

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт Кибернетики
Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника
Кафедра Информационных систем и технологий

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Разработка алгоритмов распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица

УДК 004.932.72'1:159.925.8

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ст. преподаватель каф. ИСТ	Друки Алексей Алексеевич	к.т.н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. МЕН	Конотопский Владимир Юрьевич	к.э.н., доцент		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. ЭБЖ	Извеков Владимир Николаевич	к.т.н., доцент		

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Зав. кафедрой ИСТ	Мальчуков Андрей Николаевич	к.т.н., доцент		

Томск – 2017 г.

ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ ПО ООП

Код результатов	Результат обучения (выпускник должен быть готов)
<i>Общепрофессиональные компетенции</i>	
P1	Воспринимать и самостоятельно приобретать, развивать и применять математические, естественнонаучные, социально-экономические и профессиональные знания для решения нестандартных задач, в том числе в новой или незнакомой среде и в междисциплинарном контексте.
P2	Владеть и применять методы и средства получения, хранения, переработки и трансляции информации посредством современных компьютерных технологий, в том числе в глобальных компьютерных сетях.
P3	Демонстрировать культуру мышления, способность выстраивать логику рассуждений и высказываний, основанных на интерпретации данных, интегрированных из разных областей науки и техники, выносить суждения на основании неполных данных, анализировать профессиональную информацию, выделять в ней главное, структурировать, оформлять и представлять в виде аналитических обзоров с обоснованными выводами и рекомендациями.
P4	Анализировать и оценивать уровни своих компетенций в сочетании со способностью и готовностью к саморегулированию дальнейшего образования и профессиональной мобильности. Владеть, по крайней мере, одним из иностранных языков на уровне социального и профессионального общения, применять специальную лексику и профессиональную терминологию языка.
<i>Профессиональные компетенции</i>	
P5	Выполнять инновационные инженерные проекты по разработке аппаратных и программных средств автоматизированных систем различного назначения с использованием современных методов проектирования, систем автоматизированного проектирования, передового опыта разработки конкурентно способных изделий.
P6	Планировать и проводить теоретические и экспериментальные исследования в области проектирования аппаратных и программных средств автоматизированных систем с использованием новейших достижений науки и техники, передового отечественного и зарубежного опыта. Критически оценивать полученные данные и делать выводы.
P7	Осуществлять авторское сопровождение процессов проектирования, внедрения и эксплуатации аппаратных и программных средств автоматизированных систем различного назначения.

Код результатов	Результат обучения (выпускник должен быть готов)
<i>Общекультурные компетенции</i>	
P8	Использовать на практике умения и навыки в организации исследовательских, проектных работ и профессиональной эксплуатации современного оборудования и приборов, в управлении коллективом.
P9	Осуществлять коммуникации в профессиональной среде и в обществе в целом, активно владеть иностранным языком, разрабатывать документацию, презентовать и защищать результаты инновационной инженерной деятельности, в том числе на иностранном языке.
P10	Совершенствовать и развивать свой интеллектуальный и общекультурный уровень. Проявлять инициативу, в том числе в ситуациях риска, брать на себя всю полноту ответственности.
P11	Демонстрировать способность к самостоятельному обучению новым методам исследования, к изменению научного и научно-производственного профиля своей профессиональной деятельности, способность самостоятельно приобретать с помощью информационных технологий и использовать в практической деятельности новые знания и умения, в том числе в новых областях знаний, непосредственно не связанных со сферой деятельности, способность к педагогической деятельности.

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт Кибернетики
Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника
Кафедра Информационных систем и технологий

УТВЕРЖДАЮ:

Зав. кафедрой

_____ Мальчуков А.Н.
(Подпись) (Дата) (Ф.И.О.)

ЗАДАНИЕ
на выполнение выпускной квалификационной работы

В форме:

Магистерской диссертации

(бакалаврской работы, дипломного проекта/работы, магистерской диссертации)

Студенту:

Группа	ФИО
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич

Тема работы:

Разработка алгоритмов распознавания эмоционального состояния человека по
изображению его лица

Утверждена приказом директора (дата, номер)

№ 898/с от 20.02.2017 г.

Срок сдачи студентом выполненной работы:

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе

Научные статьи по тематике распознавание объектов на изображении; открытые базы сегментированных изображений лиц с различным эмоциональным состоянием.

Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов	1. Обзор литературы 2. Анализ и постановка задачи 3. Обзор существующих методов и алгоритмов 4. Проектирование алгоритма и нейронной сети 5. Программная реализация нейронной сети 6. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение 7. Социальная ответственность
Перечень графического материала	Входные и выходные изображения; Схема архитектуры сети; Схема работы алгоритма; Таблицы анализа

Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы

Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Доцент каф. МЕН, к.э.н., Конотопский Владимир Юрьевич
Социальная ответственность	Доцент каф. ЭБЖ, к.т.н., Извеков Владимир Николаевич
Раздел, выполняемый на иностранном языке	Доцент, каф. ИЯ ИСГТ Александров Олег Анатольевич

Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках:

ГЛАВА 2. Разработка алгоритмов

Дата выдачи задания на выполнение выпускной квалификационной работы по линейному графику	
---	--

Задание выдал руководитель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ст. преподаватель каф. ИСТ	Друки Алексей Алексеевич	к.т.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич		

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное автономное образовательное учреждение
высшего образования
**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт Кибернетики
Направление подготовки 09.04.01 Информатика и вычислительная техника
Уровень образования Магистратура
Кафедра Информационных систем и технологий
Период выполнения осенний / весенний семестр 2016/2017 учебного года

Форма представления работы:

Магистерская диссертация

(бакалаврская работа, дипломный проект/работа, магистерская диссертация)

КАЛЕНДАРНЫЙ РЕЙТИНГ-ПЛАН
выполнения выпускной квалификационной работы

Срок сдачи студентом выполненной работы:

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
12.09.2016	Анализ предметной области	5
28.10.2016	Изучение математических методов и вспомогательного программного обеспечения	10
14.12.2016	Первичный анализ данных	10
17.02.2017	Корреляционный анализ	15
01.04.2017	Регрессионный анализ	25
21.05.2017	Факторный анализ	20
01.06.2017	Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	5
01.06.2017	Социальная ответственность	5
06.06.2017	Раздел на иностранном языке	5

Составил преподаватель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Ст. преподаватель каф. ИСТ	Друки Алексей Алексеевич	к.т.н.		

СОГЛАСОВАНО:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Зав. кафедрой ИСТ	Мальчуков Андрей Николаевич	к.т.н., доцент		

**ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА
«ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И
РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ»**

Студенту:

Группа	ФИО
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич

Институт	Кибернетики	Кафедра	Информационных систем и технологий
Уровень образования	Магистрант	Направление/специальность	09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Исходные данные к разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»:

1. <i>Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих</i>	
2. <i>Нормы и нормативы расходования ресурсов</i>	
3. <i>Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования</i>	

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. <i>Оценка коммерческого и инновационного потенциала НТИ</i>	
2. <i>Разработка устава научно-технического проекта</i>	
3. <i>Планирование процесса управления НТИ: структура и график проведения, бюджет, риски и организация закупок</i>	
4. <i>Определение ресурсной, финансовой, экономической эффективности</i>	

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

1. <i>«Портрет» потребителя результатов НТИ</i>
2. <i>Сегментирование рынка</i>
3. <i>Оценка конкурентоспособности технических решений</i>
4. <i>Диаграмма FAST</i>
5. <i>Матрица SWOT</i>
6. <i>График проведения и бюджет НТИ</i>
7. <i>Оценка ресурсной, финансовой и экономической эффективности НТИ</i>
8. <i>Потенциальные риски</i>

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	
---	--

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. МЕН	Конотопский Владимир Юрьевич	к.э.н., доцент		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич		

ЗАДАНИЕ ДЛЯ РАЗДЕЛА «СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ»

Студенту:

Группа	ФИО
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич

Институт	Кибернетики	Кафедра	Информационных систем и технологий
Уровень образования	Магистрант	Направление/специальность	09.04.01 Информатика и вычислительная техника

Исходные данные к разделу «Социальная ответственность»:

1. Характеристика объекта исследования (вещество, материал, прибор, алгоритм, методика, рабочая зона) и области его применения	Разработка алгоритмов распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица
--	---

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

<p>1. Производственная безопасность</p> <p>1.1. Анализ выявленных вредных факторов при разработке и эксплуатации проектируемого решения в следующей последовательности:</p> <ul style="list-style-type: none"> – физико-химическая природа вредности, её связь с разрабатываемой темой; – действие фактора на организм человека; – приведение допустимых норм с необходимой размерностью (со ссылкой на соответствующий нормативно-технический документ); – предлагаемые средства защиты; – (сначала коллективной защиты, затем – индивидуальные защитные средства). <p>1.2. Анализ выявленных опасных факторов при разработке и эксплуатации проектируемого решения в следующей последовательности:</p> <ul style="list-style-type: none"> – механические опасности (источники, средства защиты); – термические опасности (источники, средства защиты); – электробезопасность (в т.ч. статическое электричество, молниезащита – источники, средства защиты); – пожаровзрывобезопасность (причины, профилактические мероприятия, первичные средства пожаротушения). 	<ul style="list-style-type: none"> – Микроклимат рабочей зоны; – Освещенность рабочего места; – Шум на рабочем месте; – Электромагнитные излучения; – Физические перегрузки; – Нервно-психические перегрузки. <p>– Опасность поражения электрическим током.</p> <p>Разработка мер по защите от воздействия вредных и опасных производственных фактов.</p>
<p>2. Экологическая безопасность:</p> <ul style="list-style-type: none"> – защита селитебной зоны – анализ воздействия объекта на атмосферу (выбросы); – анализ воздействия объекта на гидросферу (сбросы); – анализ воздействия объекта на литосферу (отходы); 	<p>Анализ воздействия объекта на атмосферу;</p> <p>Анализ воздействия объекта на гидросферу;</p> <p>Анализ воздействия объекта на литосферу;</p> <ul style="list-style-type: none"> – Утилизация отходов;

<ul style="list-style-type: none"> – разработать решения по обеспечению экологической безопасности со ссылками на НТД по охране окружающей среды. 	<ul style="list-style-type: none"> – Разработка метода утилизации вышедшего из строя оборудования.
<p>3. Безопасность в чрезвычайных ситуациях:</p> <ul style="list-style-type: none"> – перечень возможных ЧС при разработке и эксплуатации проектируемого решения; – выбор наиболее типичной ЧС; – разработка превентивных мер по предупреждению ЧС; – разработка действий в результате возникшей ЧС и мер по ликвидации её последствий. 	<p>Описание возможных ЧС; Типичная ЧС – пожар:</p> <ul style="list-style-type: none"> – Разработка мер предупреждения ЧС пожар; – Разработка действий во время возникновения ЧС пожар.
<p>4. Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности:</p> <ul style="list-style-type: none"> – специальные (характерные при эксплуатации объекта исследования, проектируемой рабочей зоны) правовые нормы трудового законодательства; – организационные мероприятия при компоновке рабочей зоны. 	<ul style="list-style-type: none"> – Компоновка рабочего места; – Правовые нормы трудового законодательства.

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику	
---	--

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Доцент каф. ЭБЖ	Извеков Владимир Николаевич	к.т.н., доцент		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ5А	Санников Константин Алексеевич		

РЕФЕРАТ

Пояснительная записка содержит 98 страниц, 21 рисунок, 20 таблиц, 44 источника, 1 приложение.

Ключевые слова: алгоритмы, нейронные сети, сверточные нейронные сети, детектирование лиц, распознавание эмоций.

Объектом исследования являются методы, алгоритмы и системы классификации объектов на изображениях со сложным фоном.

Цель работы – разработка алгоритмов и программной системы, позволяющей повысить эффективность распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица на сложном фоне.

В процессе исследования были проведены: анализ предметной области, обзор различных методов детектирования и классификации объектов, разработан алгоритм, основанный на сверточной нейронной сети.

Была выполнена программная реализация алгоритма, позволяющего производить обнаружение лиц на изображениях и распознавание эмоций на выделенных областях изображения.

Возможная область применения исследования: системы обеспечения безопасности, системы исследования потока людей.

ОПРЕДЕЛЕНИЯ, ОБОЗНАЧЕНИЯ, СОКРАЩЕНИЯ

СНС – сверточная нейронная сеть, специальная архитектура искусственных нейронных сетей, предложенная Яном Лекуном и нацеленная на эффективное распознавание изображений.

РСА – (на англ.) метод главных компонент.

SVM – (на англ.) метод опорных векторов. Основа заключается в переводе исходных векторов в пространство более высокой размерности и поиск разделяющей гиперплоскости с максимальным зазором в этом пространстве.

AdaBoost(англ. Adaptive boosting) – адаптивное улучшение, обучение.

ИНС – искусственная нейронная сеть

SIFT (Scale Invariant Feature Transform) - представляет собой локальную гистограмму направлений градиентов изображения.

HOG (Histogram of Oriented Gradients) – гистограмма направленных градиентов. Техника алгоритма основана на подсчете количества направлений градиента в локальных областях изображения.

SURF (Speeded Up Robust Features) – основа метода поиск особых точек изображения и создание их дескрипторов (описательного элемента, инвариантного к изменению масштаба и поворота).

OpenSourceComputerVision (Open CV) - библиотека алгоритмов компьютерного зрения, обработки изображений и численных алгоритмов общего назначения с открытым кодом.

Различие Гаусса (DoG) - способ выделения границ второго порядка, который так же выделяет границы с пиксельной точностью.

Локальные рецепторные поля – слои обеспечивающие локальную двумерную связность нейронов.

Нелинейные функции активации - функция, вычисляющая выходной сигнал искусственного нейрона.

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ.....	15
ГЛАВА 1 ОБЗОР АЛГОРИТМОВ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ЛИЦ.....	17
1.1 Метод сравнения с шаблоном.....	18
1.2 Гистограммный анализ яркостных характеристик изображения	20
1.3 Метод главных компонент	20
1.4 Метод опорных векторов	22
1.5 Метод Виолы-Джонса.....	24
1.6 Искусственные нейронные сети	25
1.7 Сверточные нейронные сети.....	27
1.8 Дескрипторы и детекторы локальных особенностей изображения.....	29
1.9 Коммерческие системы распознавания эмоций.....	31
1.10 Вывод по Главе 1.....	33
ГЛАВА 2 РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ	34
2.1 Алгоритм для обнаружения лиц на сложном фоне	34
2.1.1 Алгоритм Виолы-Джонса.....	34
2.2 Алгоритм для распознавания эмоций	39
2.2.1 Сверточная нейронная сеть.....	39
2.2.2 Описание структуры сверточной нейронной сети.	43
2.2.3 Выбор активационной функции.	46
2.2.4 Выбор алгоритма обучения нейронной сети.....	47
2.2.5 Алгоритм обратного распространения ошибки.....	48
2.2.6 Алгоритмы Quick Propagation и Resilent Propagation.	50
2.3 Вывод по главе 2	52
ГЛАВА 3 ОБУЧЕНИЕ И ТЕСТИРОВАНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ АЛГОРИТМОВ	53
3.1 Обучение разработанных алгоритмов.....	53
3.2 Тестирование алгоритмов	55
3.2.1 Оценка чувствительности нейронной сети к уровню освещения... 56	
3.2.2 Оценка чувствительности системы к повороту образа лица относительно вертикальной плоскости	58

3.2.3 Оценка чувствительности нейронной сети к изменению масштаба изображения.....	59
3.2 Вывод по главе 3	61
ГЛАВА 4 ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ.....	63
4.1 Организация и планирование работ	63
4.1.1 Продолжительность этапов работ.....	64
4.1.2 Расчет накопления готовности проекта.....	68
4.2 Расчет сметы затрат на выполнение проекта	69
4.2.1 Расчет затрат на материалы.	69
4.2.2 Расчет заработной платы.....	69
4.2.3 Расчет затрат на социальный налог.	70
4.2.4 Расчет затрат на электроэнергию.	70
4.2.5 Расчет амортизационных расходов.....	71
4.2.6 Расчет расходов, учитываемых непосредственно на основе платежных документов.....	72
4.2.7 Расчет прочих расходов.....	72
4.2.8 Цена разработки ВКР.	73
4.2.9 Прибыль.	73
4.2.10 Расчет НДС.	73
4.2.11 Цена разработки ВКР.	73
4.3 Оценка экономической эффективности проекта	73
4.3.1 Оценка научно-технического уровня ВКР.....	74
ГЛАВА 5 СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ.....	76
5.1 Производственная безопасность	77
5.1.1 Микроклимат рабочей зоны.....	78
5.1.2 Освещение.	80
5.1.3 Производственные шумы.....	83
5.1.4 Электромагнитные излучения	84
5.1.5 Психофизиологические факторы	85
5.1.6 Электрическая безопасность.....	87

5.2 Экологическая безопасность.....	88
5.3 Безопасность в чрезвычайных ситуациях.....	89
5.4 Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности	91
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	93
СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ	94
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ	95
ПРИЛОЖЕНИЯ.....	99

ВВЕДЕНИЕ

Не секрет, что человек благодаря своему зрению способен воспринимать огромное количество информации, которая в последствии частично запоминается мозгом, а при повторном получении информации со схожими признаками мозг дает сигнал, что она знакома и уже видел эту информацию раньше. Глаз человека – это очень сложная структура, которая как раз-таки и позволяет получить этот поток информации. В среднем за всю продолжительность жизни человек способен увидеть несколько десятков миллионов различных изображений, большую часть из которых он будет помнить. Таким образом человеческий интеллект является уникальным прибором, способным с помощью зрительных анализаторов воспринимать, запоминать и распознавать различные изображения.

В современной науке и технике усилиями множества ученых уже проделана немалая работа по обучению искусственного интеллекта тем же функциям, которые имеет человеческий интеллект. Львиная доля такой работы посвящена распознаванию изображений. Особый интерес составляет способность машинного интеллекта к распознаванию человеческих лиц.

Технологии автоматического распознавания лиц используются в целом ряде систем машинного зрения. Очень востребованными являются системы, способные по выражению лица распознать эмоционально-психическое состояние человека. Такие системы способны совершить прорыв в различных областях человеческой деятельности, таких как: психология (изучение поведения и состояний человека), игровая и кино индустрии, безопасность дорожного движения и, наверное, самая значимая - это общественная безопасность.

Распознавание эмоций особенно важно для систем обеспечения безопасности, так как они способны производить тотальный контроль потока лиц в местах большого скопления людей, не зависящий от человеческого фактора. К таким местам можно отнести вокзалы, аэропорты, метрополитен, крупные офисные здания и общественные места. Именно поэтому они должны

быть достаточно совершенными, чтобы правильно распознать эмоциональное состояние человека.

Актуальность: работа посвящена разработке алгоритмов распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица. Результаты работы могут найти применение в системах безопасности и видеоконтроля для выявления подозрительных и негативно настроенных личностей.

Цель: разработка алгоритмов и программной системы, позволяющей повысить эффективность распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица на сложном фоне.

Задачи:

1. Разработка алгоритма детектирования человеческих лиц на изображениях со сложной фоновой структурой.
2. Разработка алгоритма распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица.
3. Проведение численных экспериментов для оценки и анализа эффективности работы алгоритмов.

ГЛАВА 1. ОБЗОР АЛГОРИТМОВ ДЕТЕКТИРОВАНИЯ ЛИЦ

Детектирование (обнаружение) расположения лиц на изображении со сложной фоновой структурой является первым и основным шагом в решении задачи распознавания лиц или распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица.

На сегодняшний день достигнуты значительные успехи при решении задач распознавания лиц на изображениях, однако существует ряд сложностей, которые существенно снижают надежность применения современных методов:

- Низкое разрешение изображений. В результате чего, признаки объектов могут быть плохо различимы.

- Наличие сложной фоновой структуры на изображениях. Это подразумевает наличие на изображениях посторонних объектов, которые могут иметь визуальные признаки, схожие с искомым объектом.

- Различные искажения, полученные в процессе получения изображений (плохие погодные условия, различные условия освещения, шумовые помехи).

- Количество искомых объектов на изображении заранее не известно.

Все это требует применения различных алгоритмов предварительной обработки, что в свою очередь усложняет процесс распознавания, делает его более громоздким, увеличивает объем и время вычислительных процессов. Поэтому на сегодняшний день до сих пор существует потребность в разработке методов и алгоритмов, решающих вышеперечисленные проблемы.

Существует большое количество методов и алгоритмов распознавания объектов и их классификации на изображениях со сложным фоном. Среди них можно отметить следующие методы и алгоритмы: метод сравнения с шаблоном, гистограммный анализ яркостных характеристик изображения, метод главных компонент, метод опорных векторов, метод Виолы-Джонса, искусственные нейронные сети, а также различные дескрипторы и детекторы локальных особенностей изображения.

1.1 Метод сравнения с шаблоном

Принцип работы данных методов заключается в сравнении каждой области изображения с заданным шаблоном, в результате чего определяется взаимная корреляция. Шаблоны задаются вручную либо определяются функцией и могут соответствовать целому объекту или отдельным компонентам объекта. Если коэффициент корреляции превышает заданный порог, то исследуемая область изображения отмечается как содержащая образ искомого объекта (Рисунок 1).



Рисунок 1. Примерная схема работы метода сравнения с шаблоном.

Для работы метода необходимы два неотъемлемых компонента – это исходное изображение (например, снимок с камеры) и изображение-шаблон. Чтобы обнаружить похожий участок, нужно наложить шаблон на снимок и сдвигать попиксельно, слева направо, сверху вниз. В каждом положении изображения-шаблона на исходном изображении вычисляется метрика, которая уже показывает, есть совпадение или нет.

Для каждого положения изображения-шаблона метрика заносится в результирующую матрицу. Каждое положение шаблона в матрице содержит метрику совпадений. После завершения операции сравнения, лучшие совпадения будут находиться в глобальных минимумах (при использовании

метода наименьших квадратов) или максимумах (при использовании метода корреляции или метода кросс-корреляции).

Существуют несколько методов сравнения, такие как: метод наименьших квадратов, метод корреляции и метод кросс-корреляции.

Ниже представлен пример применения и формула алгоритма сравнения с шаблоном при использовании метода наименьших квадратов для нахождения метрики $R(x,y)$.

$$R(x,y) = \sum_{x',y'} (T(x',y') - I(x+x',y+y'))^2, \quad (1)$$

где $R(x,y)$ – матрица результатов, x',y' – текущие координаты шаблона, $x'=0..w-1; y'=0..h-1$, где w и h – это ширина и высота шаблона соответственно.

Начальным шагом алгоритма является загрузка в модель изображения-шаблона. Далее определяется коэффициент корреляции между шаблоном и исходным изображением, выделяются точки максимальной корреляции между изображениями. Данный метод является наиболее простым методом трекинга, но также и наиболее неточным, в процессе работы модели было обнаружено довольно много ошибок обнаружения. Метод сравнения с шаблоном использовался в основном в ранних работах по классификации и распознаванию объектов на изображениях. Это были первые попытки сформировать признаки изображения объектов.

Недостаток данного метода заключается в низкой скорости работы и высокой чувствительности к фотометрическим и геометрическим искажениям объектов на изображениях.

1.2 Гистограммный анализ яркостных характеристик изображения

Данные методы основываются на предположении, что частотная характеристика области расположения искомого объекта отличается от остальных областей изображения и имеет более высокую интенсивность пикселей.

Для усиления пространственных частот и подавления шумов на начальном этапе данного подхода выполняется улучшение контраста, бинаризация или выделение границ на изображении. В результате этого, границы объектов на изображении становятся более контрастными, а фон затемняется.

Идея данных методов заключается в следующем: выполняется сканирование изображения и при этом вычисляется среднее значение яркости пикселей в каждой строке изображения (иногда вычисляют по столбцам). В том месте, где расположен искомый объект средняя интенсивность пикселей будет значительно отличаться от остальных областей изображения.

Достоинство данных методов заключается в простой реализации и высокой скорости работы.

Недостаток данных методов заключается в чувствительности к любой области изображения, имеющей параметры интенсивности пикселей схожие с автомобильным номерным знаком.

1.3 Метод главных компонент

Метод главных компонент (Principal Component Analysis, PCA) был предложен К. Pearson в 1901 году. Данный метод применяется в различных областях, таких как: обработка и анализ изображений, распознавание образов, сжатие данных и т.д.

Метод PCA направлен на уменьшение размерности данных, при наименьших потерях информации, что бывает очень актуально в области анализа и обработки изображений. В данном методе выполняется линейное ортогональное преобразование входного вектора X , содержащего

коррелированные компоненты, в вектор меньшего размера Y , который содержит некоррелированные переменные. Некоррелированные переменные называются главными компонентами. Вектор X состоит из всех примеров обучающего набора изображений. Собственные вектора получаются при решении следующего уравнения:

$$D = \Phi^T K \Phi, \quad (2)$$

где D – диагональная матрица собственных чисел; K – матрица ковариации для вектора X ; Φ – матрица собственных векторов.

Из матрицы собственных векторов Φ выбираются M наибольших собственных чисел, из которых формируется подматрица Φ_M . Таким образом, получим выражение: $y = \Phi_M^T \tilde{x}$, где $\tilde{x} = x - \bar{x}$ – нормализованный вектор с нулевым математическим ожиданием.

При выборе первых M компонент векторное пространство разбивается на собственное пространство, содержащее главные компоненты.

Сначала вычисляются главные компоненты для обучающего набора изображений объектов. Выполняется фильтрация параметров объектов, где отбрасываются менее существенные из них и пространство параметров уменьшается. Таким образом, объекты на изображении могут быть представлены в виде минимального набора параметров. Остальные компоненты являются второстепенными и характеризуют незначительные различия между объектами и шум.

При классификации объектов на изображении вычисляется Евклидово расстояние между главными компонентами исследуемого изображения и взвешенной комбинацией главных компонент обучающего набора. Если главные компоненты изображения имеют наиболее близкое соответствие с главными компонентами какого-либо объекта из обучающего набора, то считается, что на изображении содержится данный объект.

Недостаток данного метода заключается в низкой устойчивости к различным шумовым, аффинным и проекционным искажениям объектов на

изображениях, возникающим при различных условиях регистрации. Для эффективного применения данного метода изображения объектов должны быть получены при одинаковых условиях регистрации.

Достоинство метода PCA заключается в обеспечении уменьшения размерности данных, что является важным фактором в работе с большими базами изображений.

1.4 Метод опорных векторов

Метод опорных векторов (Support Vector Machine, SVM) был предложен российскими учеными В. Вапником и А. Червоненкисом. Данный метод является линейным классификатором и применяется для решения задач классификации и регрессионного анализа.

Применение метода SVM к решению задачи классификации объектов на изображениях можно описать следующим образом. Дано множество точек в пространстве, которые сгруппированы по двум классам. Для того, чтобы разделить множество точек на классы можно провести разделяющую гиперплоскость. С точки зрения классификации необходимо найти оптимальную гиперплоскость, расстояние от которой до каждого класса будет максимально. Чем больше расстояние от разделяющей гиперплоскости до каждого класса, тем меньше ошибка классификации. Вектора, расположенные в пространстве ближе всего к гиперплоскости, называются опорными векторами.

Необходимо найти классифицирующую функцию $f(x)$, которая принимает разные значения для векторов разных классов. Для определения данной функции используется обучающий набор данных $(x_1, y_1), \dots, (x_m, y_m)$. Функция, при которой ожидаемая ошибка классификации принимает минимальное значение, является наиболее оптимальной функцией. Классифицирующая функция имеет вид:

$$f(x) = \text{sign}(\langle w, x \rangle + b), \quad (3)$$

где x – объект, принадлежащий пространству; w – вектор нормали к гиперплоскости; $\langle \cdot, \cdot \rangle$ – скалярное произведение; b – вспомогательный параметр.

Объекты, для которых функция $f(x)$ принимает значения равные 1 или -1 , относятся к разным классам. Необходимо выбрать параметры w и b таким образом, чтобы расстояние до каждого класса было максимальным.

На практике часто возникают случаи, когда данные невозможно разделить линейным способом. Для решения подобной ситуации выполняется преобразование исходного пространства x в пространство более высокой размерности с помощью специального отображения $\varphi: R^n \rightarrow X$. Отображение φ выбирается таким образом, чтобы в полученном пространстве множество данных было линейно разделимо. Основная сложность заключается в том, что с увеличением размерности пространства, увеличивается сложность процесса классификации.

Достоинством метода SVM является то, что классификация объектов производится на небольшом наборе данных.

Благодаря данному методу можно построить классификатор, способный минимизировать верхнюю оценку ожидаемой ошибки классификации, даже для тех объектов, которые неизвестны и их не было в начальном наборе данных. Суть метода опорных векторов, непосредственно в задаче обнаружения лиц, сводится к поиску гиперплоскости в пространстве признаков, которая будет являться границей между пространством изображений лиц и тех изображений где лица отсутствуют.

К недостаткам метода можно отнести то, что в процессе классификации используется только некоторая часть образцов, находящаяся на границах области классификации. Достоинством же является то, что классификация методом опорных векторов производится на небольшом общем наборе данных.

1.5 Алгоритм Виолы-Джонса

В 2001 году P. Viola и M.J. Jones предложили алгоритм Виолы-Джонса, основанный на AdaBoost. Данный алгоритм позволяет выполнять детектирование объектов на изображениях на основе признаков Хаара.

Признаки Хаара представляют собой прямоугольные области, состоящие из нескольких смежных частей. Различные классы объектов обладают индивидуальными признаками, которые можно выразить в виде распределения признаков Хаара (Рисунок 2).

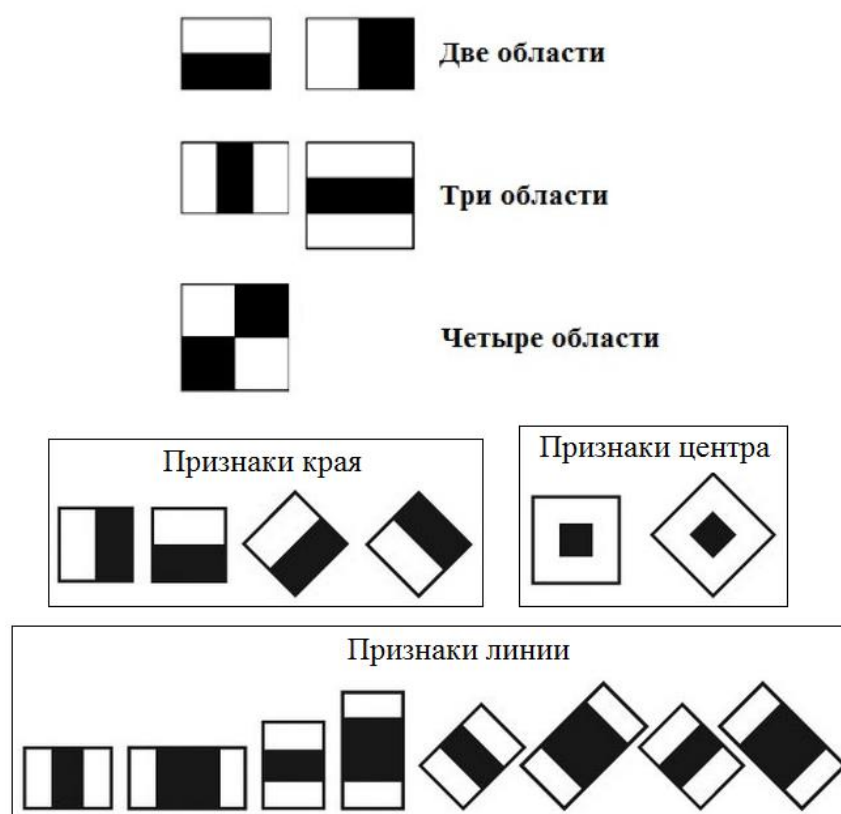


Рисунок 2. Признаки Хаара

В каждой области изображения вычисляется несколько тысяч вариантов расположения признаков, в зависимости от их положения и масштаба. Происходит суммирование интенсивностей пикселей в черных и белых областях признаков Хаара и затем вычисляется разность между суммами.

Данный алгоритм показывает достаточно высокую точность детектирования, а также высокую скорость работы. Недостатком же является большое время обучения.

1.6 Искусственные нейронные сети

Искусственная нейронная сеть (ИНС) представляет собой математическую, программную или аппаратную модель, функционирующую по принципу биологических нервных клеток человеческого организма.

ИНС имеют иерархическую структуру и состоят из простых взаимодействующих между собой процессоров, называемых нейронами, которые сгруппированы в слои. Каждый нейрон имеет входные и выходные связи, ведущие к нейронам соседних слоев (Рисунок 3).

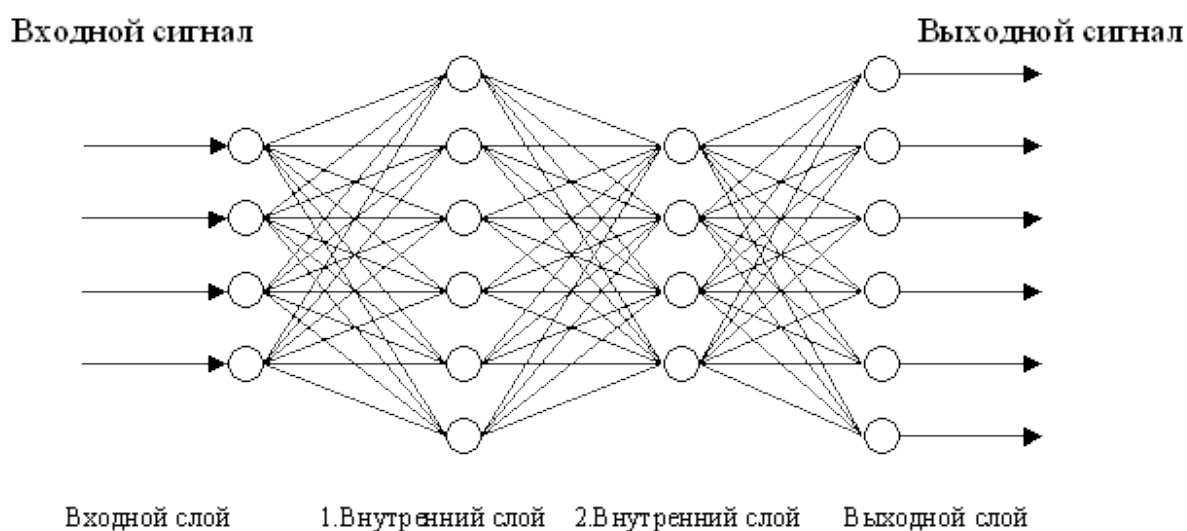


Рисунок 3. Примерная схема ИНС.

Связи между нейронами называются синаптическими связями и характеризуются определенными весовыми коэффициентами, которые в физическом смысле можно сравнить с электрической проводимостью.

Текущее значение нейрона определяется как взвешенная сумма его входных значений:

$$S = \sum_{i=1}^N x_i w_{ij}, \quad (4)$$

где x_i – текущий выход i -го нейрона; w_{ij} – весовой коэффициент между i -м и j -м нейронами.

Каждый нейрон определяется функцией активации, которая предназначена для определения зависимости сигнала на выходе нейрона от

взвешенной суммы сигналов на его входах. Пример стандартной логистической функции активации:

$$f(x) = \frac{1}{(1 + e^{-s})}, \quad (5)$$

где s – взвешенная сумма входных значений нейрона.

Для всех данных из обучающей выборки, поступающих на вход нейронной сети, определяются их требуемые значения, которые затем сравниваются с текущими значениями и вычисляется ошибка. Основным принципом обучения ИНС заключается в сведении к минимуму эмпирической ошибки классификации:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{i=0}^N (t_i - x_i)^2, \quad (6)$$

где x_i – действительный выход i -го нейрона; t_i – желаемый выход i -го нейрона.

После этого на основе метода градиентного спуска вычисляется величина коррекции синаптических коэффициентов между нейронами:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \delta_i x_j, \quad (7)$$

где δ_i – значение ошибки нейрона i ; x_j – текущий выход j -го нейрона; η – коэффициент скорости обучения, $0 < \eta < 1$.

Весовые коэффициенты изменяются до тех пор, пока ошибка не сведется к минимуму и станет меньше заданного порога. Данный тип обучения называется «обучение с учителем». Таким образом, ИНС представляют собой суперпозицию функций, где каждая функция называется нейронным слоем.

Для решения задач детектирования и распознавания объектов многими исследователями применялись ИНС различной конфигурации. Однако большинство из них обладают низкой эффективностью при решении подобных задач по следующим причинам:

- Большой размер входных изображений приводит к увеличению количества нейронов и синаптических весовых коэффициентов нейронной сети.

В результате этого увеличивается вычислительная сложность и время процесса обучения.

- Обладают высокой чувствительностью к искажениям входных данных, шумам, изменению масштаба и углов регистрации объектов.
- Не поддерживают двумерную топологию изображений, что приводит к потере взаимосвязи пространственно зависимых областей изображения.

Все это требует применения дополнительных алгоритмов, тем самым увеличивая вычислительную сложность и время выполнения задачи.

1.7 Сверточные нейронные сети

В 1998 году исследователи Y. LeCun, L. Bottou, Y. Bengio и P. Haffner предложили вид нейронных сетей, работающих по принципу зрительной системы человека, которые были названы сверточными нейронными сетями (СНС).

СНС представляет собой особый класс многослойного персептрона, который обладает двумерной структурой и хорошо подходит для обработки изображений с высокой степенью инвариантности к смещению, поворотам, масштабированию и другим искажениям входных данных.

Структура СНС представляет собой последовательность из двух типов слоев: сверточные и подвыборочные. Каждый слой состоит из набора плоскостей (карт характеристик), которые в свою очередь состоят из нейронов.

Каждый нейрон сверточного слоя имеет связь с небольшой группой нейронов предыдущего слоя (локальное рецептивное поле). Локальные рецептивные поля нейронов сверточного слоя частично накладываются друг на друга по принципу черепицы. Значения нейронов из локального рецептивного поля умножаются на матрицу синаптических коэффициентов, а результат записывается в соответствующий нейрон сверточного слоя (Рисунок 4, а).

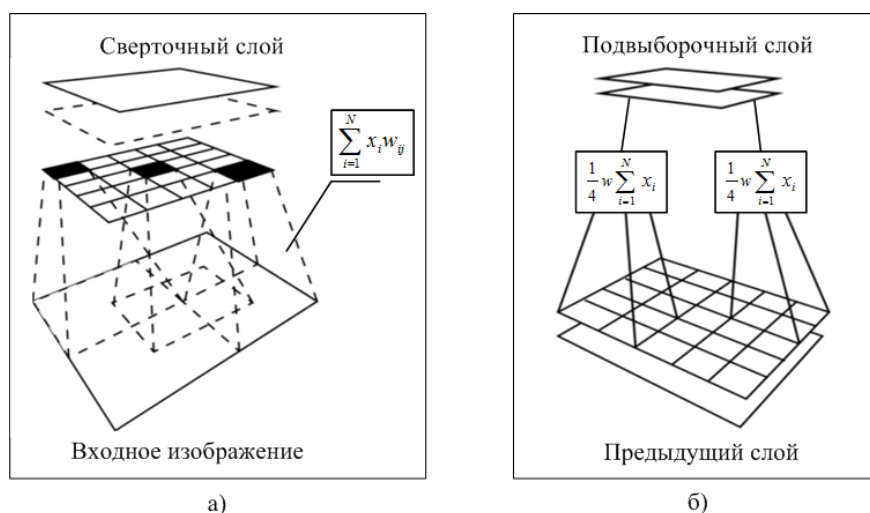


Рисунок 4. Функционирование слоев в СНС

Следом за сверточным слоем располагается подвыборочный слой, который обеспечивает частичную инвариантность нейронной сети к изменению масштаба входного изображения. Количество плоскостей подвыборочного слоя обычно такое же, как и в предыдущем слое. В подвыборочном слое локальные рецептивные поля не пересекаются друг с другом и имеют фиксированный размер 2×2 нейрона. Каждый нейрон данного слоя вычисляет среднее значение своих четырех входов, умножает их на синаптические коэффициенты и полученный результат передает через функцию активации (Рисунок 4, б). Таким образом, подвыборочный слой уменьшает размерность плоскостей предыдущего слоя в два раза.

Последовательно чередуясь друг за другом, размеры плоскостей уменьшаются, но их количество увеличивается. Чередование слоев позволяет формировать различные карты характеристик, что наделяет СНС способностью к идентификации более сложных иерархических признаков. Постепенно при прохождении нескольких слоев карта признаков вырождается в вектор. Последние несколько слоев СНС представляют собой классический персептрон, состоят из обычных нейронов и предназначены для классификации выделенных признаков.

Важным свойством СНС является использование общей матрицы весовых коэффициентов для всех нейронов в пределах плоскости. Данный

подход позволяет использовать меньшее число настраиваемых параметров (весовых коэффициентов) при большом количестве связей и повысить скорость процесса обучения. Таким образом, плоскости СНС представляют собой фильтры, каждый из которых осуществляет поиск индивидуальных характерных признаков входного изображения. Это позволяет сверточной нейронной сети запоминать взаимосвязь пространственно зависимых областей изображения. Характерные признаки, извлекаемые той или иной плоскостью, определяются в процессе обучения.

Если входное изображение искажено или смещено, то на выходе плоскости будет аналогично смещенный результат. Благодаря этому свойству обеспечивается устойчивость СНС к искажениям входных данных.

Недостаток использования СНС заключается в сложности настройки оптимальных параметров: количество слоев, плоскостей, нейронов, размер рецептивного поля и т.д.

Преимущества использования СНС для детектирования объектов на изображениях:

- Структура СНС хорошо подходит для обработки двумерных данных.
- Наслаивающиеся друг на друга рецептивные поля обеспечивают взаимосвязь пространственно зависимых областей изображения.
- Повышенная устойчивость к аффинным и проекционным искажениям входных данных, шумам, изменению масштаба.

Благодаря своим преимуществам на сегодняшний день СНС активно используются для обнаружения лиц и других объектов на изображениях и видео последовательностях.

1.8 Дескрипторы локальных особенностей изображения

Для выделения признаков объектов на изображениях часто применяются дескрипторы локальных особенностей. Дескриптором называется совокупность параметров, с помощью которых можно описать характеристики изображения, например, такие как цвет, текстуру и т.д.

Начальным этапом обнаружения объектов на изображении с помощью дескрипторов является определение характерных точек. Характерными точками называются точки, обладающие высокой локальной информативностью, параметры которых не меняются при различных фотометрических и геометрических преобразованиях изображения. Для найденного множества точек на изображении рассчитываются дескрипторы. На рисунке 5 представлен пример работы дескрипторов.

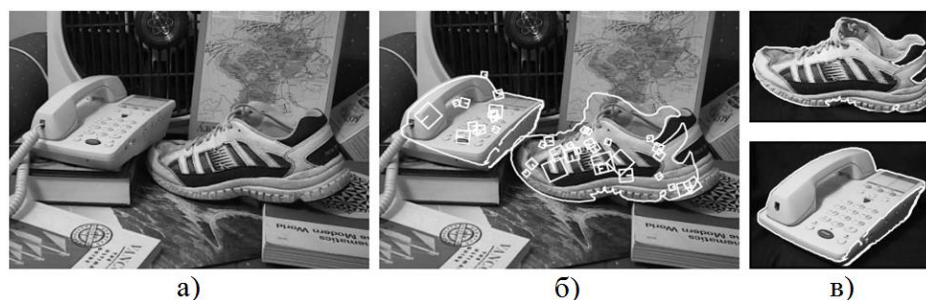


Рисунок 5. Пример работы дескрипторов: а) исходное изображение; б) вычисление признаков; в) обнаруженные объекты

Одним из наиболее популярных алгоритмов, включающих дескриптор и детектор характерных точек изображения, является SIFT (Scale Invariant Feature Transform), предложенный D.G. Lowe в 1999 году. Данный алгоритм представляет собой локальную гистограмму направлений градиентов изображения. Принцип работы алгоритма SIFT заключается в вычислении свертки исходного изображения с ядром Гаусса при изменяющемся параметре сглаживания. После этого происходит преобразование изображений к одному размеру, и вычисляется их разность. Далее выполняется сравнение каждого пикселя на изображении с восемью соседними пикселями при тех же параметрах и масштабе, с девятью соседними пикселями в большем масштабе и с девятью в меньшем масштабе. Пиксели, в которых локальные экстремумы превосходят заданный порог, выбираются как характерные точки. Для каждой выбранной точки вычисляется определенный локальный дескриптор, который характеризует направление градиентов в данной окрестности пикселей.

В 2005 году исследователи N. Dalal и B. Triggs представили алгоритм HOG (Histogram of Oriented Gradients). Принцип работы данного алгоритма

заключается в том, что изображение представляется в виде плотной сетки равномерно распределенных ячеек. Для пикселей внутри каждой ячейки вычисляются гистограммы направлений градиентов. На основе полученных параметров выполняется построение дескриптора. Для увеличения точности в данном алгоритме применяется нормализация перекрывающегося локального контраста гистограмм. Нормализованные дескрипторы обладают повышенной устойчивостью к изменению интенсивности освещения.

В 2006 году T. Tuytelaars, H. Bay, L. VanGool представили алгоритм SURF (Speeded Up Robust Features), который включает в себя дескриптор и детектор характерных точек изображения. В данном алгоритме при вычислении характерных точек используются не гистограммы взвешенных градиентов, а целочисленные прямоугольные фильтры разного масштаба. Это обеспечивает устойчивость к поворотам объекта и к изменению масштаба. Пиксели, в которых локальные экстремумы превосходят заданный порог, выбираются как характерные точки и в них вычисляются локальные дескрипторы. Вокруг точки строится квадратная область и делится на несколько подобластей. В каждой подобласти вычисляются отклики на два типа вейвлетов – горизонтально и вертикально направленные. Полученные отклики взвешиваются Гауссианом и суммируются.

Данные дескрипторы обеспечивают высокую степень инвариантности к геометрическим преобразованиям и изменению масштаба изображения.

Недостатком применения дескрипторов является низкая устойчивость работы при различных условиях освещения, при отражающих поверхностях, а также при различных углах регистрации объектов.

1.9 Коммерческие системы распознавания эмоций

Помимо описанных выше алгоритмов, применяемых для распознавания объектов на изображения, а также для распознавания эмоций, существуют коммерческие программные системы, предназначенные для решения данных

задач. В таблице 1 представлены некоторые программные системы для распознавания эмоций:

Таблица 1. Коммерческие системы распознавания эмоций

Компания	Продукт	SDK	Документация	Применяемые технологии
Noldus Information Technology, Голландия	The Observer XT, FaceReader	-	http://www.noldus.com/content/what-does-your-face-say-3#	Active Template, Active Appearance Model, классификация
Visual Recognition, Голландия	eMotion Software, GladOrSad	-	-	Active Appearance Model, классификация
MMER-Systems, Германия	Mmer-feasy	-	http://www.mmer-systems.eu/en/components/mmer-feasy.html	Active Appearance Model, классификация
Cognitec, Германия	FaceVACS-DBScan	FaceVACS SDK	http://www.cognitec-ag.de/documentation/frs_sdk_public	Нейронные сети
Affectiva, США	http://www.affectiva.com/measuring-emotions/	Q-software SDK	http://www.affectiva.com/measuring-emotions/	Нейронные сети, классификация, вейвлет-преобразования
Seeing Machines Inc, США	TrueField Analyzer, FaceLab5, DSS	FaceSDK, FaceAPI		Алгоритмическое построение каркаса лица
Luxand, США	Glamourizer, BlinkPro, Faceswapper, Babymaker, ProphecyMaster, FaceMorpher	FaceSdk 3.0	http://www.luxand.com/facesdk/documentation/	Active Appearance Model, SURF, нейронные сети
Acsys Biometrics, Канада	VeraPort, VeraShield,	Acsys FRS SDK	http://www.acsysbiometrics.com/product_sdk.html	HNet (Holographic/Quantum Neural Technology)
BioID, Германия	WebAuthentication, MobileOffice,	BioID SDK 4.1, BioApi 1.1	http://www.bioid.com/download-center/software/bioid-face-database.html	Технологии моделирования лица (Хаусдорф)
Controlling Chaos Technologies, Россия	Относящихся к распознаванию лиц и эмоций нет	CCT SDK 1.5	http://controlchaotech.com/?menuid=20&prodid=44	Сравнение выделенных признаков с эталонами из базы, классификация
Синко-КСБ, Россия	Системы видеонаблюдения, контроля доступа, сигнализации	-	http://ksb/sinko-group.ru/face.shtml	Модифицированный метод главных компонент
Fuzhou Haijing Science & Technology Development Co., LTD, Китай	FacialBiologyRecognitionSystem	FRSDK	http://www.fzhjkj.cn/en/ShowSDK.html	Сравнение выделенных признаков с эталонами из базы, классификация
VOCORD Телеком, Россия	Системы видеонаблюдения	Vocord SDK	http://www.vocord.ru/146/	-

Несмотря на высокую точность классификации данные методы очень дорогостоящие и не все имеют открытый исходный код.

1.10 Вывод по главе 1

В главе 1 был проведен аналитический обзор существующих методов классификации объектов на изображениях, а также распознавания эмоций. В результате этого анализа были выявлены достоинства и недостатки описанных методов. Из описанных методов были выбраны методы для дальнейшей реализации и оптимизации:

-для обнаружения лиц на изображениях со сложным фоном было решено использовать алгоритм Виолы-Джонса, т.к. данный алгоритм обладает высокой эффективностью классификации, высокой скоростью работы и простотой реализации.

-для распознавания эмоций было решено использовать сверточные нейронные сети. Данный выбор обусловлен тем, что сверточные нейронные сети очень хорошо подходят для работы с изображениями, обладают повышенной устойчивостью к различным искажениям входных данных, а также способны достаточно эффективно описывать сложную функцию распределения объектов на изображениях.

ГЛАВА 2. РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ

2.1 Алгоритм обнаружения лиц на сложном фоне

Разрабатываемый алгоритм включает в себя несколько основных этапов: предобработка и обнаружение лиц, а также этап распознавания эмоций (рисунок 6).

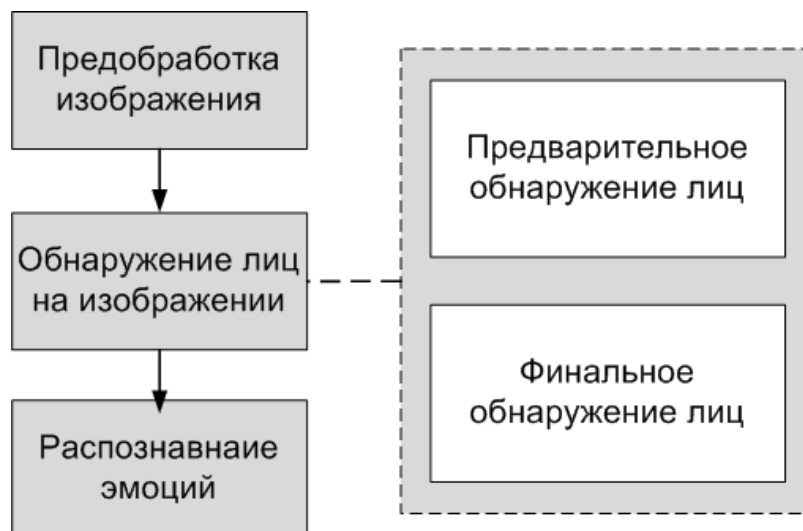


Рисунок 6. Общий алгоритм работы системы

На основании проведенного анализа, учитывая достоинства и недостатки перечисленных алгоритмов, для решения задачи обнаружения лиц в данной работе было принято решение использовать алгоритм Виолы-Джонса. Данный выбор объясняется тем, что алгоритм Виолы-Джонса обеспечивает высокую точность классификации, при этом существует библиотека компьютерного зрения OpenCV, которая обеспечивает простоту и эффективность реализации данного алгоритма.

2.1.1 Алгоритм Виолы-Джонса. Данный метод является высокоэффективным для поиска объектов на изображениях и видеопоследовательностях в режиме реального времени [5]. Данный алгоритм удовлетворяет соотношению важных параметров, таких как высокая точность классификации, высокая скорость работы, низкая вычислительная мощность и простота реализации. Он использует технологию скользящего окна. Окно, размером, меньшим, чем исходное изображение, двигается с некоторым шагом по изображению, и с помощью каскада слабых классификаторов определяет,

есть ли в рассматриваемом окне лицо. Метод скользящего окна также эффективно используется в различных задачах компьютерного зрения и распознавания объектов.

Для качественной оценки функционирования метода Виолы-Джонса необходимо последовательное выполнение следующих операций: процесс обучения и процесс тестирования. На практике скорость работы алгоритма обучения не очень важна, как правило, данный процесс является достаточно продолжительным и может длиться несколько десятков часов, в зависимости от объема обучающих данных. Скорость работы алгоритма является одним из самых важных показателей, так как он влияет на возможность его использования в системах реального времени.

На рисунке 7 представлена схема работы алгоритма обнаружения лиц на изображении и отображены два этапа: обучение и распознавание.

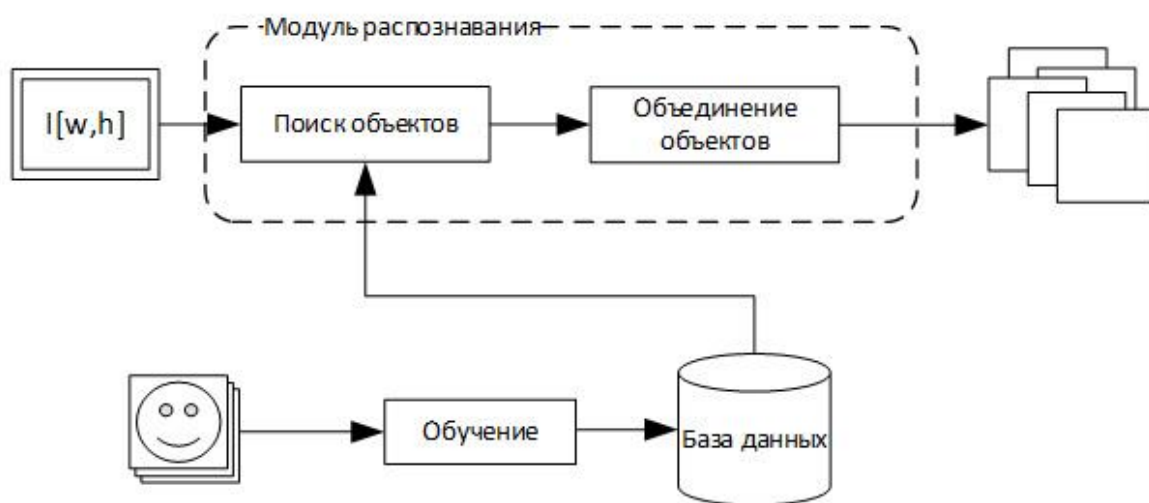


Рисунок 7. Схема алгоритма Виолы-Джонса.

Данный алгоритм имеет каскадную структуру, состоящую из классификаторов. Каждый уровень этого каскада представляет собой классификатор, называемый ансамблем, который состоит из нескольких признаков Хаара. Выполняется последовательное сканирование изображения окном заданного размера, и анализируемая область изображения проверяется каждым из классификаторов на соответствие искомому образцу. Если на каком-либо уровне определяется, что исследуемая область не содержит признаки

искомого объекта, то процедура заканчивается и данная область помечается как ложная. Таким образом, каскадный классификатор отбрасывает из рассмотрения ложные области изображения. В итоге остаются только области, имеющие наибольшую вероятность содержания искомого объекта [12].

Ансамбли первых уровней состоят из малого количества классификаторов. С увеличением порядкового номера уровня увеличивается количество классификаторов, содержащихся в нем. Ансамбли последних уровней могут содержать десятки и сотни классификаторов, для более тщательного анализа областей изображения.

Значение признака для исследуемой области изображения вычисляется путем суммирования интенсивностей пикселей в черных и белых областях признаков Хаара, затем вычисляется разность между суммами и сравнивается с заданным порогом:

$$P = L - D, \quad (8)$$

где L – сумма значений пикселей, соответствующих белым областям; D – сумма значений пикселей, соответствующих черным областям.

Для сокращения числа операций при вычислении признаков в данном алгоритме используется интегральное представление изображения [13]. Данный подход предполагает представление исходного изображения в виде матрицы, в которой значение каждой ячейки является суммой интенсивностей всех пикселей, находящихся выше и левее данной ячейки:

$$I[x,y] = \sum_{i=0}^x \sum_{j=0}^y lm[i, j], \quad (9)$$

где $lm[i, j]$ – яркость пикселя изображения, x, y – порядковые номера пикселя.

Таким образом, матрица $I[x,y]$ состоит из элементов, каждый из которых состоит из суммы значений пикселей прямоугольной области от $(0, 0)$ до (x, y) . Расчет интегральной матрицы выполняется за один проход по всем пикселям изображения:

$$I(x,y) = lm(x, y) - I(y-1, x-1) + I(y-1, x) + I(y, x-1). \quad (10)$$

Построив интегральную матрицу можно очень быстро вычислять сумму пикселей произвольного прямоугольника произвольной площади.

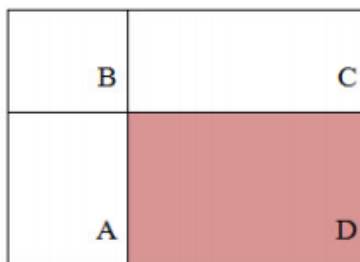


Рисунок 8. Прямоугольник с областями A, B, C и D

Пусть в прямоугольнике ABCD на рисунке 8 есть интересующий нас объект D. Из рисунка очевидно, что сумму пикселей в прямоугольнике D можно выразить посредством суммы и разности смежных прямоугольников по следующей формуле:

$$S(D) = I(B) + I(ABCD) - I(BA) - I(BC) \quad (11)$$

Таким образом, значение любого признака Хаара можно вычислить посредством всего нескольких операций, количество которых зависит только от количества прямоугольников в признаке и не зависит от площади исследуемой области.

Обучение алгоритма Виолы-Джонса осуществляется на основе бустинга (англ. adaptive boosting – адаптивное улучшение), где классификаторы, представляющие собой всевозможные признаки Хаара, комбинируются таким образом, чтобы получить более сложный классификатор. Из всего множества признаков выбираются те, которые наиболее оптимально подходят для обнаружения искомого объекта.

Данный алгоритм имеет низкий процент ложного обнаружения лиц. Также к преимуществам метода можно отнести то, что он хорошо детектирует черты лица даже с небольшим углом поворота, около 30°. Но при изменении угла на больше чем 30° вероятность обнаружения резко падает. Данная особенность алгоритма Виолы-Джонса не позволяет детектировать повернутое под произвольным углом лицо. Точность распознавания, с удовлетворением условий

угла поворота исходного изображения не свыше 30° , может достигать значения почти 90 %.

Для обучения использовалось несколько баз данных, таких как: база данных CMU PIE, база данных ORL Faces, база данных BioIDFace, база данных YaleFace. Некоторые данные были взяты из базы данных YouTubeFaces. Так же в обучении использовалось около 20000 фоновых изображений. Таким образом, было получено обучающее множество изображений лиц в несколько десятков тысяч снимков с фронтальной стороны с различными условиями съемки (рисунок 9).



Рисунок 9. Пример снимков.

Классификатор обучался с помощью модуля алгоритма Виола-Джонса в библиотеке OpenSourceComputerVision (opencv_traincascade). Время тренировки составило около 32 часов. Библиотека OpenSourceComputerVision (Open CV) - библиотека алгоритмов компьютерного зрения и обработки изображений с открытым исходным кодом и доступом. Она обеспечивает основу для разработки классификаторов объектов, которые основаны на оптимизированном алгоритме Виолы-Джонса.

Сложность этой проблемы заключается в том, что в реальных условиях изображение лица может быть получено с различными искажениями и шумом, что снижает эффективность процесса классификации. Таким образом, некоторая часть изображений из тренировочного набора была преобразована Различием Гаусса (DoG) и добавлена разновидность искажений, таких как изменение освещения, контрастности, размытости и шума. Это немного помогло улучшить результаты тестов. Также следует добавить, что этот алгоритм эффективен для

классификации лицевых граней, хотя эффективность уменьшается в случаях, когда лицо частично повернуто и наклонно.

2.2 Алгоритм распознавания эмоций

2.2.1 Сверточная нейронная сеть. На основании проведенного анализа, проведенного в главе 1, учитывая достоинства и недостатки перечисленных алгоритмов, для решения задачи распознавания человеческих эмоций по изображению лица в данной работе было принято решение использовать сверточные нейронные сети.

Задача распознавания эмоций по образу лица достаточно трудно реализуема из-за различных искажений на изображениях. Эти трудности заключаются в наличии следующих факторов: поворот лица, изменение признаков объекта, прически или усов, освещенность, наличие сложной фоновой структуры и т.д. Преимущество использования сверточных нейронных сетей для распознавания эмоций заключается в качественной обучаемости классификатора ключевых характеристик объектов.

Обычно для задач распознавания и идентификации изображений используются классические нейронные сети (с радиально-базисной функцией, многослойный персептрон и др.), но из анализа данных работ и экспериментальных исследований следует что, применение таких сетей в данной задаче является неэффективным по следующим причинам:

- достаточно часто, при разработке алгоритма не обойтись одной нейронной сетью, потому используют группу сетей. Обычно группа состоит из 2-4 нейронных сетей, которые обучаются с разными значениями коэффициентов, а также в разном порядке, что в несколько раз увеличивает вычислительные затраты для решения задачи и соответственно затрачивает больше время для выполнения;

- чаще классические нейронные сети используются совместно с различными вспомогательными методами детектирования объектов на изображении, к ним можно отнести сегментацию, выделение контуров, но для

различных вспомогательных методов требуется качественная и кропотливая предобработка обучающей выборки;

- классические нейронные сети являются очень чувствительными к воздействию внешних факторов (изменения условий съемки, особенностей изображения, изменение ориентации).

Кроме того, при реализации на практике классических нейронных сетей часто возникают проблемы с применением их к реальным задачам распознавания и классификации изображений, в связи с наличием искажений и других особенностей изображения. Так как изображения могут иметь большое разрешение (масштаб), отсюда следует, что увеличивается и размер нейронной сети. Особенности и параметры изображения влияют на то, что увеличивается инвариантность системы, что, соответственно, требует большей обучающей выборки, тем самым увеличивает время и вычислительную сложность процесса обучения. Наверное, главный недостаток неструктурированных сетей в том, что в них нет встроенной инвариантности относительно изменения масштаба, а также к появлению геометрических искажений входного сигнала [42].

В принципе, полносвязная нейронная сеть большого размера может научиться производить выводы, которые будут инвариантными относительно изменений и искажений. Однако обучение такой сети, вероятно, привело бы к большому количеству наборов весовых коэффициентов. Недостатком же полносвязной сети является то, что топология ввода полностью игнорируется. Входные переменные могут быть расположены в любом порядке, не затрагивая цель обучения. Напротив, изображения имеют строгую 2-мерную структуру. При такой структуре пространственно соседние пиксели чрезвычайно зависимы. Поэтому, так называемые, сети с локальными связями лишены этих недостатков. То есть это те сети, в которых нейроны получают свой вход от некоторой группы нейронов предыдущего слоя. К таким сетям относятся когнитрон, неокогнитрон, свёрточная нейронная сеть. Идея соединять нейроны с локальными рецепторными областями на предыдущем слое появилась еще в начале 60-ых годов [14]. Локальные рецепторные поля многократно применялись в нейронных

сетях предназначенных для распознавания образов. Свёрточные нейронные сети обеспечивают частичную устойчивость к изменениям масштаба, смещениям, поворотам, смене ракурса и прочим искажениям. Свёрточные нейронные сети объединяют три архитектурных идеи, для обеспечения инвариантности к изменению масштаба, повороту сдвигу и пространственным искажениям:

- локальные рецепторные поля (обеспечивают локальную двумерную связность нейронов);

- общие синаптические коэффициенты (обеспечивают детектирование некоторых черт в любом месте изображения и уменьшают общее число весовых коэффициентов);

- иерархическая организация с пространственными подвыборками.

Именно поэтому в данной работе использовалась свёрточная нейронная сеть - нейросетевая архитектура, основанная на принципах неокогнитрона и дополненная обучением по алгоритму обратного распространения ошибки [42].

На рисунке 10 представлена структура предложенной нами сверточной нейронной сети.

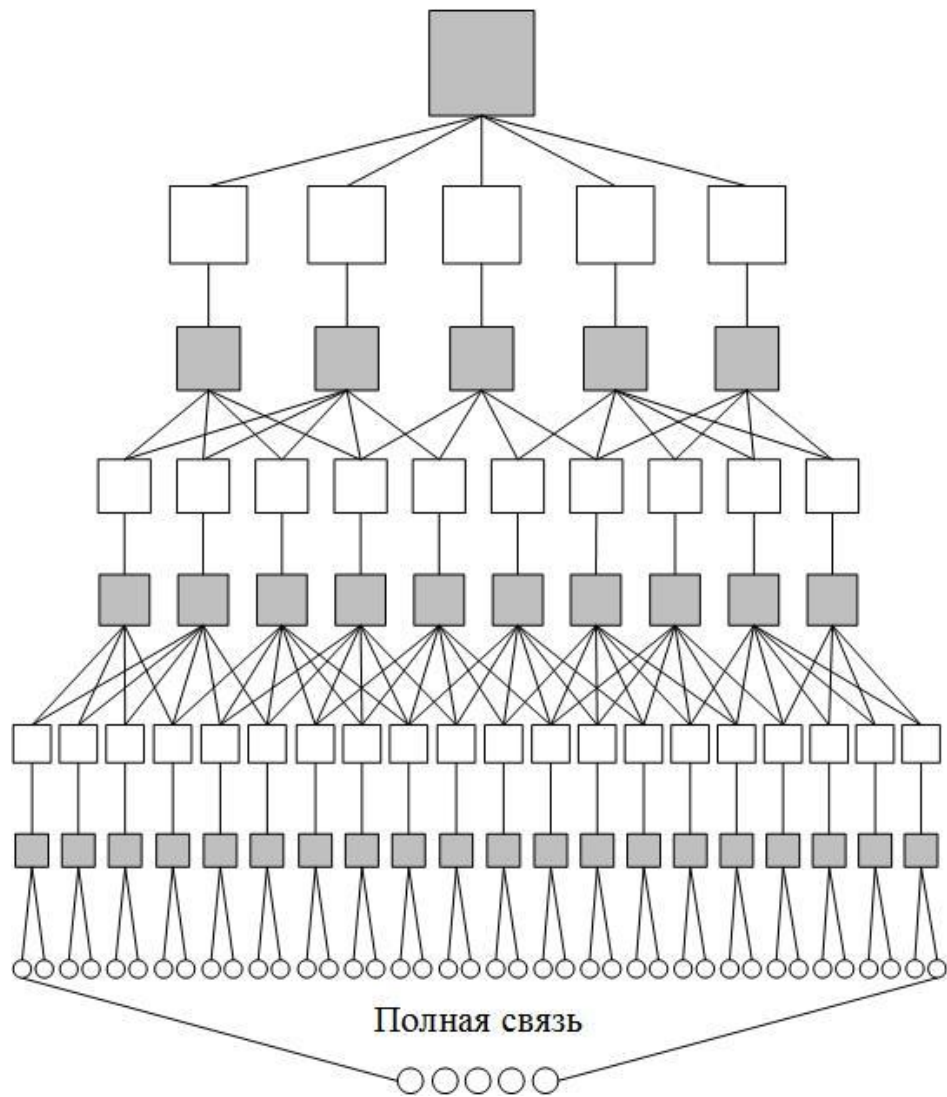


Рисунок 10. Архитектура сверточной нейронной сети

Данная нейронная сеть состоит из 8 слоев. На вход нейронной сети поступают изображения, имеющие размер 32x36 пикселей. Перед обработкой нейронной сетью изображения переводятся в градации серого цвета. Задача, решаемая сверточной нейронной сетью – классификация эмоций на несколько классов, поэтому нейронная сеть имеет 5 выходов, соответствующих классам распознаваемых эмоций: нейтральное, радость, грусть, удивление и злость. Выходные значения нейронной сети находится в интервале $[-1;1]$, в соответствии с выбранной функцией активации.

2.2.2 Описание структуры сверточной нейронной сети. Входной слой имеет размер 32x36 нейрона. Данный слой не несет какой-либо функциональной нагрузки и предназначен лишь для передачи входного образа в нейронную сеть.

Следующим за входным слоем расположен свёрточный слой - $L1$. Данный слой состоит из 5 свёрточных плоскостей и выполняет свёртывание входного изображения при помощи синаптической маски размером 4x4, таким образом слой $L1$ осуществляет 5 свёрток входного изображения. Каждая из плоскостей выделяет свои уникальные наборы признаков из входного изображения, таким образом повышая устойчивость нейронной сети к различным сдвигам и поворотам входного изображения.

Сверточный слой функционирует в соответствии со следующей формулой:

$$y_q^{(i,j)} = a_q + \sum_{s=1}^N \sum_{t=1}^M w_{q,s,t} x_{q-1,s,t}, \quad (12)$$

где, $y_q^{(i,j)}$ – нейрон свёрточного слоя; a_q – нейронное смещение плоскости; N, M – ширина и высота локального рецептивного поля; $x_{q-1,s,t}$ – выходные значения нейронов предыдущего слоя; $w_{q,s,t}$ – матрица синаптических коэффициентов.

Размер свёрточной плоскости определяется по формуле:

$$w_c = w_u - K + 1, \quad (13)$$

$$h_c = h_u - K + 1, \quad (14)$$

где w_c, h_c - ширина и высота свёрточной плоскости, w, h - ширина и высота плоскости предыдущего слоя; K - ширина (высота) локального рецептивного поля.

Исходя из соотношений для расчета размера свёрточной плоскости имеем, что размер плоскости свёрточного слоя $L1$ -28x32 нейрона. Рецептивные области нейронов пересекаются. Нейроны извлекают одни и те же особенности входного изображения, независимо от их точного местоположения.

Следующий за слоем $L1$ подвыборочный слой $S1$ состоит из 5 карт характеристик. Данный слой предназначен для обеспечения локального усреднения. После операции подвыборки, точное местоположения и специфические признаки каждой особенности становятся менее важными, что повышает устойчивость нейронной сети к изменениям масштаба и сдвигу входного изображения. Затем результат работы нейрона пропускается через активационную функцию. Каждая плоскость слоя $S1$ связана лишь с одной плоскостью слоя $L1$. Размер каждой плоскости слоя $S1$ 14×16 нейронов, что в два раза меньше размера плоскости предыдущего слоя. Каждая плоскость слоя $S1$ имеет единственный синаптический коэффициент и нейронное смещение, что дает в итоге 10 настраиваемых параметров.

Подвыборочный слой функционирует в соответствии со следующей формулой:

$$y_q^{(i,j)} = a_q + \frac{1}{NM} w_q \sum_{s=1}^N \sum_{t=1}^M x_{q-1,s,t}, \quad (15)$$

где, $y_q^{(i,j)}$ – нейрон подвыборочного слоя; a_q – нейронное смещение; M, N – высота и ширина локального рецептивного поля; $x_{q-1,s,t}$ – выходные значения нейронов предыдущего слоя; w_q – синаптический коэффициент.

После слоя $S1$ расположен сверточный слой $L2$, который состоит из 10 плоскостей. Плоскости данного слоя перекрестно связаны с плоскостями предыдущего слоя, таким образом формируются карты характеристик, включающие в себя большее разнообразие признаков, т.к. они получают различные наборы входных данных. Таким образом, сети добавляется способность объединять различные виды особенностей, чтобы составлять новые, менее зависящие от искажений входного изображения. Размер плоскости слоя $L2$ – 12×14 нейронов. Синаптические маски плоскостей данного слоя имеют размер 3×3 .

Слой $S2$ является подвыборочным и так же состоит из 10 плоскостей, по каждой на одну плоскость слоя $L2$. Размер каждой плоскости 6×7 нейронов. Каждая плоскость слоя $S2$ имеет единственный синаптический коэффициент и нейронное смещение, что дает в итоге 20 настраиваемых параметров.

После слоя $S2$ идет сверточный слой $L3$, который состоит из 20 плоскостей размером 4×6 нейронов. Плоскости данного слоя перекрестно связаны с плоскостями предыдущего слоя.

Далее расположен подвыборочный слой $S3$. Данный слой содержит 20 плоскостей размером 2×3 нейрона. Каждая плоскость слоя $S2$ имеет единственный синаптический коэффициент и нейронное смещение, что дает в итоге 40 настраиваемых параметров.

Последними в нейронной сети расположены слои $M1$ и $M2$, которые представляют собой классический двухслойный персептрон и состоят из обычных нейронов. Данные слои предназначены для осуществления классификации образов, которые были извлечены на предыдущих слоях нейронной сети.

Слой $M1$ состоит из 40 нейронов, таким образом каждая плоскость предыдущего слоя связана с двумя нейронами текущего слоя. Каждый нейрон данного слоя выполняет взвешенное суммирование входных значений и полученный результат подает в функцию активации.

Последний слой $M2$ состоит из 5 нейронов, соответствующих классам распознаваемых эмоций. Каждый нейрон данного слоя полностью связан с нейронами предыдущего слоя. Данный слой предназначен для вычисления итогового результата классификации.

Начальное определение значений синаптических коэффициентов нейронной сети имеет достаточно большое значение при процессе обучения. От эффективности начального распределения весовых коэффициентов зависит длительность и стабильность процесса обучения. Один из самых распространенных вариантов – это задание весовых коэффициентов случайным образом. Однако в процессе разработки структуры нейронной сети и её обучения

было решено инициализировать значения синаптических коэффициентов по следующей формуле:

$$\sigma_w = m^{-1/2}, \quad (16)$$

где m – количество связей нейрона.

2.2.3 Выбор активационной функции. Нелинейные функции активации дают нейронным сетям соответствующие нелинейные свойства. В работе сети применена одна из самых простых функции активации – гиперболический тангенс (рисунок 11):

$$f(x) = \tanh(x).$$

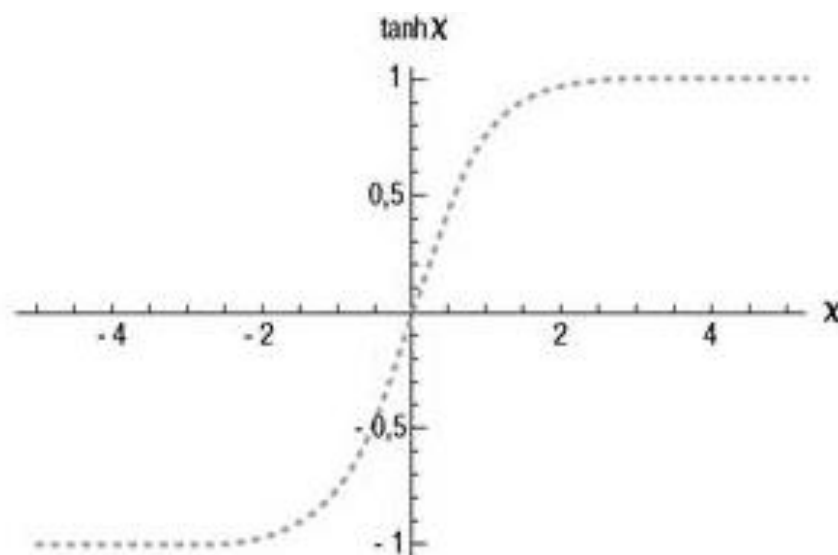


Рисунок 11. Примерный график функции-гиперболический тангенс.

Это обусловлено следующими причинами:

- Симметричные активационные функции, типа гиперболического тангенса обеспечивают более быструю сходимость, чем стандартная логистическая функция;
- Функция имеет непрерывную первую производную;
- Функция имеет простую производную, которая может быть вычислена через ее значение, что дает экономию в вычислениях [42].

2.2.4 Выбор алгоритма обучения нейронной сети. Способность к обучению на основе данных из внешней среды является одним из самых важных свойств, присущих ИНС. Данная способность придает нейронным сетям гибкость при решении широкого круга задач и делает их более эффективными в сравнении с системами, функционирующими по определенным шаблонным правилам [16].

Процесс обучения ИНС предполагает последовательную корректировку синаптических весовых коэффициентов между нейронами. Значения синаптических коэффициентов играют важную роль в процессе функционирования нейронной сети, поэтому необходимо найти их оптимальные значения [17].

В настоящее время существует множество алгоритмов обучения, основной принцип их работы заключается в сведении к минимуму эмпирической ошибки. Для реализации эффективного процесса обучения необходимо иметь данные из внешней среды, на основе которых будет обучаться нейронная сеть.

Обучение ИНС бывает двух типов: с учителем и без учителя. При обучении с учителем для всех данных из обучающей выборки, поступающих на вход нейронной сети, определяются их желаемые выходные значения. В процессе обучения происходит сравнение текущих выходных значений нейронной сети с желаемыми, вычисляется эмпирическая ошибка и происходит изменение синаптических весовых коэффициентов. Весовые коэффициенты изменяются до тех пор, пока ошибка не сведется к минимуму и станет меньше заданного порога.

Обучение без учителя заключается в последовательной настройке весовых коэффициентов таким образом, чтобы на предъявление близких значений входных векторов на выходе получались одинаковые стабильные значения [17, 18].

Что касается самого процесса обучения, то его так же можно разделить на два типа: пакетное и стохастическое. Пакетное обучение предполагает, что на каждой итерации обучающая выборка просматривается полностью, и только

после этого осуществляется коррекция синаптических коэффициентов. При стохастическом обучении выбирается лишь часть образов из учебного набора (по определенным критериям) и после этого выполняется коррекция синаптических коэффициентов. Стохастическое обучение является более предпочтительным, так как обеспечивает более быструю сходимость процесса обучения, в отличие от пакетного метода.

При выборе наиболее эффективного алгоритма обучения для разработанных СНС было проведено исследование различных алгоритмов, в результате чего были отобраны наиболее эффективные и востребованные алгоритмы. Для обучения разработанных нейронных сетей использовались следующие алгоритмы:

- 1) Алгоритм обратного распространения ошибки (Backpropagation Algorithm).
- 2) Алгоритм QuickPropagation (QuickProp).
- 3) Алгоритм Resilent Propagation (RProp).

2.2.5 Алгоритм обратного распространения ошибки. В 1974 году исследователями А.И. Галушкиным и P.J. Verbos был предложен итеративный градиентный алгоритм, названный алгоритмом обратного распространения ошибки (BackpropagationAlgorithm), который в дальнейшем был доработан D. Rumelhart, G. Hinton и R.J. Williams. Цель данного алгоритма заключается в сведении к минимуму эмпирической ошибки для получения желаемого результата.

В основе данного алгоритма лежит принцип, позволяющий вычислять вектор частных производных (градиент) функции ошибки сети. Функцией ошибки является разница между текущим выходным значением нейронной сети и желаемым, которое необходимо получить. В процессе обучения выполняется последовательная корректировка весовых коэффициентов и ошибка сети постепенно уменьшается.

Величина функции ошибки прямо пропорциональна квадрату разности между текущим и желательным значениями выхода сети:

$$E_k = \frac{1}{2} \sum_{j=0}^N (t_{kj} - x_{kj})^2, \quad (17)$$

где E_k – величина функции ошибки для образа k ; t_{kj} – желаемое значение выхода нейрона j для образа k ; x_{kj} – текущее значение выхода нейрона j для образа k .

Коррекция синаптических коэффициентов происходит по формуле:

$$\Delta w_{ij} = -\eta \delta_{kj} x_{kj}, \quad (18)$$

где δ_{kj} – значение ошибки нейрона j для образа k ; x_{kj} – текущий выход нейрона j для образа k ; η – коэффициент скорости обучения, $0 < \eta < 1$.

Значение ошибки для нейронов сети определяется по следующей формуле:

$$\delta_i^{(q)} = (f_i^{(q)}(S))' \sum_j w_{ij} \delta_j^{(q+1)}, \quad (19)$$

где $\delta_i^{(q)}$ – значение ошибки i -го нейрона в слое q ; $\delta_j^{(q+1)}$ – значение ошибки j -го нейрона в слое $q+1$; w_{ij} – вес связи, соединяющей два нейрона; $(f_i^{(q)}(S))'$ – значение производной активационной функции i -го нейрона в слое q .

Данный алгоритм можно описать в нескольких шагах:

- 1) Инициализация синаптических весовых коэффициентов случайными значениями.
- 2) Подача на вход сети набора данных из обучающей выборки.
- 3) Вычисление выходного сигнала нейронной сети.
- 4) Вычисление величин ошибок нейронов выходного слоя и нейронов скрытых слоев.
- 5) Корректировка весовых коэффициентов сети для минимизации ошибки.
- 6) Шаги 2 – 5 повторяются до тех пор, пока ошибка сети не сведется к минимуму и достигнет приемлемого значения.

Недостаток данного алгоритма заключается в очень малых корректировках весов, что ведет к слишком долгому процессу обучения. При этом возникает задача выбора оптимального размера шага. Слишком маленький размер шага приводит к медленной сходимости алгоритма, слишком большой размер шага может привести к потере устойчивости процесса обучения.

2.2.6 Алгоритмы Quick Propagation и Resilent Propagation.

Алгоритмы Quick Propagation (QuickProp) и Resilent Propagation (RProp) относятся к эвристическим алгоритмам и разработаны S. Falman, M. Ridmiller и H. Braun. Данные алгоритмы являются модификацией классического алгоритма обратного распространения ошибки и базируются на классическом градиентном алгоритме, также называемом алгоритмом наискорейшего спуска.

Отличие алгоритмов QuickProp и RProp от других алгоритмов, основанных на методе градиентного спуска, заключается в использовании знаков частных производных, а не их значений. Величина шага обновления уникальна для каждого веса и в процессе обучения происходит ее адаптация.

В процессе работы методов вычисляется вектор градиента, а весовые коэффициенты изменяются в направлении антиградиента. Вектор градиента вычисляется по формуле:

$$g_i = \frac{\partial \varepsilon(w_i^{(k)})}{\partial w_i^{(k)}} = \frac{\varepsilon(w_i + \Delta w_i^{(k-1)}) - \varepsilon(w_i^{(k)})}{\Delta w_i^{(k-1)}}, \quad (20)$$

где, g – элемент вектора градиента, w – весовые коэффициенты.

После вычисления вектора градиента выполняется корректировка весовых коэффициентов. В алгоритме QuickProp корректировка весовых коэффициентов осуществляется по следующей формуле:

$$w_i^{(k)} = w_i^{(k-1)} + \Delta w_i^{(k)} = -s(g_i^{(k-1)} + c_w w_i^{(k-1)}) + q_i^{(k)} \Delta w_i^{(k-1)}, \quad (21)$$

где, g_i – i -й весовой коэффициент на k -ой итерации; g_i – элемент вектора градиента; s – коэффициент обучения; q_i – коэффициент фактора момента; c_w –

параметр, предназначенный для минимизации значений весовых коэффициентов.

Алгоритм QuickProp отличается от классических градиентных методов наличием двух слагаемых: параметр минимизации весовых коэффициентов c_w , обычно принимающий значение 10^{-4} ; коэффициент момента q_i , предназначенный для адаптации алгоритма обучения. Каждому весовому коэффициенту соответствует свой уникальный коэффициент момента. Коэффициент момента вычисляется по следующей формуле:

$$q_i^{(k)} = \frac{g_i^{(k-1)}}{g_i^{(k-2)} - g_i^{(k-1)}}. \quad (22)$$

Далее коэффициент момента принимает минимальное значение из \hat{q}_i и q_{\max} .

Отличительная особенность алгоритма RProp заключается в том, что значение градиента не учитывается. Что бы вычислить новые значения весовых коэффициентов требуется знать следующие параметры:

- величину коэффициента обучения на предыдущей итерации;
- значения градиента на текущей и предыдущей итерации;
- изменение весового коэффициента на предыдущей итерации.

Для определения величины коррекции весовых коэффициентов используется правило:

$$\Delta_{i,j}^{(k)} = \left\{ \begin{array}{l} \eta^+ \Delta_{i,j}^{(k)}, \frac{\partial E^{(k)}}{\partial w_{i,j}} \frac{\partial E^{(k-1)}}{\partial w_{i,j}} > 0 \\ \eta^- \Delta_{i,j}^{(k)}, \frac{\partial E^{(k)}}{\partial w_{i,j}} \frac{\partial E^{(k-1)}}{\partial w_{i,j}} < 0 \end{array} \right\}, 0 < \eta^- < 1 < \eta^+. \quad (23)$$

Если частная производная весового коэффициента $w_{i,j}^{(t)}$ изменяет свой знак, это значит, что последнее обновление весов было слишком большим и алгоритм пропустил локальный минимум. В данном случае величину изменения

необходимо уменьшить на η и вернуться к предыдущему значению весовых коэффициентов:

$$\Delta w_{i,j}^{(k)} = \Delta w_{i,j}^{(k)} - \Delta_{i,j}^{(k-1)}. \quad (24)$$

Если же производная не меняет знак, то для достижения более быстрой сходимости значение коррекции увеличивается на η^+ .

Величина коррекции весовых коэффициентов определяется в соответствии со следующим правилом:

$$\Delta w_{i,j}^{(k)} = \left\{ \begin{array}{l} -\Delta_{i,j}^{(k)}, \frac{\partial E^{(k)}}{\partial w_{i,j}} > 0 \\ +\Delta_{i,j}^{(k)}, \frac{\partial E^{(k)}}{\partial w_{i,j}} < 0 \\ 0, \frac{\partial E^{(k)}}{\partial w_{i,j}} = 0 \end{array} \right\}. \quad (25)$$

В случае если ошибка возрастает, т.е. значение производной положительно, то весовой коэффициент уменьшается на величину коррекции, иначе – увеличивается. Затем осуществляется коррекция весовых коэффициентов.

2.3 Вывод по главе 2

В главе 2 была описана работа алгоритма обнаружения лиц на изображениях. Так же описана работа алгоритма распознавания эмоций и подробно описаны алгоритмы обучения нейронной сети. Представлено подробное описание структуры сверточной нейронной сети.

ГЛАВА 3. ОБУЧЕНИЕ И ТЕСТИРОВАНИЕ РАЗРАБОТАННЫХ АЛГОРИТМОВ

3.1 Обучение разработанных алгоритмов

Вся информация, которую нейронная сеть будет иметь о задаче, содержится в наборе обучающих примеров. Поэтому качество обучения нейронной сети напрямую зависит от количества и качества примеров в обучающей выборке, а также от того, насколько полно эти примеры описывают данную предметную область. В качестве учебного набора используется большой набор изображений, полученных из различных источников. В процессе сбора лицевых изображений выполнялась задача обеспечения нейронной сети эффективным набором материала обучения, полученного в различных условиях съемки (рисунок 12).

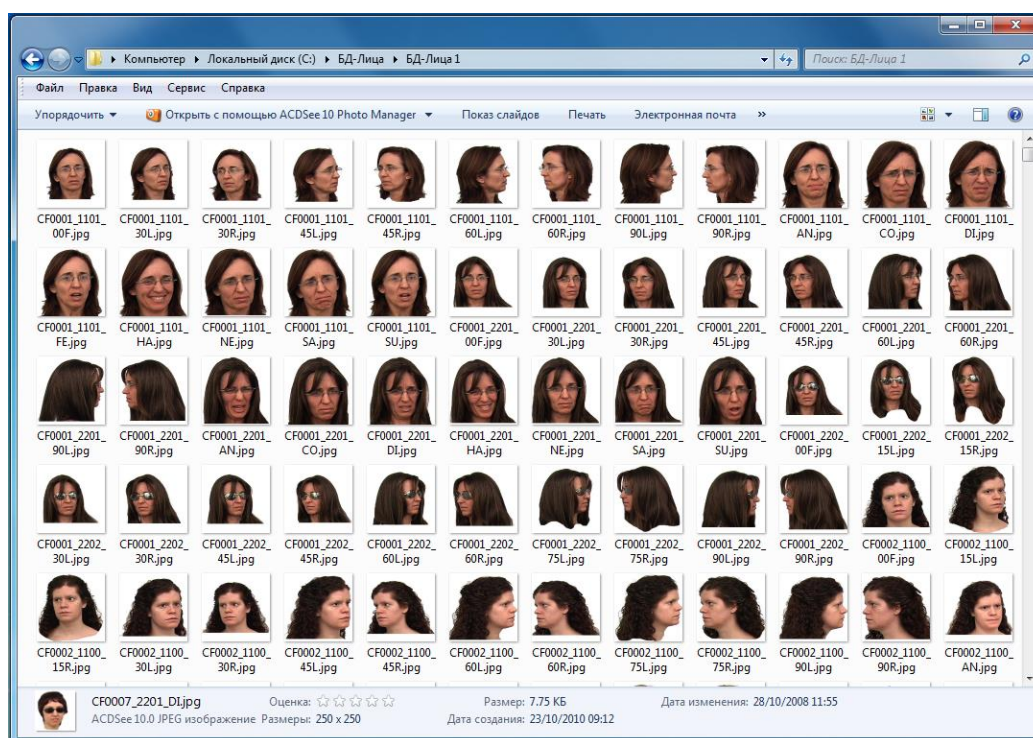


Рисунок 12. Изображения для обучения алгоритма распознавания эмоций

В процессе извлечения лиц, выполнялась нормализация изображений в виде сглаживания, улучшения контраста и т.д. На основании этих требований был сформирован основной набор, состоящий из 10000 изображений и содержащий несколько классов человеческих эмоций:

- Веселый;
- Грустный;
- Нейтральный;
- Удивленный;
- Злой.

Данная база сформирована из различных источников, а также некоторая часть изображения создана самостоятельно.

На рисунке 13 представлена обобщенная схема алгоритма распознавания эмоций. На вход нейронной сети подается изображение, содержащее человеческое лицо с какой-либо эмоцией. Алгоритм выполняет классификацию данной эмоции и определяет её к определенному классу.

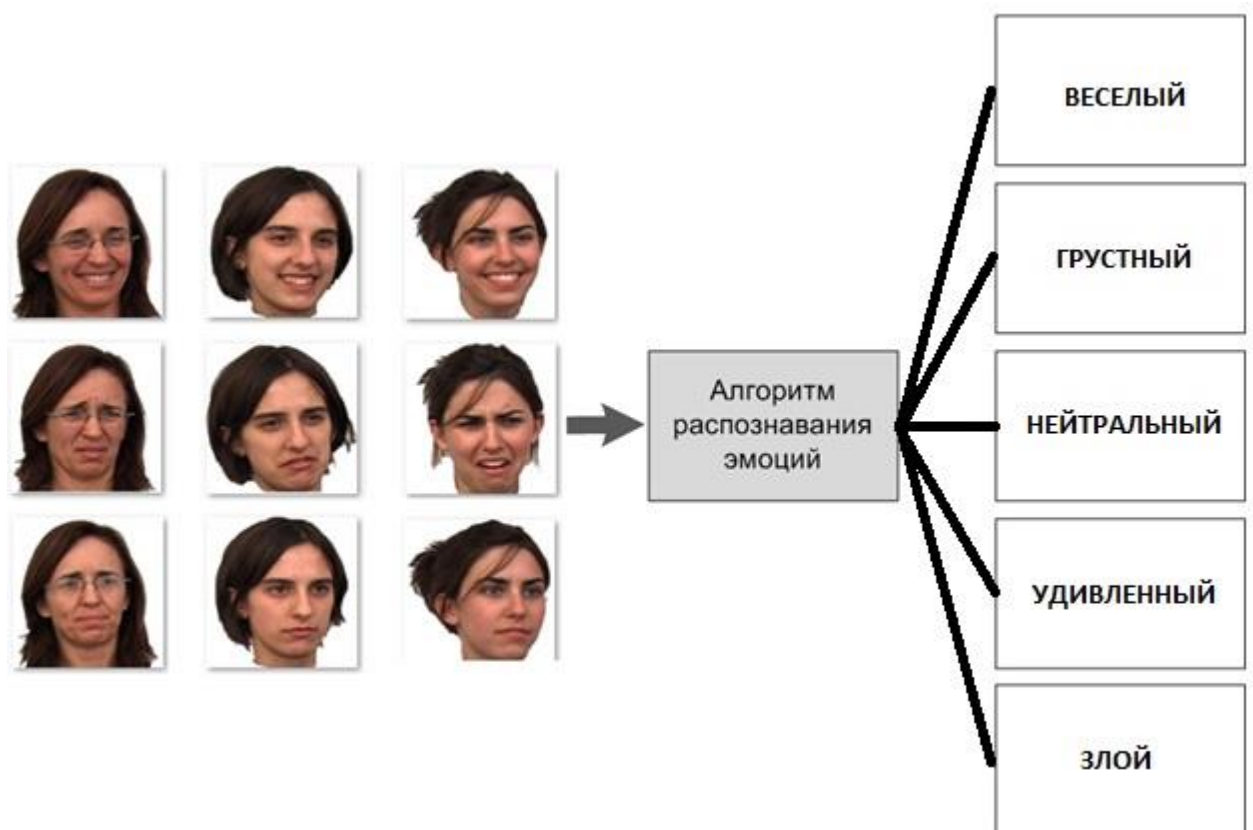


Рисунок 13. Общая схема работы алгоритма распознавания эмоций

Для обучения разработанной нейронной сети использовались несколько алгоритмов обучения, которые описаны в предыдущем разделе:

- Алгоритм обратного распространения ошибки.
- Алгоритмы Quick Propagation и Resilent Propagation.

Данные алгоритмы были реализованы и использованы в процессе обучения сверточной нейронной сети. Критерием прекращения работы алгоритма обучения является малое изменение ошибки в течение 15 итераций. В таблице 2 представлены результаты обучения разработанных СНС.

Таблица 2. Результаты обучения нейронной сети

Алгоритм обучения	Ошибка обучения	Количество эпох	Время обучения (часы)
Backpropagation	7.28E-02	28	17.1
QuickPropagation	4.63E-02	17	12.4
Resilent Propagation	2.39E-02	20	15.4

В таблице 2 показано, что наименьшая ошибка обучения сверточной нейронной сети была получена с помощью алгоритма Resilent Propagation, значение ошибки достигло уровня 2.39E-02.

3.2 Тестирование алгоритмов

В процессе тестирования алгоритма для обнаружения лиц использовалась база, состоящая из 10000 изображений. Изображения содержат сложный фон, и различные посторонние объекты.

Для более наглядного сравнения результатов, было решено проводить обучение нейронной сети несколькими алгоритмами. В таблице 3 представлены результаты обучения и тестирования нейронной сети.

Таблица 3. Результаты обучения и тестирования нейронной сети

Алгоритм обучения	Ошибка обучения	Количество эпох	Время обучения (часы)	Точность обнаружения при тестировании, (%)
Backpropagation	7.28E-02	28	17.1	81.9
QuickPropagation	4.63E-02	17	12.4	92.37
Resilent Propagation	2.39E-02	20	15.4	95.3

В таблице 3 показано, что лучшую точность обнаружения после обучения обеспечивает алгоритм Resilent Propagation:

- ошибка при обучении: 2.39E-02;
- точность обнаружения при тестировании: 95,3%.

Критерием прекращения работы алгоритма обучения является малое изменение ошибки в течение 15 итераций. Точность классификации вычислялась как отношение количества правильных классификаций к их общему количеству.

Так же тестирование выполнялось в несколько этапов:

- тестирование с различным уровнем освещенности.
- тестирование с различным уровнем отклонения лица на плоскости
- тестирование с различным масштабом изображения лица.

3.2.1 Оценка чувствительности нейронной сети к уровню освещения.

Для того, чтобы оценить чувствительность системы к изменению уровня освещения лица была создана специальная тестовая выборка. Данная выборка состоит из 400 изображений лиц, расположенных фронтально относительно регистрирующего устройства, содержащих сложную фоновую структуру и полученных при одинаковых условиях съемки. Изображения были выбраны случайным образом из исходной выборки.

Далее изменялось среднее значение интенсивностей пикселей изображения, как в сторону увеличения, так и в сторону уменьшения. В следствии чего был получен разный уровень освещения. В итоге было создано по 5 уровней изменения освещения как в сторону уменьшения яркости, так и в сторону увеличения. Размер тестовой выборки составил 4400 изображений (рисунок 14).



Рисунок 14. Изображения с различной интенсивностью освещения

В таблице 4 представлены результаты тестирования разработанных алгоритмов в зависимости от изменения интенсивности освещения на изображениях.

Таблица 4. Результаты тестирования разработанных алгоритмов в зависимости от изменения интенсивности освещения на изображениях

Интенсивность освещения, (лк)	Точность распознавания (СНС), (%)
50	95.03
145	95.28
240	95.28
335	95.32
430	95.32
525	95.32

620	95.32
715	95.28
810	95.2
905	95.2
1000	95.03
Среднее значение	95.21

Как видно по таблице 4 при снижении интенсивности освещения ниже 145 лк и увеличении выше 715 лк точность детектирования и распознавания не значительно снижается.

На основе полученных результатов можно сделать вывод, что разработанная программная система обладает высокой степенью инвариантности к изменению освещения в диапазоне от 50 лк до 1000 лк.

3.2.2 Оценка чувствительности системы к повороту образа лица относительно вертикальной плоскости. Для оценки чувствительности системы к поворотам лица была создана тестовая выборка. Тестовая выборка создавалась из исходной выборки, и состоит из 450 изображений с вертикальным расположением изображений лиц и путем поворота каждого изображения на угол до ± 25 градусов, с интервалом в 5 градусов. Пример представлен на рисунке 15. Таким образом, размер тестовой выборки составил 3150 изображений.



Рисунок 15. Пример поворота изображений.

Результаты распознавания представлены в таблице 5.

Таблица 5. Точность обнаружения в зависимости от угла поворота

Угол поворота изображения	Точность обнаружения лица, %
-25°	67,2
-20°	83,5
-15°	93,7
-10°	94,3
-5°	94,9
0°	95,2
5°	94,9
10°	94,3
15°	93,7
20	83,5
25°	67,2

Результаты тестирования показали, что данная программная система обеспечивает точность обнаружения около 95%, при углах поворота до ± 5 градусов, но при изменении угла от ± 15 до ± 25 процент распознавания резко падает до 67%.

3.2.3 Оценка чувствительности нейронной сети к изменению масштаба изображения. Так как алгоритм поиска лица основан на сканировании пирамиды изображений различных масштабов, были проведены исследования, для определения величины инвариантности нейронной сети к изменению масштаба лиц (Рисунок 16).



Рисунок 16. Пример изменения масштаба изображений.

Для этого проведен анализ откликов нейронной сети при сканировании изображений с различным размером лица. В таблице 6 представлены различные возможные размеры лица с изменением масштаба, при которых нейронная сеть дает положительные отклики.

Таблица 6. Возможные размеры лица и отклик сети.

Размер лица, пикселей	Отклик нейронной сети, %
32x36	95,3
54x60	95,2
96x108	95
134x150	93,8

На рисунке 17 представлен пример обнаружения и выделения лица на изображении со сложным фоном.

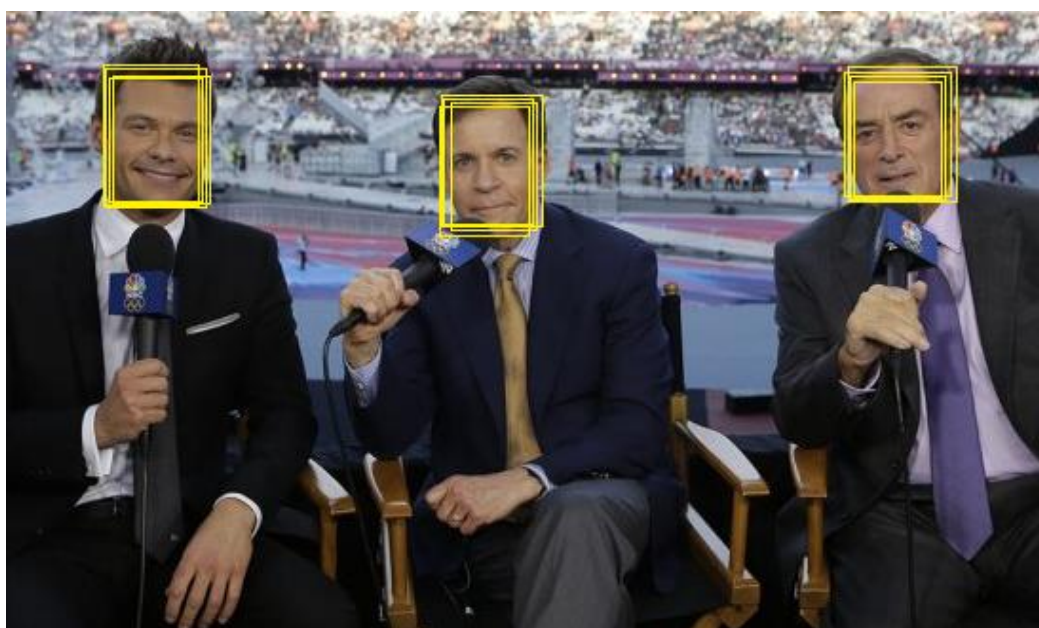


Рисунок 17. Пример работы алгоритма детектирования лиц.

На рисунке 18 представлен пример распознавания человеческих эмоций.



Рисунок 18. Пример работы алгоритма распознавания эмоций.

3.3 Вывод по главе 3.

В главе 3 приводится статистика обучения нейронной сети при использовании трех различных алгоритмов (Backpropagation, QuickPropagation, Resilient Propagation). Лучшим, из которых себя показал алгоритм Resilient Propagation. Его ошибка обучения составила $2.39E-02$, а точность обнаружения 95.3%. Также в данной главе приведено подробное описание и результаты экспериментов, которые проводились с разработанным алгоритмом. А именно:

1. Оценка чувствительности нейронной сети к уровню освещения, которая показала, что при интенсивности освещения от 145 до 715 лк точность детектирования и распознавания остается на максимально высоком уровне (95,3%), а при изменении интенсивности освещения меньше или больше указанного промежутка – незначительно снижается.

2. Оценка чувствительности системы к повороту образа лица относительно вертикальной плоскости показала, что точность распознавания при углах поворота до ± 5 градусов составляет свой максимум около 95%. В то время, как при больших углах поворота, превышающих ± 15 , точность распознавания достаточно резко падает.

3. Оценка чувствительности нейронной сети к изменению масштаба изображения. Данный эксперимент показал, что отклик нейронной сети на распознавание при различных масштабах остается на достаточно высоком уровне: 95,3%

В конце главы 3 приведены снимки экрана работающего алгоритма, на которых показана работа алгоритма обнаружения области лица и вывод алгоритма распознавания эмоций.

ГЛАВА 4. ФИНАНСОВЫЙ МЕНЕДЖМЕНТ, РЕСУРСОЭФФЕКТИВНОСТЬ И РЕСУРСОСБЕРЕЖЕНИЕ

Целью данного раздела является комплексный анализ и описание финансово-экономических аспектов выполненной работы. Необходимо оценить полные денежные затраты на проект, а также дать приближенную экономическую оценку результатов ее внедрения. Это, в свою очередь, позволит оценить экономическую целесообразность осуществления работы с помощью традиционных показателей инвестиций.

4.1 Организация и планирование работ

В данном пункте определяется перечень проводимых работ, их исполнители и оптимальная продолжительность выполнения. Для дальнейшего определения продолжительности этапов работ и их трудоемкости по каждому исполнителю, а также построения линейного графика реализации проекта этапы работы хронологически упорядочены и сведены в таблицу 7, где НР – научный руководитель, И – инженер (исполнитель проекта).

Таблица 7. Перечень работ и продолжительность их выполнения

Этапы работы	Исполнители	Загрузка исполнителей
Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР, И	НР – 100 % И – 10 %
Составление и утверждение технического задания	НР, И	НР – 60 % И – 40 %
Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	НР – 10 % И – 100 %
Разработка календарного плана	НР, И	НР – 50 % И – 50 %
Изучение математических методов и вспомогательного программного обеспечения	НР, И	НР – 5 % И – 100 %
Выполнение проверки данных на нормальность распределения	И	И – 100 %
Выполнение корреляционного анализа	И	И – 100 %
Выполнение регрессионного анализа	И	И – 100 %
Выполнение однофакторного анализа	И	И – 100 %
Анализ и обсуждение полученных результатов	НР, И	НР – 80 % И – 100 %

Продолжение таблицы 5

Этапы работы	Исполнители	Загрузка исполнителей
Оформление пояснительной записки	И	И – 100%

4.1.1 Продолжительность этапов работ. Расчет продолжительности выполнения этапов работ осуществлен опытно-статистическим методом с применением экспертного способа.

Ожидаемые значения продолжительности выполнения работ $t_{ож}$ определяются по формуле:

$$t_{ож} = \frac{3 \cdot t_{min} + 2 \cdot t_{max}}{5}, \quad (26)$$

где t_{min} – минимальная продолжительность выполнения этапа, дн.;

t_{max} – максимальная продолжительность выполнения этапа, дн.

Расчет длительности выполнения каждого этапа работы в рабочих днях выполняется по формуле:

$$T_{РД} = \frac{t_{ож}}{K_{ВН}} \cdot K_{Д}, \quad (27)$$

где $t_{ож}$ – ожидаемая продолжительность этапа, дн.;

$K_{ВН}$ – коэффициент выполнения этапа, учитывающий влияние внешних факторов на соблюдение предварительно определенных длительностей. $K_{ВН} = 1$;

$K_{Д}$ – коэффициент, учитывающий дополнительное время на компенсацию непредвиденных задержек и согласование работ. $K_{Д} = 1,2$.

Для перевода значений длительности этапа в рабочих днях к их аналогам в календарных днях используется формула:

$$T_{КД} = T_{РД} \cdot T_{К}, \quad (28)$$

где $T_{РД}$ – продолжительность выполнения этапа в рабочих днях;

$T_{К}$ – коэффициент календарности.

Значение $T_{К}$ определяется следующим образом:

$$T_{К} = \frac{T_{КАЛ}}{T_{КАЛ} - T_{ВД}}, \quad (30)$$

где $T_{КАЛ}$ – календарные дни;

$T_{ВД}$ – выходные и праздничные дни.

$$T_K = \frac{365}{365-66} = 1,22 \quad (31)$$

Данное значение применимо для шестидневной рабочей недели. Для пятидневной рабочей недели $T_{ВД} = 118$, следовательно, $T_K = 1,48$.

Результаты выполненных расчетов по определению продолжительности этапов работ и их трудоемкости по исполнителям приведены в таблице 8.

Таблица 8. Трудозатраты на выполнение проекта

Этап	Исполнители	Продолжительность работ, дни			Трудоемкость работ по исполнителям чел.-дн.			
					$T_{РД}$		$T_{КД}$	
		t_{min}	t_{max}	$t_{ож}$	НР	И	НР	И
1	2	3	4	5	6	7	8	9
1. Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР, И	2	4	2,8	3,36	0,34	4,97	0,41
2. Составление и утверждение технического задания	НР, И	4	6	4,8	3,46	2,3	5,11	2,81
3. Подбор и изучение материалов по тематике	НР, И	8	10	8,8	1,06	10,56	1,29	12,88
4. Разработка календарного плана	НР, И	2	4	2,8	1,68	1,68	2,49	2,05
5. Изучение математических методов и вспомогательного программного обеспечения	НР, И	7	10	8,2	0,49	9,84	0,73	12
6. Выполнение проверки данных на нормальность распределения	И	5	7	5,8	–	6,96	–	8,49
7. Выполнение корреляционного анализа	И	7	9	7,8	–	9,36	–	11,42
8. Выполнение регрессионного анализа	И	12	15	13,2	–	15,84	–	19,32
9. Выполнение однофакторного анализа	И	10	13	11,2	–	13,44	–	16,4
10. Анализ и обсуждение полученных результатов	НР, И	2	5	3,2	3,07	3,84	4,54	4,68
11. Оформление пояснительной записки	И	14	20	16,4	–	19,68	–	24,01
Итого:				85	13,12	93,84	19,13	114,47

Таблица 9. Линейный график работ

Этап	НР	И	Февраль			Март			Апрель			Май		
			10	20	30	40	50	60	70	80	90	100	110	120
1	4,97	0,41	■											
2	5,11	2,81		■										
3	1,29	12,88			■									
4	2,49	2,05				■								
5	0,73	12					■							
6	–	8,49						■						
7	–	11,42							■					
8	–	19,32								■				
9	–	16,4									■			
10	4,54	4,68										■		
11	–	24,01											■	

НР – ■; И – ■.

4.1.2 Расчет накопления готовности проекта. В данном пункте выполняется оценка текущих результатов работы над проектом. Величина накопления готовности работы показывает на сколько процентов, по окончании текущего этапа, выполнен общий объем по проекту.

Введем обозначения:

$TP_{\text{общ}}$ – общая трудоемкость проекта;

TP_i (TP_k) – трудоемкость i -го (k -го) этапа проекта, $i = \overline{1, I}$;

TP_i^H – накопленная трудоемкость i -го этапа проекта по его завершении;

TP_{ij} (TP_{kj}) – трудоемкость работ, выполняемых j -м участником на i -м этапе, здесь $j = \overline{1, m}$ – индекс исполнителя, в нашем примере $m = 2$.

Степень готовности определяется формулой:

$$CG_i = \frac{TP_i^H}{TP_{\text{общ.}}} = \frac{\sum_{k=1}^i TP_k}{TP_{\text{общ.}}} = \frac{\sum_{k=1}^i \sum_{j=1}^m TP_{km}}{\sum_{k=1}^i \sum_{j=1}^m TP_{km}}. \quad (32)$$

Результаты вычислений отражены в таблице 8.

Таблица 10. Нарастание технической готовности работы и удельный вес каждого этапа

Этапы работы	$TP_i, \%$	$CG_i, \%$
Постановка целей и задач, получение исходных данных	3,46	3,46
Составление и утверждение технического задания	5,39	8,84
Подбор и изучение материалов по тематике	10,86	19,71
Разработка календарного плана	3,14	22,85
Изучение математических методов и вспомогательного программного обеспечения	9,66	32,51
Выполнение проверки данных на нормальность распределения	6,51	39,01
Выполнение корреляционного анализа	8,75	47,77
Выполнение регрессионного анализа	14,81	62,57
Выполнение однофакторного анализа	12,57	75,14
Анализ и обсуждение полученных результатов	6,46	81,60

Оформление пояснительной записки	18,40	100,00
----------------------------------	-------	--------

4.2 Расчет сметы затрат на выполнение проекта

К затратам на создание проекта относится величина всех расходов, которые необходимы для реализации комплекса работ, составляющих содержание разработки.

4.2.1 Расчет затрат на материалы. К данной статье расходов относится стоимость материалов, покупных изделий и других материальных ценностей, расходуемых в процессе выполнения работ. Цена материальных ресурсов определяется по соответствующим им ценникам. Сюда же включаются расходы на совершение сделки купли-продажи.

Кроме того, данная статья включает в себя транспортно-заготовительные расходы, которые связаны с транспортировкой от поставщика к потребителю, хранением и прочими процессами, обеспечивающими движение материальных ресурсов от поставщиков к потребителю. ТРЗ составляют 5 % от отпускной цены материалов.

Таблица 11. Расчет затрат на материалы

Наименование материалов	Цена за ед., руб.	Кол-во	Сумма, руб.
Бумага для принтера формата А4	229	1 уп.	299
Картридж для принтера	1399	1 шт.	1399
Канцелярские принадлежности	120	1 комп.	120
Итого			1818
ТЗР 5 %			90,9
Итого с ТЗР			1908,9

4.2.2 Расчет заработной платы. К данной статье расходов относится заработная плата научного руководителя и исполнителя проекта, а также премии, которые входят в фонд заработной платы. Расчет основной заработной платы выполняется на основе трудоемкости выполнения каждого этапа работы и величины месячного оклада.

Среднедневная тарифная заработная плата ($ЗП_{дн-т}$) рассчитывается по формуле:

$$ЗП_{дн-т} = MO/24,92. \quad (33)$$

Расчеты затрат на основную заработную плату приведены в таблице 12. При расчете учитывалось, что в году 247 рабочих дней и, следовательно, в месяце 24,92 рабочих дня. Затраты времени на выполнение работы по каждому исполнителю брались из таблицы 8. Для учета в ее составе премий, дополнительной зарплаты и районной надбавки используется следующий ряд коэффициентов: $K_{ГП} = 1,1$; $K_{доп.ЗП} = 1,188$; $K_p = 1,3$. Таким образом, для перехода от базовой суммы заработка исполнителя, к соответствующему полному заработку необходимо первую умножить на интегральный коэффициент $K_{и} = 1,699$. Вышеуказанное значение $K_{доп.ЗП}$ применяется при шестидневной рабочей неделе, при пятидневной оно равно 1,113, соответственно в этом случае $K_{и} = 1,62$.

Таблица 12. Затраты на заработную плату

Исполнитель	Оклад, руб./мес.	Среднедневная ставка, руб./раб.день	Затраты времени, раб. дни	Коэффициент	Фонд з/платы, руб.
НР	23264,86	933,58	14	1,699	22206,13
И	7864,11	315,57	94	1,62	48055,00
Итого					70261,13

4.2.3 Расчет затрат на социальный налог. К данной статье затрат относят единый социальный налог (ЕСН), который включают в себя отчисления в пенсионный фонд, на социальное и медицинское страхование. Отчисления по ЕСН определяются по следующей формуле:

$$C_{соц} = K_{соц} \cdot C_{осн}, \quad (34)$$

где $K_{соц}$ – коэффициент отчислений. Значение данного коэффициента составляет 30 % от полной заработной платы по проекту.

$$C_{соц} = 0,3 \cdot 70261,13 = 21278,34. \quad (35)$$

4.2.4 Расчет затрат на электроэнергию. Данный вид расходов включает в себя затраты на электроэнергию, потраченную в ходе выполнения проекта на работу используемого оборудования. Затраты на электроэнергию рассчитываются по формуле:

$$C_{эл.об.} = P_{об} \cdot t_{об} \cdot ЦЭ, \quad (36)$$

где $P_{об}$ – мощность, потребляемая оборудованием, кВт;

$ЦЭ$ – тариф на 1 кВт·час;

$t_{об}$ – время работы оборудования, час.

$ЦЭ = 5,782$ руб./кВт·час (с НДС).

Время работы оборудования вычисляется на основе итоговых данных таблицы 6 для инженера ($T_{рд}$) из расчета, что продолжительность рабочего дня равна 8 часов.

$$t_{об} = T_{рд} \cdot K_t, \quad (37)$$

где $K_t \leq 1$ – коэффициент использования оборудования по времени, равный отношению времени его работы в процессе выполнения проекта к $T_{рд}$.

В данном случае значение коэффициента принимается равным 0,9.

Мощность, потребляемая оборудованием, определяется по формуле:

$$P_{об} = P_{ном.} \cdot K_C, \quad (38)$$

где $P_{ном.}$ – номинальная мощность оборудования, кВт;

$K_C \leq 1$ – коэффициент загрузки, зависящий от средней степени использования номинальной мощности. Для технологического оборудования малой мощности данный коэффициент принимается равным 1.

Расчеты затрат на электроэнергию для технологических целей приведены в таблице 13.

Таблица 13. Затраты на электроэнергию технологическую

Наименование оборудования	Время работы оборудования $t_{об}$, час	Потребляемая мощность $P_{об}$, кВт	Затраты $Э_{об}$, руб.
---------------------------	--	--------------------------------------	-------------------------

Персональный компьютер	$750,72 \cdot 0,9$	0,15	532,78
Струйный принтер	28	0,1	14,72
Итого:			547,5

4.2.5 Расчет амортизационных расходов. В данной статье расходов рассчитывается амортизация используемого оборудования за время выполнения проекта. Для этого используется формула:

$$C_{AM} = \frac{H_A \cdot C_{OB} \cdot t_{pф} \cdot n}{F_d}, \quad (39)$$

где H_A – годовая норма амортизации единицы оборудования;

C_{OB} – балансовая стоимость единицы оборудования с учетом ТЗР;

F_d – действительный годовой фонд времени работы соответствующего оборудования;

$t_{pф}$ – фактическое время работы оборудования в ходе выполнения проекта, учитывается исполнителем проекта;

n – число задействованных однотипных единиц оборудования.

Так, H_A для персонального компьютера принимается равным 0,4, для струйного принтера $H_A = 0,5$.

Балансовая стоимость принимается равной действующей цене единицы оборудования, находящейся в прејскурантах. Для персонального компьютера $C_{OB} = 35000$ рублей, для струйного принтера $C_{OB} = 7800$ рублей.

Действительный годовой фонд времени работы оборудования берется из фактического режима его использования в текущем календарном году. Так, для персонального компьютера при 247 рабочих днях (шестидневная рабочая неделя) можно принять $F_d = 247 * 8 = 1976$ часа. Для струйного принтера $F_d = 500$ часов.

$$C_{AM \text{ ПК}} = \frac{0,4 \cdot 35000 \cdot 750,72}{1976} = 5318,87; \quad (40)$$

$$C_{AM \text{ Пр}} = \frac{0,5 \cdot 7800 \cdot 28}{500} = 218,4. \quad (41)$$

Итого начислено амортизации 5318,87 рублей.

4.2.6 Расчет расходов, учитываемых непосредственно на основе платежных документов. К данной статье расходов относятся командировочные расходы, арендная плата за использование имуществом, оплата услуг завязи и услуг сторонних организаций.

Расходы по данному пункту составляют $C_{нр} = 0$ рублей.

4.2.7 Расчет прочих расходов. В статье «Прочие расходы» отображены расходы на выполнение проекта, которые не учтены в предыдущих статьях. Данные расходы следует принять равными 10 % от суммы всех предыдущих расходов:

$$C_{проч.} = (C_{мат} + C_{зн} + C_{соц} + C_{эл.об.} + C_{ам} + C_{нр}) \cdot 0,1. \quad (42)$$

$$C_{проч} = (1908,9 + 70261,13 + 21278,34 + 547,5 + 4612,25 + 0) \cdot 0,1 = 9860,81.$$

4.2.8 Цена разработки ВКР. Проведя расчет по всем статьям сметы затрат на разработку, можно определить общую себестоимость проекта. Смета на разработку проекта представлена в таблице 14.

Таблица 14. Затраты на разработку проекта

Статья затрат	Условное обозначение	Сумма, руб.
Материалы и покупные изделия	$C_{мат}$	1908,9
Основная заработная плата	$C_{зн}$	70261,13
Отчисления в социальные фонды	$C_{соц}$	21278,34
Расходы на электроэнергию	$C_{эл.}$	547,5
Амортизационные отчисления	$C_{ам}$	4612,25
Непосредственно учитываемые расходы	$C_{нр}$	0
Прочие расходы	$C_{проч}$	9860,81
Итого:		108468,93

4.2.9 Прибыль. Прибыль от реализации проекта составляет 20 % от расходов на разработку, т.е. $108468,93 \cdot 0,2 = 21693,79$ рублей.

4.2.10 Расчет НДС. НДС составляет 18% от суммы затрат на разработку и прибыли. В данном случае это $(108468,93 + 21693,79) \cdot 0,18 = 23429,29$ рублей.

4.2.11 Цена разработки ВКР. Цена разработки равна сумме полной себестоимости, прибыли и НДС. В данном случае $C_{ВКР(КР)} = 108468,93 + 21693,79 + 23429,29 = 153592,01$ рублей.

4.3 Оценка экономической эффективности проекта

Автоматизированная система распознавания человеческих эмоций предназначена для повышения уровня безопасности в различных сферах деятельности, к которым можно отнести как места скопления людей: аэропорты, вокзалы, парки аттракционов и прочее, так и закрытые организации с ограниченным доступом на территорию. Система выступает в роли помощника персоналу, ответственному за безопасность.

Количественная оценка экономической эффективности проекта является некорректной, поскольку данное решение хотя и ориентированно на коммерциализацию, но не несет прямого экономического эффекта. Количественная оценка предполагает проведение специального исследования на конкретном объекте.

4.3.1 Оценка научно-технического уровня ВКР. Научно-технический уровень характеризует влияние проекта на уровень и динамику обеспечения научно-технического прогресса в данной области. Для оценки научной ценности, технической значимости и эффективности, планируемых и выполняемых ВКР воспользуемся методом бальных оценок:

$$K_{НТУ} = \sum_{i=1}^3 R_i \cdot n_i, \quad (43)$$

где $I_{НТУ}$ – интегральный индекс научно-технического уровня;

R_i – весовой коэффициент i -го признака научно-технического эффекта;

n_i – количественная оценка i -го признака научно-технического эффекта, в баллах.

Таблица 15. Оценки научно-технического уровня ВКР

Фактор НТУ	Значимость	Уровень фактора	Выбранный балл	Обоснование выбранного балла
Уровень новизны	0,4	Новая	6	Автоматизированная система распознавания человеческих эмоций предназначена для повышения уровня безопасности в различных сферах общественной деятельности.
Теоретический уровень	0,1	Анализ связи между факторами	4	Данная модель системы дает возможность проводить статистический анализ потока людей.
Возможность реализации	0,5	В течение первых лет	10	Полная реализация в течение одного года

Интегральный показатель научно-технического уровня для данного проекта составляет:

$$0,4 \cdot 6 + 0,1 \cdot 4 + 0,5 \cdot 10 = 7,8$$

Исходя из полученного значения можно сделать вывод, что данный проект имеет средний уровень научно-технического эффекта.

ГЛАВА 5. СОЦИАЛЬНАЯ ОТВЕТСТВЕННОСТЬ

Аннотация

Термин «Социальная ответственность» сформулирован международном стандарте (МС) IS CSR-08260008000: 2011 «Социальная ответственность организации».

В соответствии с данным международным стандартом социальная ответственность – ответственность организации за воздействие ее решений и деятельности на общество и окружающую среду через прозрачное и этическое поведение, которое:

- содействует устойчивому развитию, включая здоровье и благосостояние общества;
- учитывает ожидания заинтересованных сторон;
- соответствует применяемому законодательству и согласуется с международными нормами поведения (включая промышленную безопасность и условия труда, экологическую безопасность);
- интегрировано в деятельность всей организации и применяется в ее взаимоотношениях (включая промышленную безопасность и условия труда, экологическую безопасность).

Введение

Целью данного раздела ВКР является выявление и анализ вредных и опасных факторов труда и определения мер защиты от них. В разделе рассматриваются вопросы техники безопасности, охраны окружающей среды и пожарной профилактики, а также даются рекомендации по созданию оптимальных условий труда.

Объектом исследования, в данной работе, являются системы обнаружения объектов на изображениях, основанные на искусственных нейронных сетях. Основным инструментом для проведения статистических

исследований выступает персональный компьютер. При данном виде работ на человека воздействуют используемое оборудование и окружающая среда.

5.1 Производственная безопасность

Согласно ГОСТ 12.0.003-74 опасные и вредные производственные факторы по природе действия подразделяются на следующие группы:

- физические;
- химические;
- биологические
- психофизиологические.

В таблице 16 приведен перечень вредных и опасных факторов, которые могут влиять на состояния здоровья, привести к травмам или создать аварийные ситуации при работе за персональным компьютером.

Таблица 16. Перечень опасных и вредных факторов

Источник фактора, наименование видов работ	Факторы		Нормативные документы
	Вредные	Опасные	
Работа с ПЭВМ	<ul style="list-style-type: none"> • Микроклимат рабочей зоны; • Освещенность рабочего места; Отсутствие или недостаток естественного света; • Шум на рабочем месте; • Электромагнитные излучения; • Физические перегрузки; • Нервно-психические перегрузки. 	<ul style="list-style-type: none"> • Опасность поражения электрическим током. 	<ul style="list-style-type: none"> • Гигиенические требования к микроклимату производственных помещений. СанПиН 2.2.4-548-96; • Нормы естественного и искусственного освещения предприятий. СНиП 23-05-95; • Шум. Общие требования безопасности. ГОСТ 12.1.003-83 ССБТ; • Электромагнитные поля в производственных условиях. СанПиН 2.2.4.1191-03; • Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы. СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03; • Электробезопасность. Общие требования и номенклатура видов защиты. ГОСТ 12.1.019-79 ССБТ.

5.1.1 Микроклимат рабочей зоны. Микроклимат производственных помещений — это климат внутренней среды данных помещений, который определяется совместно действующими на организм человека температурой,

относительной влажностью и скоростью движения воздуха, а также температурой окружающих поверхностей.

Нормативные требования к отдельным показателям микроклимата, их сочетаниям, разработанные на основе изучения теплообмена и теплового состояния человека в микроклиматических камерах и в производственных условиях, а также на основе клинических и эпидемиологических исследований, изложены в СанПиН 2.2.4.548-96. Требования к микроклимату на рабочих местах, которые оборудованы ПЭВМ, представлены в СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03.

В соответствии с санитарными правилами можно выделить оптимальные и допустимые величины показателей микроклимата для категории работ, которые проводятся сидя и сопровождаются незначительным физическим напряжением (категория Ia).

Оптимальные микроклиматические условия обеспечивают общее и локальное ощущение теплового комфорта в течение 8-часовой рабочей смены при минимальном напряжении механизмов терморегуляции, не вызывают отклонений в состоянии здоровья и создают предпосылки для высокого уровня работоспособности.

Допустимые величины показателей микроклимата устанавливаются в случаях невозможности обеспечения оптимального значения данных величин по ряду обоснованных причин. Допустимые показатели микроклимата не вызывают повреждений или нарушений состояния здоровья, но могут приводить к возникновению общих и локальных ощущений теплового дискомфорта, напряжению механизмов терморегуляции, ухудшению самочувствия и понижению работоспособности.

Значения оптимальных и допустимых величин показателей микроклимата приведены в таблицах 17 и 18.

Таблица 17. Оптимальные величины показателей микроклимата на рабочих местах производственных помещений

Период года	Температура воздуха, °С	Температура поверхностей, °С	Относительная влажность воздуха, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	22-24	21-25	60-40	не более 0,1
Теплый	23-25	22-26	60-40	не более 0,1

Таблица 18. Допустимые величины показателей микроклимата на рабочих местах производственных помещений

Период года	Температура воздуха, °С	Температура поверхностей, °С	Относительная влажность воздуха, %	Скорость движения воздуха, м/с
Холодный	20-25	19-26	15-75	0,1
Теплый	21-28	20-29	15-75	0,1-0,2

Для обеспечения и поддержания на рабочих местах установленных норм микроклимата применяется механическая и естественная вентиляция, кондиционирование воздуха, в холодный период года предусматривается отопление помещений.

При выполнении ВКР температура воздуха на рабочем месте составляла +23⁰С, относительная влажность воздуха 51%, скорость движения воздуха менее 0.1 м/с.

5.1.2 Освещение. Одним из элементов, влияющих на комфортные условия работающих, является производственное освещение. Освещение создается естественными и искусственными источниками. Отсутствие какого-либо из источников является недопустимым.

Естественное освещение – освещение помещений светом неба (прямым или отраженным), проникающим через световые проемы в наружных ограждающих конструкциях. Естественное освещение подразделяется на боковое, верхнее и комбинированное (боковое и верхнее).

Искусственное освещение разделяют на общее и комбинированное освещения. Под общим освещением понимают освещение, при котором светильники размещают в верхней зоне помещения равномерно или применительно к расположению оборудования. Комбинированное освещение – освещение, при котором к общему освещению добавляется местное освещение (освещение, создаваемое светильниками и концертующими световой поток непосредственно на рабочих местах). Применение одного местного освещения на производственных рабочих местах не допускается.

Согласно СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 освещенность на поверхности стола в зоне размещения рабочего документа должна быть 300-500 лк. Освещение не должно создавать бликов на поверхности экрана. Освещенность поверхности экрана не должна быть более 300 лк.

Нормы освещенности офисных помещений согласно СНиП 23-05-95 представлены в таблице 19.

Таблица 19 Нормы освещенности офисных помещений

Вид помещения	Норма освещенности, Лк
Офис общего назначения с использованием компьютеров	200-300
Офис большой площади со свободной планировкой	400
Зал для конференций	200
Холл, коридор	50-75
Офис, в котором осуществляются чертежные работы	500
Кладовая	50
Эскалаторы, лестницы	50-100

Выполним расчет общего равномерного искусственного освещения по методу светового потока.

Рабочее помещение имеет длину $A = 8,0$ м и ширину $B=6$ м, высота $H = 3,5$ м. Высота рабочей поверхности $h_{рп} = 0,8$ м.

Световой поток лампы накаливания или группы люминесцентных ламп светильника определяется по формуле:

$$\Phi = \frac{E_n \cdot S \cdot K_3 \cdot Z}{n \cdot \eta}, \quad (44)$$

где E_n – нормируемая минимальная освещённость, Лк ($E_n = 300$);

S – площадь освещаемого помещения, м² ($S = 48$);

K_z – коэффициент запаса, учитывающий загрязнение светильника ($K_z = 1,5$);

Z – коэффициент неравномерности освещения ($Z = 1,1$);

n – число светильников;

η – коэффициент использования светового потока, (%).

Вычислим индекс помещения по формуле:

$$i = \frac{S}{h \cdot (A + B)}, \quad (45)$$

где S – площадь освещаемого помещения, м² ($S = 48$);

h – расчетная высота подвеса, м ($h = H - h_{pn} = 3,5 - 0,8 = 2,7$)

A – длина помещения, м ($A = 8$);

B – ширина помещения, м ($B = 6$).

$$i = \frac{48}{2,7 \cdot (8 + 6)} = \frac{48}{37,8} = 1,269.$$

Зная индекс i и значение коэффициентов отражения стен и потолка (30% и 50%) определим коэффициент использования светового потока по таблицам из ГОСТ 6825-91 [27]. Согласно данному стандарту $\eta = 47\%$.

Размещать люминесцентные лампы рекомендуется параллельными рядами. Принимая $l = 1,4$ найдем расстояния между рядами светильников:

$$L = l \cdot h = 1,4 \cdot 2,7 = 3,78 \text{ м.} \quad (46)$$

Светильники расположены в один ряд вдоль длинной стены помещения, каждом светильнике установлено по две лампы. Расстояние между рядом светильников и стенами рассчитывается по формуле:

$$Л = \frac{(B-L)}{1} = \frac{6-3,78}{1} = 2,22 \text{ м.} \quad (47)$$

Подставим все значения в формулу для определения светового потока:

$$\Phi = \frac{300 \cdot 48 \cdot 1,5 \cdot 1,1}{8 \cdot 0,47} = \frac{23760}{3,76} = 6319,14 \text{ (лм)}. \quad (48)$$

Выразим E из формулы светового потока:

$$E = \frac{\Phi \cdot N \cdot \eta}{S \cdot K_3 \cdot Z} = \frac{6319,14 \cdot 8 \cdot 0,47}{48 \cdot 1,5 \cdot 1,1} = \frac{23760}{79,2} = 300 \text{ (лм)}. \quad (49)$$

Из полученных расчетов можно сделать вывод, что освещенность в пределах нормы.

Для того чтобы доказать, что использование люминесцентной лампы является наиболее рациональным, рассчитаем необходимое количество ламп по формуле:

$$N = \frac{E \cdot K_3 \cdot Z \cdot S}{\Phi \cdot n \cdot \eta}, \quad (50)$$

где n – число рядов светильников.

Подставляя числовые значения получим:

$$N = \frac{300 \cdot 1,5 \cdot 1,1 \cdot 48}{6319,14 \cdot 1 \cdot 0,47} = \frac{23760}{2969,9958} = 8 \text{ (шт)}.$$

На рисунке 19. представлена схема расположения светильников.

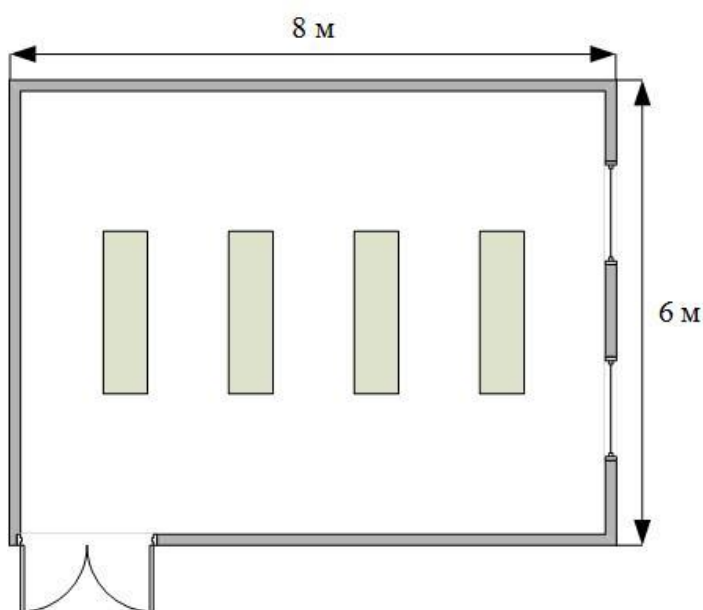


Рисунок 19. Схема расположения светильников

5.1.3 Производственные шумы. Производственный шум представляет собой волнообразное, постоянно меняющееся движение звуковых волн, различных по высоте, интенсивности, силе и продолжительности. Источниками шума на открытых площадках и производственных помещениях являются работающие машины и механизмы.

Шум, уровень громкости которого превышает 50 дБ, вызывает снижение работоспособности. Болезненные явления у человека начинаются при воздействии на него шума, громкость которого выше 74 дБ.

Нормативным документом, регламентирующим уровни шума для различных категорий рабочих мест служебных помещений, является ГОСТ 12.1.003-83 «ССБТ. Шум. Общие требования безопасности». СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 устанавливает требования к уровням шума на рабочих местах, оборудованных ПЭВМ.

Помещения, в которых для работы используются ПК не должны граничить с помещениями, в которых уровни шума превышают нормируемые значения. В помещениях, оборудованных ПК, при выполнении основной работы на ПК уровень шума на рабочем месте не должен превышать 50 дБА.

Основным методом снижения шума на производственных объектах является его ослабление в источниках путем усовершенствования или замены оборудования, или отдельных его частей и установка в помещениях звукопоглощающих конструкций и экранов.

При невозможности уменьшения шума до допустимых уровней необходимо использовать средства индивидуальной защиты – противозумные вкладыши и защитные наушники.

При выполнении ВКР основным источником шума являлись персональные компьютеры и периферийные устройства (мониторы, принтеры и сканеры). По субъективным ощущениям шумовая обстановка на рабочем месте соответствовала норме.

5.1.4 Электромагнитные излучения. Распространенным и постоянно возрастающим вредным фактором труда являются электромагнитные поля, создаваемые различными устройствами, генерирующими, передающими и использующими электрическую энергию.

Источником электромагнитного излучения при работе с персональным компьютером является дисплей и его периферийное оборудование. Для

предотвращения неблагоприятного воздействия на человека вредных факторов, сопровождающих работы с персональными электронно-вычислительными машинами определены санитарные правила и нормы, которые регламентированы в СанПиН 2.2.2.542-96. Требования к уровням электромагнитных полей на рабочих местах, оборудованных ПЭВМ описаны в СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03.

Согласно СанПиН 2.2.4.1191-03 оценка магнитного поля осуществляется в зависимости от времени его воздействия на работника за смену для условий общего и локального воздействия.

В таблице 20 приведены предельно допустимые уровни напряженности постоянного магнитного поля на рабочих местах.

Таблица 20. Предельно допустимые уровни напряженности постоянного магнитного поля на рабочих местах

Время воздействия за рабочий день, мин	Условия воздействия			
	Общее		Локальное	
	ПДУ напряженности, Ка/м	ПДУ магнитной индукции, мТл	ПДУ напряженности, Ка/м	ПДУ магнитной индукции, мТл
0 - 10	24	30	40	50
11 - 60	16	20	24	30
61 - 480	8	10	12	15

Для защиты персонала от вредного воздействия электромагнитного поля применяются следующие способы и средства:

- экранирование источников;
- удаления рабочего места на безопасное расстояние;
- уменьшение времени пребывания в опасной зоне;
- применение средств индивидуальной защиты.

5.1.5 Психофизиологические факторы. Согласно ГОСТ 12.0.003-74 психофизиологические производственные факторы подразделяются по характеру действия на физические и нервно-психические перегрузки. В свою очередь физические перегрузки можно разделить на статические и

динамические. Нервно-психические нагрузки включают в себя умственное перенапряжение, монотонность труда и эмоциональные перегрузки.

Исходя из того, что большая часть времени выполнения ВКР была проведена на ПЭВМ, можно судить о статических перегрузках организма. К нервно-психическим перегрузкам при выполнении ВКР можно отнести умственное перенапряжение и монотонность труда, поскольку математическая статистика напрямую связана анализом и обработкой большого количества исходных данных и вспомогательной литературы.

СанПиН 2.2.2/2.4.1340-03 Гигиенические требования к персональным электронно-вычислительным машинам и организации работы устанавливает санитарно-эпидемиологические правила и нормативы, которые направлены на предотвращение неблагоприятного влияния на здоровье человека вредных факторов производственной среды и трудового процесса при работе с ПЭВМ.

Так, согласно данным санитарным правилам, для снижения статических перегрузок на организм рекомендуется использовать специальную мебель с возможностью регулировки под конкретные антропометрические данные.

Для предупреждения преждевременной утомляемости пользователей ПЭВМ рекомендуется организовывать рабочую смену путем чередования работ с использованием ПЭВМ и без него. В случаях, когда характер работы требует постоянного взаимодействия с ПЭВМ с напряжением внимания и сосредоточенности, при исключении возможности периодического переключения на другие виды трудовой деятельности, не связанные с ПЭВМ, рекомендуется организация перерывов на 10 - 15 мин через каждые 45 - 60 мин работы. Во время регламентированных перерывов, с целью снижения нервно-эмоционального напряжения, утомления зрительного анализатора целесообразно выполнять комплексы упражнений.

Организация работы на ПЭВМ проводилась согласно вышеприведенным нормам.

5.1.6 Электрическая безопасность. При работе с ПЭВМ и его периферией существует угроза поражения электрическим током.

Электробезопасность представляет собой систему организационных и технических мероприятий и средств, которые обеспечивают защиту людей от вредного и опасного для жизни воздействия электрического тока, электрической дуги, электромагнитного поля и статического электричества.

Согласно ПУЭ выполнение ВКР велось в помещении без повышенной опасности, поскольку в нем отсутствовали следующие условия:

- сырость или токопроводящая пыль;
- токопроводящие полы;
- высокая температура;
- возможность одновременного прикосновения человека к имеющим соединение с землей металлоконструкциям зданий, технологическим аппаратам, механизмам и металлическим корпусам электрооборудования.

В ГОСТ 12.1.019-2009 приведены способы и средства защиты, обеспечивающие электробезопасность электроустановок различного назначения.

Согласно данному стандарту, для обеспечения защиты от случайного прикосновения к токоведущим частям, необходимо применять следующие способы и средства технической электробезопасности: защитные оболочки и ограждения, безопасное расположение токоведущих частей, изоляцию токоведущих частей или рабочего места, малое напряжение и защитное отключение. Для обеспечения защиты от поражения электрическим током при прикосновении к металлическим нетоковедущим частям, которые могут оказаться под напряжением в результате повреждения изоляции, применяют следующие способы: защитное заземление, зануление, выравнивание потенциала, систему защитных проводов, защитное отключение, изоляцию нетоковедущих частей, электрическое разделение сети, малое напряжение,

контроль изоляции, компенсацию токов замыкания на землю, средства индивидуальной защиты. Описанные способы и средства применяют раздельно или в сочетании друг с другом так, чтобы обеспечивалась оптимальная защита.

К работе с электроустановками допускаются лица, прошедшие инструктаж и обучение безопасным методам труда, проверку знаний правил безопасности и инструкций в соответствии с занимаемой должностью с присвоением соответствующей квалификационной группы по технике безопасности и не имеющие медицинских противопоказаний.

5.2 Экологическая безопасность

Охрана окружающей среды представляет собой комплекс мер для ограничения негативного влияния человеческой деятельности на природу.

Работа с ПЭВМ, которая проводилась в рамках выполнения ВКР, и результат исследования не оказывают значительного отрицательного воздействия на окружающую среду. В данном случае влияние на природу (литосферу) сводится к утилизации вышедшего из строя электронного оборудования и люминесцентных ламп. При нарушении процедуры утилизации данные отходы способны нанести ущерб окружающей среде при попадании в литосферу или гидросферу.

На сегодняшний день существует обширная нормативно-правовая база регламентирующая порядок обращения с отходами. Согласно данным документам, цикл утилизации отработанных приборов начинается с регистрации, определения их класса опасности и составления паспорта отходов. После чего происходит транспортировка, переработка, захоронение или уничтожение отходов с учетом безопасности и ресурсосбережения.

Переработка мусора начинается с удаления опасных компонентов (применительно к ПЭВМ аккумуляторных батарей). Далее происходит сортировка безопасных частей техники для их повторного использования. Оставшиеся после сортировки части подвергаются термической обработке

или дроблению, и отправляются на специализированные полигоны для захоронения. При переработке аккумуляторов, которые содержат тяжёлые металлы, кислоты и щёлочи, вначале проводят извлечение и восстановление металлов для их повторного использования. После чего выполняется нейтрализация опасных компонентов с использованием растворов серной кислоты, аммиака и солевых композиций для дальнейшего захоронения.

Утилизация ртутьсодержащих люминесцентных ламп регламентирована в ГОСТ Р 51768-2001, ГОСТ Р 52105-2003. Согласно стандарту, вначале происходит демеркуризация ламп с применением амальгирования, высокотемпературного обжига, термических или химико-металлургических методов. Далее, стекло и металлы, выходящие в конструкцию ртутьсодержащих ламп, переводят в демеркуризованный стеклобой, который в последствии размещают на полигонах для захоронения.

5.3 Безопасность в чрезвычайных ситуациях

Согласно ГОСТ Р 22.0.05-94 к возможным техногенным чрезвычайным ситуациям на объекте выполнения ВКР можно отнести внезапное обрушение сооружений, пожары и взрывы. Также существует вероятность возникновения природных ЧС: геологические явления (землетрясения), гидрологические явления (наводнение, паводок), метеорологические явления (шторм, гроза, заморозок).

Наиболее вероятной чрезвычайной ситуацией, которая может возникнуть на объекте выполнения ВКР, является пожар. Данная ЧС может возникнуть в следствие неисправности или неправильной эксплуатации электрооборудования, замыкания или неисправности электропроводки, обрыва проводов и несоблюдения правил пожарной безопасности.

По пожарной и взрывопожарной опасности помещение выполнения ВКР соответствует категории Д – пониженная пожароопасность. К категории Д относятся помещения, в которых находятся негорючие вещества и материалы в холодном состоянии.

Согласно ГОСТ 12.1.004-91 противопожарная защита должна достигаться применением одного из следующих способов или их комбинацией:

- применением средств пожаротушения и соответствующих видов пожарной техники;
- применением автоматических установок пожарной сигнализации и пожаротушения;
- применением основных строительных конструкций и материалов, в том числе используемых для облицовок конструкций, с нормированными показателями пожарной опасности;
- применением пропитки конструкций объектов антипиренами и нанесением на их поверхности огнезащитных красок (составов);
- устройствами, обеспечивающими ограничение распространения пожара;
- организацией с помощью технических средств, включая автоматические, своевременного оповещения и эвакуации людей;
- применением средств коллективной и индивидуальной защиты людей от опасных факторов пожара;
- применением средств противодымной защиты.

В случае возникновения пожара должна сработать автоматическая установка пожарной сигнализации, которая издав предупредительные сигналы передаст сигнал о ЧС на пульт пожарной станции. В случае отказа системы необходима самостоятельно сообщить о пожаре по телефону 101, назвав адрес объекта, место возникновения пожара и фамилию. Параллельно с этим должны приниматься меры по эвакуации сотрудников и материальных ценностей в соответствии с планом пожарной эвакуации. При отсутствии прямых угроз жизни и здоровья нужно провести попытку тушения возникшего возгорания, предварительно обесточив место тушения. В случае потери

контроля над огнем необходимо немедленно эвакуироваться и на безопасном расстоянии от очага возгорания организовать встречу пожарной охраны.

Помещения учебного корпуса №10 ТПУ 4 этажа оборудованы системой звукового оповещения пожарной тревоги, кнопками включения установок пожарной автоматики, углекислотными огнетушителями ОУ-3 (11 шт.) и пожарными кранами. План эвакуации из помещений изготовлен на основе фотолюминесцентных материалов и находится в зоне видимости (рисунок 20).



Рисунок 20. План эвакуации

5.4 Правовые и организационные вопросы обеспечения безопасности

Поскольку работа за ПЭВМ предполагает продолжительное нахождение в положении сидя (что, в свою очередь, вызывает статские

перегрузки организма) необходимо уделить особое внимание организации рабочего места.

Согласно ГОСТ 12.2.032-78 при проектировании оборудования и организации рабочего места следует учитывать антропометрические показатели сотрудников. Конструкция оборудования и рабочего места должна обеспечивать оптимальное положение работающего, которое достигается регулированием высоты рабочей поверхности, сиденья и пространства для ног. На рисунке 21 схематично представлены требования к рабочему месту.

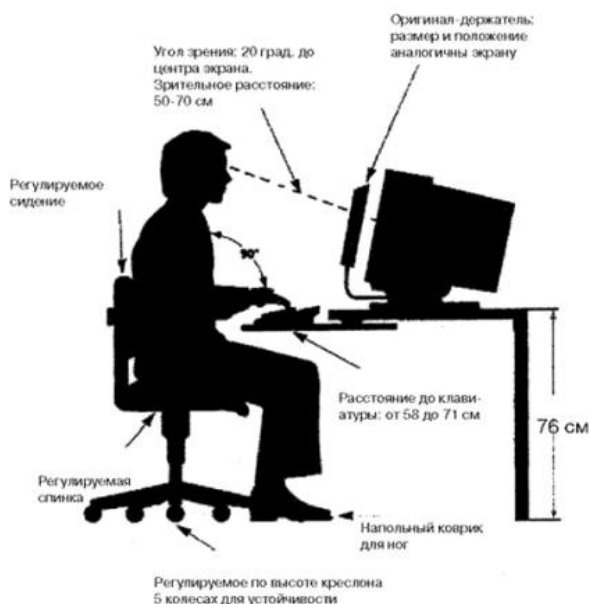


Рисунок 21. Организация рабочего места

Поскольку характер работы требует постоянного наблюдения за ПЭВМ необходимо предусматривать рациональную организацию труда. Так, длительность рабочей смены не должна превышать 8 часов, в течении которого устанавливаются два регламентированных и один обеденный перерывы. Для отслеживания динамики изменения здоровья и выявления возможных профессиональных заболеваний проводятся периодические медицинские осмотры.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В процессе выполнения преддипломной практики был выполнен обзор существующих методов и алгоритмов, применяемых как для решения задачи детектирования лиц, так и для распознавания эмоций на изображениях. На основе проведенного анализа были выбраны алгоритмы для дальнейшей реализации.

В работе использован алгоритм детектирования лиц на изображениях со сложной фоновой структурой, основанный на методе Виолы-Джонса. Разработан алгоритм распознавания эмоционального состояния человека по изображению его лица, в основу которого легла сверточная нейронная сеть.

По результатам исследования можно сделать следующие выводы:

1. Разработанный в ходе научно-исследовательской работы алгоритм, базирующийся на методе Виолы-Джонса, а также на сверточной нейронной сети, позволяет обеспечить вероятность распознавания эмоционального состояния человека на уровне не менее 95%.
2. Разработанная структура сверточной нейронной сети способна обеспечить устойчивость алгоритма распознавания эмоций к изменениям условий съемки, таким как уровень освещения, масштабирование картинки и изменение угла наклона.

В дальнейшем планируется оптимизация разработанной сверточной нейронной сети и разработка алгоритма в виде каскада СНС с целью повышения эффективности её работы на примере детектирования лиц и распознавания эмоций.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ

1. Санников К.А. Сравнение производительности сверточной нейронной сети и алгоритма Виолы-Джонса при решении задачи распознавания лиц / К.А. Санников // Международный научно-исследовательский журнал. – 2015. - №1 (32), часть 3. – С. 27
2. Sannikov K.A., Bashlikov A.A., Druki A.A. Two-level algorithm of facial expressions classification on complex background // Международная IEEE Сибирская конференция по управлению и связи (SCOPUS). – Астана. – 2017.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННЫХ ИСТОЧНИКОВ

1. Гонсалес Р. Цифровая обработка изображений / Р. Гонсалес, Р. Вудс. – Москва: Техносфера, 2005. – 1072 с.
2. Donoho D. I. Digital curvelet transform: strategy, implementation and experiments /D. I. Donoho, M. R. Duncan // Proc. SPIE. – 2000. – Vol. 4056. – P. 12–29.
3. Barr A. S. The use of curvelets in face recognition / A. S. Barr. - URL: <http://www.andybarr.com/mypapers/final2.pdf>.
4. Брилюк, Д. Распознавание человека по изображению лица и нейросетевые методы / Д. Брилюк, В. Старовойтов. – Минск: Институт Технической Кибернетики Национальной Академии Наук Беларуси, 2001.
5. Viola, P. Rapid object detection using a boosted cascade of simple features / P. Viola // IEEE Conf. on Computer Vision and Pattern Recognition. –Kauai, Hawaii, USA, 2001. – V. 1. – P. 511–518.
6. Viola, P. Robust realtime face detection / P. Viola// International Journal of Computer Vision. – 2004. – V. 57. – № 2. – P. 137–154.
7. Horn B., Schunk B. Determing Optical Flow MIT Artificial Intelligence Laboratory, №572. – 1980.
8. Quinlan JR C4.5: Programs for Machine Learning /Morgan Kaufmann Publishers, San Mateo.
9. 2 Gavril D. M., Giebel J., Munder S. Vision-based pedestrian detection: the protector system // Proceedings of the IEEE Intelligent Vehicles Symposium, Parma, Italy. – 2004. – pp. 13-18.
10. Shi J., Tomasi C. Good features to track /IEEE, 1994. – pp. 593-600
11. Kalal Z., Matas J., Mikolajczyk K. Forward-backward error: automatic detection of tracking failures ICPR'10, 2010. – pp. 2756-2759.
12. Choudhury T, Pentland A. Face Recognition for Smart Environments IEEE Computer Vision. – 2000. – pp. 50-55.

13. Alpaslan F., Apolloni B., Ghosh A., Jain L.C., Patnaik S. Machine Learning and Robot Perception. Springer, 2005.
14. Hubel, D. H. Receptive fields binocular interaction and functional architecture in the cats visual cortex / D. H. Hubel and T. N. Wiesel // Journal of Physiology London, 1962. Vol. 2. P 105-164
15. LeCun Y. Generalization and network design strategies // Proceedings of the International Conference Connectionism in Perspective, University of Zurich, 10 - 13. October 1988.
16. Marchand-Maillet, S. Pseudo two-dimensional hidden markov models for face detection in colour images / S. Marchand-Maillet, B. M. Erialdo // in Proceedings Second International Conference on Audio- and Video-based Biometric Person Authentication (AVBPA). 1999.
17. Fast Artificial Neural Network Library [Электронный ресурс]: Режим доступа: <http://fann.sourceforge.net/>
18. Robert, A. J. Increased rates of convergence through learning rate adaptation //Neural Networks, 1988. P. 295-307.
19. Антонюк, В. А. Автоматизация визуального контроля изделий микроэлектроники / В. А. Антонюк, Ю. П. Пытьев, Э. И. Рау // Радиотехника и электроника. 1985. № 12. С. 2456-2458.
20. Пытьев, Ю. П. Об автоматизации сравнительного морфологического анализа электронномикроскопических изображений / Ю. П. Пытьев, С. С. Задорожный, А. Е. Лукьянов // Изв. АП СССР. Сер. Физическая -1977. Т. 41. № 11, С. 37-44.
21. Ермолаев, А. Г. Априорные оценки полезного сигнала для морфологических решающих алгоритмов / А. Г. Ермолаев, Ю. П. Пытьев // Автоматизация. 1984. № 5. С. 118-120.
22. Антонюк, В. А. Спецпроцессоры реального времени для морфологического анализа реальных сцен / В. А. Антонюк, Ю. П. Пытьев // Обработка изображений и дистанционное исследование - Новосибирск: Наука. 1981. С. 87-89.

23. Калайда, В. Т. Алгоритм обработки спектров флуоресценции методами анализа изображений / О. С. Андриенко, Т. П. Астафурова, В. Т. Калайда [и др.] // Светокорректирующие пленки для сельского хозяйства. - Томск: Изд-во «Спектр», 1998, 6 с.
24. Панканти, Ш. Биометрия: будущее идентификации / Ш.Панканти, Р. М. Болле, Э. Джейн // Открытые Системы. 2000. № 3.
25. Филлипс, Дж. Введение в оценку биометрических систем / Дж. Филине, Э. Мартин, С. Л. Уилсон, М. Пржибоски // Открытые Системы. 2000 JSfe 3.
26. Глазунов, А. Компьютерное распознавание человеческих лиц // Открытые Системы. 2000. № 3.
27. Rowley, H. A. Neural network-based face detection / H. A. Rowley, S. Baluja, T. Kanade //IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 1998. P. 23-38.
28. Karungaru, S. Human Face Detection In Visual Scenes Using Neural Networks / S. Karungaru, M. Fukumi, N. Akamatsu // Proc. of ICONIP 2000. 2000. P. 1-6.
29. Lin, S.- H. Face Recognition Detection by Probabilistic Decision-Based Neural Network / S.-H. Lin, S.-Y. Kung, L.-J. Lin // IEEE Trans. Neural Networks. 1997. Vol. 8. P. 114-132.
30. Feraud, R. A fast and accurate face detector based on neural networks / R. Feraud, O. Bemier, J.-E. Viallet // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2002. № 23. P. 42-53.
31. Rowley, H. Rotation invariant neural network-based face detection / H. Rowley, S. Baluja, T. Kanade // In Proceedings of IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. 1998. P. 38-44.
32. Young, F. W. Handbook of Research on Face Processing. Amsterdam: North-Holland. 1989.250p.
33. Yang, G., Huang T. S. Human Face Detection in Complex Background / G. Yang, T. S. Huang // Pattern Recognition. 1994. Vol. 27. № 1. P. 53-63.

34. Kotropoulos, C. Rule-Based Face Detection in Frontal Views / C. Kotropoulos, I. Pitas // Proc. Int'l Conf. Acoustics, Speech and Signal Processing. 1997. Vol.4. P. 2537-2540.
35. Sakai, T. Line Extraction and Pattern Detection in a Photograph / T. Sakai, M. Nagao, S. Fujibayashi // Pattern Recognition. 1969. Vol. 1. P. 233-248.
36. Craw, L Automatic Extraction of Face Features / L Craw, H. Ellis, J. Lishman // Pattern Recognition Letters. 1987. Vol. 5. P. 183-187.
37. Хорн, Б. К. Зрение роботов /пер. с англ. М.: Мир, 1989. 487 С.
38. Яншин, В. В. Обработка изображений на языке СИ для IBM PC: Алгоритмы и программы / В. В. Яншин, Г. А. Калинин, М: Мир, 1994. 240 С.
39. Анисимов, Б. В. и др. Распознавание и цифровая обработка изображений/ Б. В. Анисимов, В. Д. Курганов, В. К. Злобин. М.: Высшая школа, 1983.295 С.
40. Хемминг Р. В. Цифровые фильтры /пер. с англ. М.:Сов. радио, 1980. 224 С.
41. Сойфер В. А. Компьютерная обработка изображений // Соровский образовательный журнал. 1996. Ко 2. С.110-121.
42. Макаренко А.А. Алгоритмы и программная система классификации полутоновых изображений на основе нейронных сетей: дис. Томский гос. универ. систем управл. и радтоэл., Томск, 2007.
43. Пытьев Ю. Н. Морфологический анализ изображений// Докл. АН СССР. 1983.Т.269. №5.С.1061-1064.
44. Пытьев, Ю. Н. Задачи морфологического анализа изображений // Математические методы исследования природных ресурсов Земли из космоса /под ред. В. Г. Золотухина. М: Наука 1984. С. 41-83.