

МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ
ФЕДЕРАЦИИ
федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение
высшего образования
«АЛТАЙСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»
ИНСТИТУТ ЦИФРОВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ, ЭЛЕКТРОНИКИ И ФИЗИКИ
Кафедра информационной безопасности

**ПРОГРАММНО-АППАРАТНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ
БИОМЕТРИЧЕСКОЙ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПО ОТПЕЧАТКУ ВЕН
ЛАДОНИ**

Выпускная квалификационная работа
(магистерская диссертация)

«Допустить к защите»
Заведующий кафедрой ИБ
д.ф.- м.н., профессор
_____ Поляков В.В.
(подпись)

« ____ » _____ 20__ г.

Выполнил студент 594М группы
_____ Милантьев С.В.
(подпись)

Научный руководитель
к.ф.-м.н., доцент
_____ Лепендин А.А.
(подпись)

Выпускная квалификационная
работа защищена
« ____ » _____ 20__ г.
Оценка _____

Председатель ГЭК
д.т.н., профессор
_____ Якунин А.Г.
(подпись)

РЕФЕРАТ

Ключевые слова: биометрические системы, распознавание вен ладони, верификация, нейронные сети, алгоритмы, дескрипторы.

В данной магистерской диссертации рассматривается разработанный программно-аппаратный комплекс для решения задачи верификации пользователей с применением алгоритмов выделения паттернов венозной структуры ладони и глубоких нейронных сетей.

Объем работы, листов 74

Количество иллюстраций 73

Количество таблиц 3

Количество используемых источников 32

Количество приложений 2

					ВКР 10.04.01.594М.56			
<i>Изм</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	РЕФЕРАТ	<i>Лит.</i>	<i>Лист</i>	<i>Листов</i>
<i>Разраб.</i>	<i>Милантьев С.В.</i>						<i>2</i>	<i>74</i>
<i>Провер.</i>	<i>Лепендин А.А.</i>							
<i>Реценз.</i>						<i>АлтГУ, кафедра ИБ</i>		
<i>Н. Контр.</i>	<i>Лепендин А.А.</i>							
<i>Утверд.</i>								

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
ГЛАВА I АНАЛИЗ РЫНКА БИОМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ.....	7
1.1 Единые биометрические стандарты	9
1.2 Форматы обмена биометрическими данными	10
1.3 Требования к испытанию биометрических систем	10
1.4 Современные биометрические методы идентификации.....	11
1.4.1 Отпечатки пальцев	11
1.4.2 Радужная оболочка глаза.....	12
1.4.3 Венозная структура руки.....	13
1.5 Liveness.....	15
1.6 Недостатки биометрических систем в РФ.....	15
ГЛАВА II АЛГОРИТМЫ СРАВНЕНИЯ ПАТТЕРНОВ ВЕНОЗНОЙ СТРУКТУРЫ ЛАДОНИ	17
2.1 Алгоритмы обнаружения особых точек и их дескрипторов	17
2.1.1 BRIEF.....	17
2.1.2 ORB.....	19
2.1.3 BRISK	21
2.1.4 FREAK.....	23
2.1.5 AKAZE	24
2.2 Сравнение шаблонов с использованием особых точек и их дескрипторов ..	26
2.2.1 Расстояние между дескрипторами	26
2.2.2 RANSAC.....	27

					ВКР 10.04.01.594М.56			
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
Разраб.		Милантьев С.В.			СОДЕРЖАНИЕ	Лит.	Лист	Листов
Провер.		Лепендин А.А.					3	74
Реценз.						АлтГУ, кафедра ИБ		
Н. Контр.		Лепендин А.А.						
Утверд.								

2.3 Глубокие нейронные сети для верификации отпечатков ладони	29
2.3.1 AlexNet	29
2.3.2 VGGNet	30
2.3.3 GoogleNet	31
2.3.4 ResNet	33
ГЛАВА III РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГРАММНО-АППАРАТНОГО КОМПЛЕКСА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПРЕДОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ	36
3.1 Аппаратная часть.....	36
3.2 Получение и обработка входного изображения.....	37
3.3 Предварительная обработка изображений	37
3.4 Извлечение области интереса	45
ГЛАВА IV ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ ПО СТРУКТУРЕ ВЕН ЛАДОНИ ...	48
Тестирование работы программного комплекса происходила на рабочей станции со следующими параметрами:	48
4.1 Сравнение работы алгоритмов для извлечения векторов признаков	48
4.2 Реализация алгоритма распознавания пользователей с использованием контрольных точек	58
4.3 Сравнение нейронных сетей, применяемых для обучения модели	60
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	66
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ.....	67
ПРИЛОЖЕНИЕ 1	71
ПРИЛОЖЕНИЕ 2	72

ВВЕДЕНИЕ

Использование структуры вен ладони относится к методам аутентификации личности и имеет ряд преимуществ, по сравнению с традиционными биометрическими системами. Подделать венозную структуру гораздо сложнее, чем, например, папиллярный рисунок, и, при этом, рисунок имеет гораздо больше уникальных особенностей. Формирование схемы венозного рисунка ладони руки основывается на способности гемоглобина крови к поглощению ИК-излучения в ближнем спектре, что в свою очередь уменьшает степень отражения вен на изображении. Данный метод является бесконтактным и безвредным для кожи и кровеносных сосудов, что немаловажно в современных условиях.

Актуальным направлением исследований является разработка новых программно-аппаратных бесконтактных комплексов автоматической верификации пользователей на основе структуры вен ладони. В данной работе для решения рассматривается программно-аппаратный комплекс, использующий методы компьютерного зрения и машинного обучения.

Целью работы является разработка программно-аппаратного комплекса для биометрической идентификации личности по венозной структуре ладони. В соответствии с целью были определены следующие **задачи**:

1. Анализ существующих систем биометрической верификации личности по венозной структуре ладони;
2. Разработка и реализация устройства для считывания венозной структуры руки;
3. Разработка алгоритма получения области интереса в изображении венозной структуры руки для получения векторов признаков;

					ВКР 10.04.01.594М.56			
<i>Изм</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	ВВЕДЕНИЕ	<i>Лит.</i>	<i>Лист</i>	<i>Листов</i>
<i>Разраб.</i>		<i>Милантьев С.В.</i>					5	74
<i>Провер.</i>		<i>Лепендин А.А.</i>				АлтГУ, кафедра ИБ		
<i>Реценз.</i>								
<i>Н. Контр.</i>		<i>Лепендин А.А.</i>						
<i>Утверд.</i>								

5. Разработка алгоритма сравнения полученных векторов признаков с существующими шаблонами пользователей;
6. Обучение и сравнение нейросетевых моделей для решения задачи верификации пользователей.

					<i>КР 10.04.01.594М.56</i>	Лист
						6
Изм.			Лист	Дата		

ГЛАВА I АНАЛИЗ РЫНКА БИОМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ

Процесс активных разработок и использования биометрических технологий приводит к тому, что биометрия становится уже неотъемлемой частью многих областей жизнедеятельности общества, таких как криминалистика; паспортизация; безопасность массовых мероприятий; кредитно-финансовый сектор; торговый сектор, системы контроля и управления доступом. Кроме того, биометрия постепенно внедряется в образовательную систему, начинает набирать популярность ее применение в медицине, судебной системе, осуществлении государственных услуг

Существуют многочисленные мнения по поводу перспектив развития биометрии. Мировые авторитетные компании по-разному анализируют и оценивают рынок данных передовых технологий, к примеру:

Резюмируя мнения различных авторитетных компаний, к 2023 году:

- Совершать платежи с применением биометрии будет около 2.3 млрд человек;
- Объем карт с включенной биометрией будет составлять около 2 млрд штук;
- Технология распознавания голоса будет лидирующей в области поведенческой биометрии

В повседневной жизни биометрические технологии закрепляются также стремительно и прочно. Несмотря на то, что чаще всего это происходит автономно от желаний и потребностей больших масс людей, пользователям важно иметь представление об особенностях внедрения таких систем. В связи с этим, действенным инструментом для понимания выбора биометрических решений будет обмен опытом и обучение, для осознания пользователями

					ВКР 10.04.01.594М.56			
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата	ГЛАВА I АНАЛИЗ РЫНКА БИОМЕТРИЧЕСКИХ СИСТЕМ	Лит.	Лист	Листов
Разраб.	Милантьев С.В.						7	74
Провер.	Лепендин А.А.					АлтГУ, кафедра ИБ		
Реценз.								
Н. Контр.	Лепендин А.А.							
Утверд.								

ценности развития данной области и активного дальнейшего применения биометрических инноваций. Стоит отметить, что для любого перспективного направления необходимо улучшение и нормативной базы, неотъемлемой частью которой является государственная система стандартизации.

Сфера биометрии – не исключение. Техническим комитетом 098 Росстандарта (ТК 098) "Биометрия и биомониторинг" были созданы более 40 национальных стандартов, 20 из которых находятся на стадии разработки. Повсеместное применение биометрических систем привело к необходимости выработать национальные стандарты по направлению Liveness, то есть возникла потребность в обеспечении безопасности работы данных инноваций. Под термином «Liveness» понимается создание защитных стратегий для биометрических идентификаций от ненастоящих, поддельных копий биометрических характеристик индивида, которые могут быть предоставлены системе в виде муляжей, фотографий и др, что представляет собой лишь подобие необходимых для распознавания параметров. Поэтому термин «Liveness» иногда трактуют как "определение живого объекта". Кроме того, при практическом использовании биометрии актуально создание стандартов формата обмена данными, необходимых для построения биометрических систем, с возможностью заменять отдельные компоненты на аналогичные элементы других производителей.[1].

Важно помнить, что внедрение и применение биометрических технологий невозможно без осуществления ряда проверок и испытаний, и в данном случае использование соответствующей нормативной базы необходимо. Таким образом, все приведенные примеры наглядно иллюстрируют, что биометрические системы значительно расширяют привычный диапазон технологических возможностей.

					<i>KP 10.04.01.594M.56</i>	Лист
						8
Изм.			Лист	Дата		

1.1 Единые биометрические стандарты

С 2014 г. ТК 098 представляет национальный орган по стандартизации РФ со статусом активного члена (P-member) в ИСО/МЭК СТК 1/ПК 37 «Биометрия» (ISO/IEC JTC 1/SC 37 «Biometrics»). С 2017 г. ТК 098 представляет национальный орган по стандартизации РФ со статусом наблюдателя (O-member) в ИСО/МЭК СТК 1/ПК 17 «Идентификационные карты и устройства идентификации личности» (ISO/IEC JTC1/SC 17 “Cards and personal identification”) и в ИСО/МЭК СТК 1/ПК 27 «Методы и средства обеспечения безопасности информационных технологий» (ISO/IEC JTC 1/SC 27 «IT Security techniques»), в части тем по биометрии и машиносчитываемых паспортно-визовых документов [1].

На рисунке 1.1 показан график распределения стандартов в области биометрических технологий [1].



Рисунок 1.1 – График распределения стандартов в области биометрических технологий.

1.2 Форматы обмена биометрическими данными

Все биометрические модальности, представленные на рынке, имеют собственные параметры обмена, с помощью которых устанавливаются единые регламентирующие действия, нацеленные на применение открытых биометрических систем и недопущение привязанности лишь к одному определенному производителю оборудования, а также на создание вендорнезависимых систем. С 2018 г. Русское биометрическое общество (РБО) входит в список ведущих организаций ЕСФОБД (СВЕФФ), зарегистрированных IBIA в установленном порядке в соответствии с требованиями международного стандарта ИСО/МЭК 19785-2. К ведущим организациям в области биометрии относятся организации, открыто вырабатывающие нормы в рассматриваемой технологической области. Такие действия благоприятствуют масштабному и четкому осуществлению требований стандартов, а также их активному влиянию на форматы обмена биометрическими данными. Так, подходит к концу разработка национального стандарта на голосовые звуки – ГОСТ Р ИСО/МЭК 19794-13 "Информационные технологии. Биометрия. Форматы обмена биометрическими данными. Часть 13. Данные голоса", а в ближайшей перспективе планируется разработка национального стандарта на походку [2].

Постановлением Правительства РФ от 11 апреля 2019 г. №425 "О внесении изменений в приложение к постановлению Правительства Российской Федерации от 17 июля 2015 г. №719» были утверждены требования по подтверждению производства биометрической продукции на территории Российской Федерации. Среди основополагающих требований – поддержка открытых форматов обмена биометрическими данными [3].

1.3 Требования к испытанию биометрических систем

Существуют определенные требования к осуществлению испытаний биометрических технологий, которые зафиксированы в ряде национальных

					KP 10.04.01.594M.56	Лист
Изм.			Лист	Дата		10

стандартов ГОСТ Р ИСО/МЭК19795 "Информационные технологии. Биометрия. Эксплуатационные испытания и протоколы испытаний в биометрии" [4].

Национальный стандарт ГОСТ Р ИСО/МЭК 19795-2, который и устанавливает требования к реализации технологических и сценарных испытаний в 2018 г. был повторно проанализирован и пересмотрен. В настоящее время обновленная версия включает добавленные требования в области проведения испытаний мультимодальных биометрических систем. Пример инструментария для осуществления технологических испытаний и подготовки документов об испытаниях тоже находятся в новом национальном стандарте. ГОСТ Р 58292–2018 (ИСО/МЭК 19795-2:2007) "Информационные технологии. Биометрия. Эксплуатационные испытания и протоколы испытаний в биометрии. Часть 2. Методы проведения технологического и сценарного испытаний" вводится в действие с 1 августа 2019 г.

1.4 Современные биометрические методы идентификации

1.4.1 Отпечатки пальцев

Принцип биометрической технологии на основе отпечатков пальцев берет свое начало из области криминалистики для установления личности преступника. Впервые данная технология была применена в 1970х годах в качестве независимой автоматизированной системы.

Данная технология основана на составлении биометрического шаблона пользователя на основе различных контрольных точек на его папиллярных узорах, которые в свою очередь являются уникальными у каждого человека. Подобные биометрические системы не требуют серьезных капиталовложений для создания считывающих устройств, а так же позволяет интегрировать системы в различные устройства [5].

					KP 10.04.01.594M.56	Лист
						11
Изм.			Лист	Дата		

Принцип работы сканеров основан на определении карты разрывов папиллярного узора пальца руки, нахождении разрывов, спиралей и различных отклонений в геометрии [6].

К преимуществам использования системы биометрической верификации на основе папиллярного узора относятся:

- низкая себестоимость устройств;
- возможность интеграции системы в любые независимые устройства;
- высокая скорость работы системы;
- низкий процент ошибок при распознавании;

К недостатком применения данной технологии можно отнести следующие пункты:

- неустойчивость сканирующего устройства к повреждениям папиллярного узора;
- неустойчивость сканеров к загрязнениям на коже, а так же слишком мокрым рукам;
- недостаточная защищенность от подмены изображения [7].

На данный момент, предел изучения и разработки данных систем уже достигнут, за последние десятилетия такие системы обрели максимально комфортный и компактный вид, которые включают в себя все необходимое и даже больше. Однако разработчики до сих пор пытаются развивать дактилоскопический метод [8].

1.4.2 Радужная оболочка глаза

Биометрическая система, основанная на технологии верификации пользователя по радужной оболочке его глаз является одной из самых достоверных в своей нише. Ввиду того, что она формируется полностью к двум годам и остается неизменной в течение всей жизни человека, она не требует

перерегистрации пользователя. Исключением являются заболевания, патологии, а так же механические повреждения глаза [9].

Ввиду того, что время, требуемое на обработку изображения в данной биометрической системе, так как требуется всего лишь один шаблон, затрачивается крайне мало, пользователей можно массово идентифицировать среди большого количества населения [9].

К преимуществам данного метода можно отнести статистическую достоверность алгоритма; отсутствие физического контакта с устройством; устойчивость и неизменяемости предмета идентификации со временем [9].

Недостатки метода: высокая стоимость реализации работы системы, в результате чего низкая доступность готовых результатов[9].

Анализируя удельный вес биометрических методов на мировом рынке, распознавание по радужной оболочке глаза, по разным подсчетам, составляет лишь до 9%. Замедленный рост распространения таких систем объясняется высокой стоимостью оборудования для осуществления полноценного процесса идентификации. Такое положение позволяло лишь крупным компаниям совершенствоваться в развитии и применении технологии верификации пользователей радужной оболочке глаза. Большую часть российского рынка биометрических технологий занимает продукция зарубежных производителей[9].

1.4.3 Венозная структура руки

Данная технология является одной из новейших и свежих в биометрии, широкое применение началось лишь несколько лет назад. Использование ИК-камеры позволяет получить изображение венозной структуры ладони как с внутренней, так и с внешней стороны ладони, ввиду того, что гемоглобин крови поглощает излучение, что уменьшает степень отражения в ИК-спектре и дает изображение венозной схемы в виде черных линий на изображении.

Полученные данные обрабатываются специальной программой, которая формирует из информации цифровую сетку.

В работе данной системы физический контакт человека с устройством также не требуется, система во многом превосходит по надежности даже систему верификации по радужной оболочке.

К преимуществам метода верификации пользователя при помощи схемы венозной структуры ладони можно отнести:

- отсутствие необходимости производить прямой контакт со сканирующим устройством;
- высокий уровень точности сканирующей системы, согласно некоторым источникам, процент ошибок в коммерческих системах достигает 0.001%;
- недоступность используемого человеческого параметра для массового использования, шаблон структуры очень затруднительно получить[10].

Как и в любом методе биометрической идентификации, здесь тоже существуют собственные недостатки такие, как

- необходимость использование только определенного типа света;
- низкая чувствительность к распознаванию вен, подвергнутых некоторым возрастным заболеваниям и особенностям строения человека, например артрит;
- низкая изученность систем, а так же их закрытость для открытого использования

Верификация пользователей по венозной структуре ладони является довольно новой технологией. Однако данные системы, безусловно, вызывают особый интерес производителей ввиду низкой себестоимости сканирующих

устройств и доступной компонентной базе, многие компании уже активно разрабатывают приемлемые для них системы [11].

1.5 Liveness

Технология определения живого человека и определения атаки на биометрическое предъявление активно развивается, а значит и совершенствуется нормативно-техническая база в данном направлении. В настоящее время завершается разработка трех основополагающих стандартов:

- ГОСТ Р (ИСО/МЭК 30107-1) "Информационные технологии. Биометрия. Обнаружение атаки на биометрическое предъявление. Часть 1. Структура" [12];
- ГОСТ Р (ИСО/МЭК 30107-2) "Информационные технологии. Биометрия. Обнаружение атаки на биометрическое предъявление. Часть 2. Форматы данных" [13];
- ГОСТ Р (ИСО/МЭК 30107-3) "Информационные технологии. Биометрия. Обнаружение атаки на биометрическое предъявление. Часть 3. Испытания и протоколы испытаний" [14].

1.6 Недостатки биометрических систем в РФ

Для большого количества биометрических систем в РФ не была проведена проверка, и не осуществлены конкретные испытания, кроме того, методики тестирований, которые предлагают сами разработчики алгоритмов, обладают рядом недостатков [15]:

1. Несоответствие требованиям стандартов в области биометрических технологий;
2. Завышенные требования к системам, что в свою очередь порождает попытки не учитывать эти требования;
3. Отсутствие уточнений в различиях основных видов испытаний, будь то технологическое, сценарное или оперативное;

4. Использование баз данных, не относящихся к разрабатываемым системам и не соответствующим их спецификациям;
5. Аугментация локальных данных нескольких пользователей для увеличения точности результатов, которые, по сути своей, мало что отражают;
6. Испытание систем в некорректных условиях;
7. Закрытый исходный код систем, что в свою очередь не дает другим вендорам применять его к своим разработкам.

					<i>КР 10.04.01.594М.56</i>	Лист
Изм.			Лист	Дата		16

ГЛАВА II АЛГОРИТМЫ СРАВНЕНИЯ ПАТТЕРНОВ ВЕНОЗНОЙ СТРУКТУРЫ ЛАДОНИ

2.1 Алгоритмы обнаружения особых точек и их дескрипторов

В настоящее время технологию компьютерного зрения используют для решения задач в различных сферах деятельности. Эффективность его применения зависит не только от мощности аппаратной части решения, но и от применяемых алгоритмов.

Задача определения схожести нескольких изображений является одной из важнейших в области компьютерного зрения. Решение данной проблемы достигается несколькими методами:

- Алгоритмическое сравнение дескрипторов изображений;
- Машинное обучение с применением глубоких нейронных сетей.

Особой точкой изображения является точка с окрестностью, имеющая особые признаки, которые отличают ее от массы других точек. Алгоритм, обеспечивающий инвариантное извлечение одних и тех же особых точек, вне зависимости от изменений изображения, называется детектором особых точек.

2.1.1 BRIEF

Метод BRIEF (Binary Robust Independent Elementary Features) представляет собой пиксельное изображение, которое чувствительно к зашумленности объектов. Для повышения стабильности системы и повторяемости векторов признаков данная проблема решается путем предварительной обработки области методом сглаживания по Гауссу [16].

					ВКР 10.04.01.594М.56			
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
Разраб.	Милантьев С.В.				ГЛАВА II АЛГОРИТМЫ СРАВНЕНИЯ ПАТТЕРНОВ ВЕНОЗНОЙ	Лит.	Лист	Листов
Провер.	Лепендин А.А.						17	74
Реценз.						АлтГУ, кафедра ИБ		
Н. Контр.	Лепендин А.А.							
Утверд.								

Получение двоичного вектора определяется следующим образом:

$$\tau(p, x, y) = \begin{cases} 1, & p(x) < p(y), \\ 0, & p(x) \geq p(y), \end{cases} \quad (2.1)$$

где $p(x)$ - интенсивность пикселя в точке x .

Набор таких пар пикселей (x, y) размера n_d называется множеством «бинарных тестов». Таким образом, дескриптор особой точки определяется как n_d -мерная битовая строка, определяемая по формуле:

$$f_{n_d}(p) = \sum_{1 \leq i \leq n_d} 2^{i-1} \tau(p, x_i, y_i) \quad (2.2)$$

Величина n_d выбирается равной 128, 256, 512. Важным является выбор пикселей в области для бинарного теста [16].

Для определения координат (X, Y) на некоторой области P , размер которой равен $S \times S$, используются следующие методы [16]:

- 1) Преобразование G1. Пиксели выбираются случайным образом равномерно распределёнными или с распространением $S/2$ вокруг ключевой точки; Пиксели могут лежать близко к границе области;
- 2) Преобразование G2. X и Y выбираются случайно, согласно распределению Гаусса или разброса $0.04 * S^2$ вокруг ключевой точки;
- 3) Преобразование G3. X и Y выбираются случайно в два этапа. Пиксель X выбирается случайным образом из распределения Гаусса с центром вокруг ключевой точки или разбросом $0.04 * S^2$. Пиксель Y извлекается из распределения Гаусса с центром, вокруг пикселя X , со стандартным отклонением или разбросом в $0.01 * S^2$. Парные точки вне области сжимаются к краю области;
- 4) Преобразование G4. Пиксели X и Y выбираются случайным образом из дискретных позиций;
- 5) Преобразование G5. Первый пиксель X в случайной паре располагается в нулевой точке, а пиксель Y случайным образом извлекается из дискретных координат полярной сетки.

Для сравнения дескрипторов применяется расстояние Хэмминга [17]:

$$d_{ij} = \sum_{k=i}^p |x_{ik} - x_{jk}| \quad (2.3)$$

Основными проблемами метода BRIEF является неоптимальный выбор точек для расчёта дескриптора и невозможность учитывать ориентацию точки при распознавании. Однако, в случае, если инвариантность к поворотам изображения не является обязательным требованием, метод может давать высокие показатели точности распознавания [18]. На рисунке 2.1 показан алгоритмический выбор точек для построения дескриптора.

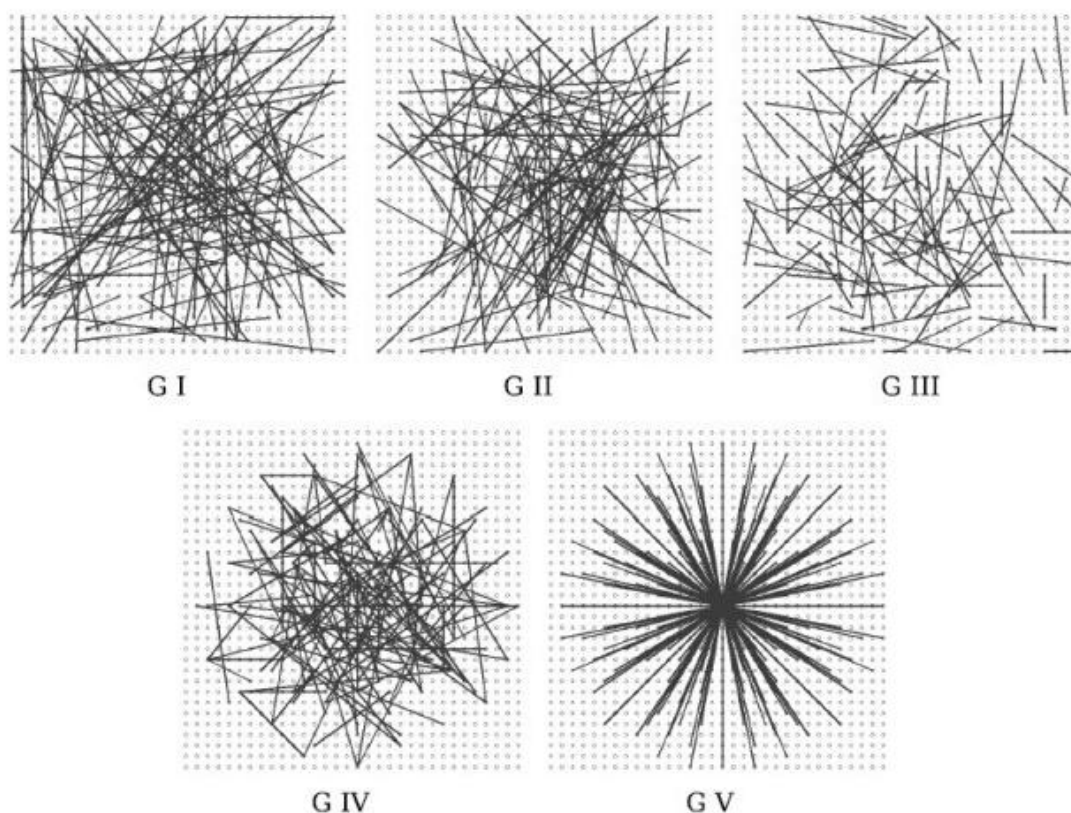


Рисунок 2.1 – Выбор точек для построения дескриптора

2.1.2 ORB

ORB (Oriented FAST and Rotated BRIEF) был разработан как эффективная и жизнеспособная альтернатива SIFT и SURF. Алгоритм был задуман ввиду

того, что SIFT и SURF являются запатентованными алгоритмами и их нельзя использовать в коммерческом программном обеспечении [18].

ORB использует в качестве основы комбинацию детектора FAST и дескриптора BRIEF, которые привлекательны своей производительностью и высокой точностью определения точек. Основные отличия алгоритма [18]:

- Добавление в FAST метода для быстрого и точного ориентирования;
- Переработка метода вычислений функций BRIEF на более эффективные;
- Метод обучения для декорреляции функций BRIEF при изменении ротации изображения, что привело к улучшению производительности в поиске ближайших соседей.

Инвариантность к масштабированию обеспечена применением алгоритма на пирамиде Гауса, а устойчивость к вращению введением параметра угловой ориентации особой точки [18].

Для расчета ориентации угла используются координаты центра тяжести C , вычисляемые через моменты изображения m_{pq} :

$$m_{pq} = \sum_{x,y} x^p y^q I(x, y) \quad (2.4)$$

С этими моментами находится «центр массы» области изображения

$$C = \left(\frac{m_{10}}{m_{00}}, \frac{m_{01}}{m_{00}} \right) \quad (2.5)$$

Ориентация угла задается вектором, начало которого будет в центральной точке, а конец – в центре масс, а угол равен:

$$\theta = \arctg\left(\frac{m_{01}}{m_{10}}\right) \quad (2.6)$$

Эти идеи воплощаются в методе «steered» BRIEF. Для множества бинарных тестов размера n , с координатами (x_i, y_i) строится матрица S размерности $2 \times n$:

$$S = \begin{pmatrix} x_1 & \cdots & x_n \\ y_1 & \cdots & y_n \end{pmatrix} \quad (2.7)$$

Используя рассчитанный угол θ , строится матрица вращения R_θ , и тогда можно получить матрицу S_θ с учётом поворота равную $S_\theta = R_\theta S$. Далее выполняется дискретизация угла с приращением $2\pi/30$, т.е. по 12° , и выполняется поиск и согласование дескриптора с S_θ . Теперь дескриптор будет иметь вид:

$$g_n(p, \theta) = f_{n_d}(p)|_{(x,y) \in S_\theta} \quad (2.8)$$

Метод ORB специфицируется на алгоритме rBRIEF следующим образом [18]:

- Запускается тестирование для всех тренировочных путей;
- Тесты упорядочиваются по расстоянию от среднего значения, образуя вектор T.

2.1.3 BRISK

BRISK (Binary Robust Invariant Scalable Keypoints) так же, как и ORB, создан на основе комбинации детектора FAST с оптимизированным дескриптором BRIEF, однако в их работу внесены изменения [19].

Для того, чтобы добиться инвариантности к вращению, в дескрипторе точки выбираются в соответствии с шаблоном на рис. 2.1.

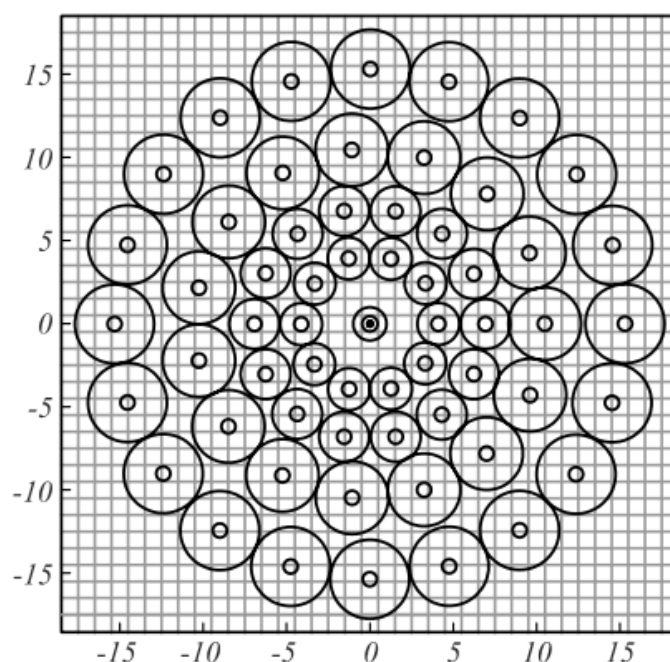


Рисунок 2.1 – Выбор точек в дескрипторе BRISK

Для вычисления ориентации ключевой точки вычисляется локальный градиент между парой точек (p_i, σ_j) среди $N(N-1)/2$ точек области p .

$$g(p_i, p_j) = (p_i - p_j) \frac{I(p_j, \sigma_j) - I(p_i, \sigma_i)}{|p_i - p_j|^2} \quad (2.9)$$

где $I(p_i, \sigma_i)$ - сглаженные по Гауссу интенсивности точек со стандартным отклонением σ_i .

На всем множестве пар точек A определяются «короткие пары» S и «длинные пары» - L . У длинных - $|p_i - p_j| < \delta_{max}$, а у коротких - $|p_i - p_j| > \delta_{min}$, где $\delta_{min}, \delta_{max}$ - пороговые значения.

Длинные пары L используются для расчёта направления особой точки. Для вычисления ориентации определяется сумма всех «длинных градиентов»:

$$g = \begin{pmatrix} g_x \\ g_y \end{pmatrix} = \frac{1}{L} \sum_{(p_i, p_j) \in L} g(p_i, p_j) \quad (2.10)$$

И вычисляется

$$\alpha = \arctg(g_y/g_x) \quad (2.11)$$

Сам бинарный дескриптор вычисляется, как и в BRIEF, но только для «коротких» пар. Сопоставление дескрипторов происходит аналогично предыдущим методам [19].

2.1.4 FREAK

Дескриптор FREAK (Fast Retina Keypoint) моделирует систему зрения сетчатки человека. Система человеческого зрения является сложным процессом как с биологической, так и математической точки зрения и состоит из следующих этапов:.

- Свет стимулирует сетчатку возбуждать клетки зрительного нерва.
- зрительный нерв передает информацию в латеральное колленчатое ядро сетчатки (LGN) для декодирования.
- центральная зрительная ячейка и периферийная зрительная ячейка в LGN извлекают подробную информацию и контурные элементы.
- центральная нервная система передает обработанную информацию в первичную область человеческого мозга. Визуальная информация полностью распознается путем интеграции информации, полученной из разных областей коры [20].

В результате преобразования создается быстрая модель выборки ключевых точек в соответствии с принципом визуализации сетчатки человека. Эта модель включает концентрический круг с семью этажами, как показано на рисунке 2.2. Каждый круг имеет шесть точек выборки, имитирующие отношения между центральными зрительными ячейками и периферическими зрительными ячейками. Центральный образец круга извлекает элемент текстуры, а периферийные ячейки извлекают элемент контура. [20].

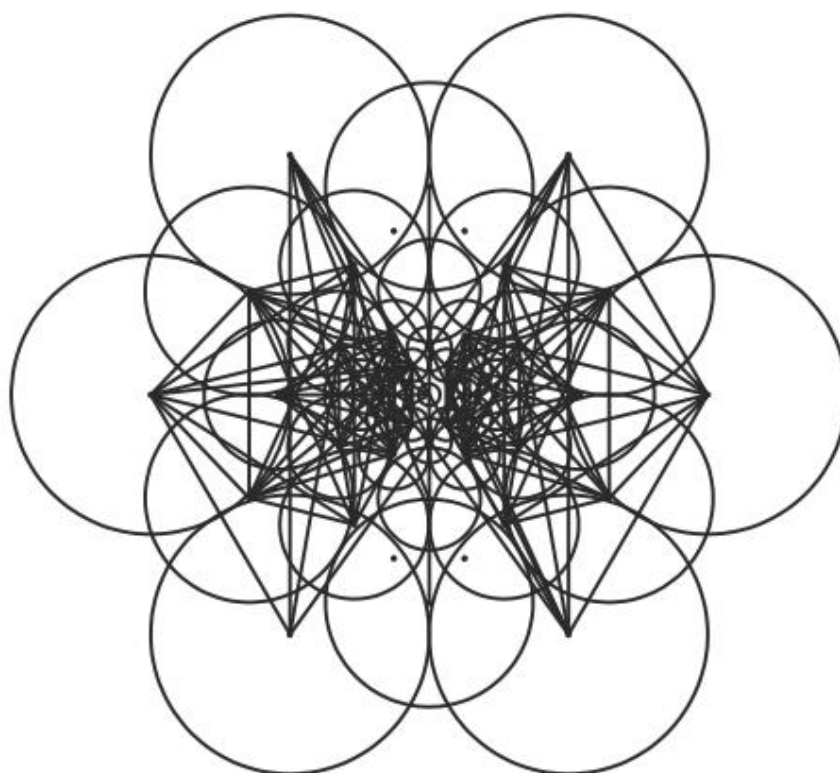


Рисунок 2.2 – Выбор точек в дескрипторе FREAK

Расчёт бинарного дескриптора происходит аналогично BRIEF.

$$|F| = \sum_{0 \leq a \leq k} 2^a J(S_a) \quad (2.13)$$

где $|F|$ является значением дескриптора,

S_a – координата,

$J(S_a)$ – пороговое значение координаты

Предполагается, что не все пары будут полезны для эффективного описания дескриптора. Поэтому используется алгоритм выбора лучших пар, подобный ORB, путём максимизации дисперсии пар и минимизации корреляции [20].

2.1.5 AKAZE

AKAZE (Accelerated-KAZE) является усовершенствованной версией KAZE путем применения алгоритма FED для построения нелинейной

многомасштабной пирамиды, который работает быстрее благодаря относительной простоте реализации [21].

Детектирование особых точек производится расчётом определителя матрицы Гессе для каждого отфильтрованного компонента нелинейных масштабных представлений L_i исходного изображения.

$$L_H = \sigma^2(L_{xx}L_{yy} - L_{xy}^2) \quad (2.12)$$

где (L_{xx}, L_{yy}) - вторая производная по горизонтали и вертикали.

Для получения инвариантных дескрипторов вращения необходимо оценить доминирующую ориентацию в локальной окрестности особой точки. Как и в SURF, находится доминирующая ориентация в круговой области радиуса $6\sigma_i$ с шагом дискретизации σ_i

Для расчёта дескриптора используется модифицированная для нелинейного многомасштабного пространства версия дескриптора M-SURF. Для обнаруженной особой точки в масштабе σ_i вычисляются первая производная L_x и L_y в прямоугольной области $24\sigma_i \times 224\sigma_i$. На основе полученного генерального направления окрестности особой точки каждая область из рассматриваемой прямоугольной области поворачивается согласно полученному генеральному направлению. Дополнительно вычисляются производные в соответствии с этим направлением. В завершение полученный дескриптор нормализуется в 64-битный вектор относительных единиц для достижения инвариантности к контрасту изображения [21].

В качестве дескриптора AKAZE использует дескриптор M-LDB инвариантный к вращению и масштабированию.

2.2 Сравнение шаблонов с использованием особых точек и их дескрипторов

2.2.1 Расстояние между дескрипторами

Для сравнения пары изображений в основном используют метод сравнения основанный на вычислении расстояний всех возможных пар дескрипторов $p(d_i, d'_j)$ [22].

$\begin{cases} d - \text{дескриптор первого изображения, вектор из признаков } a_k \\ d' - \text{дескриптор второго изображения, вектор из признаков } a'_k \end{cases}$

Где $\forall X_i \in D, \forall X'_j \in D', i = 1 \dots |D|, j = 1 \dots |D'|$, размерность вектора признаков $|K|$ определяется в зависимости от используемого метода описания точки.

Для расчета расстояния между векторами признаков применяется Евклидово расстояние [23]:

$$p(X_i, X'_j) = \sum_{k=0}^{|p|} |x_k - x'_k|^2 \quad (2.13)$$

Однако она применима только для дескрипторов, описываемых количественными переменными. Но рассматриваемые в данной работе методы, представляют описание особой точки в виде бинарной строки. И в таком случае рекомендуется применять расстояние Хемминга [17], которое вычисляется как количество не равных значений в векторах:

$$p(X_i, X'_j) = \sum_{k=0}^{|p|} I(x_k \neq x'_k) \quad (2.14)$$

Далее для каждого дескриптора X_i выбираются два ему ближайших X'_j и наоборот. Если у выбранного X уже есть соответствующие ему два дескриптора, то он пропускается и поиск продолжается. В итоге каждому дескриптору X_i будут соответствовать не больше двух взаимно ближайших из D' . Вводится параметр отношения длин $v = \frac{p_{i1}}{p_{i2}}$ ($p_{i1} < p_{i2}$), по которому

отсеваются дескрипторы не удовлетворяющие необходимому уровню определенности. Если v больше заданного порога v_{max} , то X_i далее не рассматривается, иначе для X_i ставится в соответствие дескриптор X_j с расстоянием p_{i1} [22].

2.2.2 RANSAC

Данный метод сопоставления дескрипторов изображений отличается от стандартных методик сравнения тем, что вместо того, чтобы, сначала сравнивать максимально возможное количество дескрипторов, а затем значения, которые являются выпадающими, удалять, система изначально использует минимальный набор исходных данных и затем расширяет его. Для распределения и отсеивания результатов, в RANSAC применяется метод выбора наиболее подходящего результата путем общего сравнения и отсеивания.

Данная методика выбора результатов основывается на двух гипотезах:

- зашумленные функции не будут последовательно голосовать за какую-либо отдельную модель (несколько выбросов);
- есть достаточно функций, чтобы прийти к согласию в отношении хорошей модели (несколько отсутствующих данных) [24].

Алгоритм RANSAC по существу состоит из двух повторяющихся шагов:

- На первом этапе из входного набора данных случайным образом выбирается образец подмножества, содержащий минимальные элементы данных [24].
- На втором этапе выбираются элементы общего набора данных, которые соответствуют модели, созданной с помощью оцененных параметров модели, полученных на первом этапе [24].

Например, при решении задачи нахождения дуги окружности из набора двумерных точек, подход RANSAC будет состоять из следующих этапов:

- Выбор набора из трех точек (поскольку для определения круга требуются три точки);
- расчет центра круга;
- расчет радиуса подразумеваемого круга;
- подсчет количества точек, которые достаточно близки к этому кругу, чтобы предположить их совместимость с ним (т.е. их отклонения достаточно малы, чтобы быть ошибками измерения)[24].

Парадигма RANSAC содержит три неопределенных параметра;

- допуск к ошибкам, используемый для определения совместимости точки с моделью;
- количество подмножеств, которые нужно попробовать;
- порог t , который является числом совместимых точек означает, что найдена правильная модель.

К недостаткам данного метода относятся:

- отсутствие ограничения на выполнение по времени. Точность модели определяется, по сути, вероятностью, возрастающей с количеством используемых итераций;
- для выполнения алгоритма необходимо задать конкретное пороговое значение, которое является «магическим числом», подбираемым вручную;
- данным методом можно определить на соответствие только одну модель и только для определенного набора данных. В случае наличия более одной модели результат будет сведен к нулевому значению [24].

2.3 Глубокие нейронные сети для верификации отпечатков ладони

2.3.1 AlexNet

AlexNet представляет собой сверточную нейронную сеть, которая позволила сократить число ошибок почти вдвое по сравнению с действующими на то время передовыми системами в области классификации изображений.

Особенности AlexNet:

- **Нелинейность.** AlexNet использует ReLU в качестве функции активации. Преимущество ReLU заключается во времени обучения и позволяет избавиться от проблемы затухания градиентов [26].

Формула Relu:

$$y(x) = \max(0, x) \quad (2.15)$$

- **Перекрывающийся пул.** Авторы сети представили перекрытие, позволяющее уменьшить ошибки на 0.5% и обнаружили, что модели, в которых применяют перекрывающийся пул затрудняют их наложение [26].

Архитектура сети приведена на рисунке 2.3.

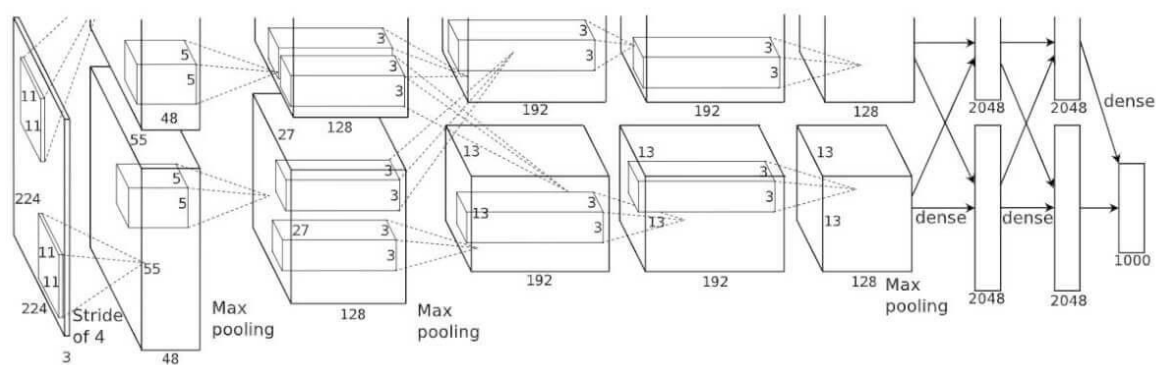


Рисунок 2.3 – Архитектура сети AlexNet

AlexNet содержит 5 сверточных слоев и 3 полносвязных слоя. Relu применяется после каждого сверточного и полносвязного слоя. Дропаут применяется перед первым и вторым полносвязными слоями. Сеть содержит

62,3 миллиона параметров, что является серьезной проблемой переоснащения сети, и затрачивает 1,1 миллиарда вычислений при прямом проходе [26].

Для решения проблемы переоснащения были применены следующие методы:

- Увеличение набора данных и применение принципиального компонентного анализа, позволившего изменить интенсивность RGB-каналов, что уменьшило EER на 1%;
- DropOut нейронов, однако, отсев нейронов на каждом этапе так же увеличивал время обучения модели.

В версии конкурса ImageNet 2010 года лучшая модель достигла 47,1% ошибок топ-1 и 28,2% ошибок топ-5. AlexNet значительно опередил это с ошибкой топ-1 37,5% и ошибкой топ-5 17,0% AlexNet способен распознавать нецентральные объекты, и большинство из его пяти лучших классов для каждого изображения являются разумными. AlexNet победил в конкурсе ImageNet 2012 года с 5-ю ошибками в топ-5 15,3% по сравнению с 26,2% во втором топ-5 [26].

2.3.2 VGGNet

Сети VGGNets изначально разрабатывались для распознавания и обнаружения объектов. Они имеют очень глубокую сверточную архитектуру с меньшими размерами сверточного ядра (3×3), шага (1×1) и окна объединения (2×2). Существуют четыре различные сетевые структуры, от 11 до 19 уровней. Возможности модели увеличиваются, когда сеть становится глубже, но это требует больших вычислительных затрат. Следуя исходной реализации, мы начинаем с обучения 11-уровневой сети VGGNet, а затем обучаем более глубокие сети VGGNets, используя предварительно обученную 11-слойную модель для инициализации [27]

Архитектура VGG16 представлена на рисунке 2.4.

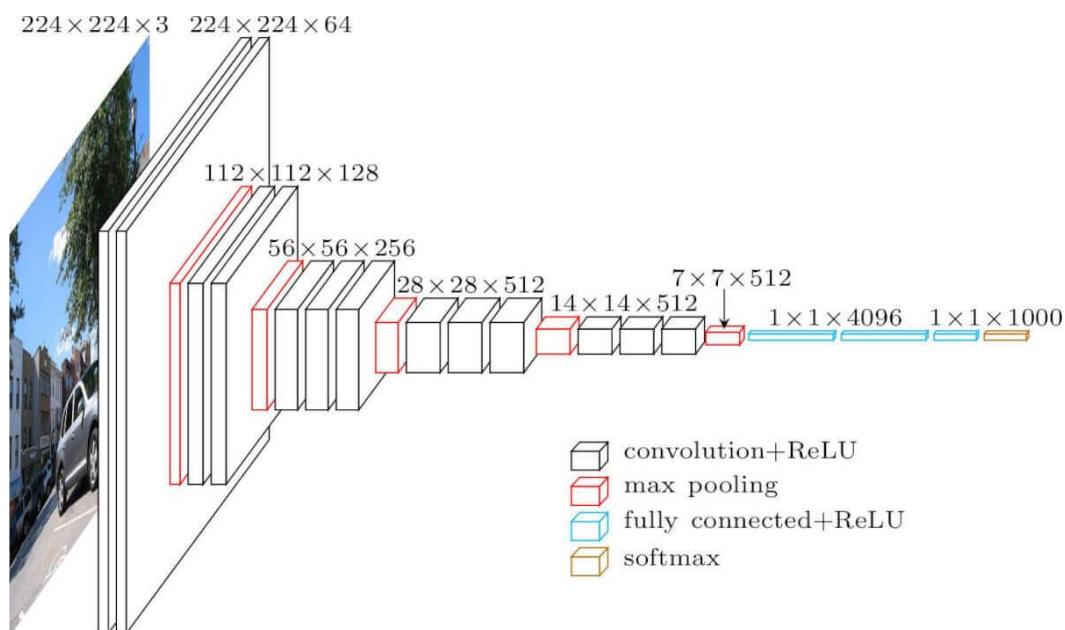


Рисунок 2.4 – Архитектура сети VGG16

VGG16 имеет, в общей сложности, 138 миллионов параметров. Здесь важно отметить, что все ядра conv имеют размер 3x3, а ядра maxpool - 2x2 с шагом два.

Сеть VGG имеет два серьезных недостатка:

- Медленная скорость обучения
- Большой вес архитектуры сети [27]

2.3.3 GoogleNet

GoogLeNet - это 22-уровневая сверточная сеть с глубокой разверткой, архитектура которой была представлена в конкурсе ImageNet Large-Scale Visual Recognition Challenge в 2014 году (основные задачи: обнаружение объектов и классификация изображений). Главное новшество в архитектуре GoogLeNet - это введение особого модуля под названием Inception, схема которого представлена на рисунке 2.5.

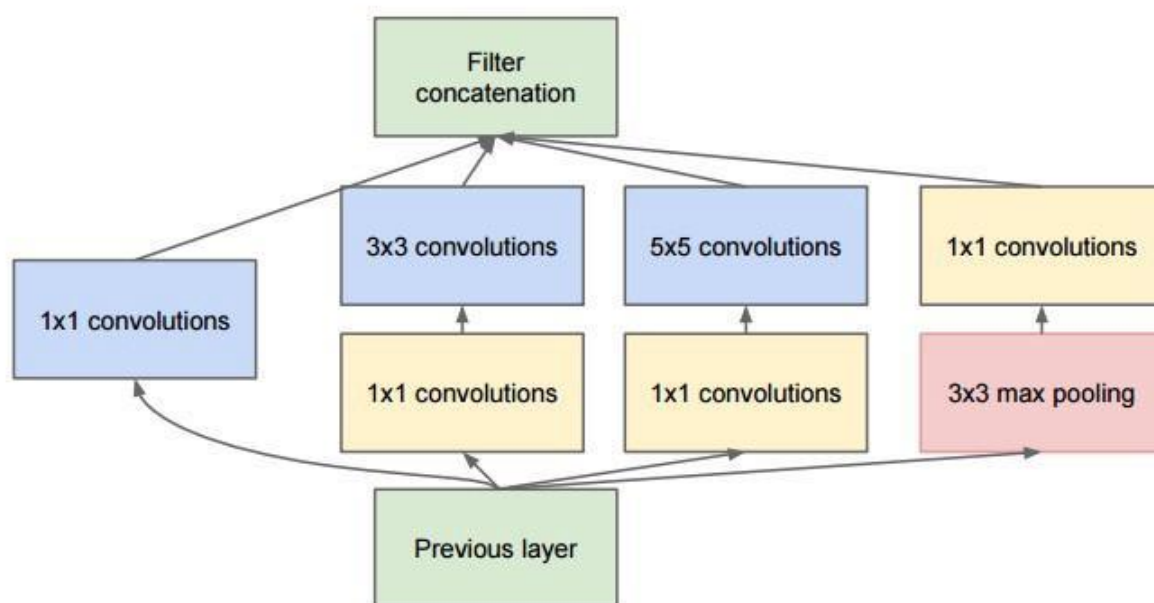


Рисунок 2.5 – Схема модуля Inception

Данная нейронная сеть создавалась не для повышения точности обучения, а для снижения объема вычислений с целью дальнейшего их использования в портативных устройствах [28].

Идея состояла в том, чтобы запустить сверточный фильтр 1x1 для входных карт функций перед их передачей в параллельные операции. Таким образом, уменьшается глубина тензора, складывающего эти карты. Таким образом, GoogleNet, схема которой представлена на рисунке 2.6, состоящая из более чем ста базовых слоев, имеет почти в 12 раз меньше параметров, чем AlexNet [28]

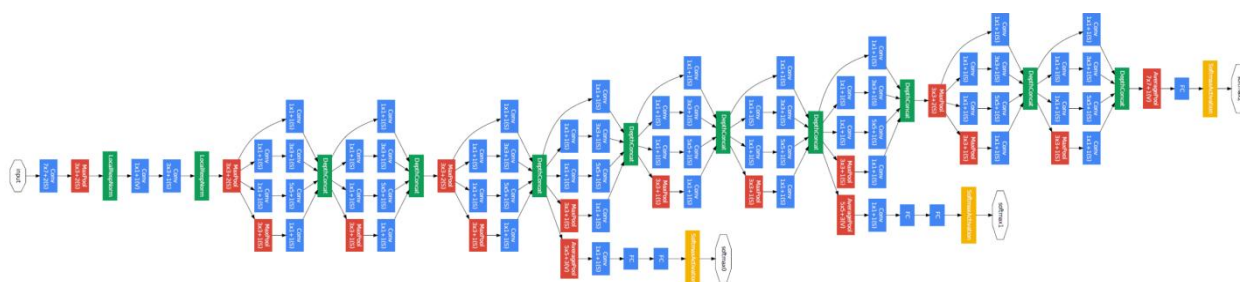


Рисунок 2.6 – Архитектура GoogleNet

В дальнейшем были разработаны модули Inception-v2 и Inception-v3. В каждой итерации модуля Inception-v2, декомпозировали слой с фильтром 5x5

на два слоя 3×3 . Была использована техника Batch Normalization [29], позволяющая многократно увеличить скорость обучения за счет нормализации распределения выходов слоев внутри сети.

Ансамбль из четырех Inception-v3 получил top-5 ошибку 3.58% на ILSVRC 2015, уступив первенство ResNet.

2.3.4 ResNet

Со времен AlexNet современная архитектура CNN становится все глубже и глубже. В то время как AlexNet имел только 5 сверточных уровней, сеть VGG и GoogleNet (также под кодовым названием Inception) имели 19 и 22 уровня соответственно. Однако увеличение глубины сети не работает простым наложением слоев вместе. Глубокие сети трудно обучить из-за пресловутой проблемы исчезающего градиента - поскольку градиент распространяется обратно на более ранние слои, повторное умножение может сделать градиент бесконечно маленьким. В результате, по мере того, как сеть углубляется, ее производительность становится насыщенной или даже начинает быстро ухудшаться. [30]. Основная идея ResNet заключается в том, чтобы ввести так называемое «соединение с ярлыком идентификации», которое пропускает один или несколько уровней, как показано на рисунке 2.7 [30].

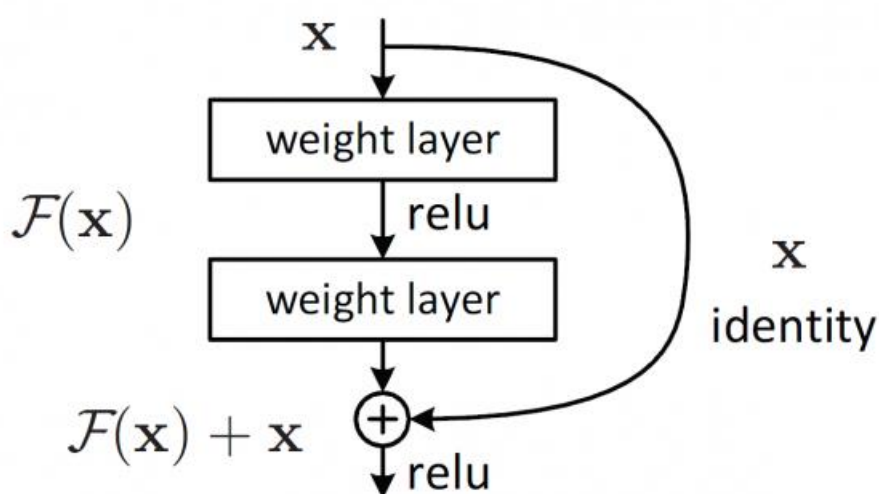


Рисунок 2.7 – Схема соединения быстрого доступа

Применение архитектуры ResNet позволяет решить множество проблем, к примеру:

- Простая степень оптимизации путем простого добавления новых соединений быстрого доступа;
- Проблема уменьшения точности обучения сети решается путем добавления новых слоев в архитектуру, и, при этом, не возникает проблемы переобучения [30].

Сеть ResNet имеет несколько реализаций в виде 18, 34, 50, 101 и 152 стоя, архитектура которых представлена на рисунке 2.8.

layer name	output size	18-layer	34-layer	50-layer	101-layer	152-layer
conv1	112×112	7×7, 64, stride 2				
conv2_x	56×56	3×3 max pool, stride 2				
		$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 64 \\ 3 \times 3, 64 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 64 \\ 3 \times 3, 64 \\ 1 \times 1, 256 \end{bmatrix} \times 3$
conv3_x	28×28	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 128 \\ 3 \times 3, 128 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 4$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 128 \\ 3 \times 3, 128 \\ 1 \times 1, 512 \end{bmatrix} \times 8$
conv4_x	14×14	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 256 \\ 3 \times 3, 256 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 6$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 23$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 256 \\ 3 \times 3, 256 \\ 1 \times 1, 1024 \end{bmatrix} \times 36$
conv5_x	7×7	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 2$	$\begin{bmatrix} 3 \times 3, 512 \\ 3 \times 3, 512 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$	$\begin{bmatrix} 1 \times 1, 512 \\ 3 \times 3, 512 \\ 1 \times 1, 2048 \end{bmatrix} \times 3$
	1×1	average pool, 1000-d fc, softmax				
FLOPs		1.8×10 ⁹	3.6×10 ⁹	3.8×10 ⁹	7.6×10 ⁹	11.3×10 ⁹

Рисунок 2.8 – Архитектура сети ResNet с 18, 34, 50, 101 и 152 слоями

С увеличением глубины сети возрастает точность обучения. На рисунке 2.9 показан график, отражающий зависимость точности обучения от сложности архитектуры сети [30].

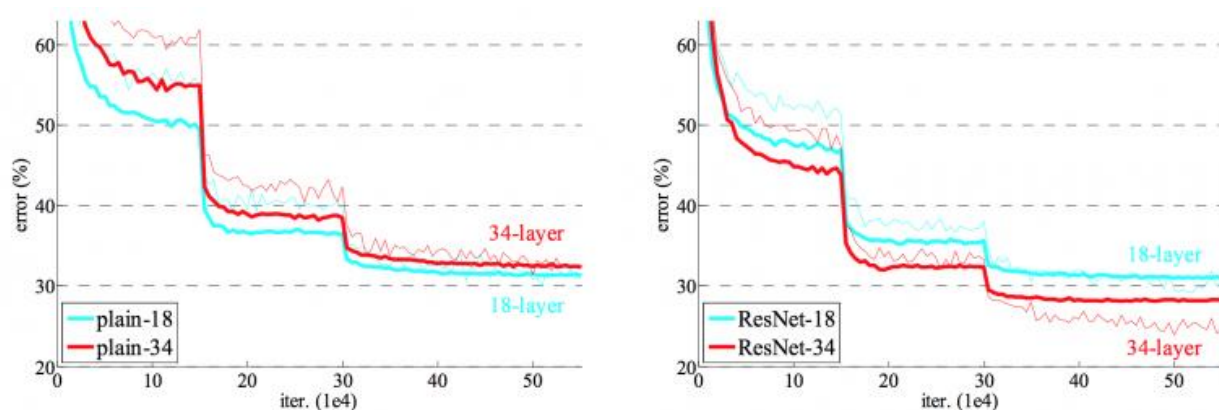


Рисунок 2.9 – График зависимости результатов обучения от сложности архитектуры сети. Тонкие линии обозначают ошибку обучения, жирные линии – ошибку валидации.

(а) – простые сети из 18 и 34 слоев, (б) – сети ResNet, состоящие из 18 и 34 слоев.

ResNet-152 достигает 4,49% в top-5 ошибок валидации.

Комбинация из 6 моделей с различной глубиной достигает 3,57% в top-5 ошибок валидации.

ГЛАВА III РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГРАММНО-АППАРАТНОГО КОМПЛЕКСА ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ПРЕДОБРАБОТКИ ИЗОБРАЖЕНИЙ

3.1 Аппаратная часть

Аппаратная часть комплекса включает в себя:

1. Плату Arduino Nano;
2. Модуль инфракрасной подсветки с длиной волны 850нм;
3. Понижающий преобразователь напряжения DC-DC 12-5V;
4. Ультразвуковой датчик расстояния;
5. Резисторы малоомные;
6. Герконовое реле;
7. Блок питания 12V;
8. IP-камера.

Для разработки программной части аппаратного комплекса использовалась интегрированная среда разработки Arduino IDE 1.8.15.

Принципиальная электрическая схема устройства представлена в приложении 1.

Листинг исходного кода аппаратной части показан в приложении 2.

Алгоритм работы устройства:

- Вне зависимости от состояния подсветки, проверяется наличие препятствия на заранее установленном расстоянии от датчика расстояния;
- Если подсветка включена и отсутствует препятствие, по истечению заранее определенного интервала времени, подсветка выключается;
- Если подсветка выключена и имеется препятствие, по истечению заранее определенного интервала времени, подсветка включается.

					ВКР 10.04.01.594М.56			
<i>Изм</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	ГЛАВА III РЕАЛИЗАЦИЯ ПРОГРАММНО- АППАРАТНОГО	<i>Лит.</i>	<i>Лист</i>	<i>Листов</i>
<i>Разраб.</i>		<i>Милантьев С.В.</i>					36	74
<i>Провер.</i>		<i>Лепендин А.А.</i>				<i>АлтГУ, кафедра ИБ</i>		
<i>Реценз.</i>								
<i>Н. Контр.</i>		<i>Лепендин А.А.</i>						
<i>Утверд.</i>								

3.2 Получение и обработка входного изображения

Входное изображение передается на программный комплекс посредством RSTP-протокола по IP-камере через защищенное SSH соединение.

Обработка изображения производится в многопоточном режиме, схема которого представлена на рисунке 3.1.

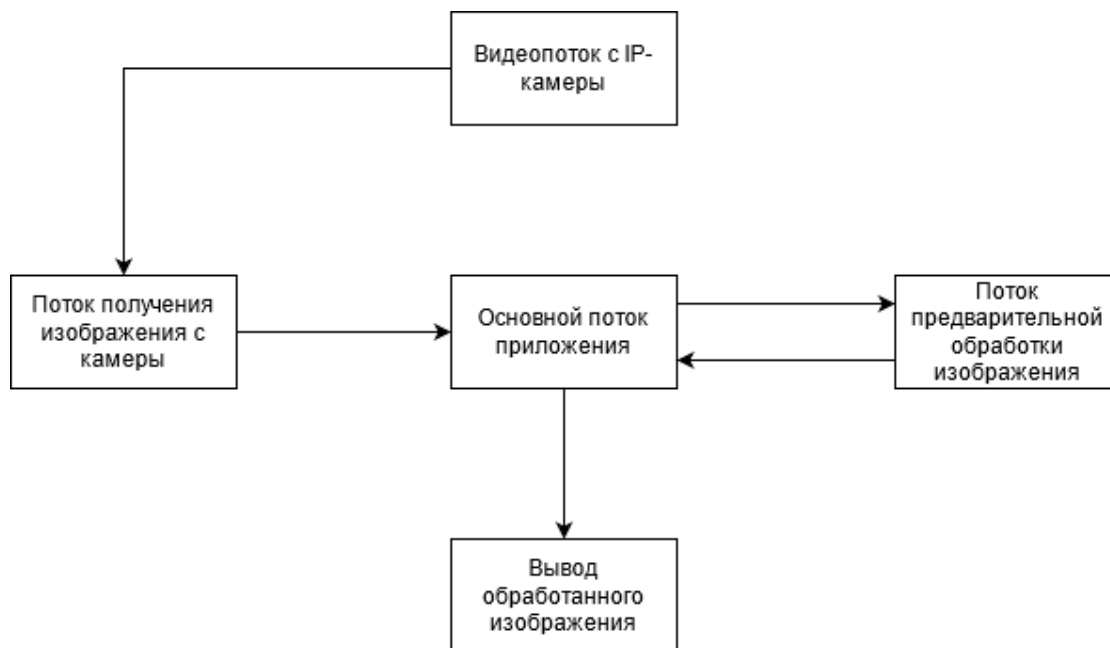


Рисунок 3.1 – Схема работы модуля получения изображения

Основной поток служит для синхронизации изображений для постобработки и вывода результирующего изображения. Поток работает в асинхронном режиме и связан между собой переменной кадра с камеры.

3.3 Предварительная обработка изображений

Предварительная обработка изображения проводится постоянно, вне зависимости от состояния ИК-подсветки.

Параметры входного изображения:

- Разрешение: 1280x720
- Глубина цвета: 24бит
- Формат изображения: JPG
- Система представления цвета: RGB

Пример входного изображения отображен на рисунке 3.2



Рисунок 3.2 – Входное изображение с камеры устройства

Алгоритм работы системы предварительной обработки входного изображения представлен на рисунке 3.3.

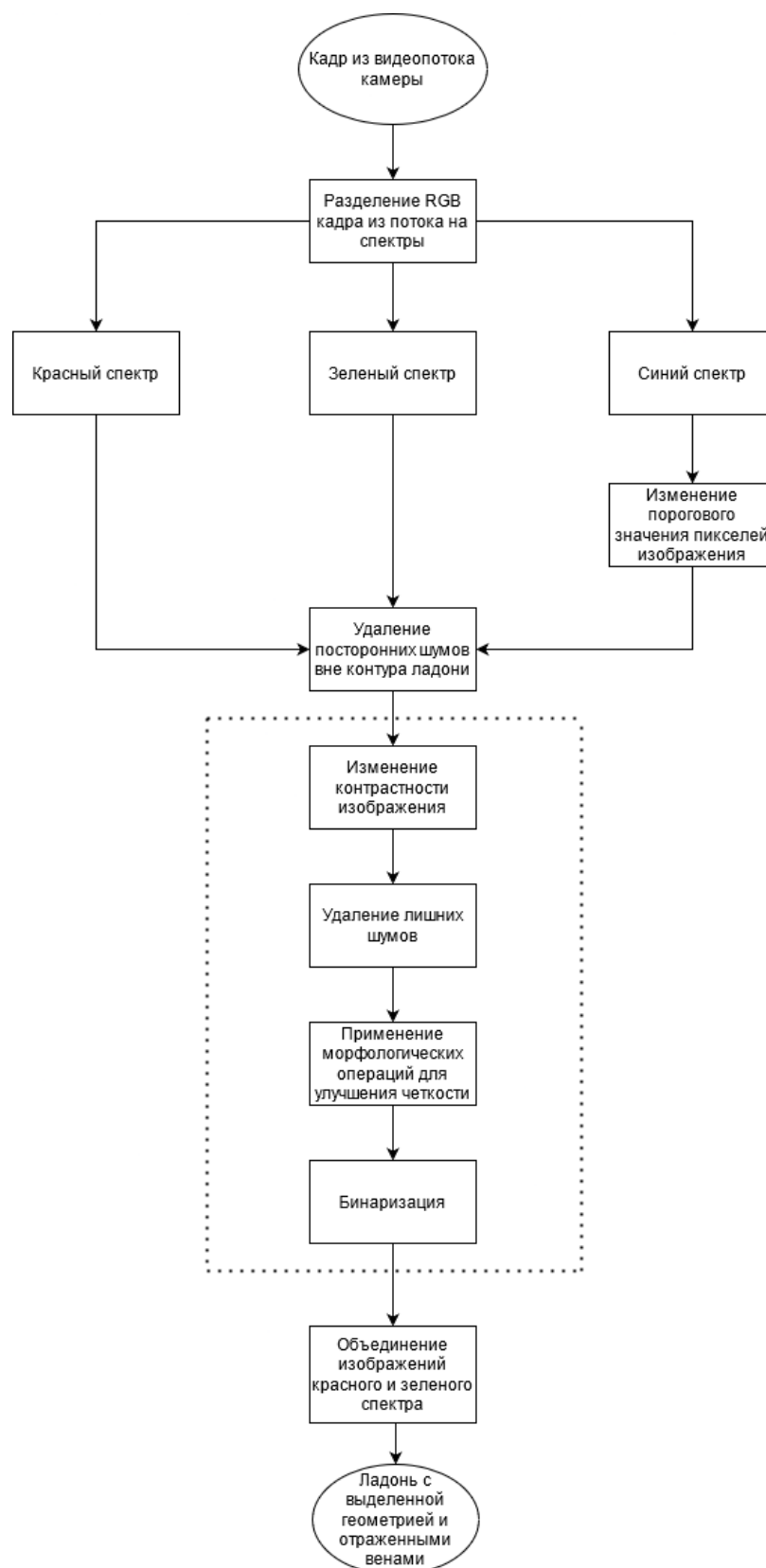


Рисунок 3.3 - Алгоритм работы системы предварительной обработки входного изображения

Для осуществления предобработки изображения необходимо разделить входное изображение на RGB-спектры. Результат разделения представлен на рисунке 3.4

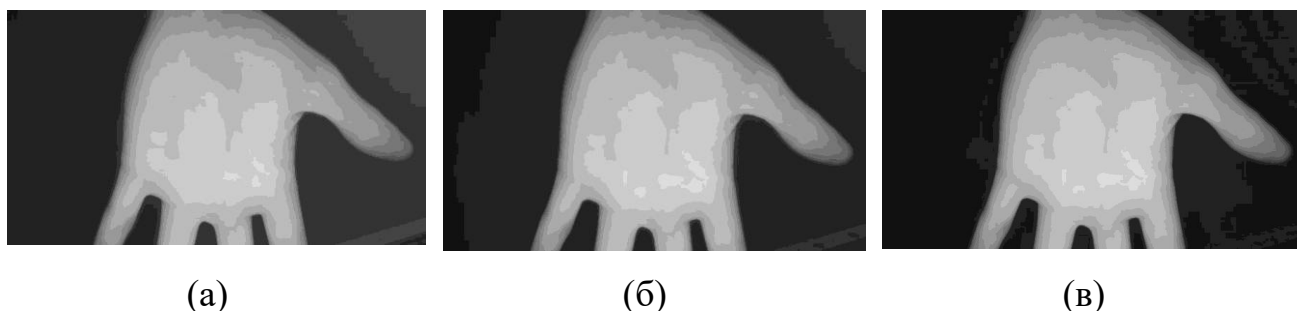


Рисунок 3.4 – Изображение в спектре

(a) – изображение в красном спектре, (б) – изображение в зеленом спектре, (в) – изображение в синем спектре

Для получения геометрии руки, необходимой для устранения посторонних шумов на изображении и извлечения области интереса, изображение синего спектра подвергается бинаризации, путем регулировки карты цветов, с нижним пороговыми значением 0 и верхним 255. Результат бинаризации отражен на рисунке 3.5.

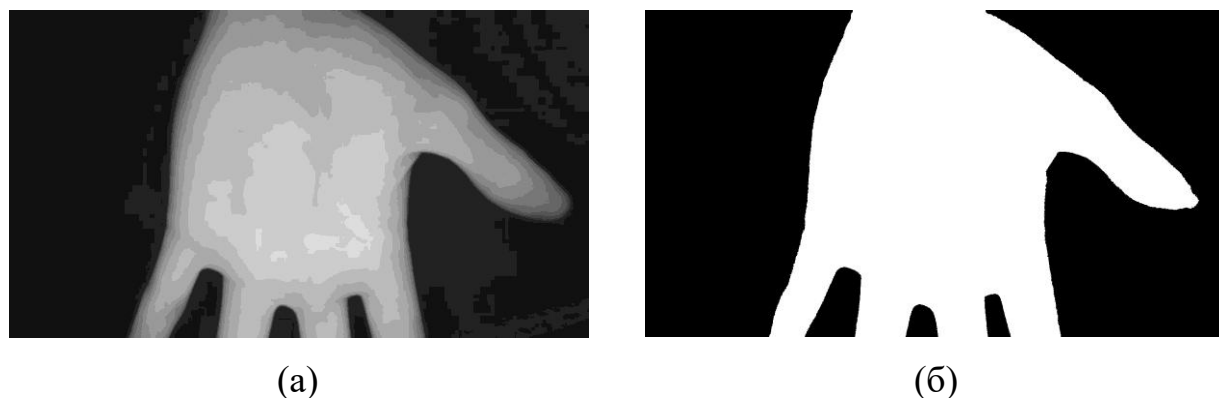


Рисунок 3.5 – Бинаризованное изображение

(a) – изображение синего спектра, (б) – бинаризованное изображение

Зная геометрию руки, ее можно использовать в качестве маски для удаления фонового рисунка вне геометрии ладони. Результат представлен на рисунке 3.6.

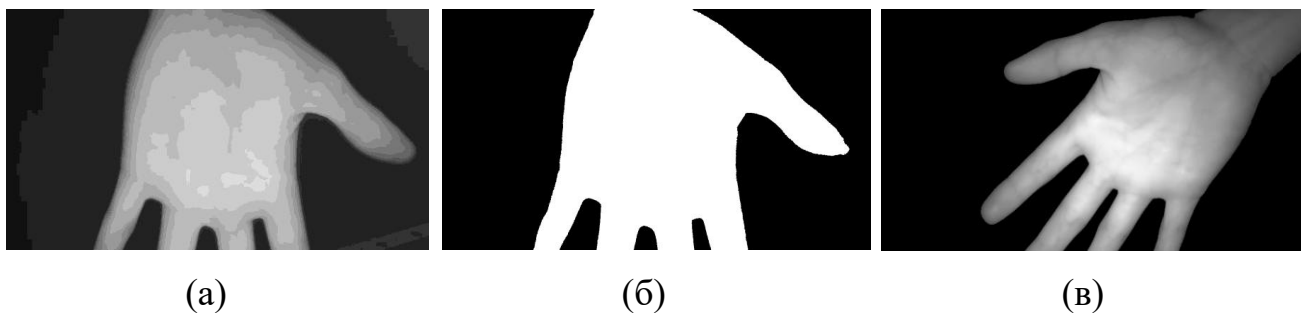


Рисунок 3.6 – Изображение с удаленным фоновым рисунком

(а) – изображение зеленого спектра, (б) – бинаризованное изображение в качестве маски, (в) – результат удаления фонового изображения по маске

Исходя из того, что в зеленом и красном спектре изображения венозный рисунок виден более отчетливее чем в полном изображении и изображении синего цвета, каждый из этих спектров подвергается обработке морфологическими операциями для дальнейшей экстракции венозной схемы.

Адаптивное выравнивание гистограмм - это метод компьютерной обработки изображений, используемый для улучшения контрастности изображений. Он отличается от обычного выравнивания гистограмм тем, что адаптивный метод вычисляет несколько гистограмм, каждая из которых соответствует отдельному участку изображения, и использует их для перераспределения значений яркости изображения. Поэтому он подходит для улучшения локального контраста и усиления четкости краев в каждой области изображения [31].

Однако алгоритм выравнивания гистограмм имеет тенденцию чрезмерно усиливать шум в относительно однородных областях изображения. Вариант адаптивного выравнивания гистограммы, называемый адаптивным выравниванием гистограммы с ограничением контраста, предотвращает это, ограничивая усиление [31]. Результат работы данного алгоритма представлен на рисунке 3.7.



Рисунок 3.7 – Результат работы алгоритма адаптивного выравнивания гистограммы с ограничением контраста

Полученный результат позволяет получить полную картину венозного рисунка, но на изображении имеется большое количество неровностей, которые необходимо сгладить. Для сглаживания изображения применяется размытие по Гауссу для улучшения структуры изображения. Результат размытия отображен на рисунке 3.8.

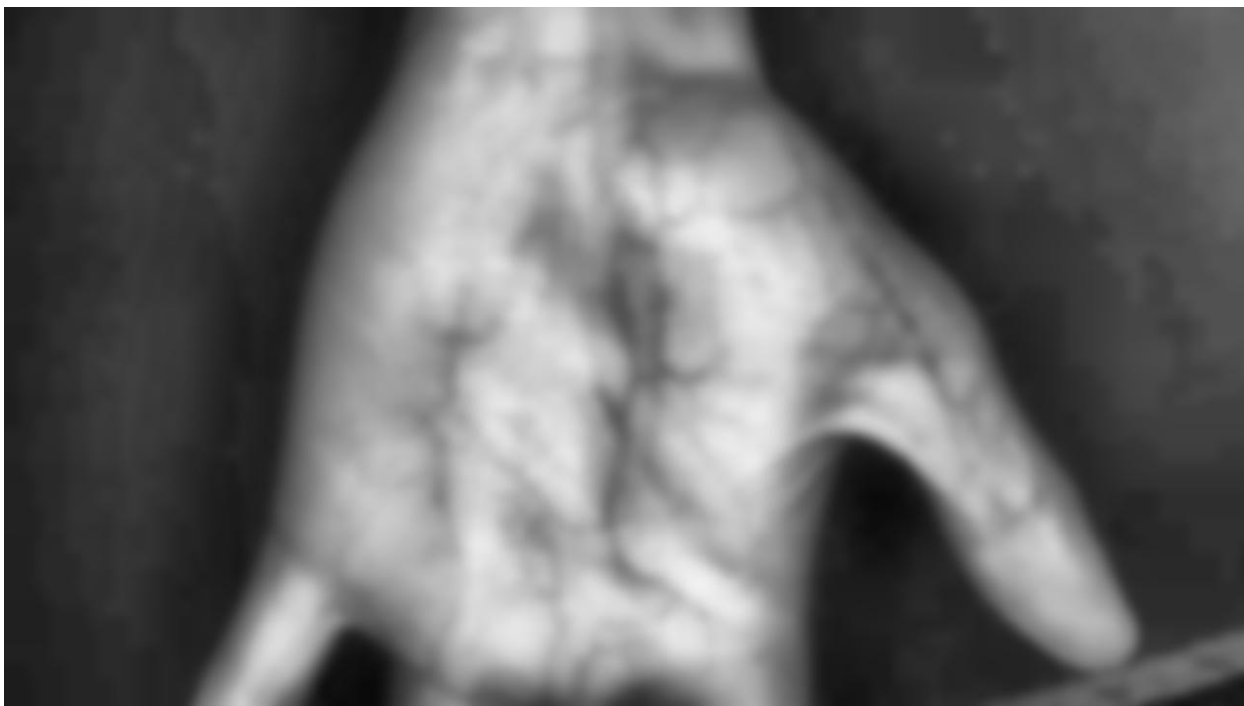
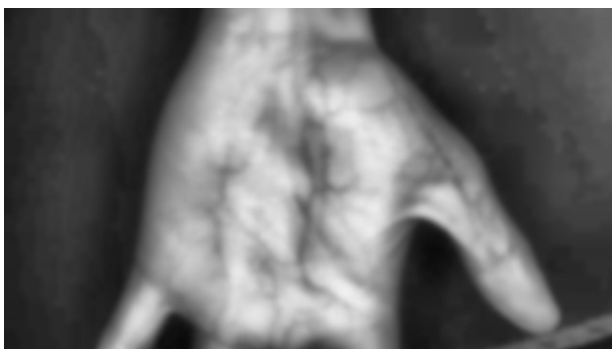
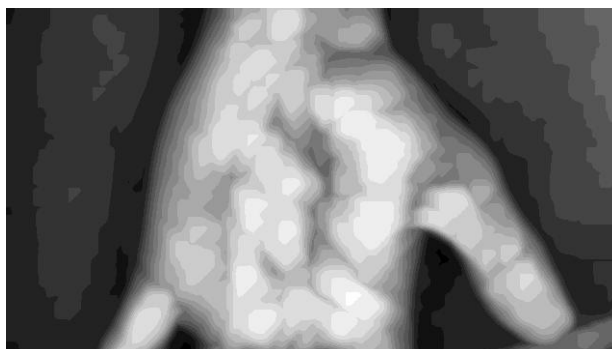


Рисунок 3.8 – Результат размытия по Гауссу

Полученная структура изображения позволяет проводить морфологические операции для получения схемы вен на ладони. Для этого используется операция расширения, позволяющая убрать белые шумы и сжать объект. Результат расширения показан на рисунке 3.9.



(а)



(б)

Рисунок 3.9 – Результат наложения функции расширения

(а) – обрабатываемое изображение, (б) – полученное изображение с наложенной функцией расширения

Полученное изображение необходимо подвергнуть бинаризации, путем регулировки карты цветов, с нижним пороговыми значением 0 и верхним 255 с

применением инвертации по цвету. Результат бинаризации представлен на рисунке 3.10.

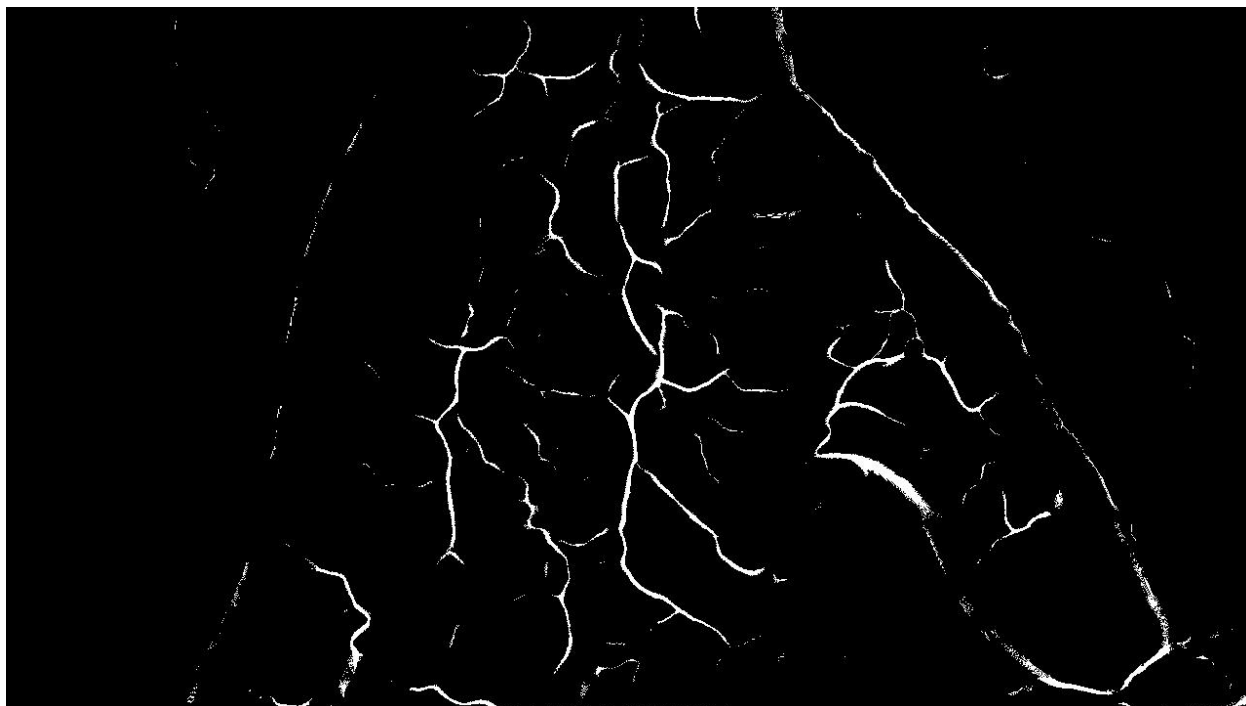
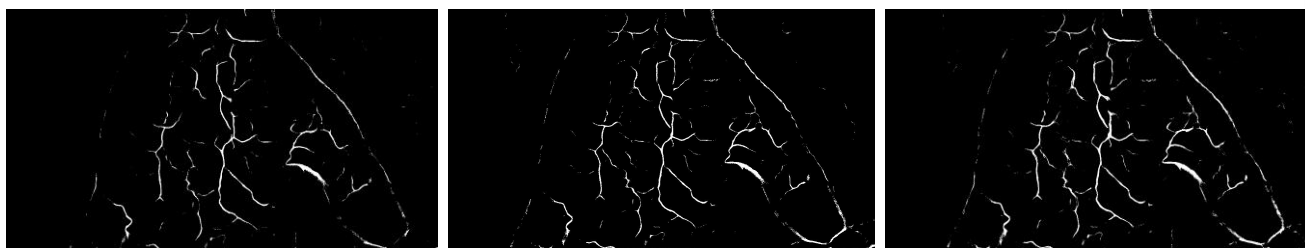


Рисунок 3.10 – Результат бинаризации изображения

Последним этапом в процессе предобработки изображения является слияние обработанных изображений зеленого и красного спектров для усиления отображения венозного рисунка. Результат наложения представлен на рисунке 3.11.



(a)

(б)

(в)

Рисунок 3.11 – Результат слияния изображений

(a) – изображение красного спектра, (б) – изображение зеленого спектра,
(в) – результат слияния изображений

Полученное изображение используется для получения области интереса.

Изм.			Лист	Дата

КР 10.04.01.594М.56

Лист

44

3.4 Извлечение области интереса

Для получения области интереса на бинаризованное изображение накладывается фильтр преобразования расстояния между пикселями, так же известный как карта расстояния. Фильтр представляет собой производное представление цифрового изображения [25]. Схематичный принцип работы представлен на рисунке 3.12. Результат работы фильтра преобразования расстояния бинаризованного изображения отображен на рисунке 3.13.

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

Binary Image

0	0	0	0	0	0	0
0	1	1	1	1	1	0
0	1	2	2	2	1	0
0	1	2	3	2	1	0
0	1	2	2	2	1	0
0	1	1	1	1	1	0
0	1	1	1	1	1	0
0	0	0	0	0	0	0

Distance transformation

Рисунок 3.12 – Принцип работы фильтра преобразования расстояния



Рисунок 3.13 – Результат работы фильтра преобразования расстояния
(а) – исходное бинаризованное изображение, (б) – полученное изображение

Для нахождения области интереса (ROI), следует найти точку центра ладони. В данной работе центром ладони считается координата самого яркого пикселя, полученного при помощи функции преобразования расстояния. Длина ребра области интереса рассчитывается по формуле 3.1.

$$a = \frac{2R}{\sqrt{2}} \quad (3.1)$$

где a – размер ребра ROI;

R – радиус распространения пикселей.

$$rX = cX - R * \cos\left(\frac{45 * PI}{180}\right) \quad (3.2)$$

$$rY = cY - R * \sin\left(\frac{45 * PI}{180}\right) \quad (3.3)$$

где rX – координата X начала ROI;

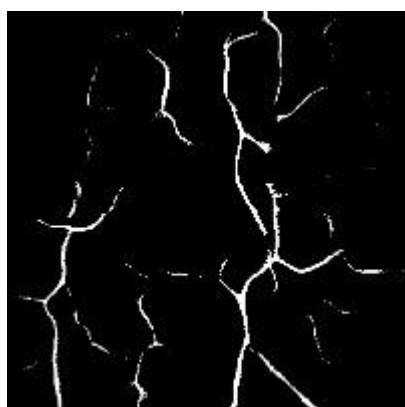
rY – координата Y начала ROI;

cX – координата X центра ладони;

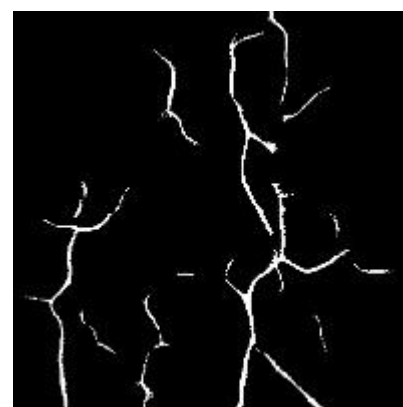
cY – координата Y центра ладони;

R – радиус распространения пикселей [25].

Полученную область интереса приводят к заранее установленным размерам [25] и удаляют из нее с чем не соединенные мелкие компоненты. Методика удаления таких компонентов заключается в отсеивании пикселей, которые расположены на расстоянии большем, чем установлено заранее. Результат представлен на рисунке 3.14.



(а)

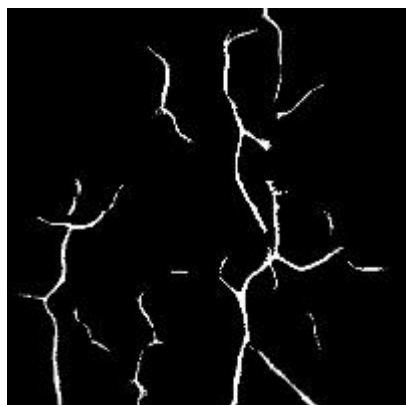


(б)

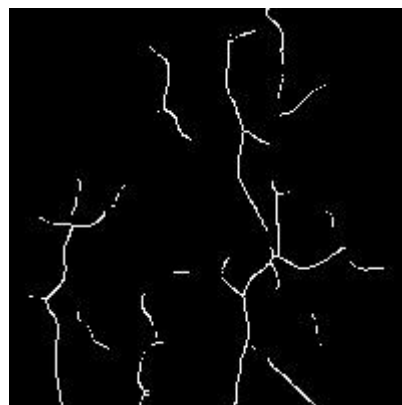
Рисунок 3.14 – Результат обработки области интереса с удаленными шумами

(а) – область интереса, (б) – обработанная область интереса

Последним этапом обработки изображение является приведение всех линий к единому размеру путем использования процесса скелетонизации изображения. Скелетонизация - это процесс уменьшения областей переднего плана в двоичном изображении до остаточного скелета, который в значительной степени сохраняет протяженность и связность исходной области, при этом отбрасывая большую часть исходных пикселей переднего плана. Результат скелетонизации представлен на рисунке 3.15.



(a)



(б)

Рисунок 3.15 – Результат скелетонизации исходного изображения

(a) – область интереса, (б) – обработанное изображение

Полученное изображение используется в качестве входного вектора признаков для классификационной модели [25].

ГЛАВА IV ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ИДЕНТИФИКАЦИИ ПОЛЬЗОВАТЕЛЕЙ ПО СТРУКТУРЕ ВЕН ЛАДОНИ

Тестирование работы программного комплекса происходила на рабочей станции со следующими параметрами:

- Процессор: AMD Ryzen 5 3600;
- RAM: 32gb
- GPU: AMD Radeon RX 5500 XT

Программный комплекс написан на языке C#, платформа - .Net Core 5.0 с использованием библиотеки компьютерного зрения OpenCV.

Приложение для обучения нейронных сетей написано на языке Python с использованием фреймворка машинного обучения PyTorch.

4.1 Сравнение работы алгоритмов для извлечения векторов признаков

Тестирование скорости работы алгоритмов проводилось на базе данных CASIA Multi-Spectral Palmprint Image Database. База данных состоит из 7200 изображений ладоней, полученных от 100 различных объектов (2 ладони на человека, по 6 изображений на серию для каждой руки). Каждое изображение является 8 битным JPEG файлом, имеющим разрешение 768x676px [25].

Спектры:

- 460 нм;
- 630 нм;
- 700 нм;
- 850 нм;
- 940 нм;
- белый свет.

					ВКР 10.04.01.594М.56			
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
Разраб.		Милантьев С.В.			ГЛАВА IV ПРОГРАММНЫЙ КОМПЛЕКС ДЛЯ	Лит.	Лист	Листов
Провер.		Лепендин А.А.					48	74
Реценз.						АлтГУ, кафедра ИБ		
Н. Контр.		Лепендин А.А.						
Утверд.								

Проводилось сравнение скорости работы следующих алгоритмов:

- AKAZE
- BRISK
- ORB
- SIFT
- SURF

Сравнение проводилось как на изображениях без какой-либо предварительной обработки, так и на обработанных изображениях с выделенной областью интереса. Средний результат рассчитывался путем суммирования результата обработки изображение деленный на общее число изображений.

Исходные изображения представлены на рисунке 4.1.



(a)

(б)

(в)

Рисунок 4.1 – Примеры исходных изображений из базы данных

Результаты обработки данных алгоритмами для 7200 изображений без обработки представлены в таблице 4.1.

Таблица 4.1 – Сводная таблица по результатам обработки исходных изображений алгоритмами

Алгоритм	Среднее время, мс	Кол-во точек, среднее
BRISK	161,135	12114
ORB	7,377	182
SIFT	47,113	79
SURF	23,581	514
AKAZE	35,258	65

График сравнения средней скорости обработки изображения алгоритмами отображен на рисунке 4.2. График сравнения среднего количества контрольных точек на одно изображения отображен на рисунке 4.3.



Рисунок 4.2 – Сравнение скорости обработки одного изображения разными алгоритмами



Рисунок 4.3 – Сравнение среднего количества извлекаемых контрольных точек разными алгоритмами

Примеры результатов работы алгоритма BRISK (рис 4.4).



(а)



(б)

Рисунок 4.4 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом BRISK

(а) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма ORB (рис 4.5).



(a)



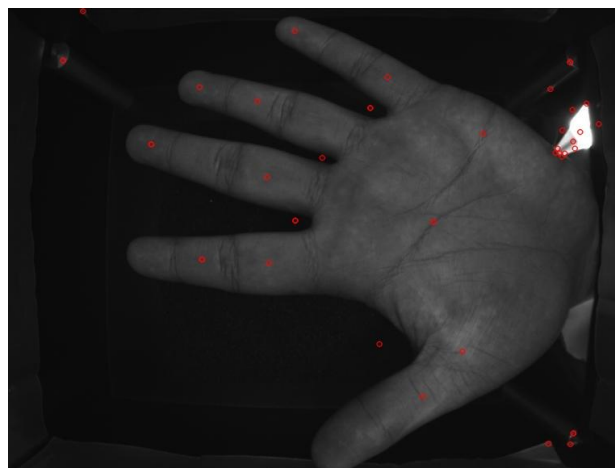
(б)

Рисунок 4.5 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом ORB
(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма SIFT (рис 4.6).



(a)



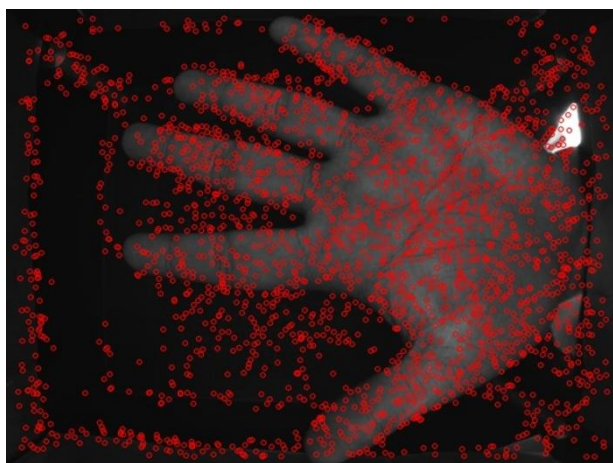
(б)

Рисунок 4.6 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом SIFT
(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма SURF (рис 4.7).



(a)



(б)

Рисунок 4.7 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом SURF

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма AKAZE (рис 4.8).



(a)



(б)

Рисунок 4.8 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом AKAZE

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Результаты обработки данных алгоритмами для 7200 обработанных изображений с выделенной областью интереса представлены в таблице 4.2.

Таблица 4.2 – Сводная таблица по результатам обработки изображений с выделенной областью интереса алгоритмами

Алгоритм	Среднее время, мс	Кол-во точек, среднее
BRISK	3,461	296
ORB	1,079	254
SIFT	3,981	12
SURF	4,008	364
AKAZE	3,003	74

График сравнения средней скорости обработки изображения алгоритмами отображен на рисунке 4.9. График сравнения среднего количества контрольных точек на одно изображения отображен на рисунке 4.10.

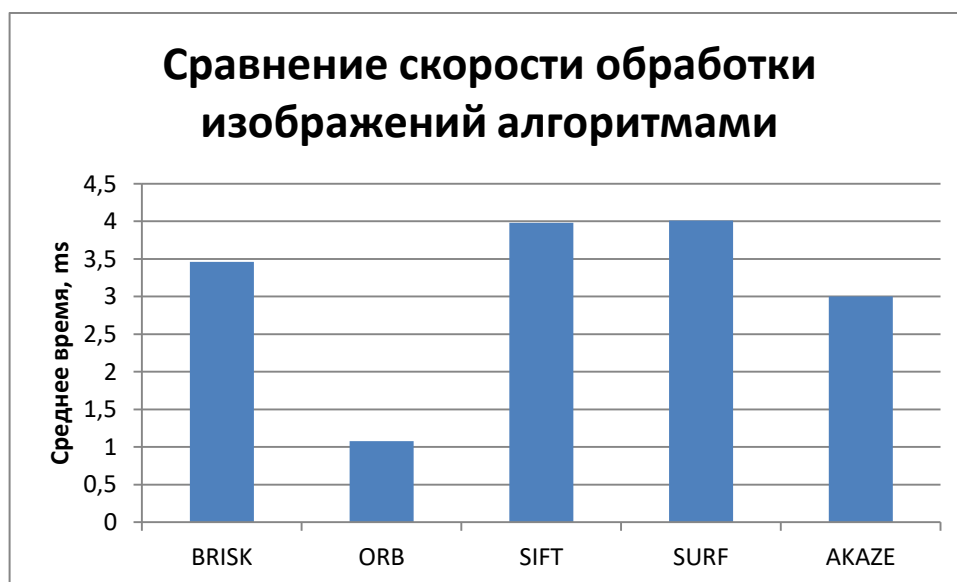


Рисунок 4.9 – Сравнение скорости обработки одного изображения разными алгоритмами

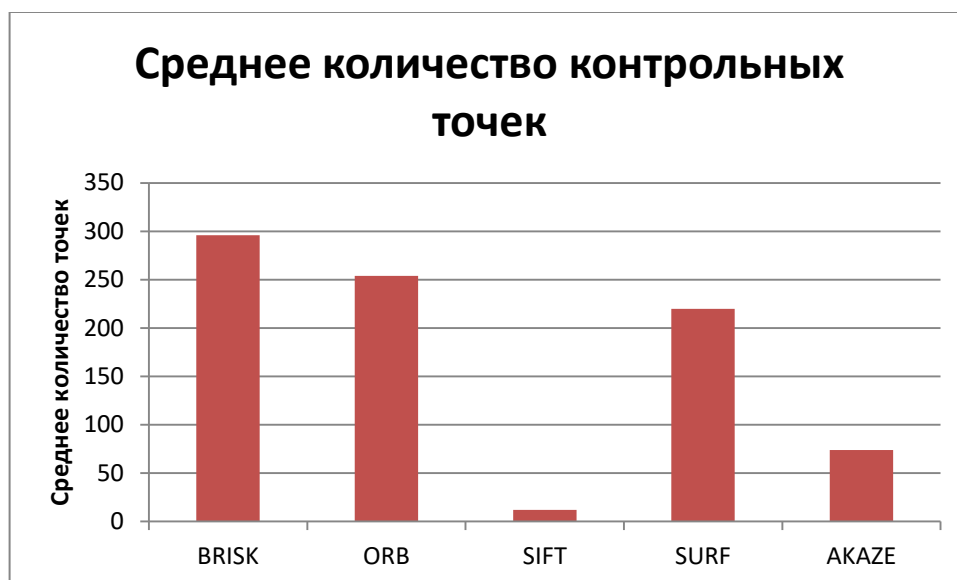
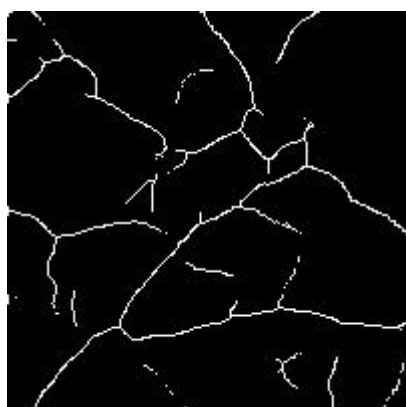
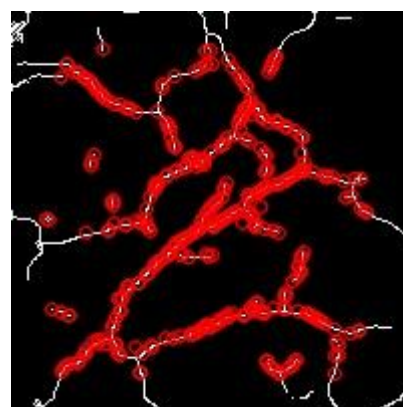


Рисунок 4.10 – Сравнение среднего количества извлекаемых контрольных точек разными алгоритмами

Примеры результатов работы алгоритма BRISK (рис 4.11).



(a)

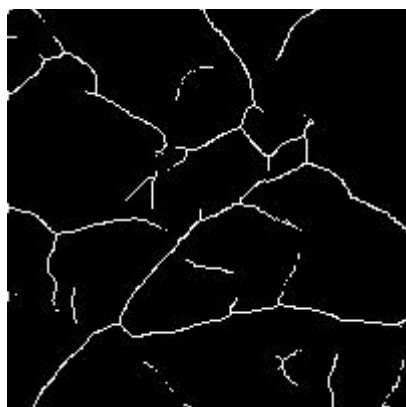


(б)

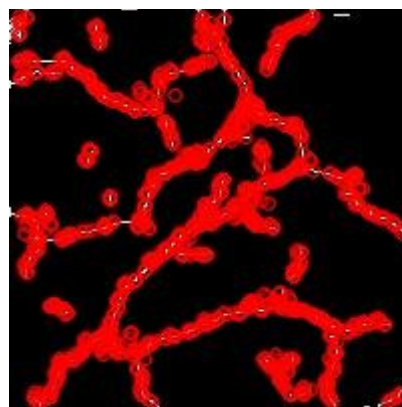
Рисунок 4.11 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом BRISK

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма ORB (рис 4.12).



(a)

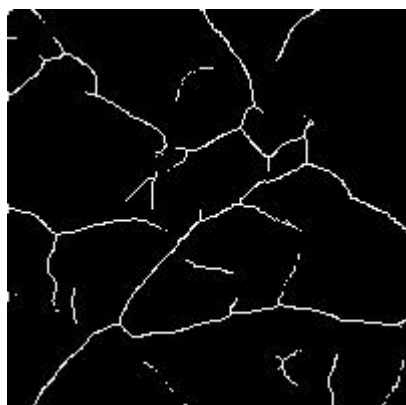


(б)

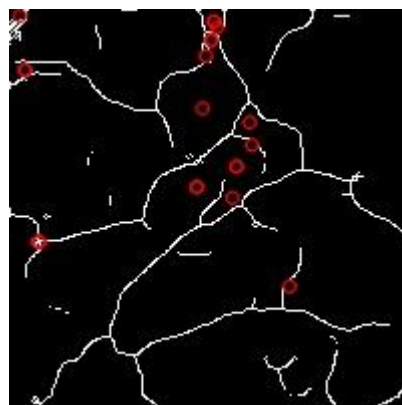
Рисунок 4.12 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом
ORB

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными
контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма SIFT (рис 4.13).



(a)

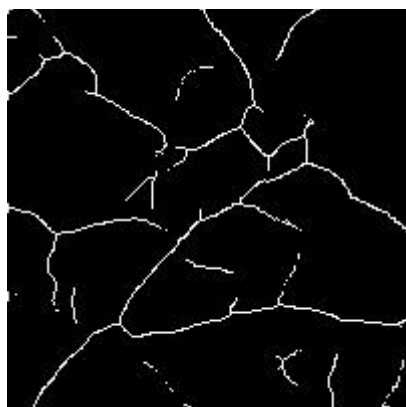


(б)

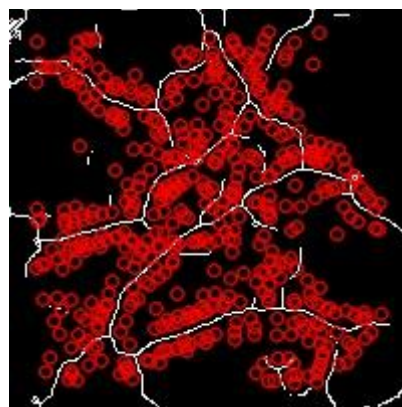
Рисунок 4.13 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом
SIFT

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными
контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма SURF (рис 4.14).



(a)

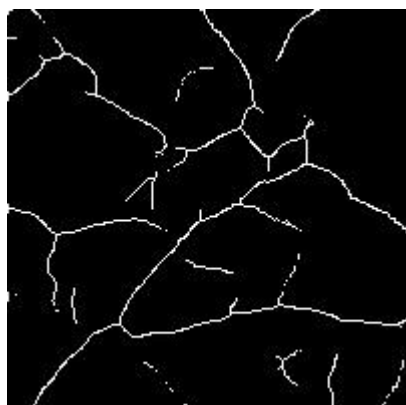


(б)

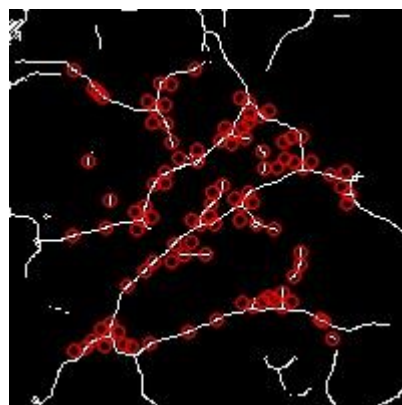
Рисунок 4.14 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом SURF

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Примеры результатов работы алгоритма AKAZE (рис 4.15).



(a)



(б)

Рисунок 4.15 – Пример результата выбора контрольных точек алгоритмом AKAZE

(a) – исходное изображение, (б) – изображение с выделенными контрольными точками

Опираясь на полученные данные были сделаны следующие выводы:

- Наибольшее число дескрипторов выбирается алгоритмом BRISK, но в то же время время работы на единицу изображения

непозволительно долгое. К тому же алгоритм выбирает очень много шумов и иногда точки накладываются друг на друга.

- Алгоритмы SIFT и SURF по скорости обработки работают практически одинаково, это обусловлено тем, что SUFT является расширенной версией SIFT.
- Алгоритм AKAZE работает немного быстрее алгоритма BRISK, но, при этом, среднее количество точек является минимальным.
- Алгоритм ORB работает быстрее остальных алгоритмов и при этом среднее количество контрольных точек немного меньше, чем у алгоритма BRISK.

На основе выводов, в качестве алгоритма для извлечения векторов признаков, использовался алгоритм ORB.

4.2 Реализация алгоритма распознавания пользователей с использованием контрольных точек

Алгоритм сравнения изображений реализован следующим образом:

- При запуске приложения из локальной базы данных перебирается каждое изображение и с них снимаются дескрипторы и контрольные точки заранее заданным алгоритмом, Результаты записываются в локальное хранилище в памяти приложения для последующего более быстрого доступа к ресурсам;
- Для ускорения работы системы предусмотрена ситуация, когда на вход подается изображение, полностью идентичное тому, что находится в локальном хранилище. Для этого каждого изображения рассчитывается его уникальное хеш-значение при помощи функции rHash, и так же записывается в локальное хранилище;

- После обработки кадра, при наличии области интереса, с нее снимаются дескрипторы и контрольные точки, рассчитывается хеш-значение;
- Рассчитанное хеш-значение сравнивается со всеми значениями в хранилище, и, в случае полного совпадения, пользователь считается идентифицированным;
- Полученные вектора признаков поочередно сравниваются со всеми данными, хранящимися в локальном хранилище в памяти;
- Результаты сравнения сортируются по количеству совпадений от большего к меньшему, результаты, количество векторов которых меньше заранее установленного порога, исключаются;
- Из полученных расстояний между векторами признаков каждого изображения выбираются значения, которые меньше заранее установленного порогового значения;
- Рассчитывается среднее-арифметической полученных расстояний для каждого изображения. Данное расстояние считается сравнительной метрикой каждого изображения;
- Из полученных результатов выбирается значение с наименьшим средним расстоянием между векторами признаков и такое значение считается результатом распознавания и указывает на наиболее похожего пользователя.

С увеличением числа пользователей сложность данной системы возрастает в геометрической прогрессии и рекомендуется использовать ее на небольшом числе пользователей в системе.

Алгоритм работы представлен на рисунке 4.16.

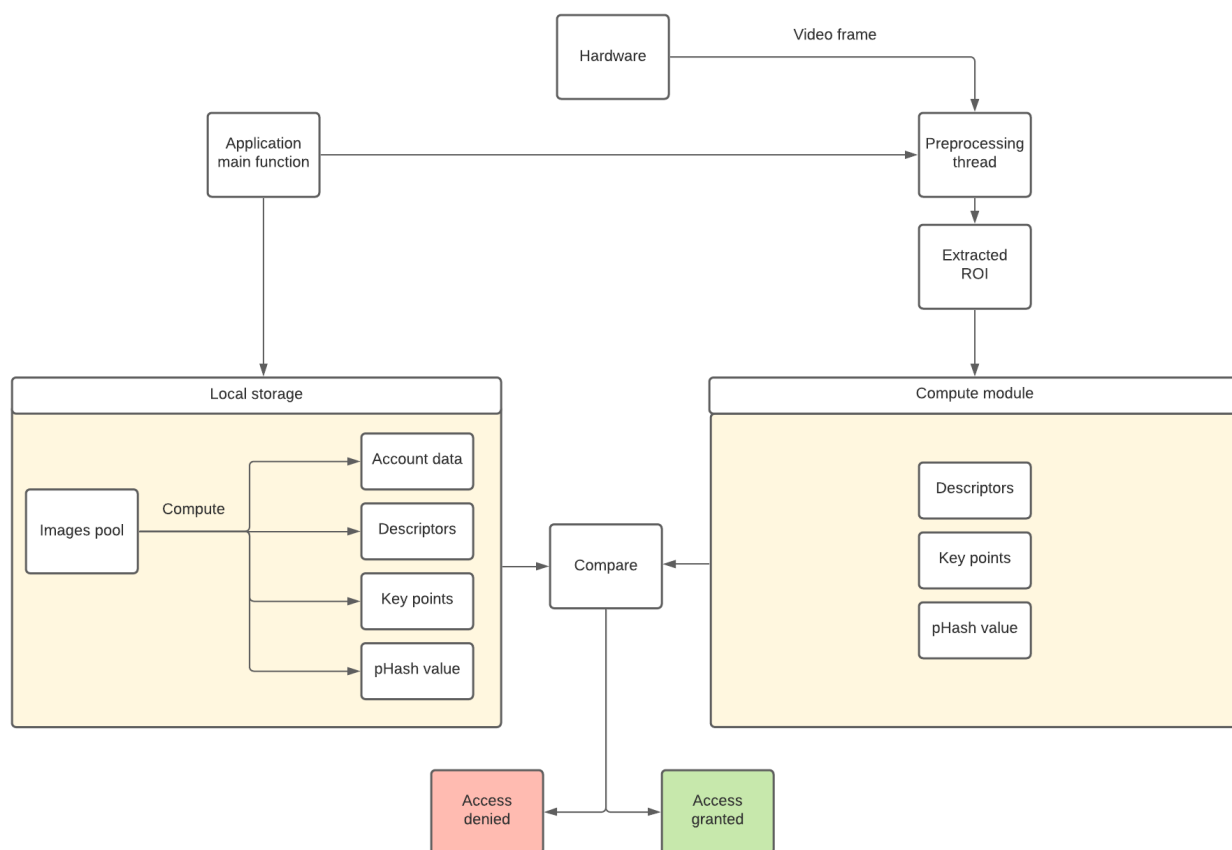


Рисунок 4.16 – Схема работы алгоритма идентификации на основе алгоритмов

4.3 Сравнение нейронных сетей, применяемых для обучения модели

В качестве исходных данных для обучения и тестирования нейросетевых моделей была использована база данных университета Тунцзи. База данных состоит из 12000 изображений ладоней, полученных от 300 различных пользователей (2 ладони на человека, по 20 изображений для каждой руки). Каждое изображение является 8 битным TIFF файлом, имеющим разрешение 800х600px.

Для обучения моделей были использованы изображения только одной руки каждого пользователя.

Обучающие данные были разделены случайным образом на наборы для обучения и тестирования в соотношении 80% и 20% соответственно.

Для оценки качества работы алгоритмов была использована стандартная для биометрических систем метрика EER (equal error rate). EER – это коэффициент, при котором ошибки первого рода равны ошибкам второго рода [32].

Значения гиперпараметров процесса обучения приведены в таблице 4.3.

Таблица 4.3 – Гиперпараметры обучения

Метод	Гиперпараметры			
	Скорость обучения	Число эпох обучения	Метод оптимизации	Функция потерь
ResNet18	0.001	10	SGD	CrossEntropyLoss
ResNet34	0.001	10	SGD	CrossEntropyLoss

Были построены DET-кривые и распределения значений степени принадлежности к классам для каждой конфигурации сети.

Для сети ResNet18 результирующие графики представлены на рисунках 4.17-4.20.

Для сети ResNet34 результирующие графики представлены на рисунках 4.21-4.24.

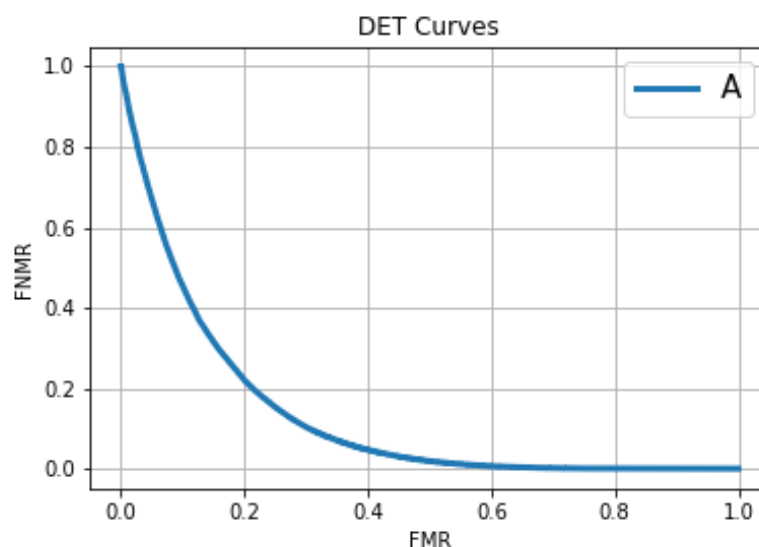


Рисунок 4.17 - DET-кривая на валидационной выборке

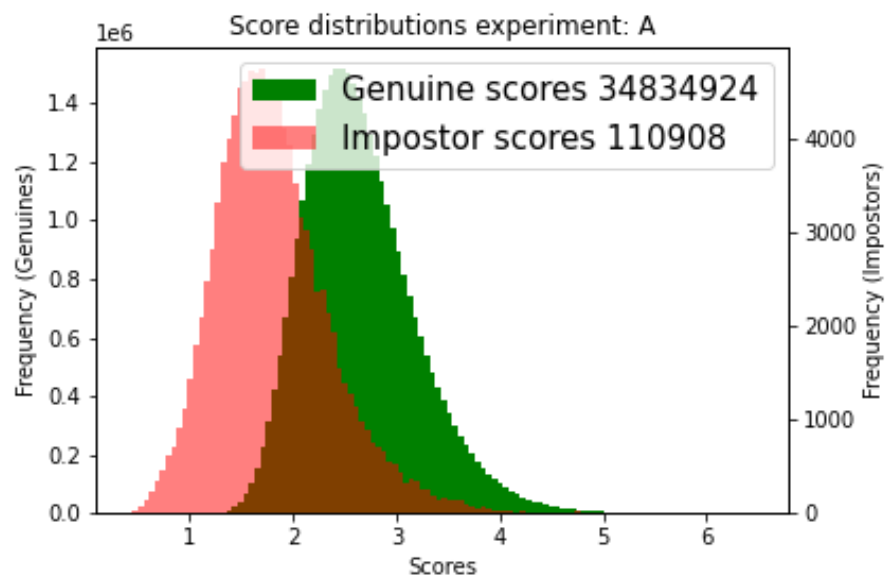


Рисунок 4.18 - Распределения значений степени принадлежности к классам на валидационной выборке

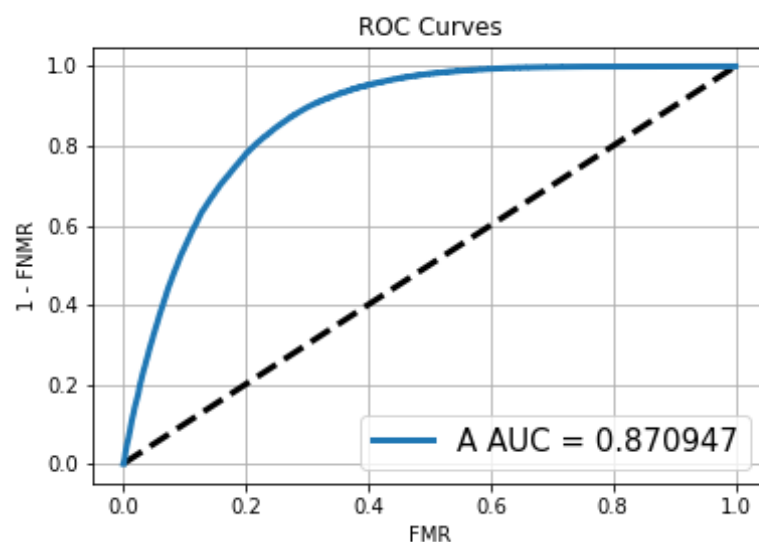


Рисунок 4.19 – ROC-кривая на валидационной выборке

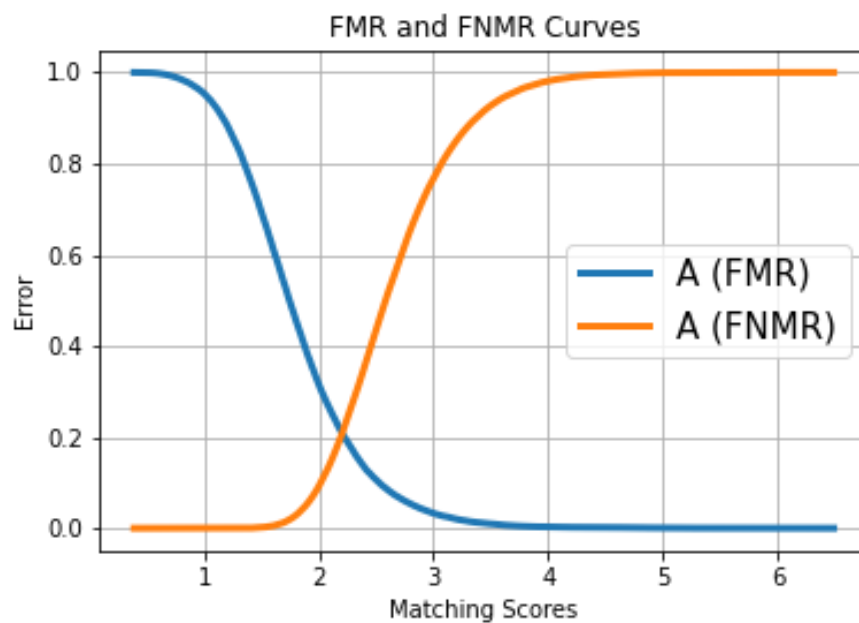


Рисунок 4.20 – Графики FMR и FNMR

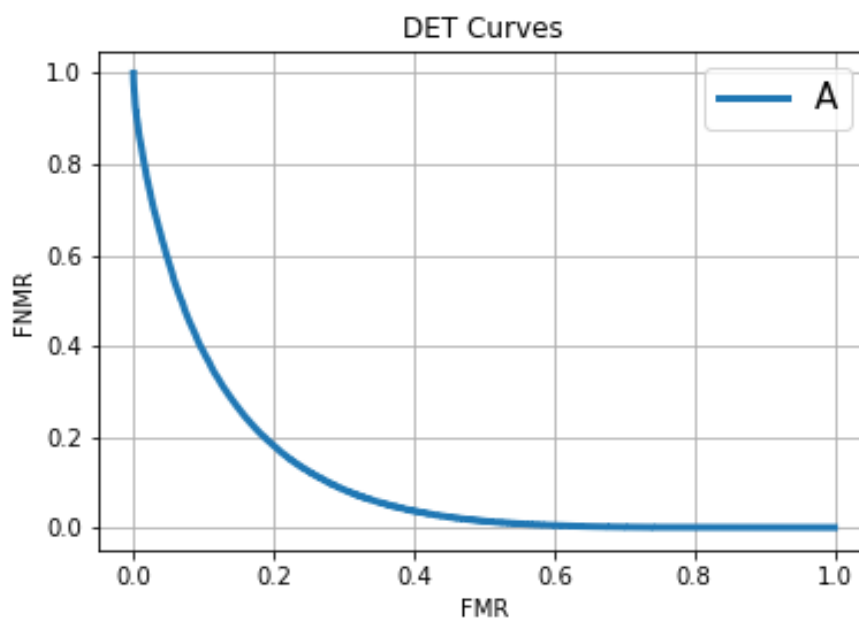


Рисунок 4.21 - DET-кривая на валидационной выборке

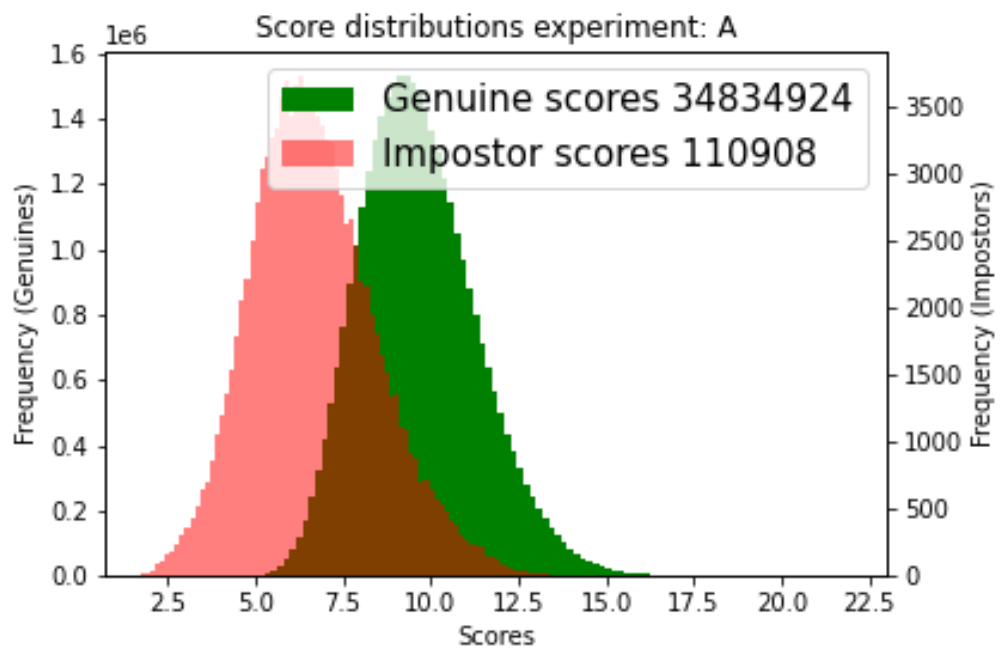


Рисунок 4.22 - Распределения значений степени принадлежности к классам на валидационной выборке

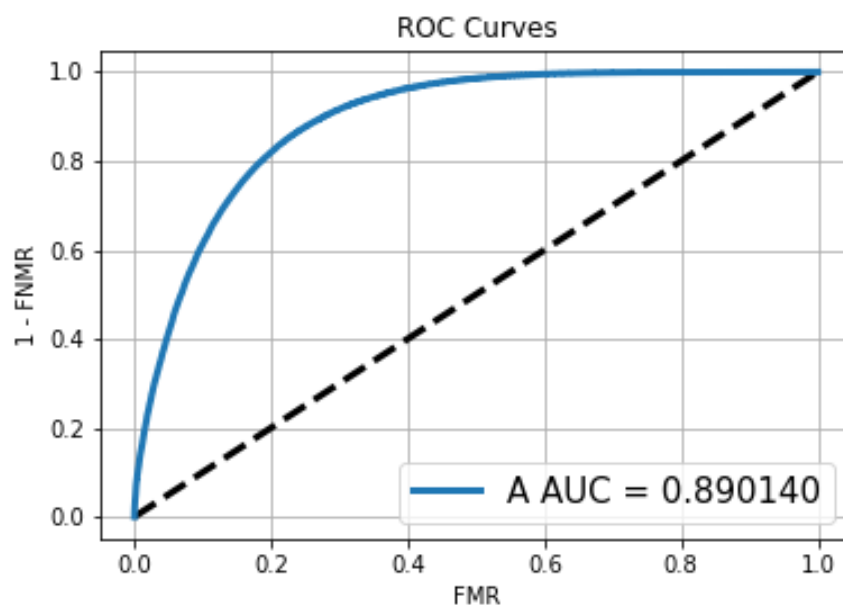


Рисунок 4.23 – ROC-кривая на валидационной выборке

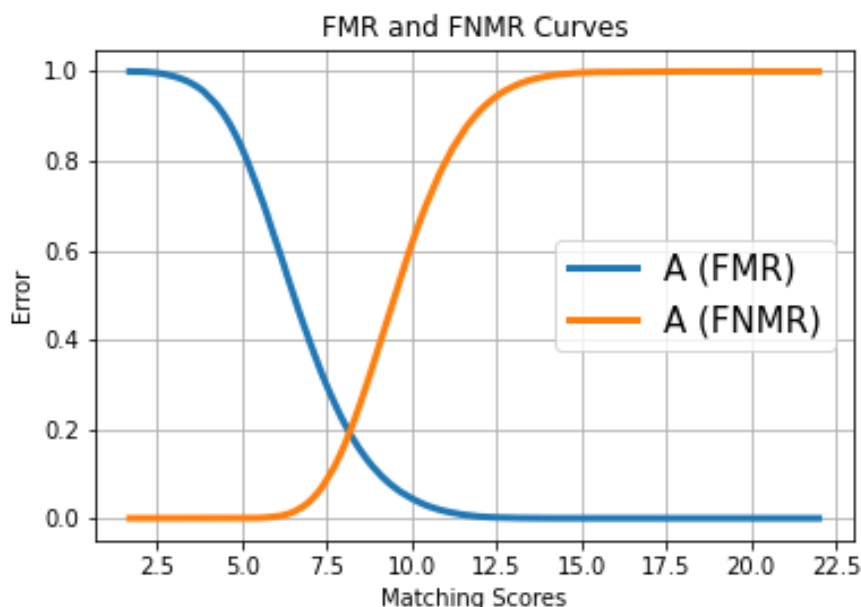


Рисунок 4.24 – Графики FMR и FNMR

FMR (False Match Rate) – вероятность ложного совпадения параметров.
 FNMR (False Non Match Rate) – вероятность ложного несовпадения параметров,
 в данном случае один образец сравнивается со многими шаблонами,
 заложенными в базу данных, т.е. происходит идентификация.

Значение EER для модели ResNet18 составило 0.2082.

Значение EER для модели ResNet34 составило 0.1916.

Данные результаты обусловлены малым количеством данных для обучения, слабым качеством фотографии из базы данных, что сказывается на качестве получаемой венозной схемы.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной магистерской диссертации были выполнены следующие задачи:

Проанализирован рынок существующих биометрических систем, произведено сравнение различных систем верификации личности и использованием биометрических технологий, рассмотрены основные регулирующие стандарты в области биометрических технологий, а так же выделены плюсы и минусы различных биометрических систем.

Реализован аппаратный комплекс для экстракции венозной структуры руки при ее присутствии над устройством. Для этого была использована аппаратная платформа Arduino с использованием ультразвукового датчика расстояния.

Разработано программное обеспечение для извлечения области интереса с целью дальнейшего ее использования в качестве входного вектора признаков как в нейросетевой модели, так и в задаче алгоритмического сравнения профилей. Реализована методология предварительной обработки входного изображения для выделения венозной структуры ладони.

Разработан алгоритм сравнения полученных векторов признаков с существующими шаблонами пользователей путем использования алгоритмов сравнения дескрипторов изображений, а так же использования функции хеширования изображений. Данный алгоритм рекомендуется применять в системах с небольшим числом пользователей ввиду того, что вычислительные операции применяются в параллельном режиме и весьма ресурсоемки.

Обучены и сравнены нейросетевые модели ResNet18 и ResNet34 на базе данных, содержащих 300 пользователей и 6000 изображений для симуляции системы верификации с большим числом пользователей. EER составило 20% и 19% соответственно.

					ВКР 10.04.01.594М.56			
<i>Изм</i>	<i>Лист</i>	<i>№ докум.</i>	<i>Подпись</i>	<i>Дата</i>	ЗАКЛЮЧЕНИЕ	<i>Лит.</i>	<i>Лист</i>	<i>Листов</i>
<i>Разраб.</i>		<i>Милантьев С.В.</i>						
<i>Провер.</i>		<i>Лепендин А.А.</i>					66	74
<i>Реценз.</i>						<i>АлтГУ, кафедра ИБ</i>		
<i>Н. Контр.</i>		<i>Лепендин А.А.</i>						
<i>Утверд.</i>								

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Приложение №3. Положение о техническом комитете по стандартизации "Биометрия и биомониторинг" [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://base.garant.ru/71630526/3e22e51c74db8e0b182fad67b502e640/>. – Дата доступа: 18.06.21.
2. Николаев, Д.Е. Единые биометрические стандарты / Д.Е. Николаев // Системы безопасности. – 2019. – № 3. – С. 3
3. Постановление Правительства Российской Федерации от 11.04.2019 г. № 425 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://government.ru/docs/all/121455/>. – Дата доступа: 18.06.21.
4. ГОСТ Р ИСО/МЭК 19795-1-2007 [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200067413>. – Дата доступа: 18.06.21.
5. Kavitha, S. A Review on Palm Vein Biometrics / S. Kavitha, P Sripriya // International Journal of Engineering & Technology. – 2018. – . – Т. 7, № 3. – С. 407-409
6. Ворона, В.А. Биометрические технологии идентификации в системах контроля и управления доступом / В.А. Ворона, В.О. Костенко // Computational nanotechnology. – 2016. – № 3. – С. 224-241
7. Цифровая идентификация личности человека [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://physiologynorma.ru/lyubov/identifikaciya-lichnosti-2.html>. – Дата доступа: 18.06.21.
8. Пчеловодова, Н.Н. Российский биометрический рынок в 2019–2022 годах / Н.Н. Пчеловодова, В.О. Костенко // Системы безопасности. – 2019. – № 2. – С. 88-92

					ВКР 10.04.01.594М.56			
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата				
Разраб.		Милантьев С.В.			СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	Лит.	Лист	Листов
Провер.		Лепендин А.А.					67	74
Реценз.						АлтГУ, кафедра ИБ		
Н. Контр.		Лепендин А.А.						
Утверд.								

9. Старовойтов, В.В. Распознавание человека по изображению радужной оболочки глаза: проблемы и достижения / В.В. Старовойтов, Ю.И. Монич // Искусственный интеллект. – 2011. – № 3. – С. 278-284

10. Wu, Wei & Elliott, Stephen & Lin, Sen & Sun, Shenshen & Tang, Yandong. (2019). A review of palm vein recognition. IET Biometrics. 9. 10.1049/iet-bmt.2019.0034.

11. Wu, Wei & Yuan, Wei & Lin, Sen. (2013). An Instrument of Palm Vein Pattern Recognition. Applied Mechanics and Materials. 333-335. 1092-1095. 10.4028/www.scientific.net/AMM.333-335.1092.

12. ГОСТ Р 58624.1-2019 (ИСО/МЭК 30107-1:2016) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200169225>. – Дата доступа: 18.06.21.

13. ГОСТ Р 58624.2-2019 (ИСО/МЭК 30107-2:2017) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200169170>. – Дата доступа: 18.06.21.

14. ГОСТ Р 58624.3-2019 (ИСО/МЭК 30107-3:2017) [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://docs.cntd.ru/document/1200169695>. – Дата доступа: 18.06.21.

15. Система идентификации биометрических изображений ладони / П.В. Морозов [и др.]. – Пенза : МЦНС «Наука и Просвещение», 2011. – 20-25 с.

16. Bourke, C.M. Algorithms: A Brief Introduction / C.M. Bourke, Ю.И. Монич. – Nebraska : University of Nebraska, 2006. – 18 с.

17. Hamming, R.W. Error detecting and error correcting codes / R.W. Hamming // Bell System technical journal. – 1950. – № 29. – С. 147-160.

18. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF. Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision / Ethan Rublee [и др.]. – Barcelona : Conference: IEEE International Conference on Computer Vision, 2011. – 8 с.

19. Leutenegger, S. BRISK: Binary Robust invariant scalable keypoints / S. Leutenegger, M Chli, R Siegwart. – Barcelona : Conference: IEEE International Conference on Computer Vision, 2011. – 8 с.
20. Khachikian, S. Applying FAST & FREAK Algorithms in Selected Object Tracking / S. Khachikian, E Mehran, R Siegwart. – Najafābād : Mehran Emadi's Lab, 2016. – 10 с.
21. Alcantarilla, P.F. KAZE Features / P.F. Alcantarilla, A. Bartoli, A.J. Davison. – Najafābād : European Conference on Computer Vision (ECCV), 2012. – 14 с.
22. Патин, М. В. Сравнительный анализ методов поиска особых точек и дескрипторов при группировке изображений по схожему содержанию / М. В. Патин, Д. В. Коробов. — // Молодой ученый. — 2016. — № 11 (115). — С. 214-221.
23. Intelligent Techniques for Matching Palm Vein Images / A.A. Mona [и др.] // Egyptian Computer Science Journal. – 2015. – Т. 39, № 1. – С. 1-14.
24. Fischler, M.A. random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography / M.A. Fischler, R.C. Bolles // Communications of the ACM. – 1981. – . – Т. 24, № 395. – С. 78-138
25. Милантьев, С.В. Биометрическая верификация личности на основе отпечатков вен ладони / С.В. Милантьев // Труды молодых ученых Алтайского государственного университета. – 2020. – № 17. – С. 208-212
26. SQUEEZENET: ALEXNET-LEVEL ACCURACY WITH 50X FEWER PARAMETERS AND<0.5MB MODEL SIZE / F.N. Iandola [и др.] // ICLR. – 2017. – № 1. – С. 1-13
27. Places205-VGGNet Models for Scene Recognition / L Wang [и др.]. – Hong Kong : Shenzhen Institutes of Advanced Technology, 2015. – 2 с.
28. Going deeper with convolutions / C Szegedy [и др.]. – Michigan : University of North Carolina, 2014. – 12 с.

29. Ioffe, S. Batch Normalization: Accelerating Deep Network Training by Reducing Internal Covariate Shift / S. Ioffe, C. Szegedy. – California : Google Inc., 2015. – 11 с.

30. Deep Residual Learning for Image Recognition / К Хе [и др.]. – Michigan : Microsoft Research, 2015. – 12 с.

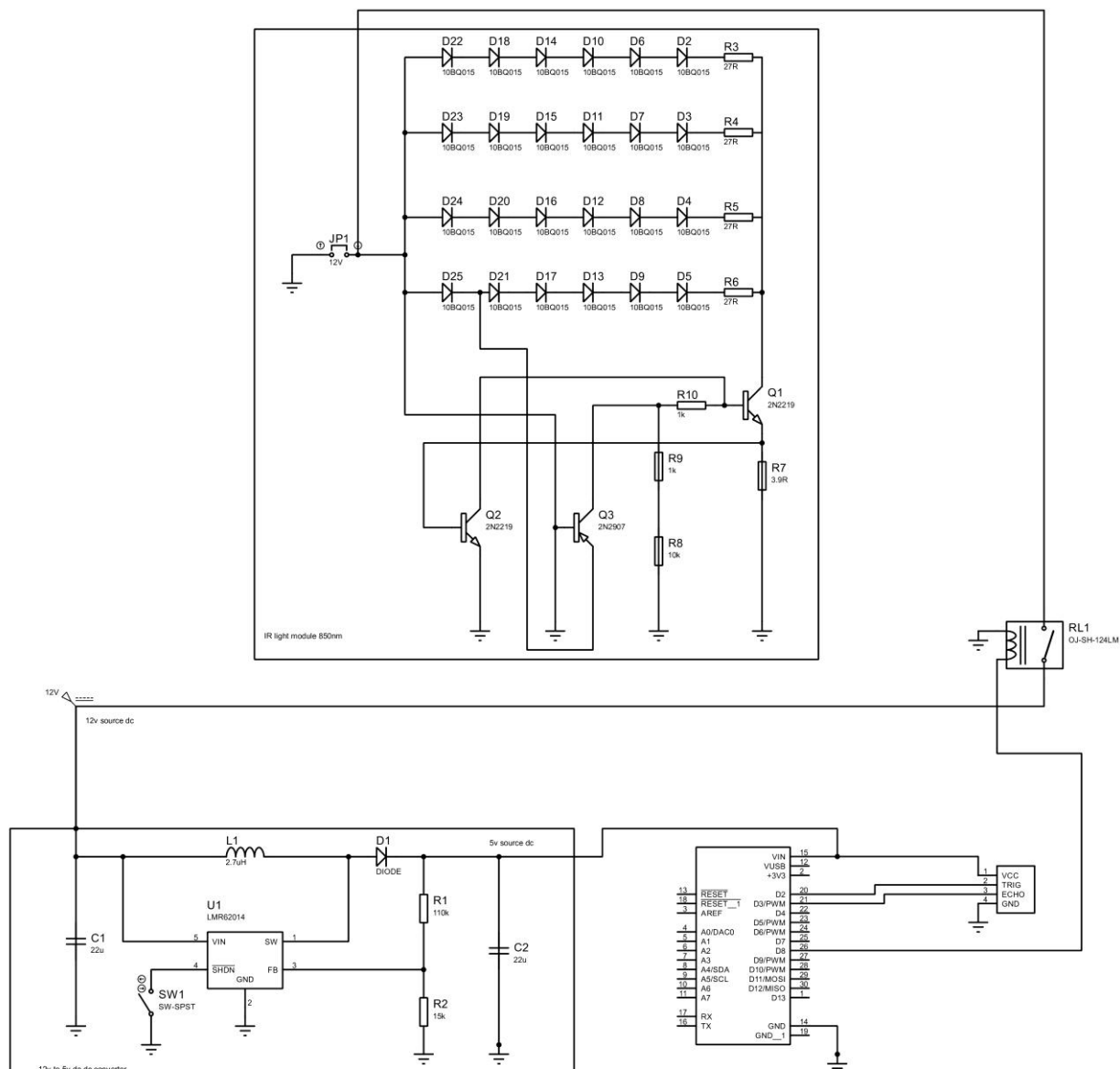
31. Wang, Z. A Fast Implementation of Adaptive Histogram Equalization / Z. Wang, T. Jianhua. – Beijing : University of Science & Technology, 2006. – 5 с.

32. Badawi, A.M. Frequency Domain Spectral Hand Vein Patterns Authentication / A.M. Badawi, M.K. Shahin. – Knoxville : Biomedical Engineering Department, University of Tennessee, 2006. – 1-6 с.

					KP 10.04.01.594M.56	Лист
						70
Изм.			Лист	Дата		

ПРИЛОЖЕНИЕ 1

ПРИНЦИПИАЛЬНАЯ ЭЛЕКТРИЧЕСКАЯ СХЕМА УСТРОЙСТВА



					ВКР 10.04.01.594М.56		
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата	СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ		
Разраб.	Милантьев С.В.						
Провер.	Лепендин А.А.						
Реценз.							
Н. Контр.	Лепендин А.А.						
Утверд.							
					Лит.	Лист	Листов
						71	74
					АлтГУ, кафедра ИБ		

ПРИЛОЖЕНИЕ 2

ЛИСТИНГ ИСХОДНОГО КОДА АППАРАТНОЙ ЧАСТИ

```
#include <NewPing.h>

// Sonar
#define PIN_TRIG 12
#define PIN_ECHO 11

#define MAX_DISTANCE 30
#define MinimalDistanceForActivation 20 // const for
activation

#define MinimalZerosForDisableLighting 10 // Время до
отключения подсветки на нулевой дистанции (нет
препятствия рядом)
#define MinimalTimesForDisabling 10 // Время до
отключения подсветки (убирает моргание)

bool DoesLightEnabled = false;

int TimesCounter = 0;
int ZerosCounter = 0;

// IR light
#define PIN_DIODE 10

NewPing sonar(PIN_TRIG, PIN_ECHO, MAX_DISTANCE);

void setup() {
    pinMode(PIN_DIODE, OUTPUT);
    digitalWrite(PIN_DIODE, LOW);

    Serial.begin(9600);
}

void loop() {
    delay(50);
}
```

					ВКР 10.04.01.594М.56						
Изм	Лист	№ докум.	Подпись	Дата	СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ			Лит.	Лист	Листов	
Разраб.		Милантьев С.В.									
Провер.		Лепендин А.А.								72	74
Реценз.								АлтГУ, кафедра ИБ			
Н. Контр.		Лепендин А.А.									
Утверд.											


```

unsigned int distance = sonar.ping_cm();
Serial.print("distance: ");
Serial.println(distance);

if(DoesLightEnabled)
{
    if(distance > MinimalDistanceForActivation + 3)
    {
        if(++TimesCounter == MinimalTimesForDisabling)
        {
            ToggleIRLight(false);
        }
        else if(TimesCounter > 0)
        {
            TimesCounter = 0;
        }
    }
    else
    {
        if(distance == 0)
        {
            if(++ZerosCounter
MinimalZerosForDisableLighting)
            {
                ToggleIRLight(false);
            }
        }
        else if(ZerosCounter > 0)
        {
            ZerosCounter = 0;
        }
    }
}
else
{
    if(distance == 0)
        return;

    if(distance <= MinimalDistanceForActivation) {
        ToggleIRLight(true);
    }
}

```

==

```

}

void ToggleIRLight(bool state) {
    DoesLightEnabled = state;

    ZerosCounter = 0;
    TimesCounter = 0;

    digitalWrite(PIN_DIODE, state ? HIGH : LOW);
}

```

					<i>KP 10.04.01.594M.56</i>	Лист
						74
Изм.			Лист	Дата		