В положении сидя ступни ног должны располагаться на полу, бедро - параллельно полу, спина прямая. Наглядные пример стола и всех необходимых размеров показаны на рисунке 5.2.

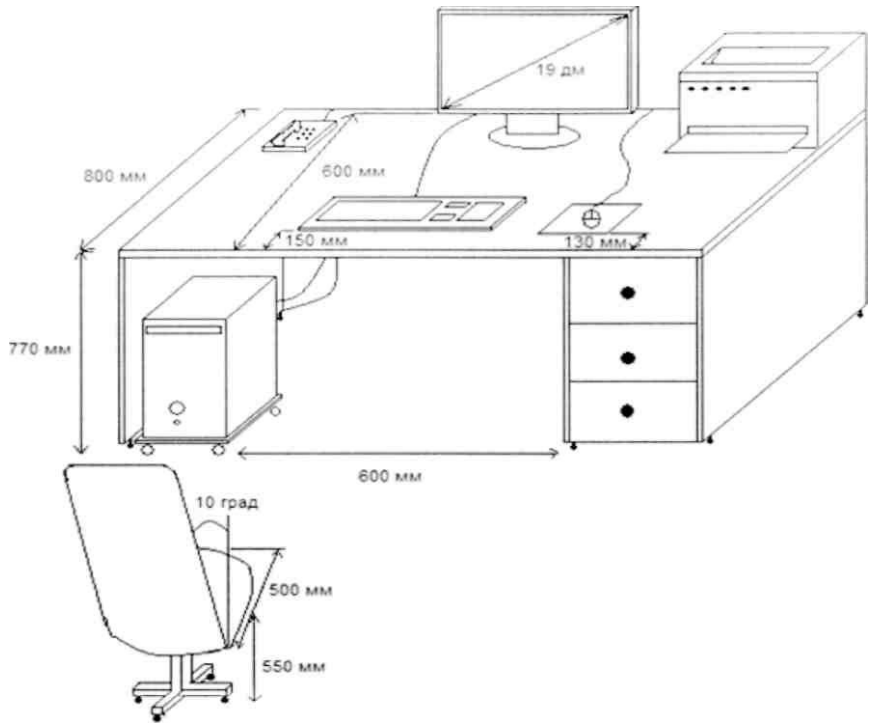


Рисунок 5.2 – Компьютерное рабочее место и нормы размеров

Конструкция кресла/стула должна соответствовать ряду требований:

- ширина и глубина сиденья должна быть не менее 400 мм;
- сиденье должно иметь закругленный передний край;
- регулировка высоты сиденья должна свободно производиться в пределах 400 - 550 мм так же должна предусматриваться регулирующийся угол наклона вперед до 15 град, назад до 5 град.;
- высота спинки должна быть не менее 320 мм, ширина - не менее 380 мм и радиус кривизны горизонтальной плоскости - 400 мм;
- регулируемое расстояние спинки от переднего края сиденья в пределах 260 - 400 мм;
- наличие стационарных подлокотников не менее 250 мм в длину и 50 - 70 мм в ширину;

- наличие регулировки подлокотников по высоте 230 мм и внутреннего расстояния между подлокотниками в пределах 350 - 500 мм.

Спинка офисного стула/кресла является опорой для поясничного и нижней половины грудного отдела позвоночника. Небольшая выпуклость в нижней части спинки придаёт фиксацию средних поясничных позвонков в правильном, с точки зрения физиологии, положении. Важно, чтобы у спинки была возможность регулировки наклона. По ходу работы важен регулярный отдых, так как в однообразной позе глаза, шея и спина будут постоянно перегружаться и, как следствие, уставать. Поэтому следует осуществлять такие перерывы по несколько минут ежечасно.

5.1.2. Требования к выбору рабочего оборудования

Для уменьшения нагрузки на глаза следует использовать антибликовое покрытие для экрана. Оно улучшает видимость экрана путём уменьшения влияния бликовых пятен. В данное время нет научных доказательств, которые подтвердили, что длительная работа за компьютером наносит постоянный ущерб глазам, но длительное нахождение за компьютером может чрезмерно напрягать глаза. Часто многие прибегают к использованию ноутбуков. Малые размеры клавиатуры чреваты стесненными позами пальцев и рук, что приводит к быстрой усталости, если устройство используется в течение длительных отрезков времени. Рекомендуется использовать полноразмерную стационарную USB-клавиатуру, если работать приходится на портативном компьютере.

5.1.3. Правильное рабочее положение за компьютером.

Результатом длительного нахождения в неправильном и неудобном рабочем положении может быть развитие поясничного остеохондроза с синдромом

люмбоишиалгии, грыжи позвоночного диска, Грыжи Шморля. Помимо дистрофических явлений в позвоночнике, развиваются невропатии лучевого, локтевого, срединного нерва, что может проявляться в виде туннельного синдрома, синдрома хронической усталости, шейного остеохондроза с развитием синдрома цервикалгии, развития сколиоза высоких степеней, невропатии плечевого сплетения, синдрома передней лестничной мышцы, сильной приверженности к развитию миозитов поперечной мускулатуры спины, нарушение мышечного корсета спины. Эти недуги в свою очередь приводят к развитию внутренних болезней со стороны сердечно-сосудистой системы в виде пароксизмальных тахиаритмий, фибрилляции предсердий, эктопических желудочковых ритмов, развитию острого коронарного синдрома, что вкупе с имеющимися у человека нарушениями неврологического аппарата и проявлениями болевого корешкового синдрома на разных уровнях позвоночника - затрудняет дифференциальную диагностику наиболее опасных состояний. При работе за компьютером пользователю необходимо сесть в естественную позу в расслабленном состоянии. Не стоит забывать, что нужно менять положение осанки или менять вид деятельности (с сидячей работы на положение стоя). При работе с компьютерной мышкой пользователю желательно: избегать чрезмерного сжимания мыши или нажатия кнопок с большими усилиями, также не стоит сгибать запястья вбок или вперед. На рисунке 5.3 приведено правильное расположение руки при работе с мышью.

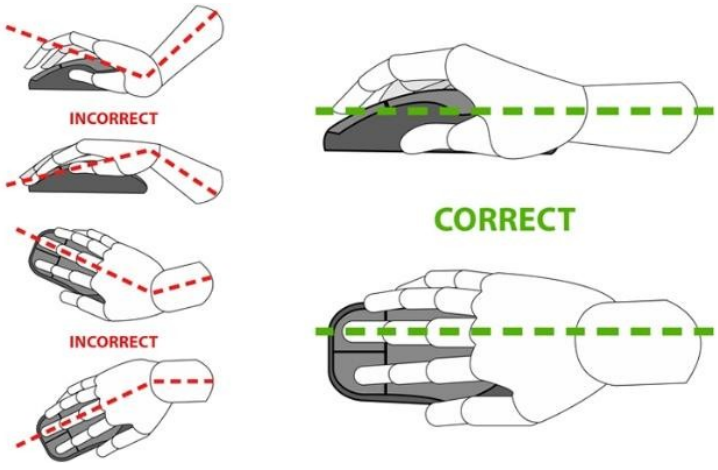


Рисунок 5.3 – Правильное положение руки на компьютерной мыши

5.1.4. Оценка освещения и окружающей атмосферы

Освещение рабочего места — это одно из важнейших мероприятий. Не рекомендуется долго держать зрительные органы в условиях высокой яркости или повышенной затемненности. Если пользователь вынужден корректировать зрение за счет очков или глазных линз, в таком случае эти приспособления приобретают характер предметов личной гигиены и их использование должно осуществляться в соответствии с принципами асептики. Правильное освещение рабочего места исполняется следующим образом: Разрабатывается проект, в соответствии с нормами, далее данный проект согласуется со специальными учреждениями. После чего приобретаются материалы, проводятся работы по монтажу. Заключительным шагом выполняется контрольный замер освещенности.

Хотя уровень зашумлённости не представляет никакой опасности для здоровья, при работе он может прерывать деятельность, за счёт отвлекающего или раздражающего фактора. Доступен ряд мер контроля: шумную деятельность стоит запланировать на то время, когда вокруг мало людей; необходимо установить тихое оборудование для офисного использования; поддерживать оборудование в чистоте и быстро сообщать о проблемах; • переместить громкое оборудование вдали от людей; щит, перегородка, или покрытие громкого оборудования будут неплохим решением данной проблемы; также стоит установить акустические шумоизоляторы для стен, перегородок, потолка и пола; поместить оборудование на подставки из вибропоглащающего материала;

5.1.5. Гимнастика для устранения усталости и негативных последствий от работы с компьютером

Во время паузы в работе следует взять в привычку выполнение упражнений для здоровья. Данные упражнения могут предотвратить раннюю усталость. Упражнения нужно повторять определённое количество раз. Ниже приведены упражнения, рекомендуемые для отдыха. Упражнения для глаз заключаются в следующем: держите тело и голову в вертикальном положении. Поверните глаза, чтобы посмотреть на потолок, затем поверните, чтобы посмотреть на пол; медленно повернуть глаза влево и вправо, чтобы посмотреть на объекты с двух сторон; повернуть глаза, чтобы посмотреть объекты в правом верхнем направлении, а затем в правом нижнем направлении. Повторить для левого верхнего и левого нижних направлений. Наглядно упражнения показаны на рисунке5.4.

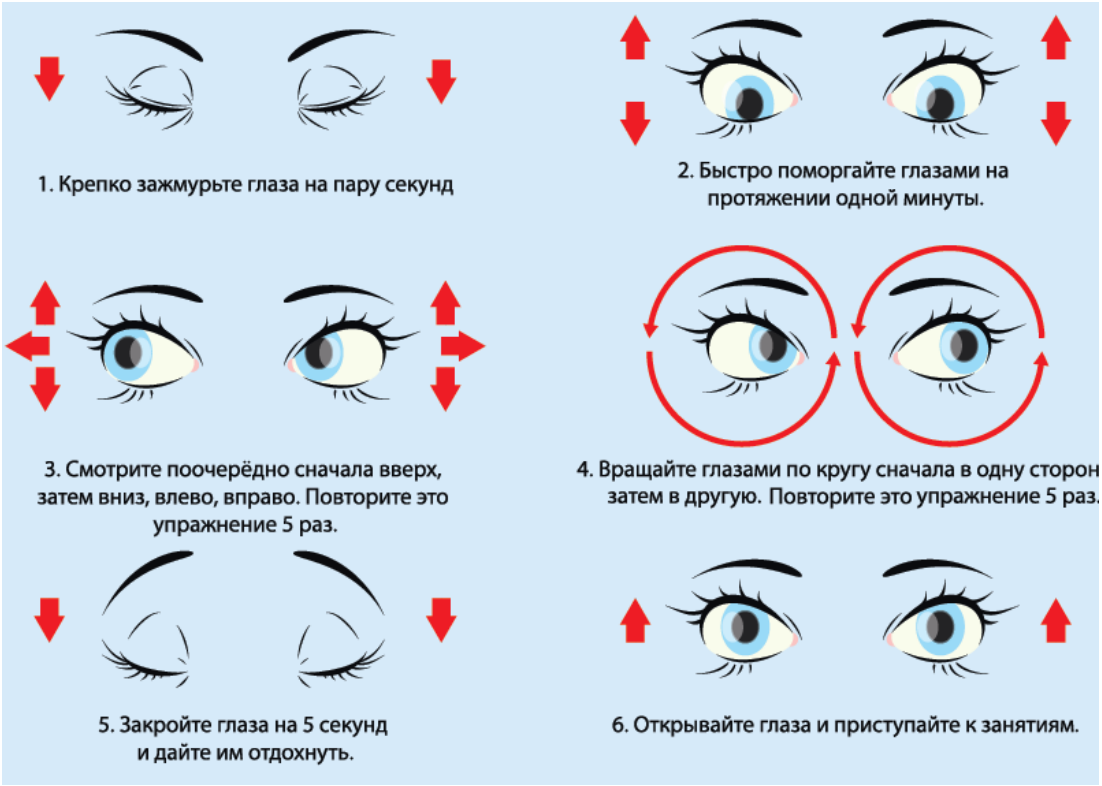


Рисунок 5.4 – Гимнастика для глаз

Упражнения для кистей и пальцев показаны на рисунке 5.5.

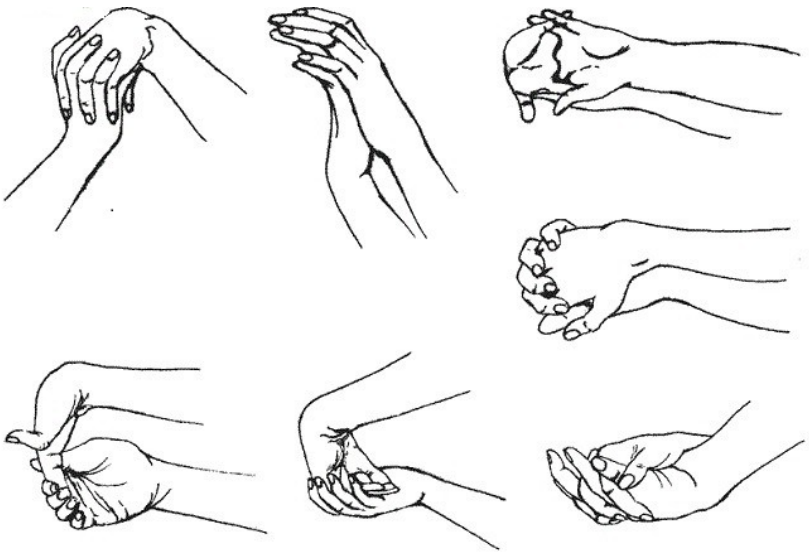


Рисунок 5.5 – Гимнастика для кистей и запястий

На рисунке 5.6 показан комплекс упражнений для спины, шеи, плечевых суставов, суставов рук и поясничного отдела позвоночника.

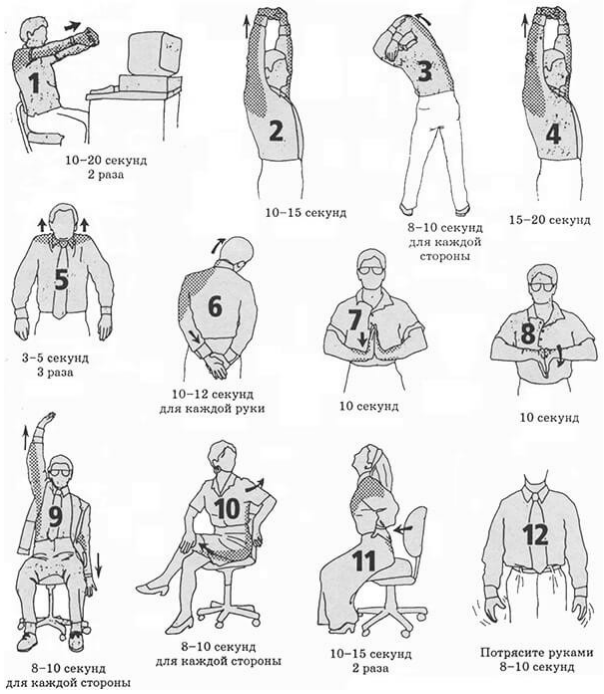


Рисунок 5.6 – Комплекс упражнений

5.2 Анализ эргономики интерфейса программного пакета MATLab

Любое программное обеспечение должно быть удобным и понятным в использовании. Данная проблема решается эргономикой интерфейса той или иной программы. В данном конкретном случае речь пойдёт о программном пакете MATLAB. Большое внимание должно быть уделено простоте и очевидности интерфейса при разработке приложений. Далее будет осуществлен анализ соответствия интерфейса программы MATLab требованиям ГОСТ 9241. В соответствии с данными требованиями, интерфейс используемой программы должен обладать доступностью. Все графические элементы, вкладки и строки меню интерфейса MATLab содержат подписи и соответствуют требованиям стандарта ИСО 9241-171 (см рис 5.7).

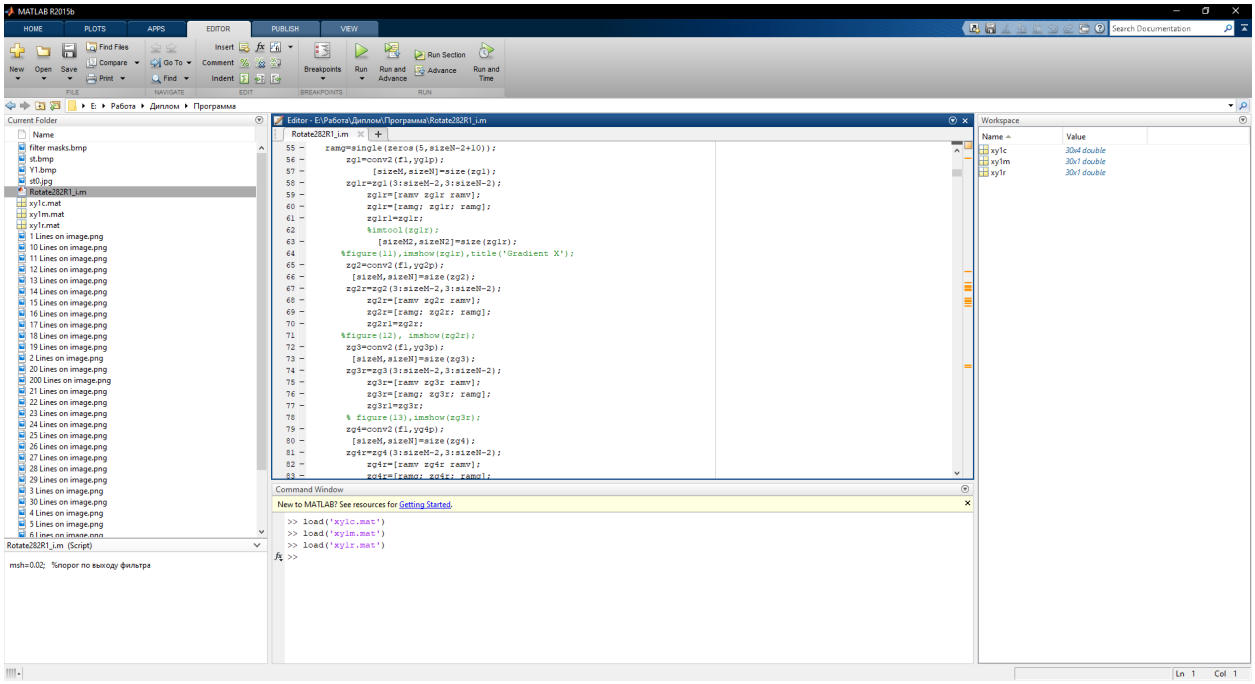


Рисунок 5.7 – Интерфейс главной рабочей площадки

Ввод информации в интерфейс программы осуществляется в основном при помощи клавиатуры. Выполнение программы, написанной в MATLab, может

быть осуществлено при помощи клавиши F5, а остановлено при сочетании клавиш Ctrl+C

Интерфейс MATLab оснащён такими визуальными элементами как:

- CurrentFolder – вспомогательный элемент для осуществления навигации по основным системным дискам и папкам рабочего компьютера. Так же в этом окне отображается содержимое рабочей папки и вся нужная информация описания (см рис 5.8).

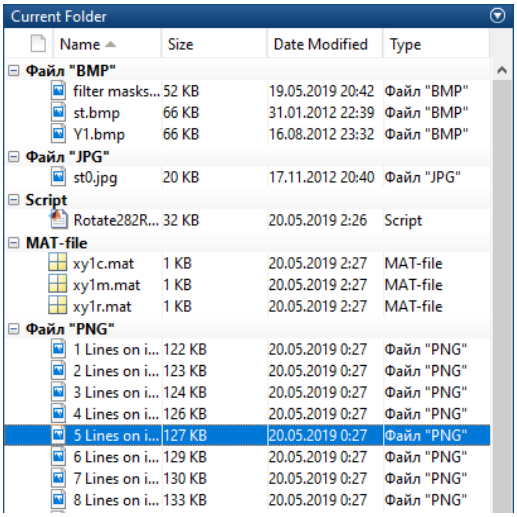


Рисунок 5.8 — Вид окна Current Folder

- Меню –используется для навигации в основном окне программы (см рис 5.9).

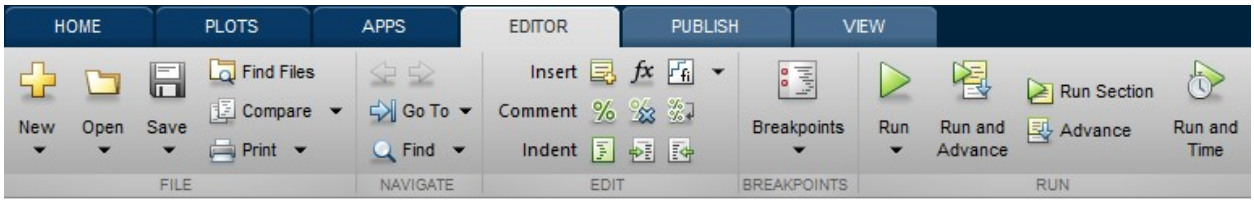


Рисунок 5.9 – Вид меню

- CommandWindow – в данном окне пользователь имеет непосредственную связь с разрабатываемым или исследуемым программным модулем посредству ввода команд. Так же в этом окне отображаются ошибки и присутствуют ссылки к ним. (см рис 5.10).

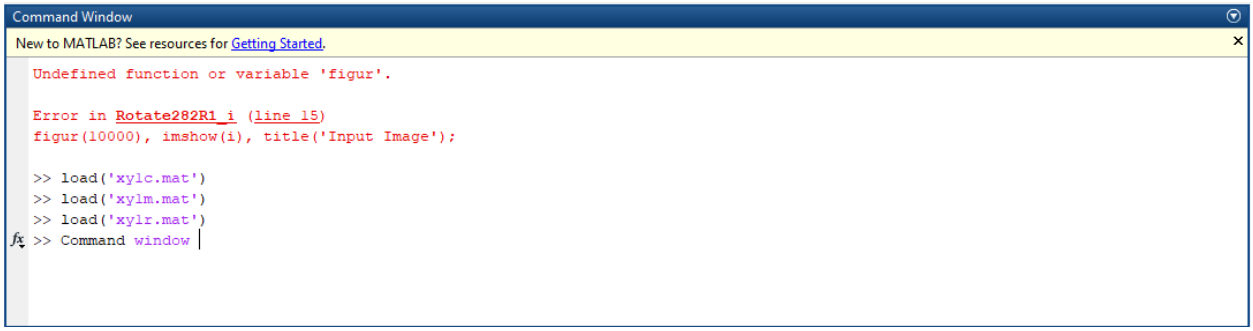


Рисунок 5.10 – Вид командного окна

Также кроме приведенных визуальных элементов программа оснащена справочной информацией по командам и управлению ими. Данный раздел программы можно вызвать с помощью нажатия клавиши F1. Все кнопки в вкладках меню подписаны, что упрощает работу с данной программой. При работе с уже смоделированным алгоритмом, программное оснащение позволяет редактировать код в окне редактора, при этом никак не задевая уже запущенную программу. Следовательно, можно сделать вывод, что интерфейс программыMATLab соответствует требованиям ГОСТ 9241.

5.3 Вывод по разделу

На сегодняшний день компьютер является вынужденной необходимостью в жизни практически любого человека. Он используется для разных целей целей, таких как работа, обучение, общение, развлечения и многих других. Следовательно, из этого можно сделать вывод, что полностью обезопасить себя и своё здоровье от компьютерного воздействия невозможно. Единственные способ уменьшить влияние от использования - это соблюдать правила работы с ПЭВМ, эргономику рабочего места и интерфейса программ с которыми напрямую работает пользователь, а также выполнять упражнения в перерывах между работой на ПЭВМ.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

1. Основы радиотехнических систем : учебное пособие / Ю.Т. Зырянов, О.А. Белоусов, П.А. Федюнин. – Тамбов : Изд-во ФГБОУВПО «ТГТУ», 2011. – 144 с.
2. Техническое зрение в системах управления мобильными объектами2010: Труды научно-технической конференции-семинара. Вып. 4 / Подред. Р.Р. Назирова.— М. : КДУ, 2011.
3. Вики / Техническое зрение / http://wiki.technicalvision.ru/Робастность
4. Вики / Техническое зрение / http://wiki.technicalvision.ru/Точность
5. Вики / Техническое зрение / http://wiki.technicalvision.ru/index.php/Вычислительная_Реализуемость
6. Корябкина И. В. Эффективные способы и средства описания изображений в задачах распознавания образов: дис. канд. тех. наук, М., 2006. С. 9-26.
7. Pavlidis T. Algorithms for Graphics and Image Processing // Computer Science Press, Rockville, MD, 1982.
8. Гуревич И. Б., ЯшинаВ. В. Описательные алгебры изображений с одним кольцом // Распознавание образов и анализ изображений: достижения в математической теории и приложениях.- 2003. - Вып. 13, № 4., Стр. 579-599.
9. Гото Т., Магненат-Талманн Н. Извлечение черт лица для быстрого трехмерного моделирования лица // Обработка сигналов: передача изображений. - Том 17, 2002. - С. 243-259.
10. Nyongesa H. 0., Al-Khayatt S., Mohamed S. M., Mahmoud M. Fast Robust Fingerint Feature Extraction and Classification: Journal of Intelligent and Robotic Systems, Vol. 40, 2004, P.103-112.
11. Лью Д. Х., Лам К. М., Чан Л. С. Освещение инвариантным распознаванием лиц. Распознавание образов, Вып. 38,2005г, стр. 1705-1716.

12. Марр Д. Зрение. Информационный подход к изучению представления и обработки зрительных образов. - М., Радио и связь, 1987. - 400 с.

13. Гримсон В.Е.Л. Распознавание объектов компьютером: роль геометрических ограничений.,1990г.

14. Грюн А., Бальцавиас Е. Геометрически ограниченное сопоставление нескольких фотографий // Переиздание– 1988г.

15. Грюн А., Балцавиас Е. Адаптивная корреляция наименьших квадратов с геометрическими ограничениями // Переиздание – 1985г.

16. Burns J., Hanson A., Riseman E. Extracting straight lines // IEEE Trans. On Patt. Analysis and Machine Intel. - 1986. - V. 8, № 4.

17. Canny J. A computational approach to edge detection // IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. - 1986. - № 8. - P. 679-698.

18. Ярославский Л. П. Цифровая обработка сигналов в оптике и голографии: Введение в цифровую оптику. - М., Радио и связь, 1987. - С. 296.

19. Хаф П.В.С. Методы и средства распознавания сложных паттернов. Патент США 3069654, 1962.

20. Harris C., Stephens M. A combined corner and edge detector // Proc. 4th Alvey Vis Conf, 147—151, 1988.

21. Von Gioi R. Grompone, Jakubovich J., Morel J-M., Randall G. LSD: A Line Segment Detector // IEEE Trans. - 2010. -Vol. PAMI-32. N 4. - P. 722–732

22. Третьяк Е., Баринова О., Кохли П., Лемпицкий В. Разбор геометрических изображений в искусственной среде // Комп. Видение. 2011.

23. Джин Х., Дэвис С.Х. Автоматизированное извлечение зданий из спутниковых изображений высокого разрешения в городских районах с использованием структурной, контекстной и спектральной информации // EURASIPJ. «Прикладная обработка сигналов». 2005 Том. 14. С. 2196 - 2206.

24. Oneshko A., Volkov V., Germer R., Oralov D. Straight Edge Extraction and Localization on Noisy Images: Proc. IEEE East-West Design&Test Symposium (EWDTS’10). Sept 17-20, St.Petersburg, Russia, 2010. P. 267-270.

25. Fu Z., Sun Z. An algorithm of straight line features matching on aerial imagery Arch. Photogrammetry. - 2008. - Vol. XXXVII. Pt. B3b. - P. 97–102.

26. Von Gioi R. Grompone, Jakubovich J., Morel J-M., Randall G. LSD: A Line Segment Detector // IEEE Trans. - 2010. -Vol. PAMI-32. N 4. - P. 722–732

27. Medioni G., Nevatia R. Matching images using linear features//IEEE Trans. 1984. Vol. PAMI-6. P. 675–685.

28. Бергевин Р., Бернье Ж.-Ф. Обнаружение неожиданных многокомпонентных объектов по сегментным контурным картам // Распознавание образов. Ноябрь 2009. Том. 42. Выпуск 11. С. 2403–2420.

29. Мореельс П., Перона П. Оценка характеристик детекторов и дескрипторов на основе трехмерных объектов // Компьютерное зрение. Июль 2007. Том. 73. № 3. С. 263–284.

30. Tuytelaars T., Mikolajczyk K. Local Invariant Feature Detectors: A Survey // Computer Graphics and Vision. 2007. Vol. 3. N 3. P. 177–280.