

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 вычислительной техники

МАГИСТЕРСКАЯ ДИССЕРТАЦИЯ

Тема работы
Разработка алгоритмов распознавания дорожных знаков на изображениях со сложным фоном

УДК _____

Студент

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ4А	Каковкин Павел Александрович		

Руководитель

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
профессор	Спицын В.Г.	д.т.н.		

КОНСУЛЬТАНТЫ:

По разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
доцент	Конотопский В.Ю.	к.э.н.		

По разделу «Социальная ответственность»

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
ассистент	Акулов П.А.			

ДОПУСТИТЬ К ЗАЩИТЕ:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
ВТ	Марков Н.Г.	д.т.н.		

ПЛАНИРУЕМЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ОБУЧЕНИЯ ПО ООП

Код результата	Результат обучения (выпускник должен быть готов)
<i>Профессиональные компетенции</i>	
P1	Применять базовые и специальные естественнонаучные и математические знания в области информатики и вычислительной техники, достаточные для комплексной инженерной деятельности.
P2	Применять базовые и специальные знания в области современных информационных технологий для решения инженерных задач.
P3	Ставить и решать задачи комплексного анализа, связанные с созданием аппаратно-программных средств информационных и автоматизированных систем, с использованием базовых и специальных знаний, современных аналитических методов и моделей.
P4	Разрабатывать программные и аппаратные средства (системы, устройства, блоки, программы, базы данных и т.п.) в соответствии с техническим заданием и с использованием средств автоматизации проектирования.
P5	Проводить теоретические и экспериментальные исследования, включающие поиск и изучение необходимой научно-технической информации, математическое моделирование, проведение эксперимента, анализ и интерпретация полученных данных, в области создания аппаратных и программных средств информационных и автоматизированных систем.
P6	Внедрять, эксплуатировать и обслуживать современные программно-аппаратные комплексы, обеспечивать их высокую эффективность, соблюдать правила охраны здоровья, безопасность труда, выполнять требования по защите окружающей среды.
<i>Универсальные компетенции</i>	
P7	Использовать базовые и специальные знания в области проектного менеджмента для ведения комплексной инженерной деятельности.
P8	Владеть иностранным языком на уровне, позволяющем работать в иноязычной среде, разрабатывать документацию, презентовать и защищать результаты комплексной инженерной деятельности.
P9	Эффективно работать индивидуально и в качестве члена группы, состоящей из специалистов различных направлений и квалификаций, демонстрировать ответственность за результаты работы и готовность следовать корпоративной культуре организации.
P10	Демонстрировать знания правовых, социальных, экономических и культурных аспектов комплексной инженерной деятельности.
P11	Демонстрировать способность к самостоятельному обучению в течение всей жизни и непрерывному самосовершенствованию в инженерной профессии.

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
Кафедра вычислительной техники

УТВЕРЖДАЮ:
Зав. кафедрой

(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
8ВМ4А	Каковкин Павел Александрович

Тема работы:

Разработка алгоритмов распознавания дорожных знаков на изображениях со сложным фоном

Утверждена приказом директора (дата, номер)

18.02.2016, №1135/с

Срок сдачи студентом выполненной работы:

14.06.2016

ТЕХНИЧЕСКОЕ ЗАДАНИЕ:

Исходные данные к работе	Программное обеспечение Microsoft Visual Studio 2013; сегментированные изображения дорожных знаков; изображения с неоднородным по цвету и фактуре фоном, содержащие либо не содержащие дорожные знаки.
Перечень подлежащих исследованию, проектированию и разработке вопросов	1) Исследование существующих алгоритмов, применяющихся для распознавания дорожных знаков. 2) Разработка алгоритма обнаружения дорожных знаков на изображениях,

	<p>обеспечивающего повышенную устойчивость к аффинным и проекционным искажениям и шумам;</p> <p>3) Реализация алгоритма распознавания дорожных знаков, обеспечивающего повышенную устойчивость к аффинным и проекционным искажениям и шумам;</p> <p>4) Проведение экспериментов и их анализ.</p>
Перечень графического материала	
Консультанты по разделам выпускной квалификационной работы	
Раздел	Консультант
Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение	Конотопский В.Ю.
Социальная ответственность	Акулов П.А.
Раздел на иностранном языке	Морозов В.С.
Названия разделов, которые должны быть написаны на русском и иностранном языках:	
1.1 Обзор существующих алгоритмов, применяемых для распознавания дорожных знаков 1.2 Обзор видов дорожных знаков	

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

Задание выдал руководитель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
Профессор кафедры ВТ	Спицын В.Г.	д.т.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8ВМ4А	Каковкин Павел Александрович		

Министерство образования и науки Российской Федерации
федеральное государственное образовательное учреждение
высшего образования

**«НАЦИОНАЛЬНЫЙ ИССЛЕДОВАТЕЛЬСКИЙ
ТОМСКИЙ ПОЛИТЕХНИЧЕСКИЙ УНИВЕРСИТЕТ»**

Институт кибернетики

Направление подготовки 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»
(специальность)

Уровень образования магистр

Кафедра Вычислительной техники

Период выполнения осенний / весенний семестр 2015/2016 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:

14.06.16

Дата контроля	Название раздела (модуля) / вид работы (исследования)	Максимальный балл раздела (модуля)
28.02.2016	Анализ источников литературы по предметной области.	5
13.03.2016	Постановка задачи исследований. Формулировка подзадач.	5
17.03.2016	Выбор методов.	5
23.03.2016	Выбор технологий и языков программирования для реализации программного обеспечения.	5
27.03.2016	Разработка алгоритма распознавания дорожных знаков на изображениях со сложным фоном.	10
1.04.2016	Программная реализация алгоритма для распознавания дорожных знаков на изображениях.	15
19.04.2016	Тестирование и эксперименты с параметрами программного обеспечения, получение и анализ результатов использования нейронных сетей и алгоритма многоэтапной идентификации.	25
10.05.2016	Оформление пояснительной записки (основная часть).	10
15.05.2016	Проведение расчетов по разделу «Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение».	5
25.05.2016	Оформление раздела «Социальная ответственность».	5
01.05.2016	Оформление раздела на английском языке.	5
07.06.2016	Подведение итогов, формулирование выводов по проделанной работе, оформление презентации.	5

Составил преподаватель:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
профессор	Спицын В.Г.	д.т.н.		

СОГЛАСОВАНО:

Зав. кафедрой	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
профессор	Марков Н.Г.	Д.Т.Н., профессор		

РЕФЕРАТ

Выпускная квалификационная работа содержит 117 с., 32 рис., 26 табл., 60 источников, 1 прил.

Ключевые слова: алгоритмы, нейронные сети, распознавание образов, дорожные знаки, сегментация.

Объектом исследования являются системы обработки изображений, основанные на сверточных нейронных сетях.

Цель работы – разработка алгоритма обнаружения и распознавания дорожных знаков, обладающего высокой степенью инвариантности к аффинным и проекционным искажениям.

В процессе исследования проводились сбор данных для анализа, разработка нейронных сетей, разработка алгоритмов, эксперименты с различными конфигурациями нейронных сетей, сравнительный анализ полученных результатов с результатами существующих методов распознавания.

В результате исследования был разработан алгоритм многоэтапной идентификации дорожных знаков на изображениях со сложным фоном и его программная реализация, достигнута высокая точность и скорость распознавания.

Область применения: видеорегистрация и системы видеонаблюдения, системы ассистирования водителю и управления автотранспортом.

В будущем планируется увеличение размера обучающей базы изображений, модификация структуры сверточных нейронных сетей с целью повышения эффективности работы системы.

ОПРЕДЕЛЕНИЯ, ОБОЗНАЧЕНИЯ И СОКРАЩЕНИЯ

Определения

В данной работе применены следующие термины в соответствии с определениями

Сверточная нейронная сеть: программное или аппаратное представление математической модели биологических нейронных сетей, имеющее специальную структуру, направленную на эффективное распознавания образов на изображениях.

Обучение нейронной сети: процесс корректировки семантических весов, позволяющий нейронной сети выдавать правильные результаты в ответ на входные данные, схожие, но неидентичные тем, что были использованы при обучении.

Аффинные преобразования: равномерные растяжения или сжатия плоских фигур.

Активационная функция: функция, в пределах значений которой изменяется значение сигнала выходного нейрона.

Обозначения и сокращения

ИНС – искусственная нейронная сеть;

СНС – сверточная нейронная сеть;

ПДД – правила дорожного движения;

ДТП – дорожно-транспортное происшествие.

ОГЛАВЛЕНИЕ

Введение.....	11
1. Аналитический обзор существующих алгоритмов и систем, применяемых для распознавания дорожных знаков	Ошибка! Закладка не определена.
1.1 Обзор существующих алгоритмов, применяемых для распознавания дорожных знаков.....	Ошибка! Закладка не определена.
1.1.1 Сравнение с шаблоном.....	Ошибка! Закладка не определена.
1.1.2 Дескрипторы локальных особенностей.....	Ошибка! Закладка не определена.
1.1.3 Алгоритм Виолы Джонса	Ошибка! Закладка не определена.
1.1.4 Искусственные нейронные сети (ИНС).....	Ошибка! Закладка не определена.
1.1.5 Сверточные нейронные сети	Ошибка! Закладка не определена.
1.2 Дорожные знаки	Ошибка! Закладка не определена.
1.3 Обзор существующих систем, применяемых для их распознавания дорожных знаков	Ошибка! Закладка не определена.
1.3.1 Общая архитектура	Ошибка! Закладка не определена.
1.3.2 RoadAR умный видеорегистратор.....	Ошибка! Закладка не определена.
1.3.3 Opel Eye.....	Ошибка! Закладка не определена.
1.3.4 Speed limit assist (Mercedes)	Ошибка! Закладка не определена.
1.3.5 Road Sign Information (Volvo).....	Ошибка! Закладка не определена.
1.3.6 Система распознавания дорожных знаков лаборатории компьютерной графики и мультимедиа МГУ им. Ломоносова	30
1.4 Сравнение технических характеристик существующих систем распознавания дорожных знаков.....	31
1.5 Основные результаты и выводы.....	Ошибка! Закладка не определена.
2. Разработка алгоритмов обнаружения и идентификации дорожных знаков на изображениях	Ошибка! Закладка не определена.
2.1 Общее решение	Ошибка! Закладка не определена.
2.2 Структурная схема и описание шагов алгоритма.....	Ошибка! Закладка не определена.
2.2.1 Нормализация изображения.....	Ошибка! Закладка не определена.
2.2.2 Принцип обнаружения области расположения знака нейронной сетью	40
2.2.3 Принцип определение класса дорожного знака нейронной сетью.....	43
2.3 Разработка нейронных сетей	44

2.3.1 Структура искусственных нейронных сетей	Ошибка! Закладка не определена.
2.4 Обучение нейронных сетей.....	Ошибка! Закладка не определена.
2.4.1 Алгоритм обратного распространения ошибки (Backpropagation Algorithm).....	Ошибка! Закладка не определена.
2.4.2 Алгоритмы Quick Propagation (QuickProp) и Resilient Propagation (RProp).....	Ошибка! Закладка не определена.
2.4.3 Генетический алгоритм.....	50
2.5 Особенности обучения	50
3. Результаты проведенного исследования	Ошибка! Закладка не определена.
3.1 Сравнение результатов обучения различными алгоритмами.....	57
3.2 Анализ влияния искажений на точность распознавания	59
3.2.1 Повороты.....	60
3.2.2 Аффинные преобразования.....	61
3.2.3 Перекрывание	62
3.3 Итоговая оценка эффективности распознавания.....	64
3.4 Выводы.....	66
4. Финансовый менеджмент, ресурсоэффективность и ресурсосбережение....	69
5. Социальная ответственность	88
Заключение	101
Список публикаций студента.....	102
Список использованных источников	103
Приложение 1	109

ВВЕДЕНИЕ

В современном автомобилестроении все чаще встречаются технические системы, направленные на оптимизацию вождения автомобиля, включающие в себя также системы автоматического распознавания дорожных знаков. Это облегчает задачу водителя, позволяет ему лучше сосредоточиться на процессе вождения, повышает безопасность всех участников дорожного движения.

В отличие от других способов идентификации знаков (как, например, радиометрические «маяки», способные сообщить радио-модулю автомобиля о том, что он вошёл в зону действия данного знака) система непосредственного распознавания знаков с изображений имеет преимущества в плане надёжности и возможности её применения к существующей инфраструктуре дорожных знаков.

Актуальность задачи распознавания дорожных знаков обусловлена повышением уровня безопасности на дорогах общего пользования и чрезвычайной важности информации, которую содержат дорожные знаки. При использовании автоматизированной системы распознавания крайне важно точно и своевременно идентифицировать дорожные знаки при движении транспортного средства как в условиях города, так и автострады. В настоящее время для решения задачи распознавания разрабатываются и используются коммерческие закрытые системы, которые поставляются «в комплекте» с автомобилем. К таким системам относятся «Opel Eye» от Opel, «Speed limit assist» от Mercedes, «Road sign information» от Volvo. Указанные выше аппаратно-программные комплексы устанавливаются в автомобиль как опция и не могут быть модифицированы. При анализе предметной области было выявлено, что существующие системы не в полной мере удовлетворяют решению поставленной задачи. Эффективность работы большинства существующих систем резко снижается в реальных условиях при наличии

шума, слабого освещения и при различных геометрических и фотометрических искажениях.

Целью работы является разработка алгоритма обнаружения и распознавания дорожных знаков, обладающего высокой степенью инвариантности к аффинным и проекционным искажениям.

Для достижения поставленной цели необходимо решить **следующие задачи:**

1. Исследование существующих алгоритмов, которые применяются для распознавания дорожных знаков на изображениях.
2. Разработка алгоритма обнаружения образов дорожных знаков на изображениях, обеспечивающего высокую устойчивость к наличию шумов и различных искажений.
3. Реализация алгоритма распознавания дорожных знаков на изображениях, обеспечивающего высокую устойчивость к наличию шумов и различных искажений.

Объектом исследования являются системы обработки изображений, основанные на сверточных нейронных сетях.

Предметом исследования является применение нейросетевых алгоритмов для обнаружения и распознавания дорожных знаков на изображениях со сложным фоном.

Апробация работы. Результаты работы были представлены на следующих конференциях и семинарах: XII Всероссийская научно-практическая конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Молодежь и современные информационные технологии» (Томск, 2014 г.); IV Международная научно-техническая конференция молодых ученых, аспирантов и студентов «Высокие технологии в современной науке и технике» (Томск, 2015 г.).

Основное содержание магистерской диссертации отражено в 4 работах; из них 2 статьи в периодических изданиях из перечня ВАК; 2 доклада на всероссийских и международных конференциях.

Научная и практическая новизна результатов диссертационной работы заключается в предложенных нейросетевых алгоритмах обнаружения и распознавания дорожных знаков на изображениях, основанных на многоэтапной классификации и обеспечивающих повышенную устойчивость к шумам и различным искажениям на изображениях.

Практическая значимость результатов ВКР

Результаты магистерской диссертационной работы могут быть использованы для распознавания дорожных знаков и других объектов на изображениях в системах видеонаблюдения и видеоконтроля, видеорегистраторах и других сферах, связанных с обеспечением безопасности движения по дорогам общего пользования.

Структура и объем диссертационной работы. Магистерская диссертация включает в себя введение, пять глав, заключение, список использованной литературы, содержащий 60 наименований. Общий объем диссертационной работы составляет 117 страниц машинописного текста, 32 рисунка и 26 таблиц.

1 АНАЛИТИЧЕСКИЙ ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ АЛГОРИТМОВ И СИСТЕМ, ПРИМЕНЯЕМЫХ ДЛЯ РАСПОЗНАВАНИЯ ДОРОЖНЫХ ЗНАКОВ

В данной главе проводится аналитический обзор существующих методов и алгоритмов, которые применяются для обнаружения и распознавания дорожных знаков на изображениях. Приведены основные достоинства и недостатки существующих алгоритмов. Представлен обзор технических параметров существующих систем распознавания дорожных знаков.

1.1 Обзор существующих алгоритмов, применяемых для распознавания дорожных знаков

Теория распознавания образов – раздел информатики и смежных дисциплин, разрабатывающий основы и методы классификации и идентификации объектов, процессов, сигналов, ситуаций, явлений и т. п., которые характеризуются конечным набором некоторых свойств и признаков [1,2].

Задачи распознавания объектов могут решаться при разработках в абсолютно разных областях современного мира. Они могут иметь также и различные уровни сложности и точности.

Для решения задач распознавания объектов на изображении применяются различные алгоритмы, среди которых можно выделить: сравнение с шаблоном, дескрипторы локальных особенностей, алгоритм Виолы-Джонса, нейронные сети и т.д.

Данная научная область на сегодняшний день является одной из самых развивающихся, однако до сих пор существует ряд не решенных сложностей, которые снижают эффективность работы современных методов:

- Изображения могут иметь низкое разрешение.

- На изображениях может быть сложный, неоднородный по цвету и фактуре фон.
- Объекты на изображениях могут быть представлены при различном ракурсе, что создает визуальные геометрические и фотометрические искажения.
- На изображениях может быть множество искомых объектов, количество которых заранее не известно.

Для устранения вышеперечисленных сложностей требуется применение различных дополнительных подходов предобработки, что увеличивает вычислительную сложность системы. Таким образом, можно сделать вывод, что сегодня существует необходимость в реализации методов и алгоритмов, позволяющих снизить влияние вышеперечисленных сложностей на процесс распознавания.

Распознавание дорожных знаков на изображениях можно логически разделить на два основных этапа:

- Обнаружение области расположения дорожного знака на изображении.
- Распознавание дорожного знака.

1.1.1 Сравнение с шаблоном

При распознавании происходит сравнение изображения с ранее зарегистрированными данными (шаблонами). Существует два метода сравнения:

Идентификация – когда полученное изображение сравнивается с большим количеством шаблонов, сохраненными в базе данных системы (один ко многим). Отвечает на вопрос - кто это, занимает больше времени, содержит большее количество ошибок.

Верификация – когда полученное изображение сравнивается с зарегистрированным шаблоном (один к одному). Отвечает на вопрос - тот ли

это, с кем сравнивается отпечаток, гораздо быстрее по времени, безошибочнее, но требует ввод дополнительного идентификатора, например, карта или пин-код [3].

1.1.2 Дескрипторы локальных особенностей

В конце 1990-х и начале 2000-х годов появились и стали бурно развиваться непараметрические методы описания локальных особенностей, основанные на гистограммах различных свойств изображения, таких как яркость, производные яркости, кривизна, отклики изображения на воздействие наборами фильтров различной частоты и направленности. Наиболее популярным дескриптором на данный момент является дескриптор SIFT. Этот дескриптор представляет собой локальную гистограмму направлений градиентов изображения [3,4].

Он строится следующим образом: окрестность характерной точки делится на четыре квадратных сектора. В каждом пикселе внутри каждого сектора вычисляется градиент изображения, его направление и модуль. Затем модули градиентов умножаются на вес, экспоненциально убывающий с удалением от точки интереса. Смысл применения веса заключается в том, чтобы избежать резких изменений значения дескриптора при небольших изменениях положения окна, а также в том, чтобы градиенты, удаленные от центра дескриптора, вносили меньший вклад в его значение, поскольку градиенты на периферии окрестности точки интереса наименее устойчивы при геометрических преобразованиях изображения. По каждому сектору собирается гистограмма направлений градиентов, причем каждое вхождение взвешивается модулем градиента. Дескриптор SIFT представляет собой вектор, полученный из значений всех элементов гистограмм направлений, и состоит из 128 компонент. Дескриптор нормируется, чтобы повысить его устойчивость к изменениям яркости.

В 2008 был представлен ближайший конкурент SIFT-дескриптора, SURF-дескриптор. В идейном смысле он похож на своего предшественника, но процедура описания окрестности интересной точки несколько иная, поскольку в ней используются не гистограммы взвешенных градиентов, а отклики исходного изображения на вейвлеты Хаара. На первом шаге получения дескриптора вокруг точки интереса строится квадратная область, которую ориентируют по некоторому предпочтительному направлению. Затем область разделяется на квадратные сектора. В каждом из секторов в точках, принадлежащих регулярной сетке, вычисляются отклики на два вида вейвлетов – горизонтально и вертикально направленные. Отклики взвешиваются Гауссианом, суммируются по каждому сектору, и образуют первую часть дескриптора [5,6].

Вторая часть состоит из сумм модулей откликов. Это сделано для того, чтобы учитывать не только факт изменения яркости от точки к точке, но и сохранить информацию о направлении изменения. SURF-дескриптор имеет длину 64. Как и SIFT, SURF-дескриптор инвариантен к аддитивному изменению яркости. Инвариантность к мультипликативному изменению яркости достигается путем нормировки дескриптора.

1.1.3 Алгоритм Виолы Джонса

Метод Виолы-Джонса (англ. *Viola-Jones object detection*) – наиболее популярный алгоритм, позволяющий с высокой скоростью обнаруживать области расположения объектов на изображениях. Был предложен в 2001 году Полом Виола и Майклом Джонсом. Несмотря на то, что основная задача алгоритма состоит в обнаружении лиц, он может использоваться для распознавания различных классов объектов. Существует множество реализаций, в том числе в составе библиотеки компьютерного зрения OpenCV (функция `cvHaarDetectObjects()`) [7,8,9].

Основополагающей идеей при создании алгоритма Виолы-Джонса для распознавания лиц является выделение локальных особенностей (признаков) изображения и последующего обучения алгоритма на них.

Признаки, используемые алгоритмом, используют суммирование пикселей из прямоугольных регионов. Признаки, использованные Виолой и Джонсом, содержат более одной прямоугольной области. На рисунке 1 показано четыре различных типа признаков.

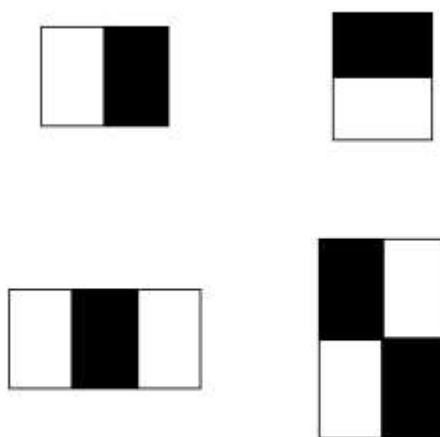


Рисунок 1 – Типы признаков для алгоритма Виолы-Джонса

Значение для каждого признака вычисляется как вычитание суммы пикселей в белых прямоугольниках из суммы пикселей в черных. Несмотря на чувствительность прямоугольных признаков к вертикальным и горизонтальным особенностям изображений, они весьма примитивны, и результат их поиска груб. Тем не менее, при условии сохранения изображения в интегральном формате (англ. *integral image*, когда в каждом пикселе изображения записана сумма всех пикселей, находящихся выше и слева), проверка такого признака на конкретной позиции проводится за константное время, что является преимуществом по сравнению с более точными вариантами. Каждая прямоугольная область в используемых признаках всегда смежна с другим прямоугольником, поэтому расчет признака с 2 прямоугольниками состоит из 6 обращений в интегральный

массив, для признака с 3 прямоугольниками – из 8, с 4 прямоугольниками – из 9.

Базовый алгоритм Виолы-Джонса имеет ряд недостатков:

- длительное время работы алгоритма обучения. В ходе обучения алгоритму необходимо проанализировать большое количество тестовых изображений;
- большое количество близко расположенных друг к другу результатов из-за применения различных масштабов и скользящего окна.

1.1.4 Искусственные нейронные сети (ИНС)

На сегодняшний день разработано большое количество нейросетевых структур, призванных решать задачи распознавания объектов на изображениях. В процессе решения подобных задач часто возникают сложности, связанные с образами, подверженными каким-либо искажениям (изменение размера, повороты, смещения, шум). В большинстве случаев такие сложности можно решить с помощью выбора соответствующей нейросетевой архитектуры и способа ее обучения. Анализируя множество работ, посвященных этой проблеме, можно заключить, что до сих пор не существует модели, не чувствительной ко всем четырем видам искажений.

Искусственная нейронная сеть (ИНС) – математическая модель, а также её программное или аппаратное воплощение, построенная по принципу организации и функционирования биологических нейронных сетей – нервных клеток живого организма. Понятие ИНС возникло при попытках изучить и смоделировать процессы, протекающие в мозге. Первая такая попытка была у У. Маккалока и У. Питтса. После разработки алгоритмов обучения нейросетевые модели стали использоваться для решения практических задач: распознавания образов, управления, прогнозирования и др [10].

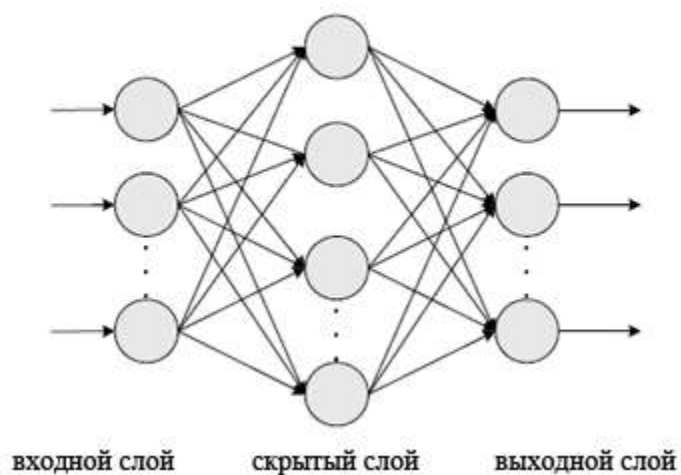


Рисунок 2 – Архитектура многослойной нейронной сети

Преимущества ИНС заключаются в высоких классифицирующих способностях, высокой скорости работы и способности обучаться на базе данных изображений. К недостаткам же можно отнести долгий и сложный процесс выбора структуры нейронной сети, количества слоёв, нейронов и весовых коэффициентов, а так же достаточно сложный процесс её обучения, который может привести к переобучению. Одним из главных недостатков классических нейронных сетей является то, что они не учитывают взаимосвязь пространственно-связанных областей изображения.

Сложность заключается в том, что на изображениях дорожные знаки могут располагаться под углом, с небольшими искажениями и шумовыми помехами. Классические ИНС достаточно чувствительны к подобного рода искажениям, к тому же изображения состоят из большого количества пикселей, в связи с чем возрастает размер ИНС, количество слоёв, нейронов, межнейронных связей, всё это ведёт к громоздкой структуре, увеличивает время работы, ресурсоёмкость и вычислительную сложность процесса обучения [11].

В связи с вышеперечисленными недостатками разумнее использовать сверточные нейронные сети, т.к. они обладают высокой степенью

инвариантности к различным искажениям входного сигнала, изменению масштаба, смещениям, поворотам и т.д.

1.1.5 Сверточные нейронные сети (СНС)

Сверточная нейронная сеть (англ. *convolutional neural network*, CNN) — специальная архитектура ИНС, впервые предложенная Яном Лекуном и направленная на эффективное распознавание изображений, входит в состав технологий глубокого обучения (англ. *deep learning*). Эта технология построена по аналогии с принципами работы зрительной коры головного мозга, в которой были открыты так называемые простые клетки, реагирующие на прямые линии под разными углами, и сложные клетки, реакция которых связана с активацией определенного набора простых клеток. Таким образом, идея сверточных нейронных сетей заключается в чередовании сверточных слоев (англ. *convolution layers*) и субдискретизирующих слоев (англ. *subsampling layers*, слоев подвыборки) [12].

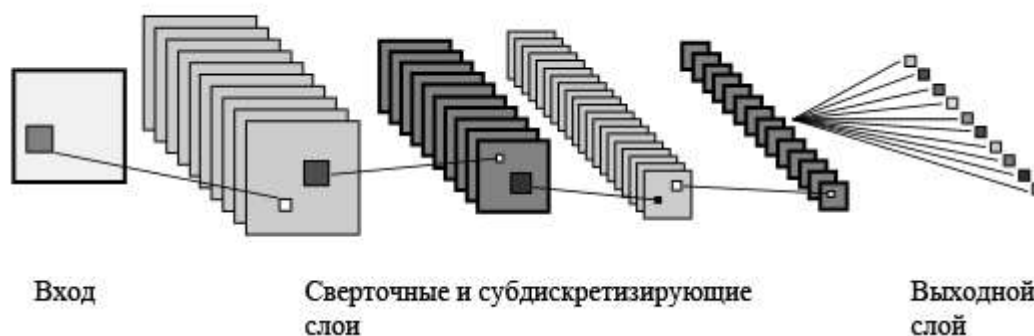


Рисунок 3 – Архитектура сверточной нейронной сети

Ключевым моментом в понимании сверточных нейронных сетей является понятие так называемых «разделяемых» весов, т.е. часть нейронов некоторого рассматриваемого слоя нейронной сети может использовать одни и те же весовые коэффициенты. Нейроны, использующие одни и те же веса, объединяются в карты признаков (англ. *feature maps*), а каждый нейрон карты признаков связан с частью нейронов предыдущего слоя. При вычислении

сети получается, что каждый нейрон выполняет свертку (операцию конволюции) некоторой области предыдущего слоя (определяемой множеством нейронов, связанных с данным нейроном). Слои нейронной сети, построенные описанным образом, называются сверточными слоями. Помимо, сверточных слоев в сверточной нейронной сети могут быть слои субдискретизации (выполняющие функции уменьшения размерности пространства карт признаков) и полносвязные слои (выходной слой, как правило, всегда полносвязный). Все три вида слоев могут чередоваться в произвольном порядке, выделяя карты признаков из карт признаков, а это на практике означает способность распознавания сложных иерархий признаков. На рисунке 4 представлен принцип работы сверточной нейронной сети в задаче определения класса дорожного знака ограничения скорости.

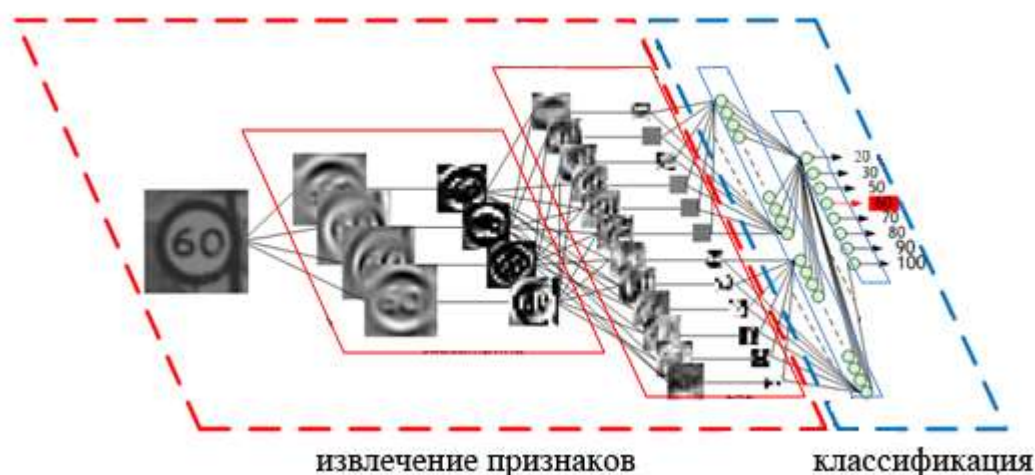


Рисунок 4 – Классификация дорожного знака сверточной нейронной сетью

К сожалению, количественные параметры сверточной нейронной сети должны подбираться строго под поставленную задачу после проведения ряда экспериментов для доказательства допустимости той или иной конфигурации.

1.2 Дорожные знаки

В ПДД России на настоящий момент знаки разделены на 8 групп, в каждой из которых описывается отдельный тип:

1. Предупреждающие знаки
2. Знаки приоритета
3. Запрещающие знаки
4. Предписывающие знаки
5. Знаки особых предписаний
6. Информационные знаки
7. Знаки сервиса
8. Знаки дополнительной информации (таблички)

Группы организованы таким образом, чтобы к каждой относились знаки, схожие по смыслу [13].

Запрещающие дорожные знаки запрещают водителю выполнять определенные действия. Наиболее часто из этой группы на дорогах общего пользования встречаются знаки ограничения скорости, запрета обгона, въезда, поворота, стоянки и остановки.



Рисунок 5 – Запрещающие дорожные знаки

Предупреждающие дорожные знаки являются самыми полезными для водителей. Так как эти знаки ничего не запрещают и никак не ограничивают, их требования нельзя нарушить. Основная функция этих знаков состоит в том, чтобы предупреждать водителей о возможных опасностях и предостерегать их от дорожно-транспортных происшествий.

Обычно предупреждающие знаки устанавливаются на опасных участках дорог и их достаточно просто отличить от всех остальных знаков. В основе большей части предупреждающих знаков лежит красный треугольник, который хорошо виден издали. Исключение составляют лишь

знаки приближения к железнодорожному переезду и знаки «направление поворота»:

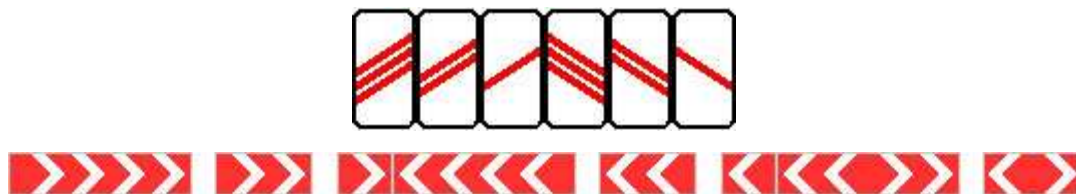


Рисунок 6 – Знаки приближения к железнодорожному переезду и знаки «направление поворота»

Все остальные предупреждающие знаки выполнены в виде треугольников:



Рисунок 7 – Знак «опасный поворот»

Предписывающие дорожные знаки используются для того, чтобы показывать водителям единственно разрешенное действие, будь то проезд только прямо, или только поворот налево (но в этом случае разрешен и разворот). Такие знаки позволяют выполнять только определенные действия только определенным участникам дорожного движения.



Рисунок 8 – дорожный знак «велосипедная дорожка или полоса для велосипедистов»

Знаки приоритета, в отличие от предупреждающих знаков, определяют очередность проезда перекрестков, пересечения отдельных проезжих частей, узких участков дорог.

Знаки особых предписаний могут сочетать элементы как предписывающих, так и запрещающих знаков. Например, знак особого предписания 5.19.1 «пешеходный переход» одновременно ограничивает

скорость на данном участке дороги и разрешает переход в зоне расположения знака для пешеходов.



Рисунок 9 – Знаки «пешеходный переход» и «зона с ограничением максимальной скорости»

Знаки дополнительной информации используются для разъяснение значения дорожных знаков из других разделов. Например, знак «влажное покрытие» информирует о том, что информация, подаваемая другим знаком, актуальная только в период времени, когда поверхность дороги мокрая.



Рисунок 10 – Табличка «влажное покрытие»

Информационные знаки и знаки сервиса можно объединить в общую группу.



Рисунок 11 – Информационные знаки

Из всех вышеперечисленных групп знаков разумнее всего распознавать первые пять, т.к. именно эти знаки оказывают существенное влияние на дорожную ситуацию. В то же время, из первых пяти групп наибольшую важность представляют запрещающие дорожные знаки, как, например, знаки ограничения скорости или запрета обгона. Именно игнорирование запрещающих дорожных знаков, согласно статистике, является самой частой причиной возникновения ДТП.

1.3 Обзор существующих систем, применяемых для их распознавания дорожных знаков

1.3.1 Общая архитектура

Система распознавания дорожных знаков в общем случае состоит из следующих аппаратных и программных модулей:

- камера;
- плата захвата изображения;
- модуль обнаружения;
- модуль классификации;
- база данных.

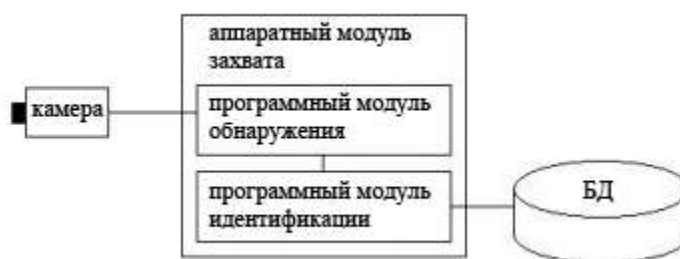


Рисунок 12 – Общая архитектура

Изображение с камеры поступает на вход системы. Затем неким алгоритмом определяется положение дорожного знака. После этого знак распознается программой распознавания.

База данных, в зависимости от поставленных перед системой задач, может иметь различную схему.

1.3.2 RoadAR умный видеорегистратор

RoadAR - мобильное приложение, выполняющее функции видеорегистрации, распознавания дорожных знаков и предупреждения о зоне их действия. Приложение включает в себя функции видеорегистрации, распознавания дорожных знаков и предупреждения о зоне их действиях [14].

Последнее обновление программы: 22.02.2016.

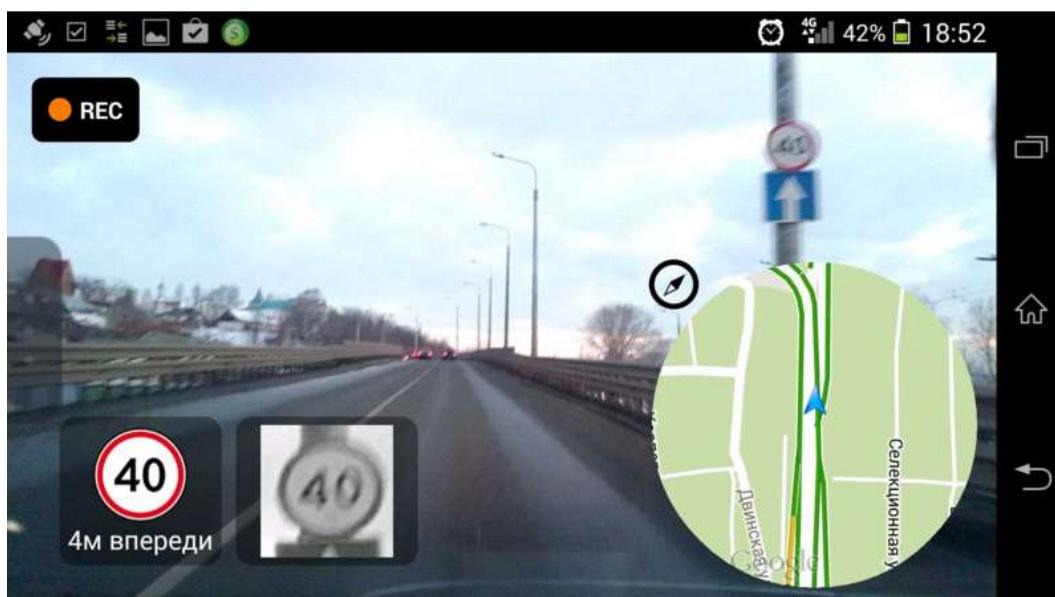


Рисунок 13 – Скриншот работы программы

Программа может распознавать следующие знаки:

- Ограничение скорости;
- Остановка запрещена;
- Стоянка запрещена;
- Пешеходный переход.

Разработчик планирует добавить распознавание других знаков в следующих версиях.

1.3.3 Opel Eye

Система распознавания дорожных знаков Opel Eye работает в сочетании с фронтальной камерой, обеспечивает высокую скорость распознавания знаков и обладает рядом дополнительных функций. В камере используется высокомоощный процессор, обеспечивающий одновременное выполнение многочисленных операций. Работает только на скоростях выше 60 км\ч [15].



Рисунок 14 – Результат распознавания знаков системой Opel Eye

Программный комплекс может распознавать следующие знаки:

- Ограничение скорости;
- Обгон запрещен.

Точность распознавания резко снижается при наклоне, частичном перекрытии или загрязнённости знака. Общая точность составляет около 75%.

1.3.4 Speed limit assist (Mercedes)

Видеокамера в ветровом стекле непрерывно снимает окружение впереди автомобиля. Далее на основе определенной алгоритмики компьютер в доли секунды отфильтровывает все ненужные данные, пока не остаются только круглые дорожные знаки, которые используются во многих странах для предупреждения об ограничении скорости движения. Изображение этих знаков практически в реальном времени передается для индикации на комбинацию приборов [16].



Рисунок 15 – Результат распознавания знаков системой Speed limit assist

Программный комплекс может распознавать следующие знаки:

- Ограничение скорости.

Точность распознавания резко снижается при наклоне, частичном перекрытии или загрязнённости знака. Общая точность составляет около 70%.

1.3.5 Road Sign Information (Volvo)

Система помогает водителю помнить о дорожных знаках, которые он проехал. Показывает знаки ограничения скорости и обгон запрещен одновременно. Может также показывать знак «Дорога для автомобилей» и «Автомагистраль». При обнаружении знака ограничения скорости, на шкалу скорости ставится красный треугольник со значением ограничения. Знаки сбрасываются при обнаружении знака «Конец ограничения» и т.п. Бывают ложные срабатывания [17].



Рисунок 16 – Результат распознавания знаков системой Road Sign Information

Программный комплекс может распознавать следующие знаки:

- Ограничение скорости;
- Обгон запрещён;
- Конец всех ограничений;
- Автомагистраль / конец автомагистрали;
- Информационные таблички (на английском языке).

Точность распознавания резко снижается при наклоне, частичном перекрытии или загрязнённости знака, его повороте.

1.3.6 Система распознавания дорожных знаков лаборатории компьютерной графики и мультимедиа МГУ им. Ломоносова

Основные задачи лаборатории - проведение исследований в области компьютерной графики, компьютерного зрения и обработки изображений и видео, а также обучение студентов в соответствующих областях. Лабораторией была разработана система по выделению и распознаванию дорожных знаков по видео с мобильных платформ. В группе лаборатории ведутся исследования по нескольким направлениям в рамках данной задачи:

- высокоскоростное выделение дорожных знаков;

- распознавание знаков с помощью многослойных нейронных сетей;
- построение синтетических коллекций изображений для обучения алгоритмов.



Рисунок 17 – Результат распознавания знаков системой

Для обнаружения знаков в разработанной системе используется детектор Виолы-Джонса на основе каскада классификаторов, обучаемых с помощью бустинга. Разработка была протестирована на общедоступной базе бельгийских знаков, состоящей более чем из 4000 изображений. Для запрещающих и предписывающих знаков точность составила 96.5% и 95.5% соответственно, при 10^{-9} ложных срабатываний на окно детектора [18].

1.4 Сравнение технических характеристик существующих систем распознавания дорожных знаков

В таблице 1 приведены сравнительные характеристики существующих программных продуктов, идентифицирующих дорожные знаки.

Таблица 1 – Сравнительные характеристики

	RoadAR	OpelEye	Speed limit assist	Road sign information	Лаборатория комп. графики и мультимедиа МГУ им. Ломоносова
<i>Заявленная точность распознавания</i>	95%	90%	95%	96%	95%
<i>Освещенность знака, лк, не менее</i>	50	50	50	50	50
<i>Распознавание знаков ограничения скорости</i>	+	+	+	+	+
<i>Распознавание прочих запрещающих знаков</i>	+	+	-	+	+
<i>Прочая информация</i>	Можно установить на смартфон	Работает только на скорости >60км\ч			Открытая система, используется алгоритм Виолы-Джонса
<i>Реальная точность распознавания</i>	85%	75%	70%	75%	95%

Из таблицы видно, что отдельно существующие программные продукты составляют редкость и представлены лишь двумя разработчиками. Большинство комплексов не являются отдельно устанавливаемым программным обеспечением, а входят в состав заводских опций производителя автомобиля. Таким образом, их коммерческая стоимость оказывается слишком высокой. Все подобные продукты имеют невысокий процент точности распознавания, падающий ещё сильнее при наклоне, частичном перекрытии или загрязнённости знака, его повороте, так как изображения претерпевают проективные и аффинные искажения. При испытаниях надёжно распознаются лишь чистые знаки высокой контрастности. Используемые алгоритмы локализации и распознавания

дорожных знаков в коммерческих системах не публикуются. Скорее всего, для распознавания используются шаблонные алгоритмы [19].

Разработка метода распознавания знаков, инвариантного к аффинным и проективным преобразованиям, повысит точность распознавания, что актуально при:

- наклонном закреплении пластин знака;
- маневрировании автомобиля в зоне контроля;
- высокой скорости движения автомобиля в зоне контроля;
- использовании системы при движении по крайней левой полосе многополосной дороги (при наличии знаков только на крайней правой).

1.5 Основные результаты и выводы

В текущей главе был представлен аналитический обзор существующих алгоритмов и систем, которые применяются для распознавания дорожных знаков на изображениях. На основании данного анализа был сделан ряд выводов:

1. В настоящее время не существует методов, в полной мере удовлетворяющих требуемым характеристикам при распознавании дорожных знаков, при наличии шумов, аффинных и проекционных преобразований на изображениях.

2. Из анализа существующих программных систем следует, что все они ограничены достаточно узким диапазоном искажений дорожных знаков, что вызывает необходимость разработки более устойчивых к подобным искажениям методов распознавания.

3. Наиболее эффективными для решения поставленной задачи являются методы основанные на применении сверточных нейронных сетей в связи с их повышенной степенью инвариантности к различного рода искажениям.

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

Студенту:

Группа	ФИО
8BM4A	Каковкин Павел Александрович

Институт	Кибернетики	Кафедра	ВТ
Уровень образования	Магистратура	Направление/специальность	09.04.01

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

1. Стоимость ресурсов научного исследования (НИ): материально-технических, энергетических, финансовых, информационных и человеческих	Работа с информацией, представленной в российских и иностранных научных публикациях, интернет ресурсах, аналитических материалах, нормативно-правовых документах.
2. Нормы и нормативы расходования ресурсов	
3. Используемая система налогообложения, ставки налогов, отчислений, дисконтирования и кредитования	

Перечень вопросов, подлежащих исследованию, проектированию и разработке:

1. Организация и планирование работ выполнения проекта	1. Расчет продолжительности работ 2. Расчет накопления готовности проекта
2. Расчет сметы затрат на выполнение проекта	1. Расчет затрат на материалы, заработной платы, социальный налог, затрат на электроэнергию 2. Расчет амортизационных расходов, расходов на основе платежных документов и прочих расходов 3. Расчет общей себестоимости разработки, прибыли, НДС
3. Оценка экономической эффективности проекта	1. Оценка экономической эффективности и научно – технического уровня НИР

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

1. Линейный график работ

Дата выдачи задания для раздела по линейному графику

Задание выдал консультант:

Должность	ФИО	Ученая степень, звание	Подпись	Дата
доцент	Конотопский В.Ю.	к.э.н.		

Задание принял к исполнению студент:

Группа	ФИО	Подпись	Дата
8BM4A	Каковкин Павел Александрович		

Таблица 9 – Перечень работ и продолжительность их выполнения

Этапы работы	Исполнители	Загрузка исполнителей
1. Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР	НР – 100%
2. Составление и утверждение технического задания	НР, С	НР – 90% С – 10%
3. Подбор и изучение материалов по тематике	НР, С	НР – 30% С – 70%
4. Разработка календарного плана	НР, С	НР – 80% С – 20%
5. Обсуждение литературы	НР, С	НР – 50% С – 50%
6. Выбор структурной схемы программного обеспечения	НР, С	НР – 50% С – 50%
7. Реализация программного обеспечения	С	С – 100%
8. Оптимизация программного обеспечения	С	С – 100%
9. Анализ результатов	НР, С	НР – 20% С – 80%
10. Оформление пояснительной записки	С	С – 100%
11. Подведение итогов	НР, С	НР – 60% С – 40%

Примечание к Таблице 9: С – студент; НР – научный руководитель

4.1.1 Продолжительность этапов работ

Для расчета ожидаемого значения продолжительности работ $t_{ож}$ применяются две оценки: t_{min} и t_{max} (метод двух оценок).

$$t_{ож} = \frac{3t_{min} + 2t_{max}}{5}, \quad (9)$$

где t_{min} – минимальная трудоемкость работ, чел/дн;

t_{max} – максимальная трудоемкость работ, чел/дн.

Для выполнения перечисленных в таблице 9 работ требуются специалисты: научный руководитель (НР) и студент (С).

Для построения линейного графика рассчитывается длительность этапов в рабочих днях, а затем осуществляется её перевод в календарные дни. Расчёт продолжительности выполнения каждого этапа в рабочих днях (T_{PD}) выполняется по формуле:

$$T_{PD} = \frac{t_{ож}}{K_{BH}} \cdot K_D, \quad (10)$$

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

K_{BH} – коэффициент выполнения работ ($K_{BH} = 1$);

K_D – коэффициент, учитывающий дополнительное время на компенсацию непредвиденных задержек и согласование работ ($K_D = 1,2$).

Продолжительность этапа в календарных днях рассчитывается по формуле:

$$T_{KD} = T_{PD} \cdot T_K, \quad (11)$$

где T_{KD} – продолжительность выполнения этапа в календарных днях;

T_{PD} – продолжительность выполнения этапа в рабочих днях;

T_K – коэффициент календарности.

Коэффициент календарности рассчитывается по формуле:

$$T_K = \frac{T_{КАЛ}}{T_{КАЛ} - T_{ВД} - T_{ПД}}, \quad (12)$$

где $T_{КАЛ}$ – календарные дни ($T_{КАЛ} = 365$);

$T_{ВД}$ – выходные дни ($T_{ВД} = 52$);

$T_{ПД}$ – праздничные дни ($T_{ПД} = 10$).

$$T_K = \frac{365}{365 - 52 - 10} = 1,205$$

В таблице 10 приведена длительность этапов работ и число исполнителей, занятых на каждом этапе.

Таблица 10 – Трудозатраты на выполнение проекта

Этап	Исполнители	Продолжительность работ, дни			Длительность работ, чел/дн.			
					$T_{РД}$		$T_{КД}$	
		t_{min}	t_{max}	$t_{ож}$	НР	С	НР	С
1. Постановка целей и задач, получение исходных данных	НР	2	4	2,8	3,36	0	4,05	0
2. Составление и утверждение технического задания	НР, С	3	4	3,4	3,67	0,41	4,42	0,49
3. Подбор и изучение материалов по тематике	НР, С	30	37	32,8	11,81	27,55	14,22	33,2
4. Разработка календарного плана	НР, С	3	6	4,2	4,03	1,01	4,86	1,22
5. Обсуждение литературы	НР, С	3	6	4,20	2,52	2,52	3,04	3,04
6. Выбор структурной схемы программного обеспечения	НР, С	10	14	11,6	6,96	6,96	8,38	8,38
7. Реализация программного обеспечения	С	14	16	14,8	0	17,76	0	21,4
8. Оптимизация программного обеспечения	С	14	16	14,8	0	17,76	0	21,4
9. Анализ результатов	НР, С	21	28	23,8	5,71	22,85	6,88	27,53
10. Оформление пояснительной записки	С	14	28	19,9	0	23,52	0	28,34
11. Подведение итогов	НР, С	7	10	8,20	5,9	3,94	7,11	4,74
Итого:		121	166	143,5	43,96	124,61	52,96	150,04

4.1.2 Расчет накопления готовности проекта

Цель данного пункта – оценка текущих состояний (результатов) работы над проектом. Величина накопления готовности работы показывает, на сколько процентов по окончании текущего (i -го) этапа выполнен общий объем работ по проекту в целом.

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 (13)

$$CG_i = \frac{TP_i^H}{TP_{\text{общ.}}} = \frac{\sum_{k=1}^i TP_k}{TP_{\text{общ.}}} = \frac{\sum_{k=1}^i \sum_{j=1}^m TP_{km}}{\sum_{k=1}^I \sum_{j=1}^m TP_{km}}. \quad (13)$$

Применительно к таблице (5.2) величины TP_{ij} (TP_{kj}) находятся в столбцах (6, $j = 1$) и (7, $j = 2$). $TP_{\text{общ.}}$ равна сумме чисел из итоговых клеток этих столбцов. Пример расчета TP_i (%) и CG_i (%) на основе этих данных содержится в таблице (11).

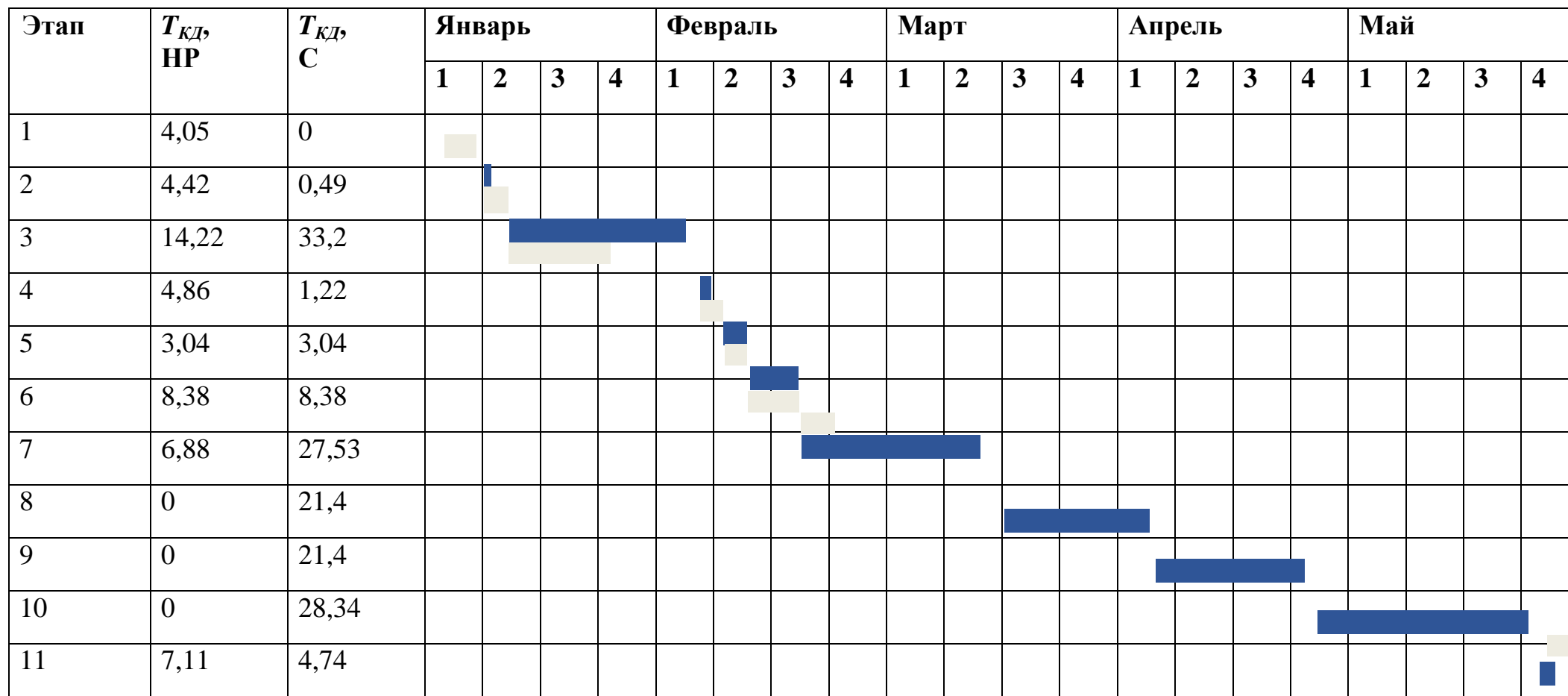
Таблица 11 – Нарастание технической готовности работы и удельный вес каждого этапа



Этап	TP_i , %	CG_i , %
1. Постановка задачи	1,95	1,95
2. Разработка и утверждение технического задания (ТЗ)	2,37	4,32
3. Подбор и изучение материалов по тематике	23,87	28,19
4. Разработка календарного плана	2,93	31,12
5. Обсуждение литературы	2,93	34,05
6. Выбор структурной схемы ПО	8,18	42,23

7. Реализация ПО	17,58	59,81
8. Оптимизация ПО	10,31	70,12
9. Анализ результатов	10,31	80,43
10. Оформление пояснительной записки	13,86	94,29
11. Подведение итогов	5,71	100.00

В таблице 12 – представлен полученный линейный график работ на основе проведенных расчетов

Таблица 12 – Линейный график работ



НР –  ; С – 

1.2 Расчет сметы затрат на выполнение проекта

В состав затрат на создание проекта включается величина всех расходов, необходимых для реализации комплекса работ, составляющих содержание данной разработки. Расчет сметной стоимости ее выполнения производится по следующим статьям затрат:

- материалы и покупные изделия;
- заработная плата;
- социальный налог;
- расходы на электроэнергию (без освещения);
- амортизационные отчисления;
- командировочные расходы;
- оплата услуг связи;
- арендная плата за пользование имуществом;
- прочие услуги (сторонних организаций);
- прочие (накладные расходы) расходы.

1.2.1 Расчет затрат на материалы

В данной статье расходов рассматривается стоимость материалов, расходуемых непосредственно в процессе работ.

Таблица 13 – Расчёт затрат на материалы

Наименование материалов	Цена за ед., руб.	Количество, шт.	Сумма, руб.
Лицензия Visual Studio Professional 2015	32 934	1	32 934
Бумага для принтера	280	1	280
Картридж для принтера	2 000	1	2 000
Итого:			35 214

Затраты на материалы составили:

$$C_{MAT} = 35214 \text{ руб.}$$

Транспортно-заготовительные расходы (ТРЗ) составляют 5% от отпускной цены материалов. Расходы на материалы с учётом ТРЗ:

$$C_{MAT} = 35214 \cdot 1,05 = 36974,70 \text{ руб.}$$

1.2.2 Расчет заработной платы

Данная статья расходов включает заработную плату научного руководителя и студента, а также премии, входящие в фонд заработной платы. Расчет основной заработной платы выполняется на основе трудоёмкости выполнения каждого этапа и величины месячного оклада исполнителя.

Среднедневная заработная плата рассчитывается по формуле:

$$ЗП(\text{дн.}) = MO/20,58 \quad (13)$$

Расчеты затрат на заработную плату приведены в таблице 14. При расчёте учитывались показатели производственного календаря на 2016 г. Всего в 2016 г. 247 рабочих дней и 118 выходных дня. Следовательно, в месяце 20,58 рабочих дня. Затраты времени по каждому исполнителю в рабочих днях с округлением до целого взяты из таблицы 10. Для учета в её составе премий, дополнительной зарплаты и районной надбавки используется следующий ряд коэффициентов: $K_{ПР} = 1,1$, $K_{доп.ЗП} = 1,188$, $K_P = 1,3$.

Для перехода от тарифной (базовой) суммы заработка исполнителя, связанной с участием в проекте, к соответствующему полному заработку (зарплатой части сметы) необходимо первую умножить на интегральный коэффициент $K_{И} = 1,1 \cdot 1,188 \cdot 1,3 = 1,699$. При шестидневной рабочей неделе: $K_{доп.ЗП} = 1,188$, при пятидневной: $K_{доп.ЗП} = 1,113$, в этом случае $K_{И} = 1,1 \cdot 1,113 \cdot 1,3 = 1,592$.

Таблица 14 – Затраты на заработную плату

Исполнитель	Оклад, руб./мес.	Среднедневная ставка, руб./раб.день	Затраты времени, раб.дни	Коэффицие нт	Фонд з/платы, руб.
НР	23 264,86	1 130,46	44	1,699	84508,66
С	20 000	971,82	125	1,699	206390,27
Итого:					290898,93

Таким образом, затраты на заработную плату составили:

$$C_{зп} = 290898,93 \text{ руб.}$$

1.2.3 Расчет затрат на социальный налог

Затраты на единый социальный налог (ЕСН), включающий в себя отчисления в пенсионный фонд, на социальное и медицинское страхование, составляют 30% от полной заработной платы по проекту:

$$C_{соц} = K_{соц} \cdot C_{зп}.$$

Затраты на социальный налог составляют:

$$C_{соц} = 0,3 \cdot 272578,64 = 81773,59 \text{ руб.}$$

1.2.4 Расчет затрат на электроэнергию

Данный вид расходов включает в себя затраты на электроэнергию, потраченную в ходе выполнения научно-исследовательской работы. Затраты на электроэнергию рассчитываются по формуле:

$$C_{эл.об.} = P_{об} \cdot t_{об} \cdot Ц_{э} \quad (14)$$

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

$Ц_{э}$ – тариф на 1 кВт·час;

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

Для ТПУ $Ц_{э} = 5,257$ руб./кВт·час (с учётом НДС).

Время работы оборудования вычисляется на основе итоговых данных таблицы 5.2 для студента (T_{PD}) из расчета, что продолжительность рабочего дня равна 8 часов.

$$t_{об} = T_{PD} \cdot K_t, \quad (15)$$

где K_t – коэффициент использования оборудования по времени $K_t = 0,8$.

Мощность, потребляемая оборудованием, определяется по формуле:

$$P_{OB} = P_{ном.} \cdot K_c, \quad (16)$$

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

K_c – коэффициент загрузки, зависящий от средней степени использования номинальной мощности, $K_c = 1$.

Таблица 15 – Затраты на электроэнергию технологическую

Наименование оборудования	Время работы оборудования $t_{об}$, час	Потребляемая мощность $P_{об}$, кВт	Затраты, руб.
Персональный компьютер	1000	0,30	1577,10

Затраты на электроэнергию составляют:

$$C(эл.об.) = 1577,10 \text{ руб.}$$

1.2.5 Расчет амортизационных расходов

В данной статье рассчитывается амортизация используемого оборудования за время выполнения научно-исследовательской работы:

$$C_{AM} = \frac{H_A \cdot C_{OB} \cdot t_{pf} \cdot n}{F_D}, \quad (17)$$

где H_A – годовая норма амортизации единицы оборудования
 $H_A = 0,4$;

C_{OB} – балансовая стоимость единицы оборудования, руб.;

F_d – действительный годовой фонд времени работы оборудования, час;

t_{pf} – фактическое время работы оборудования, час;

n – число задействованных однотипных единиц оборудования, шт.

Таблица 16 – Затраты на амортизацию

Наименование оборудования	Балансовая стоимость единицы оборудования, руб.	Годовой фонд времени работы, час	Фактическое время работы, час	Затраты, руб.
Персональный компьютер	34 000	1 976	1000	6882,59

Затраты на амортизационные отчисления составляют:

$$C_{AM} = 6882,59 \text{ руб.}$$

1.2.6 Расчет прочих расходов

В статье отражены расходы на выполнение проекта, которые не учтены в предыдущих статьях. Прочие расходы принимаются равными 10% от суммы всех предыдущих расходов:

$$C_{ПРОЧ} = (C_{МАТ} + C_{ЗП} + C_{СОЦ} + C_{ЭЛ.ОБ.} + C_{AM} + C_{НП}) \cdot 0,1$$

Прочие расходы составляют:

$$C_{ПРОЧ} = (36974,70 + 290898,93 + 81773,59 + 1577,10 + 6882,59) \cdot 0,1$$

$$C_{ПРОЧ} = 41810,69 \text{ руб.}$$

1.2.7 Расчет общей себестоимости разработки

Проведя расчет по всем статьям сметы затрат на разработку, можно определить общую себестоимость научно-исследовательской работы.

Общая себестоимость научно-исследовательской работы приведена в таблице 17.

Таблица 17 – Смета затрат на разработку

Статья затрат	Условное обозначение	Сумма, руб.
Материалы и покупные изделия	C_{MAT}	36974,70
Основная заработная плата	$C_{ЗП}$	290898,93
Отчисления в социальные фонды	$C_{СОЦ}$	81773,59
Расходы на электроэнергию	$C_{ЭЛ.ОБ.}$	1577,10
Амортизационные отчисления	$C_{АМ}$	6882,59
Прочие расходы	$C_{ПРОЧ}$	41810,69
Итого:		459917,60

Затраты на научно-исследовательскую работу составляют:

$$C = 459917,60 \text{ руб.}$$

1.2.8 Расчет прибыли

В пределах данной работы подсчет прибыли не представляется возможным и требует отдельного углубленного изучения предметной области и области применения разработки. В связи с этим прибыль принимается в размере 15% от стоимости разработки:

$$459917,60 \times 0,15 = 68987,64 \text{ руб.}$$

1.2.9 Расчет НДС

НДС составляет 18% от суммы затрат на разработку и прибыли:

$$(459917,60 + 68987,64) \cdot 0,18 = 95202,94 \text{ руб.}$$

1.2.10 Цена разработки НИР

Цена разработки научно-исследовательской работы равна сумме полной себестоимости, прибыли и НДС:

$$C_{НИР} = 459917,60 + 68987,64 + 95202,94 = 624108,18 \text{ руб.}$$

4.3 ОЦЕНКА ЭКОНОМИЧЕСКОЙ ЭФФЕКТИВНОСТИ

На данном этапе разработки нет возможности количественно оценить экономический эффект. Данная разработка предназначена для использования во всех сферах, связанных с распознаванием и идентификацией дорожных знаков, и для оценки экономического эффекта требуется более глубокое системное исследование. Для решения этой задачи в дальнейшем необходимо рассчитывать данный показатель, исходя из конкретных условий и масштабы использования, а также учитывая фактор вероятного снижения риска ДТП.

5.3.1 Оценка научно-технического уровня НИР

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 НИР, используется метод балльных оценок. Каждому фактору по принятой шкале присваивается определенное количество баллов. Обобщенная оценка проводится по сумме баллов по всем показателям. На её основе делается вывод о целесообразности НИР.

Интегральный показатель научно технического уровня НИР определяется по формуле:

$$K_{НТУ} = \sum_{i=1}^3 R_i \cdot n_i, \quad (18)$$

где $K_{НТУ}$ – 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 18 – Весовые коэффициенты признаков НТУ

Признаки научно-технического эффекта НИР	Характеристика признака НИР	R_i
Уровень новизны	Систематизируются и обобщаются сведения, определяются пути дальнейших исследований	0,4
Теоретический уровень	Разработка способа (алгоритма)	0,1
Возможность реализации	Время реализации в течение первых лет	0,5

Таблица 19 – Баллы для оценки уровня новизны

Уровень новизны	Характеристика уровня новизны	Баллы
Принципиально новая	Новое направление в науке и технике, новые факты и закономерности, новая теория, вещество, способ	8–10
Новая	По-новому объясняются те же факты, закономерности, новые понятия дополняют ранее полученные результаты	5–7
Относительно новая	Систематизируются, обобщаются имеющиеся сведения, новые связи между известными	2–4
Не обладает новизной	Результат, который ранее был известен	0

Таблица 20 – Баллы значимости теоретических уровней

Теоретический уровень полученных результатов	Баллы
Установка закона, разработка новой теории	10
Глубокая разработка проблемы, многоспектральный анализ взаимодействия между факторами с наличием объяснений	8
Разработка способа (алгоритм, программа)	6
Элементарный анализ связей между фактами (наличие гипотезы, объяснения версии, практических рекомендаций)	2
Описание отдельных элементарных факторов, изложение наблюдений, опыта, результатов измерений	0,5

Таблица 21 – Возможность реализации результатов по времени

Время реализации	Баллы
В течение первых лет	10
От 5 до 10 лет	4
Свыше 10 лет	2

В таблице 22 указано соответствие качественных уровней НИР значениям показателя, рассчитываемого по формуле (5.11).

Таблица 22 – Оценка научно-технического уровня НИР

Фактор НТУ	Значимость	Уровень фактора	Выбранный балл	Обоснование выбранного балла
Теоретический уровень	0,1	Элементарный анализ связей между	2	Описание принципа работы

Фактор НТУ	Значимость	Уровень фактора	Выбранный балл	Обоснование выбранного балла
		фактами		нейронной сети с заданными параметрами
Возможность реализации	0,5	В течение первых лет	10	Быстрая разработка и пополнение базы данных

Интегральный показатель научно-технического уровня составляет:

$$K_{НТУ} = 0,4 \cdot 5 + 0,1 \cdot 2 + 0,5 \cdot 10 = 7.2.$$

Таблица 23 – Оценка уровня научно-технического эффекта

Уровень НТЭ	Показатель НТЭ
Низкий	1–4
Средний	4–7
Высокий	8–10

Таким образом, научно-исследовательская работа имеет средний уровень научно-технического эффекта.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ СТУДЕНТА

1. Каковкин, П. А. Алгоритмы выделения и идентификации дорожных знаков на изображениях / П.А. Каковкин, А.А. Друки, В.Г. Спицын // Молодежь и современные информационные технологии: сборник трудов XII Всероссийской научно-практической конференции студентов, аспирантов и молодых ученых. – Томск: ТПУ, 12–14 Ноября, 2014. – Т. 1 – С. 152–153.

2. Каковкин, П. А. Применение алгоритмов глубокого обучения для локализации и распознавания дорожных знаков на изображениях / П.А. Каковкин, А.А. Друки, В.Г. Спицын // Высокие технологии в современной науке и технике: сборник научных трудов IV Международной научно-технической конференции молодых ученых, аспирантов и студентов. – Томск: ТПУ, 21-24 апреля, 2015. – С. 360-364.