

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ  
ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ  
ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ  
«НИЖЕГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ  
УНИВЕРСИТЕТ им. Р.Е. АЛЕКСЕЕВА»**

**ВЫПУСНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**

Шляпников Сергей Михайлович

Институт радиоэлектроники и информационных технологий

Кафедра «Вычислительные системы и технологии»

Группа М18-ИВТ-3

Дата защиты «10» июля 2020г.

Индекс  
09.04.01

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ**  
**ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ**  
**«НИЖЕГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ**  
**УНИВЕРСИТЕТ им. Р.Е. АЛЕКСЕЕВА»**  
**(НГТУ)**


Институт радиоэлектроники и информационных технологий  
Направление подготовки (специальность) 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»  
Направление (профиль) образовательной программы «Теоретическая информатика»  
Кафедра «Вычислительные системы и технологии»

**ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА**


магистра  
(бакалавра, магистра, специалиста)

Студента Шляпникова Сергея Михайловича Группы М18-ИВТ-3  
На тему «Модель и алгоритмы оценки качества дорожного покрытия по показаниям акселерометра»


**СТУДЕНТ**

 Шляпников С.М.  
(подпись) 02 июля 2020г. (фамилия, и., о.)  
(дата)

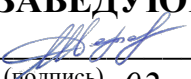
**РУКОВОДИТЕЛЬ**

 Гай В.Е.  
(подпись) 02 июля 2020г. (фамилия, и., о.)  
(дата)

**РЕЦЕНЗЕНТ**

 Парамузов В.В.  
(подпись) 02 июля 2020г. (фамилия, и., о.)  
(дата)

**ЗАВЕДУЮЩИЙ КАФЕДРОЙ**

 Жевнерчук Д.В.  
(подпись) 02 июля 2020г. (фамилия, и., о.)  
(дата)

**КОНСУЛЬТАНТЫ:**

1. По \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_  
(подпись) (фамилия, и., о.)  
(дата)

2. По \_\_\_\_\_

\_\_\_\_\_  
(подпись) (фамилия, и., о.)  
(дата)

ВКР защищена «10» июля 2020г.  
(дата)

Протокол № \_\_\_\_\_

С оценкой \_\_\_\_\_

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ**  
**ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ**  
**«НИЖЕГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ**  
**УНИВЕРСИТЕТ им. Р.Е. АЛЕКСЕЕВА»**

(НГТУ)

Кафедра \_\_\_\_\_ «Вычислительные системы и технологии» \_\_\_\_\_

УТВЕРЖДАЮ

Зав. Кафедрой «ВСТ»

Жевнерчук Д.В.

«14» апреля 2020г.

**ЗАДАНИЕ**

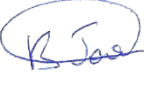
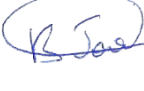
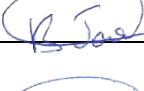
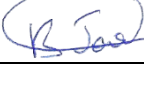
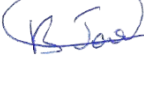
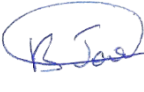
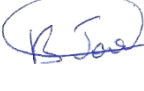
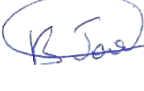
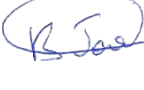
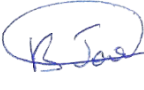
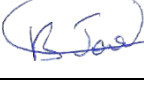
**на выполнение выпускной квалификационной работы**

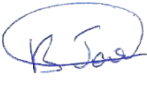

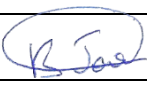
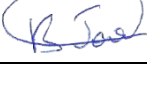
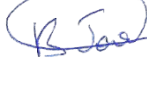

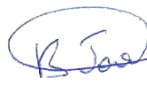
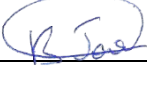
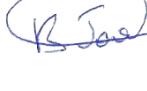
**по направлению подготовки (специальности)** 09.04.01 «Информатика и  
вычислительная техника»

**студенту** Шляпникову Сергею Михайловичу **группы** M18-ИВТ-3

1. Тема ВКР «Модель и алгоритмы оценки качества дорожного покрытия по показаниям акселерометра» (утверждена приказом по ВУЗу от 07.04.2020 № 845/5)
2. Срок сдачи студентом законченной работы: «02» июля 2020г.
3. Исходные данные к работе: данные вибраций, собранные с помощью акселерометра мобильного устройства;
4. Содержание расчетно-пояснительной записки (перечень вопросов, подлежащих разработке):  
Введение  
1. Обзор существующих методов  
2. Модель системы качества оценки дорожного покрытия  
3. Вычислительный эксперимент  
Заключение  
Библиографический список
5. Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей)  
Общий объем работы – 60 страница. Содержит 33 рисунка, 9 таблицы, 8 формул. Список литературы включает в себя 26 наименований. Консультанты по ВКР (с указанием относящихся к ним разделов)
6. Консультанты по ВКР (с указанием относящихся к ним разделов) \_\_\_\_\_
7. Дата выдачи задания 03.02.2020г.

Код и содержание компетенции	Задание	Проектируемый результат	Отметка о выполнении
ОК-1 способность совершенствовать и развивать свой интеллектуальный и общекультурный уровень	Выполнить обзор существующих решений на тему предстоящей работы	Результаты проведенных исследований	
ОК- 2 способность понимать роль науки в развитии цивилизации, соотношение науки и техники, иметь представление о связанных с ними	Иметь представление о роли науки в современном	Понимание ценности научной рациональности	

современных социальных и этических проблемах, понимать ценность научной рациональности и ее исторических типов	обществе и научной рациональности	при проведении исследования	
ОК- 3 способность к самостоятельному обучению новым методам исследования, к изменению научного и научно-производственного профиля своей профессиональной деятельности	Обосновать важность и актуальность выбранной темы исследования. Рассмотреть варианты по улучшению существующего процесса профессиональной деятельности	Отчет об актуальности выбранной темы с предложением улучшения существующего процесса. Актуальность – раздел введения для ВКР.	
ОК-4, способность заниматься научными исследованиями	Выполнить исследование на тему «Модель и алгоритмы оценки качества дорожного покрытия по показаниям акселерометра»	Результаты проведенных исследований, текст ВКР, научная новизна	
ОК- 5 использование на практике умений и навыков в организации исследовательских и проектных работ, в управлении коллективом	Изучение принципов организации командной работы (производственная и преддипломная практики)	Понимание особенностей организации совместной работы в ходе разработки программного обеспечения	
ОК- 6 способность проявлять инициативу, в том числе в ситуациях риска, брать на себя всю полноту ответственности	Изучить риски при разработке продукта	Понимание рисков и готовность действовать при их возникновении	
ОК-7, 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	Разработка методов решения по классификации типов дорожного покрытия на основе данных о вибрациях с использованием информационных технологий при выполнении ВКР	Новые модели и алгоритмы, используемые для решения поставленной задачи, использованные информационные технологии, текст ВКР	
ОК-8 способность к профессиональной эксплуатации современного оборудования и приборов (в соответствии с целями магистерской программы)	Изучить использование программно-аппаратных комплексов для целей автоматизации в области исследования.	Подготовить отчет со сравнительным анализом программно-аппаратных средств	
ОК-9, умение оформлять отчеты о проведенной научно-исследовательской работе и подготавливать публикации по результатам исследования	Оформить пояснительную записку, графических материалов и результатов эксперимента. Подготовиться к участию в конференции ИСТ-2020	Отчет по преддипломной практике, текст ВКР, а также текст публикации	
ОПК-1 способность воспринимать математические, естественнонаучные, социально-экономические и профессиональные знания, умение самостоятельно приобретать, развивать и применять их для решения нестандартных задач, в том числе, в новой или незнакомой среде и в междисциплинарном контексте	Провести анализ существующих методов решения поставленной задачи, выполнить сравнение с предлагаемым техническим процессом.	Сравнительный анализ, а также подтверждение научной новизны рассматриваемого метода решения задачи	
ОПК-2, обладать культурой мышления, способностью выстраивать логику рассуждений и высказываний, основанных на интерпретации данных, интегрированных из разных областей науки и техники, выносить суждения на основании неполных данных	Выполнить сравнительный обзор возможных инструментов решения поставленной задачи, а также выстроить связь между компонента системы	Пояснительная записка к ВКР, выступление на защите ВКР	
ОПК-3, обладать способностью анализировать и оценивать уровни своих компетенций в сочетании со способностью и готовностью к саморегулированию дальнейшего образования и профессиональной мобильности	Оценка результатов выполнения ВКР, анализ полученных результатов	Варианты дальнейшего развития исследования, отраженные в пояснительной записке	
ОПК-4, владением, по крайней мере, одним из иностранных языков на уровне социального и	Найти и проанализировать литературу на иностранном	Библиографический список с иностранными источниками	

профессионального общения, способностью применять специальную лексику и профессиональную терминологию языка	языке по рассматриваемой теме		
ОПК-5 владение методами и средствами получения, хранения, переработки и трансляции информации посредством современных компьютерных технологий, в том числе, в глобальных компьютерных сетях	Рассмотреть и использовать на практике подходы по сбору, обработке и анализу данных	Использование методов и средств получения, хранения, переработки и анализа собранной информации	
ОПК-6, обладать способностью анализировать профессиональную информацию, выделять в ней главное, структурировать, оформлять и представлять в виде аналитических обзоров с обоснованными выводами и рекомендациям	Выполнить структурирование текста пояснительной записки, а также соблюсти требования по оформлению	Логично структурированный текст ВКР с обоснованным и последовательным разделением на основные части	
ПК-1 знание основ философии и методологии науки	Изучить основы методологии научных исследований	Применение методов научных исследований	
ПК-2 знание методов научных исследований и владение навыками их проведения	Изучить методы системного анализа при проведении исследования	Применение системного анализа при проведении исследования	
ПК-3, знанием методов оптимизации и умение применять их при решении задач профессиональной деятельности	Выполнить подбор оптимальных параметров разработанного алгоритма, обеспечивающих наибольшую точность классификации	Результаты вычислительного эксперимента в пояснительной записке	
ПК-4 владением существующими методами и алгоритмами решения задач распознавания и обработки данных	Разработать методы и алгоритмы обработки данных.	Выбор наиболее подходящего и оптимального алгоритма для работы с данными	
ПК-5 владение существующими методами и алгоритмами решения задач цифровой обработки сигналов	Изучить методы работы и обработки сигналов	Знание и понимание основных методов и алгоритмов цифровой обработки сигналов	
ПК-6 понимание существующих подходов к верификации моделей программного обеспечения (ПО)	Изучение методов верификации ПО	Метод верификации в пояснительной записке	
ПК-7, применением перспективных методов исследования и решения профессиональных задач на основе знания мировых тенденций развития вычислительной техники и информационных технологий	Использование в разработке передовых алгоритмов машинного обучения и методов классификации	Разработанные модели и алгоритмы, результаты вычислительного эксперимента, сравнение результатов между собой и с результатами существующих решений.	

Руководитель

  
(подпись)

В.Е. Гай

(И.О. Фамилия)

Задание к исполнению принял «03» февраля 2020г.

(дата)

Студент

  
(подпись)

С.М. Шляпников

(И.О. Фамилия)

**МИНОБРНАУКИ РОССИИ**  
**ФЕДЕРАЛЬНОЕ ГОСУДАРСТВЕННОЕ БЮДЖЕТНОЕ**  
**ОБРАЗОВАТЕЛЬНОЕ УЧРЕЖДЕНИЕ ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ**  
**«НИЖЕГОРОДСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ ТЕХНИЧЕСКИЙ**  
**УНИВЕРСИТЕТ им. Р.Е. АЛЕКСЕЕВА»**

(НГТУ)

**АННОТАЦИЯ**

**к выпускной квалификационной работе**

по направлению подготовки (специальности) 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника»

студента Шляпникова Сергея Михайловича группы М18-ИВТ-3

по теме «Модель и алгоритмы оценки качества дорожного покрытия по показаниям акселерометра»

Выпускная квалификационная работа выполнена на 63 странице, содержит 33 рисунков, 9 таблицы, 8 формул, библиографический список из 26 источников.

Актуальность:

Описываемый подход может быть применим сразу в нескольких важных сферах, а одной из главных его задач является повышение безопасности дорожного движения путем снижения аварийности, связанной с неудовлетворительным содержанием дорог, также рассматриваемое решение может быть использовано в логистической сфере.

Объект исследования:

Объектом данной исследовательской работы является автодорожная сеть, которая в последствии представляется как набор вибрационных характеристик, привязанных к определенному моменту времени и географическому положению

Предмет исследования:

Предметом исследования являются подходы и методы решения задачи оценки качества дорожного покрытия

Цель исследования:

Разработка и исследование различных моделей и алгоритмов решения задачи определения качества дорожного покрытия с использованием признаков описания и алгоритмов машинного обучения.

Задачи исследования:

- Провести анализ и сравнительный обзор известных методов решения задачи мониторинга и оценки качества дорожного полотна
- Создать информационную модель оценки качества дорожного покрытия

- Разработать метод сбора и обработки данных, а также непосредственно сам алгоритм классификации качества дорожного покрытия
- Разработать архитектуру программного продукта
- Провести вычислительный эксперимент для установления точности и правильности работы разработанных моделей и алгоритмов

#### Методы исследования:

- Метод цифровой обработки и фильтрации сигнала
- Метод оконного преобразования Фурье для формирования локального признакового описания
- Метод классификации с использованием нейронной сети
- Метод проведения вычислительного эксперимента, для которого был

#### Структура работы:

3 раздела, введение, заключение и библиографический список. Во введении отражены актуальность выбранной темы, цель работы и задачи исследования, научная новизна, теоретическая и практическая ценность работы, ее обоснованность и достоверность.

В разделе 1 «Обзор существующих методов» составлен обзор существующих методов определения качества дорожного покрытия проанализированы этапы решения задачи, а также сильные и слабые стороны существующих методов.

В разделе 2 «Модель системы качества оценки дорожного покрытия» рассмотрены теоретические подходы к решению задачи оценки качества дорожного покрытия с применением акселерометра на всех ее этапах, предлагаемые разработанным методом.

В разделе 3 «Вычислительный эксперимент» выполнено описание вычислительного эксперимента, предназначенного для тестирования предлагаемого метода решения задачи, а также анализ результатов этого эксперимента.


В заключении обобщены результаты проделанной работы.

#### Выводы:

1. Разработанный метод определения качества дорожного покрытия на основе показаний акселерометра предоставляет корректные результаты работы, является конкурентоспособным по сравнению с аналогами, может использоваться на практике.
2. Задачи, поставленные перед началом исследования, выполнены, цель работы достигнута.

#### Рекомендации:





1. Рекомендуется использование результатов работы при формировании признакового описания качества дорожного покрытия.
2. Рекомендуется использование результатов работы при создании систем определения качества дорожного покрытия с использованием акселерометра.

 / Шляпников С.М.  
(подпись) (расшифровка подписи)

«02» июля 2020г.

## Оглавление

Введение .....	5
Глава 1. Обзор существующих методов.....	9
1.1. Использование функции Морлета.....	11
1.2. Использование метода опорных векторов для классификации неровностей по изображению .....	13
1.3. Описание технологии нейронных сетей.....	16
Выводы по главе 1 .....	17
Глава 2. Модель системы качества оценки дорожного покрытия.....	19
2.1. Основные алгоритмы системы .....	21
2.2. Модель нейронной сети для оценки качества дорожного покрытия.....	33
2.3. Реализация мобильного приложения.....	39
Выводы по главе 2 .....	51
Глава 3. Вычислительный эксперимент .....	52
3.1. Описание эксперимента .....	52
3.2. Постановка вычислительного эксперимента .....	53
3.3. Анализ результатов вычислительного эксперимента .....	54
Выводы главе 3 .....	59
Заключение.....	61
Список литературы.....	62

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)					
Изм.	Лист	№ докум.	Подпись	Дата	Модель и алгоритмы оценки качества дорожного покрытия по показаниям акселерометра Пояснительная записка			Лит.	Лист	Листов
Разраб.		Шляпников С.М.		02.07.20						
Провер.		Гай В.Е.		02.07.20					4	63
Н. контр.		Гай В.Е.		02.07.20				НГТУ кафедра ВСТ		
Утверд.		Жевнерчук Д.В.		02.07.20						



## Введение

### Актуальность темы

На данный момент качество дорожного полотна является одним из самых важных и определяющих факторов при прокладывании маршрута поездки. Причин того, почему этот фактор является определяющим есть несколько: во-первых, низкое качество дорожного покрытия негативно влияет на технический ресурс и характеристики автотранспортных средств и их механизмов, снижая их срок службы, во-вторых, от этого фактора во многом зависит безопасность дорожного движения.

Согласно статистике, за 2018 год в России произошло 119 386 ДТП, при этом второй по частоте является причина «сопутствующего влияния недостатков транспортно-эксплуатационного состояния улично-дорожной сети». Сюда можно отнести как отсутствие знаков и плохую разметку, так и содержание дорог в ненадлежащем виде. По этой причине зарегистрировано 44 237 аварий, таким образом, каждая третья авария (37.1%) происходила именно по причине плохого содержания дорог.

Несмотря на ежегодное снижение статистики автотранспортных происшествий, доля инцидентов, произошедших из-за неудовлетворительного состояния дорожной сети из года в год остается достаточно высокой. Именно поэтому задача своевременного обнаружения и последующего их устранения по-прежнему не теряет свою актуальность. Кроме того, значительную роль в актуальности и значимости проекта играет увеличение протяженности автодорог, что делает своевременное обнаружение и устранение дорожных дефектов все более сложным и трудозатратным процессом.

На данный момент методы контроля качества регулируются Приказом Минтранса РФ от 8 июня 2012 г. N 163 "Об утверждении Порядка проведения оценки уровня содержания автомобильных дорог общего пользования федерального значения" [1], однако, результаты оценки не публикуются в общем доступе, что делает невозможным использование этих данных в личных целях.

Программная разработка имеет несколько основных предназначений, первое из которых – выполнение анализа состояния дорожного полотна с использованием аппаратных возможностей смартфона и нейронной сети, второе – отображение собранных и обработанных данных на общедоступной карте в сети Интернет.

Кроме того, можно выделить несколько заинтересованных категорий лиц:

- 1) Автолюбители
- 2) Компании, работающие в сфере логистики
- 3) Муниципальные органы управления

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						5
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

Первая категория лиц характеризуется тем, что все автолюбители заинтересованы в построении безопасных и качественных маршрутов передвижения между заданными пунктами. Согласно статистике, треть всех дорожнотранспортных происшествий происходит именно из-за неудовлетворительного состояния дорожной сети, поэтому учет качества дорожного полотна при построении маршрута позволит не только более комфортно передвигаться из пункта А в пункт Б, но и снизить число ДТП.

Вторая категория лиц – это компании, которые занимаются перевозкой и доставкой различных грузов. Автопарк таких компаний ежедневно проезжает десятки тысяч километров пути и состоит из сотен автомобилей, поэтому совершение поправок на состояние дороги позволит не только снизить издержки на ремонт автопарка, но и в некоторых случаях уменьшить время, необходимое для перевозки, а также обеспечить целостность перевозимого груза.

Последняя категория – муниципальные органы власти, которые отвечают за поддержание дорожной сети в надлежащем виде. Задача мониторинга и анализа становится все более ресурсоемкой, поскольку протяженность дорог увеличивается из года в год, из-за чего обнаруживать и своевременно устранять дефекты становится все более сложное.

### **Цель работы и задачи исследования**

Целью данной работы является исследование и разработка новых подходов и алгоритмов решения задачи автоматизированной оценки качества дорожного полотна, а также устранение недостатков уже существующих методов.

Для выполнения поставленных целей необходимо решить следующие задачи:

- Провести анализ и сравнительный обзор известных методов решения задачи мониторинга и оценки качества дорожного полотна
- Создать информационную модель оценки качества дорожного покрытия
- Разработать метод сбора и обработки данных, а также непосредственно сам алгоритм классификации качества дорожного покрытия
- Разработать архитектуру программного продукта
- Провести вычислительный эксперимент для установления точности и правильности работы разработанных моделей и алгоритмов

### **Объект исследования**

Объектом данной исследовательской работы является автодорожная сеть, которая в последствии представляется как набор вибрационных характеристик, привязанных к определенному моменту времени и географическому положению.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						6
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

### **Предмет исследования**

Предметом исследования являются подходы и методы решения задачи оценки качества дорожного покрытия.

### **Методы исследования**

Для решения поставленных задач были использованы следующие методы:

- Метод цифровой обработки и фильтрации сигнала
- Метод оконного преобразования Фурье для формирования локального

признакового описания

- Метод классификации с использованием нейронной сети
- Метод проведения вычислительного эксперимента, для которого был

### **Положения, выносимые на защиту:**

- Информационная модель оценки качества дорожного покрытия
- Алгоритмы детектирования качества дорожного полотна с использованием

нейронных сетей

- Программная реализация комплексной системы мониторинга
- Результаты вычислительного эксперимента

### **Научная новизна**

Научная новизна рассматриваемого в работе методы решения задачи классификации качества дорожного покрытия заключается в использовании новой комбинации методов для обработки (устранение помех, создаваемых автомобилем) и классификации данных (использование преобразования Фурье).

### **Теоретическая и практическая ценность**

Теоретическая ценность работы заключается в разработанной информационной модели признакового описания участка дороги, а также разработанном алгоритме его классификации.

Практическая ценность работы состоит в созданном программном продукте, обеспечивающем комплексный подход в решении задачи классификации дорожных неровностей, а также в результате проведенного вычислительного эксперимента.

### **Апробация работы**

Апробация данной работы была проведена в ходе защиты отчета по распределенной научно-исследовательской работе, который включал в себя основные положения проведенного исследования и анализ полученных результатов, а также в ходе защиты

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						7
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

публикации по данной работе на XXV международной научно-технической конференции «Информационные системы и технологии-2019».

### **Обоснованность и достоверность**

Обоснованность и достоверность проведенного исследования доказывается проведением вычислительного эксперимента, анализом его результатов, и сравнением их с ручными измерениями.

### **Публикации**

1. С. М. Шляпников, В. Е. Гай - Информационная модель и алгоритмы системы оценки качества дорожного покрытия // Материалы XXVI международной научно-технической конференции «Информационные системы и технологии – 2020», ИСТ-2020, Россия, Нижний Новгород, 2019г.

### **Объем и структура**

Выпускная квалификационная работа состоит из введения, трёх глав основной части, заключения и списка литературы. Общий объём работы – 63 страницы. Диссертация содержит 33 рисунка, 9 таблиц, 8 формул. Список литературы включает в себя 26 наименований.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						8
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

## Глава 1. Обзор существующих методов

Для решения проблемы мониторинга и определения качества дорожного покрытия на данный момент существует несколько методов.

Их можно разделить на две категории: первая включает в себя привычный всем «ручной» способ анализа качества, когда проблемные участки обнаруживаются с использованием визуального осмотра и личных ощущений в процессе объезда какого-либо участка транспортной сети, либо по жалобам других участников движения – такой способ крайне неэффективный: он долгий, имеет низкую степень охвата. Во вторую же категорию можно включить автоматизированные методы сбора данных о качестве дорожного покрытия.

Категория автоматизированного сбора информации отличается более оптимальным подходом и лучшими характеристиками: она быстрее, точнее, всеобъемлющее.

Все методы автоматизированной категории можно разделить на три типа:

- Системы, специализирующиеся на определении качества обслуживания дорожного полотна: наличии заснеженности, заледенения, влажности и скоплений воды
- Системы, специализирующиеся на определении технического состоянии дорог, которое включают в себя: определение ям, трещин и других повреждений полотна
- Комплексные системы, ориентированные на решение одновременно двух вышеописанных задач

Системы первой категории рассматривать не будем, поскольку решаемые ими задачи выходят за пределы поставленных задач.

Системы второй категории основаны на использовании акселерометров и других датчиков, которые, как правило используются для снятия вибраций во время движения автотранспортного средства, которые вызваны деформациями и дефектами дорожного покрытия. В таком случае основную часть работы выполняют датчики, устанавливаемые в автомобиле, они фиксируют любые неровности и другие аномалии. Но с ростом популярности смартфонов, также начали разрабатываться и методы анализа посредством использования смартфона в качестве источника данных. Подавляющее большинство методов используют два сенсора телефона: акселерометр и приемник сигнала спутниковой навигации.

Таким образом, во втором типе подходов в подавляющем большинстве случаев реализуются методы с использованием двух вариантов устройств: методы с

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						9
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

использованием специализированных датчиков [2] и методы с использованием датчиков обычного смартфона [3].

Метод с использованием специальных сенсоров включает в себя использование набора датчиков, размещаемых в автомобиле, которые и будут производить сбор сведений. Как правило, данные в режиме реального времени отправляются на удаленный сервер, где уже обрабатываются и преобразуются. Эти системы используют модули навигации для определения перемещения машины, её скорости. Для передачи данных на удаленный узел используются любые доступные стандарты, такие как: Wi-Fi, Bluetooth или USB.

Третья категория представляется дорогостоящими системами-комплексами [4]. Такие системы могут размещаться не только на автомобилях, но, например, даже на вертолетах.

Несмотря на широкий спектр решаемых задач, все системы работают по схожему принципу:

- Предварительная подготовка сигнала
- Построение признакового описания
- Принятие решения об оценке качества участка дорожной сети

На этапе предварительной подготовки сигнала производятся первостепенные действия над входными данными. Сюда, в зависимости от метода и представления входного сигнала, может входить как преобразование изображений (изменение яркости, контрастности, разрешения), так и устранение шумов посредством модифицирования спектра входного сигнала.

Второй шаг алгоритмов – построение признакового описания – используется для создания описания сигнала, принадлежащему определенному участку дорожной сети, которое однозначно позволит отнести участок к тому или иному классу [5].

Именно по этому полученному признаковому описанию далее будет происходить сравнение с имеющимся шаблоном. Для этого используются ключевые области, которые и являются областями интереса и содержат максимум информации о принадлежности к определенному классу.

Третий этап состоит в принятии решения о схожести исследуемого участка с какими-либо уже имеющимися данными и их классами. Для этого производят сравнение признаков с использованием разных методов определения схожести на основе вычисления расстояния.

## 1.1. Использование функции Морлета

В этом подходе [1] обнаружение ям, неровностей и выбоин производится с помощью акселерометра смартфона [6,7], а позиционирование отслеживается с помощью приемников спутникового сигнала [8] и магнетометра.

Первоначальным этапом является предварительная обработка данных: на данном этапе полученные данные фильтруются, а затем объединяются в одну структуру: данные о местоположении, вибрациях и времени.

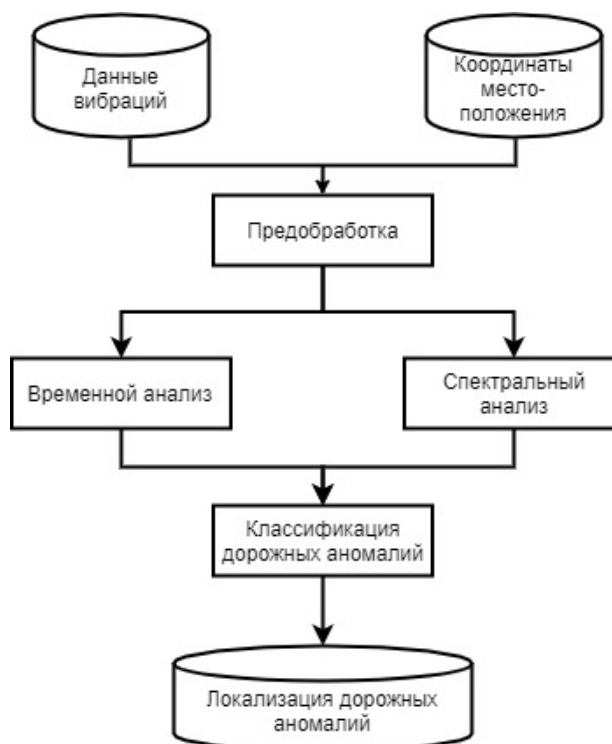


Рисунок 1. Структурная схема алгоритма

После чего происходит временной и спектральный анализ. Временной анализ использует метод обнаружения пиков, которые соответствуют максимальной амплитуде – этот метод подходит для определения выбоин и ям, которые порождают большие амплитуды. Спектральный же анализ использует для выявления незначительных дорожных аномалий.

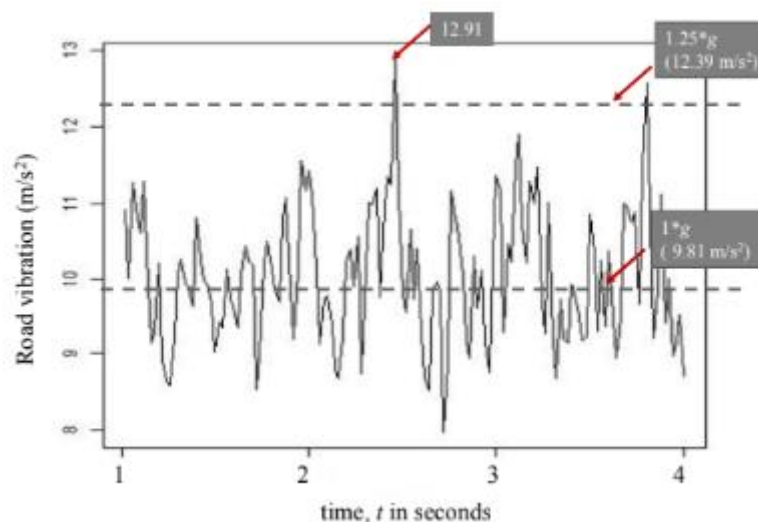


Рисунок 2. Уровни вибраций

Одним из самых важных моментов является использование вейвлет-преобразование, а именно – функции Морлета. Которая представляет собой особый тип линейного преобразования сигналов и отображаемых ими физических данных о процессах и физических свойствах.

Вейвлет-преобразование [9] определяется следующим образом:

$$w_x(t, a) = \frac{1}{\sqrt{a}} \int x(u) \cdot g\left(\frac{u-t}{a}\right) du \quad (1)$$

Здесь  $g(u, t)$  – вейвлет-функция, которая означает комплексное сопряжение, а  $x(u)$  – сигнал. Одной из наиболее широко используемых функций вейвлет-преобразования является функция Морлета, которая определяется следующим образом:

$$g(t) = e^{iw_0 t} \cdot e^{-\frac{t^2}{2}} \quad (2)$$

При этом функция Морлета обладает некоторыми отличительными свойствами [10]:

- Определяется точной аналитической функцией
- Достаточно проста для вычисления
- Её применение ведет к квазинепрерывному представлению

На рисунке приведено изображение графического отображения вейвлетной поверхности, полученной в результате записи данных на участке дороги. Вид поверхности называется частотно-временным спектром и определяет изменения во времени спектральных компонент различного масштаба.



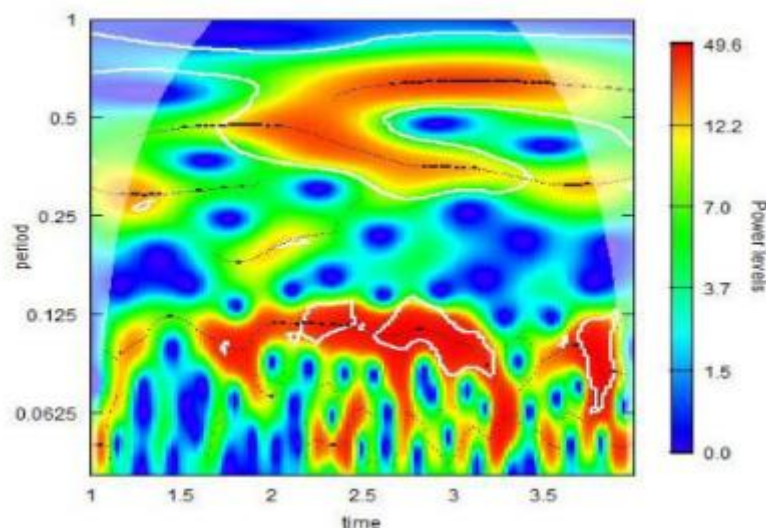


Рисунок 3. Применение функции Морлета

После этих преобразований полученные данные используются для тренировки классификатора, который в дальнейшем и применяется для определения качества участка дорожного покрытия.

Однако, несмотря на достаточно высокую точность классификации (77%), этот метод имеет ряд недостатков: отсутствует классификация искусственных неровностей (таких как «лежачие полицейские, пересечения с ж/д или трамвайными путями), что может приводить к ложным срабатываниям, также этот метод является достаточно ресурсоемким.

## 1.2. Использование метода опорных векторов для классификации неровностей по изображению

Рассматриваемый метод [11] предполагает использование камеры, установленной в машине, для определения дорожных неровностей.

Поскольку снег, дождь, солнечные блики и тень могут оказывать существенное влияние на точность классификации, их стараются избегать. Для этого отбираются данные, полученные только в дневной промежуток, а также преимущественно в облачную погоду, кроме того, отбрасывались размытые фотографии. А для борьбы с избыточностью анализируемых данных брались изображения, полученные не чаще, чем каждые 10 метров.

Такой метод классификации стал возможен благодаря тому, что области с трещинами имеют уникальную текстуру, которая может быть использована для отделения их от фона [12].

На первом шаге происходит отделение плоскости земли от остальной части изображения, для чего используется метод Vertically Local Disparity Histogram, которая

определяется как несоответствие гистограммы, которая вычисляется из неравенства вертикально-локальных окрестностей опорного пикселя:

$$VLDH(u, v, \bar{d}) = \sum_{j=0}^{N-1} \delta(D(u, v + j), \bar{d}) \quad (3)$$

$$c(u, v) = \sum_{\substack{u_i \in [u-\Delta u, u+\Delta u] \\ v_i \in [v-\Delta v, v+\Delta v] \\ d_i \in [-\Delta d, +\Delta d]}} VLDH(u_i, v_i, D(u_i, v_i) + \Delta d_i) \quad (4)$$

Результатом применения этого метода является сегментированное изображение, на котором границы проезжей части отделяются от остальных участков (домов, людей, автомобилей) [13]. Результаты отображены на Рисунке 4.



Рисунок 4. Результат работы сегментации

Далее производится сегментация области выделенной плоскости земли, целью которой является создание суперпикселей, которые имеют схожую текстуру и цвет, для чего используется алгоритм SLIC (Simple Linear Iterative Clustering).

Этот алгоритм создает суперпиксели путем кластеризации пикселей на основе их цветового сходства и близости в плоскости изображения. Это делается в пятимерном пространстве  $[labxy]$ , где  $[lab]$  - цветовой вектор пикселя в цветовом пространстве CIELAB, а  $xy$  - положение пикселя. При этом необходимо нормализовать пространственные расстояния, чтобы использовать евклидово расстояние в этом 5-мерном пространстве, поскольку максимально возможное расстояние между двумя цветами в пространстве CIELAB ограничено, в то время, как пространственное расстояние в плоскости  $xy$  зависит от размера изображения. Поэтому, чтобы кластеризовать пиксели в этом 5D-пространстве, была введена новая мера расстояния, которая учитывает размер суперпикселя. Которая определяется как:

$$D_s = d_{lab} + (M / C) \cdot d_{xy} , \quad (5)$$

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						14
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

где  $d_{lab} = \sqrt{(l_k - l_i)^2 + (a_k - a_i)^2 + (b_k - b_i)^2}$ ,  $d_{xy} = \sqrt{(x_k - x_i)^2 + (y_k - y_i)^2}$  и  $D_s$  - сумма лабораторного расстояния ( $d_{lab}$ ) и расстояния по плоскости  $xy$  ( $d_{xy}$ ), нормированного на интервал сетки  $S$ .

После чего производится выборка  $K$  регулярно расположенных центров кластеров и перемещение их в начальные местоположения, соответствующие наименьшему положению градиента в окрестности  $3 \times 3$  (Это сделано для того, чтобы не размещать их по краям и уменьшить шансы выбора шумного пикселя). Градиенты изображения рассчитываются следующим образом:

$$G(x, y) = \|I(x + 1, y) - I(x - 1, y)\|^2 + \|I(x, y + 1) - I(x, y - 1)\|^2, \quad (6)$$

где  $I(x, y)$  - лабораторный вектор, соответствующий пикселю в положении  $(x, y)$ , а  $\|\cdot\|$  - норма L2.

Это позволяет учитывать не только цвет, но и информацию об интенсивности. Каждый пиксель в изображении связан с ближайшим центром кластера, область поиска которого перекрывает этот пиксель. После того, как все пиксели связаны с ближайшим центром кластера, новый центр вычисляется как средний вектор  $lab_{xy}$  всех пикселей, принадлежащих кластеру.

Процесс связывания пикселей с ближайшим центром кластера и повторным вычислением центра кластера повторяется до сходимости. В конце этого процесса может остаться несколько блуждающих меток, то есть несколько пикселей вблизи более крупного сегмента, имеющего такую же метку, но не связанного с ним. Связность может быть обеспечена на последнем этапе алгоритма путем перемаркировки непересекающихся сегментов с метками самого большого соседнего кластера. Результат работы представлен на Рисунке 5.

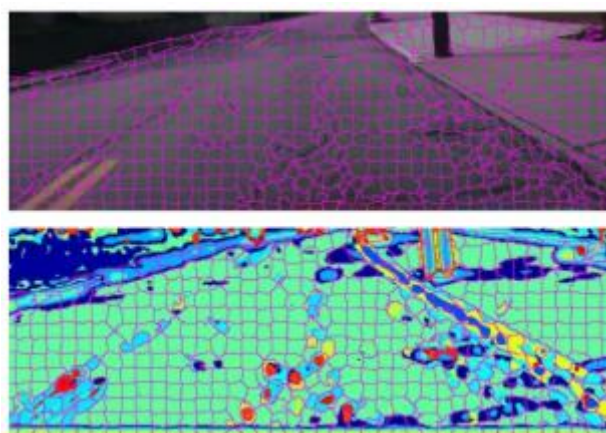


Рисунок 5. Изображение суперпикселей

На последнем этапе на основе размеченных данных обучается классификатор. Который в последствии и используется для классификации качества дорожного покрытия [13].

Этот подход к решению задачи классификации качества дорожного покрытия имеет ряд недостатков, среди которых основными является зависимость от внешних факторов (таких как наличие теней на изображении), что значительно усложняет сбор данных: возникает необходимость в определенных погодных условиях – а именно в облачности, которая позволяет добиться равномерного рассеивания света, также эта зависимость делает невозможным сбор данных в ночное время суток. Кроме того, видео, которое бы отвечало достаточным требованиям по качеству, занимает достаточно большой объем данных в памяти устройства.

### 1.3. Описание технологии нейронных сетей

Также одним из вариантов решения подобных задач является использование технологий нейронных сетей, поскольку нейронные сети являются одними из наиболее успешных алгоритмов машинного обучения. Развитие нейронных сетей стало определяющим в обучении компьютеров мыслить и воспринимать мир так, как это делает человек. Технологии нейронных сетей были основаны на нейронной архитектуре человеческого мозга, и, как и в человеческом мозге, главный операционный элемент называется нейроном. Его функциональность схожа с человеческим нейроном, что позволяет ему принимать определенные входные данные, обрабатывать их и передавать далее. Таким образом, нейронная сеть - это некоторая упрощенная модель человеческого мозга, в котором между собой связаны миллионы нейронов, передающих друг другу информацию.

Если рассматривать нейронную сеть с позиции математики, то это взвешенный направленный граф, узлы (нейроны) которого группируются в слои. Также все нейроны одного слоя связываются со всеми нейронами предыдущего слоя. Входной слой выполняет функцию сбора входных значений, которые в последствии будут последовательно обрабатываться нейронами следующих слоев сети. Нейроны передают информацию через синапсы, которые имеют весовыми параметрами, при этом каждый из них рассчитывает значение активации, используя для этого взвешенную сумму выходов нейронов предыдущего слоя. Затем значение изменяется с помощью функции активации, и в результате формируется выход нейрона. Скрытые слои корректируют свои веса так, чтобы ошибка алгоритма сети стремилась к минимальной. В модели предполагается, что скрытые

слои выделяют характерные признаки из входных данных, которые имеют прогностическую силу в отношении выходных данных. Затем, после исполнения всего алгоритма, значения нейронов последнего выходного слоя формируют конечный результат.

Одними из самых успешных в задачах классификации считаются глубокие сверточные нейронные сети. Основным отличием которых от полносвязных нейронных сетей является использование функции свертки. При обработке сигнала, ядро с весами перемещается по всему сигналу, формируя новые признаки. Этот подход обусловлен тем, что данные, находящиеся близко друг к другу, в совокупности оказывают большее влияние на формирование признаков объекта, чем данные, расположенные на расстоянии друг от друга. Также немаловажным достоинством является то, что функция свертки позволяет во много раз сократить количество обновляемых параметров для обучения.

Для обучения нейронной сети выполнения необходимой задачи, необходимо вычислить функцию потерь, которая представляет из себя значения разницы между фактическим и требуемым выходными векторами. Таким образом, функция потерь – это зависимость ошибки алгоритма от выбранного веса. И именно отсюда формируется цель обучения нейронной сети, как минимизация этой ошибки изменением значений весов.

Поиск минимума функции – это задача численной оптимизации, а одним из самых подходящих методов решения является использование градиентный спуск. Градиент функции потерь определяет вектор, задающий направление для поиска минимума функции, тем самым задает корректировку весов. Для нахождения градиента необходимо взять производную функции в заданной точке. При этом ошибки скрытых слоев вычисляются последовательно с использованием ошибок предыдущего слоя, т.е. значения ошибки распространяются по сети в обратном направлении от выхода к входу, последовательно меняя веса нейронной сети. Значение весов меняются в сторону наилучшего результата. Этот алгоритм называется методом распространения ошибки и в настоящее время является одним из основных подходов к обучению нейронных сетей.

## **Выводы по главе 1**

Описываемый в работе подход лишен недостатков вышерассмотренных методов и стремится свести их к минимуму. При этом данный подход обладает и рядом важных преимуществ в сравнении с уже существующими системами:

- 1) Возможность более гибкого использования полученных данных при анализе или использование их в других областях, что достигается за счет легкости сбора и больших объемов получаемых данных;

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						17
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

2) Отсутствие необходимости в использовании зачастую дорогостоящих средств для проведения необходимых измерений

3) Отсутствие необходимости в требованиях специальных знаний в узких областях для проведения мониторинга

Таким образом, описываемый проект стремится не только свести к минимуму недостатки уже существующих систем и подходов, но и имеет ряд преимуществ в сравнении с ними, главным среди которых является кратное снижение стоимости, которое достигается использованием глобально распространённых смартфонов. Все, что необходимо – это смартфон с поддержкой систем навигации (Российская система Глонасс / GPS / Китайская Бэйдоу), встроенным акселерометром, доступ к сети Интернет, а также удерживающее устройство для телефона и автомобиль.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						18
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

## Глава 2. Модель системы качества оценки дорожного покрытия

Система оценки качества дорожного покрытия включает в себя совокупность связанных друг с другом программ и схематически изображена на Рисунке 6, в неё входят следующие основные компоненты:

- Мобильное приложение для ОС Android
- Web-сервер, отвечающий за обработку данных
- Web-сайт



Рисунок 6. Схематическое представление системы

Как видно из состава программного продукта, он был реализован с использованием клиент-серверной архитектуры, что позволило достичь сразу несколько важных целей:

Во-первых, была снижена нагрузка на мобильные устройства. Так, даже несмотря на постоянно улучшающиеся технические характеристики носимых гаджетов, сами их создатели рекомендуют предпочитать удаленные вычисления локальным, если это возможно. Это позволяет не только обеспечить лучший пользовательский опыт, но и значительно разгружает мобильные системы, что позволяет сохранить один из самых ценных ресурсов – заряд батареи;

Во-вторых, благодаря клиент-серверной архитектуре обеспечивается централизованное хранение данных и их обработка. Это позволяет лучше структурировать и обрабатывать данные с учетом уже имеющихся в базе данных, а также гарантирует то, что все данные будут обработаны с применением одного и того же алгоритма (исключается

ситуация, когда на разных клиентских устройствах установлены разные версии приложения, которые производят обработку по-разному).

В-третьих, такой подход позволяет предоставить публичный доступ к результирующим данным, а также гарантирует, что в один момент времени у пользователей будет к одинаково актуальной и достоверной информации.

В общем виде принцип функционирования системы мониторинга качества дорожного покрытия может быть описан следующим образом:

- Использование пользовательского мобильного приложения для записи маршрута и сбора сведений о качестве дорожного полотна
- Передача записанных данных на удаленный сервер
- Обработка полученных данных на сервере и подготовка их к отображению на веб-сайте

Из Рисунка 6 видно, что данные в системе проходят через несколько этапов обработки с момента записи на мобильном устройстве до момента отображения итоговых результатов в веб-браузере.

На каждом из этапов над данными происходят определенные преобразования, выполняемые по заданному алгоритму. Рассмотрим этапы, а также их ключевые алгоритмы:

- Основная задача, возлагаемая на мобильное устройство – это сбор и передача данных о возникающих вибрациях на пройденном маршруте. Эти задачи выполняются посредством нескольких основных алгоритмов:
  - Алгоритм предварительной оценки качества дорожного покрытия
  - Алгоритм сопоставления данных, собираемых устройством
  - Алгоритм построения пройденного маршрута
- Удаленный сервер отвечает за преобразование «сырых» исходных данных, извлечение из них признаков описания, а также дальнейшую классификацию. За это отвечают следующие алгоритмы:
  - Сопоставление множественных данных по совпадающим отрезкам маршрута
  - Использование преобразования Фурье для извлечения признаков
  - Использование нейронной сети для классификации

Рассмотрим ключевые алгоритмы системы подробнее.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						20
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		



## 2.1. Основные алгоритмы системы

### 2.1.1. Алгоритм предварительной оценки

Для отображение текущего качества дорожного покрытия на карте в мобильном приложении используется метод, предоставляющий предварительную оценку. Для получения приблизительных результатов используются заранее полученные в ходе проведения экспериментов пороговые значения.

В результате были получены следующие метрики:

Таблица 1. Значений ускорений для типов неровностей

Состояние	Значение ускорения $a$ , $\text{м/с}^2$
Хорошее	$9.0 \leq a \leq 10.6$
Мелкие неровности	$7.5 \leq a < 9.0$ ; $10.6 < a \leq 12.1$
Большие выбоины	$a > 7.5$ ; $a > 12.1$

Приведем характеристику каждому из представленных типов состояния дороги:



Рисунок 7. Дороги хорошего качества

Эти дороги отличает хорошее состояние асфальтового полотна, полное отсутствие видимых дефектов, либо их наличие в незначительном количестве, при этом допускается наличие небольших продольных или поперечных трещин величиной не более 10 мм и перепадом высоты (глубиной или возвышением) не более 5 мм.



Рисунок 8. Дороги, имеющие мелкие неровности

Такой тип дорог характеризуется более явными и ощутимыми неровностями, такие дороги включают в себя выбоины величиной не более 50 мм и глубиной не более 15мм, также сюда относятся трещины в дорожном покрытии, размер которых более 10 мм, а глубина – более 5мм.



Рисунок 9. Дороги, имеющие большие выбоины

Эта категория дорог представляется дорогами, которые имеют явные физические дефекты, а передвижение по ним на скорости (более 30-40 км/ч) на легковом автомобиле представляется затруднительным. Этот тип характеризуется ямами и выбоинами глубиной более 30 мм, имеющими достаточно большую площадь (более 0.5 квадратных метра), острые и резкие края.

### 2.1.2. Алгоритм сопоставления данных

Другим важным алгоритмом является алгоритм, отвечающий за сопоставление данных: данных, которые были получены с акселерометра (они включают в себя непосредственно показания акселерометра и штамп времени) и данных местоположения (которые включают в себя широту, долготу, а также временной штамп).

Основная задача этого алгоритма – совместить два разных вида данных в одну единую структуру.

Основной сложностью здесь является то, что поток данных является не однородным, поскольку показания с датчиков приходят в произвольные моменты времени, что значительно усложняет работу по их сопоставлению в одну единую структуру.

Чтобы справиться с этой сложностью был разработан алгоритм с применением интерполяции данных.

Выбор был сделан в пользу интерполяции местоположения по нескольким важным причинам:

1) Местоположение с использованием датчиков спутниковой навигации в мобильном устройстве само по себе уже имеет некоторую погрешность (от 5 метров и более, в зависимости от погодных условий, количества доступных спутников, находящихся

рядом отражателей сигнала в виде высоких зданий). Поэтому пренебрежение величиной, уже имеющей в себе заложенную некоторую погрешность является более предпочтительным в сравнении с точными показаниями акселерометра.

2) Если расстояние между двумя точками местоположения не столь велико, то предсказать примерные координаты, расположенные между двумя этими точками и находящимися в определенном временном интервале, не составляет никакого труда. В то же время интерполяция значений показания акселерометра является практически нереализуемой задачей. Пусть имеется два измерения данных, полученные в моменты времени  $t_1$  и  $t_2$  соответственно. В момент времени  $t_1$  показатели акселерометра были  $0,5 \text{ м/с}^2$ , а в момент времени  $t_2$  показания равнялись  $4,5 \text{ м/с}^2$ . На основании этих данных невозможно предсказать значения, которые были на интервале времени  $t_1 - t_2$ , можно предположить, что значение было  $2,5 \text{ м/с}^2$ , но оно могло быть и любым другим.

Исходя из вышеописанных причин выбор был сделан в пользу интерполяции местоположения.

Описываемый алгоритм выполняется в отдельном модуле «Совмещения и сопоставления» данных. Рассмотрим метод подробнее:

1) Проверяются флаги получения данных двух различных типов: вибрации и местоположения. Если оба типа данных были успешно получены, то происходит переход на следующий шаг, в противном случае необходимо ожидать их поступления.

2) Выполняется проверка количества данных о местоположении. Так для выполнения интерполяции и дальнейшего совмещения в единую структуру данные навигации должны быть получены минимум два раза. В том случае, если на текущий момент времени имеется минимум две порции данных, то осуществляется переход на следующий шаг, иначе необходимо вернуться на шаг алгоритма под номером 1.

3) Подсчет количества данных вибраций, полученных за промежуток времени между получением последнего известного местоположения в момент времени  $t_2$  и предшествующему последнему в момент времени  $t_1$ . Количество полученных показателей акселерометра напрямую влияет на количество точек, которые будут интерполированы.

4) Происходит вычисление изменения времени между двумя точками местоположения:  $dt = t_2 - t_1$

5) Затем происходит вычисление расстояния между двумя точками местоположения, для чего используется три доступные координаты: широта, долгота, высота.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						23
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

6) После чего находится скорость приращения каждой из координат за единицу времени:  $dLongitude, dLatitude, dAltitude$ .

7) Затем находится первая из частей данных акселерометра, которая находится в промежутке временного интервала  $t1 - t2$ . После вычисляется разность между временем, когда были получены данные по вибрации, и временем  $t1$ .

8) Полученная на шаге 7 разность умножается на скорость приращения каждой из координат, которая была получена на шаге 6. В результате выполнения этих действий были вычислены координаты местоположения (широта, долгота, высота) для полученных данных с акселерометра с учетом времени их получения.

9) Выполняется объединение данных местоположения с данными акселерометра, соответствующим им, на выходе имеем единую структуру данных, совмещающую в себе данные местоположения и ускорения.

10) Увеличить счетчик обработанных показаний акселерометра, перейти на шаг 7. Когда все показания будут обработаны, перейти на следующий шаг.

11) Обнулить флаги готовности новых данных, ожидать их получения.

В результате выполнения этого алгоритма на выходе мы имеем набор данных, который включает в себя объединенные показатели модуля навигации и акселерометра.

### 2.1.3. Алгоритм построения пройденного маршрута

Для наглядного представления пройденного маршрута во время записи трека необходимо отображать его на карте. Для представления карты в мобильном приложении используется Google Maps API.

Данные, которые были записаны в ходе поездки и которые необходимо отобразить на карте, представляют собой список структуры данных, которая включает в себя основные параметры: координаты, включающие в себя широту, долготу и высоту, а также уровень вибрации, соответствующие тому же моменту времени.

Поскольку длина записываемого маршрута ничем не ограничена, а частота генерации данных может достигать 100Гц, объём генерируемых данных может быть существенным уже спустя несколько минут поездки, и отображать непосредственно все данные было бы затруднительно, поэтому был реализован алгоритм выборки и препроцессинга данных. Для этого реализуются следующие действия:

1) Определяются текущие координаты отображаемого окна на карте.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						24
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

2) Поскольку отображение элементов, находящихся за границами экрана является нецелесообразным, данные фильтруются. В результате чего формируются список подходящих объектов.

3) В силу ограниченной производительности мобильных устройств максимальное количество отображаемых экземпляров данных ограничивается некоторым константным значением (в текущей реализации ограничение составляет 100 элементов). В следствии этого происходит выборка данных, ограниченная заданным числом. Селекция происходит с определенным шагом, который формируется в результате константного ограничивающего значения и количества данных, доступных на этом участке. Так, например, при 70 доступных измерениях в текущем регионе отображены будут непосредственно все точки. В случае же, когда доступных элементов будет 200, отображен будет каждый второй. При этом при выборе отображаемых значений приоритет отдается наиболее худшему показателю среди имеющихся соседних, чтобы отобразить наиболее правильную картину.

4) При изменении положения или размера отображаемого окна происходит переход на первый шаг алгоритма и пересчет всех значений.

Таким образом, реализация описанного алгоритма позволяет не только улучшить пользовательский опыт и информативность приложения, но и при этом сэкономить вычислительные ресурсы, снизив количество объектов для отображения в значительное число раз.

#### **2.2.5. Сопоставление множественных данных на сервере**

Поскольку описываемая система реализуется посредством клиент-серверной архитектуры, её одновременное использование подразумевается сразу несколькими пользователями. Следствием этого является то, что сразу несколько пользователей сервиса предоставят данные о качестве одного и того же участка дороги. Кроме того, не исключена ситуация, когда один и тот же пользователь совершит неоднократный проезд по одному и тому же участку дороги.

Обе вышеописанных ситуации можно решить несколькими методами: например, всегда для оценки качества использовать только самые последние из полученных данных. Плюсом данного подхода является его легкость в реализации, простота. Но применение этого решения имеет один очень большой недостаток: в этом случае происходит пренебрежение всеми уже имеющимися данными о рассматриваемом дорожном отрезке – чего нужно стараться избегать, поскольку именно массовость и большой объем информации позволяет сформировать достоверный и точный портрет о качестве дорожного

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						25
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

покрытия конкретного участка. Поэтому останавливая выбор лишь на одной выборке данных, есть существенный риск упустить ценную информацию, которая могла бы быть получена от остальных пользователей.

Другой вариант решения проблемы – использовать всю имеющуюся информацию об участке дороги, учитывая показания всех пользователей системы. Второй подход хоть и является значительно более сложным в реализации и требующим значительных мощностей, обеспечивает несравнимо более точные показания. При этом чем больше данных будет иметься в системе, тем более точное описание участка удастся сформировать.

В результате рассмотрения сильных и слабых сторон каждого из подходов, было принято решение приступить к реализации второго метода, поскольку именно его использование обеспечивало бы большую точность итоговых данных – что в подобного рода задачах значительно приоритетнее сложности реализации.

Реализация второго подхода сопровождалась несколькими сложностями, первая из которых заключалась в том, что даже если данные нескольких пользователей проходят по одним и тем же участкам дорог, то географические координаты (широта, долгота, высота) не будут совпадать в силу ряда причин:

- 1) Приемники могут записывать данные с разной частотой
- 2) У данных может отличаться точность
- 3) Клиенты могли иметь разную скорость движения

Из всех этих факторов следует то, что просто сопоставить и усреднить данные по всем имеющимся трекам на данном участке дороги представляются невозможным. Описываемая проблема продемонстрирована на Рисунке 17 ниже.

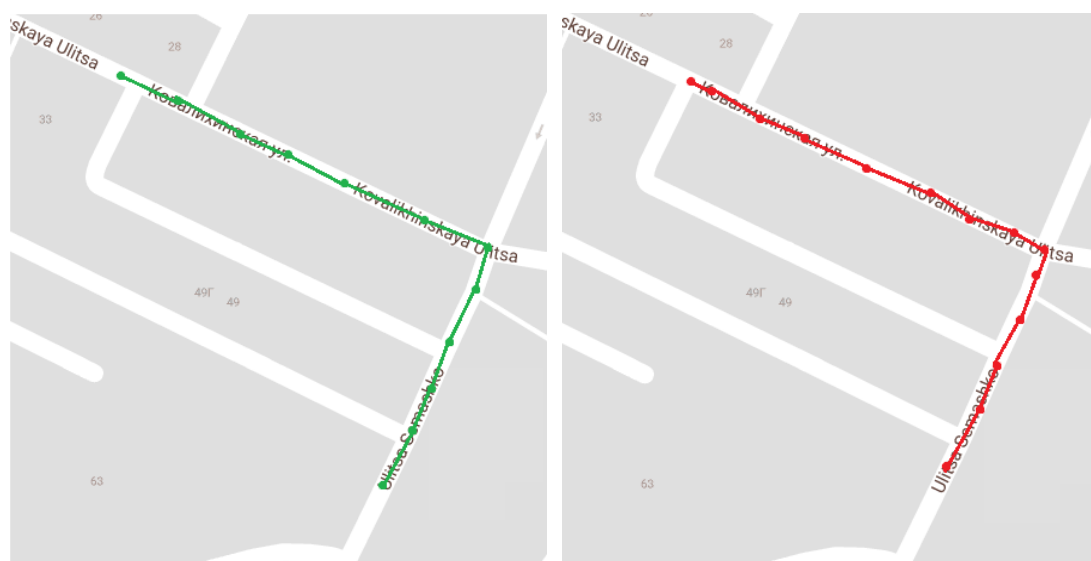


Рисунок 10. Проблема несовпадения точек координат на одном маршруте

На Рисунке 10 видно, что несмотря на то, что два пользователя проехали по одному и тому же маршруту, точки координат, к которым привязываются данные с акселерометра, у них различаются.

Чтобы решить возникшую проблему, были рассмотрены два метода. Опишем первый из них.

Основной идеей первого метода является то, что координаты записанных маршрутов подвергаются некоторой дискретизации, посредством наложения на них сетки, в которой активировались только те ячейки, через которые проходил записанный маршрут. Пример растеризации представлен на Рисунок 11.

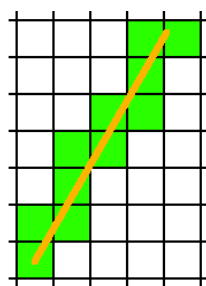


Рисунок 11. Пример растеризации прямой

Такой подход позволяет уйти от сравнения чисел с плавающей точкой, представляющих координаты в пространстве, к сравнению отмеченных на сетке областей.

Для реализации этого метода необходимо наложить координатную сетку, заранее определив её шаг (поскольку область применения этого метода – «дискретизация» GPS координат, которые могут быть получены с погрешность около 5 – 15 метров в зависимости от погодных условий, местоположения, окружения, количества доступных спутников и качества сигнала, то идеальным размером сетки будут именно те значения, которые лежат в этом диапазоне).

Следующим шагом является применение алгоритма, основная задача которого – аппроксимация отрезка. Для этого существует несколько популярных алгоритмов, одним из самых известных является алгоритм Брезенхэма, особенность которого состоит в том, что он использует лишь операции сложения и вычитания и целочисленную арифметику. Благодаря этому удастся достичь достаточно высоких показаний производительности и эффективности.

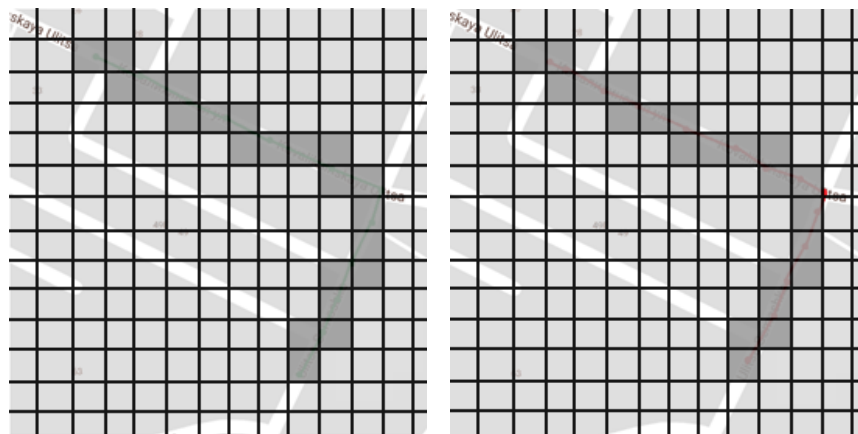


Рисунок 12. Применение растрезации к маршрутам на карте

Как видно на рисунке 12, теперь для маршрутов, записанных для одних и тех же дорог, большинство ячеек наложенной сетки перекрывается, что позволяет достаточно точно оценить схожесть маршрутов.

Таким образом, к преимуществам этого метода можно отнести следующие особенности:

- Достаточно точное определение участков пересечения
- Возможность определять точность, с которой будет производиться
- Наличие нескольких существующих алгоритмов аппроксимации отрезков маршрута

Однако метод не лишен и недостатков:

- Высокие требования к производительности
- Необходимость хранения в базе данных вспомогательной информации для обеспечения работы алгоритма применительно к любому количеству пересечений и маршрутов

Идея реализации второго метода возникла в результате анализа методов и особенностей представления карт. Эта особенность заключается в том, что структура данных для работы с картографическим сервисом представляет из себя группы точек, которые задают отрезки – дороги.



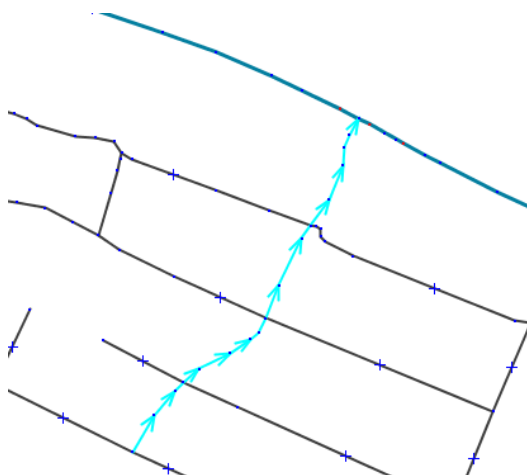


Рисунок 13. Устройство дороги в картографической системе

Из Рисунка 13 видно, что хорошим решением будет использовать за основу точки, формирующие геометрию дороги.

Опираясь на эту особенность и имея точки записанного маршрута можно наверняка определить, через какие дороги (улицы) или их части пролегает пройденный маршрут.

При этом возникает следующая сложность, когда координаты, получаемые устройством, будут находиться достаточно далеко от ближайшей дороги. Такое может возникнуть по нескольким причинам:

- 1) Из-за особенностей работы GPS приемника, который не всегда гарантирует и обеспечивает достаточно высокую точность получения географических координат
- 2) Неточность картографических сервисов (так, не часто, но встречаются ситуации, когда привязка координат дороги «съезжает» на незначительное расстояние от реального физического расположения объекта)

С целью борьбы с вышеуказанными трудностями было принято решение использовать публичный API Open Source Routing Machine [15] сервис.

OSRM сочетает в себе сложные алгоритмы маршрутизации с открытыми и бесплатными данными дорожной сети проекта OpenStreetMap (OSM) [16]. Отличительной чертой является то, что вычисление кратчайшего пути в сети континентального размера может занять до нескольких секунд, если оно выполняется без техники ускорения. OSRM использует реализацию иерархий сокращений, может вычислять и выводить кратчайший путь между любым источником и пунктом назначения в течение нескольких миллисекунд, в результате чего вычисление чистого маршрута занимает гораздо меньше времени. Большинство усилий тратится на аннотирование маршрута и передачу геометрии по сети. Поскольку он разработан с учетом совместимости с OpenStreetMap, файлы данных OSM могут быть легко импортированы.

Кроме того, сервис также предоставляет практичный API, позволяющий удобно получить проекцию произвольной точки на ближайший к ней отрезок дороги. Именно эта функция сервиса используется для привязки пройденного маршрута к существующим дорогам.

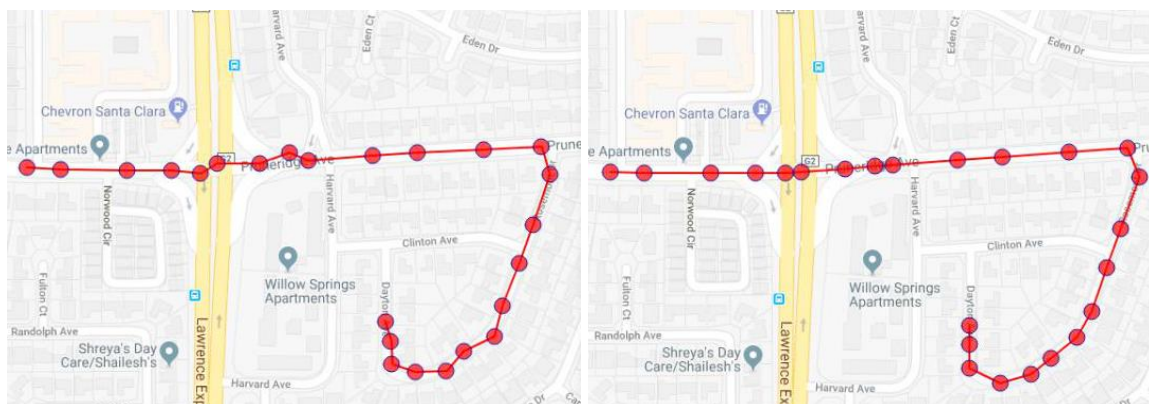


Рисунок 14. Результат обработки точек трека и их привязки к дороге

Рассмотрим Рисунок 14 подробнее: слева представлено изображение дороги в картографической системе, изображены координаты, которые были получены с клиентского устройства в результате записи маршрута. На этой части рисунка видно, что точки не всегда принадлежат непосредственно дороге, и часто возникает ситуация, когда они находятся рядом с ней.

В то же время на Рисунке 14 справа изображен результат обработки полученных координат, на котором видно, что все точки маршрута «притянулись» к ближайшим отрезкам дорог.

Другим преимуществом использования OSRM сервиса является то, что сервер возвращает также список с картографическими отрезками дороги, которые характеризуют отрезок маршрута, заключенный между соседними точками. Получив эти значения не составляет труда однозначно определить, к какой именно дороге относится рассматриваемая точка.

Исходя из другой особенности хранения картографических данных, которая заключается в том, что каждая узловая точка, описывающая дорогу, а также и сама дорога имеют уникальные идентификаторы в базе данных, можно достоверно определить, по каким именно участкам дорог были пройдены пути разных пользователей системы.

Таким образом, к преимуществам этого метода можно отнести следующие особенности:

- Наличие готового API, которое позволяет упростить решение части задач

- Активное развитие продукта OSRM, что в дальнейшем может обеспечить более быстрое добавление новых функций в систему мониторинга качества дорожного покрытия
- Большая производительность за счёт иного подхода к задаче и наличия оптимизаций
- Возможность развернуть сервер OSRM на локальном компьютере, предварительно загрузив карты местности
- Наличие вспомогательной картографической информации (такой как узлы дороги, уникальные идентификаторы, названия географических объектов и прочее)

К недостаткам метода можно отнести:

- Зависимость разрабатываемого проекта от сторонней библиотеки

Проведя сравнение двух методов, позволяющих определить участки пересечения разных записанных отрезков маршрутов, было принято решение остановиться на использовании второго подхода. Определяющими фактором при выборе послужили два важных момента.

Во-первых, гораздо более высокая производительность второго решения в сравнении с первым. Так, при анализе маршрута длиной порядка 30 км, время первого метода составляло 3 секунды, в то время как второй метод обеспечил скорость в 0.3 секунды. Таким образом, разница в скорости работы составляет ~10 раз.

Во-вторых, второй подход позволил получить вспомогательную информацию, такую как географические координаты узлов дорог, их протяженность. Поскольку эта информация в любом случае была бы необходима для дальнейшей обработки маршрутов, то получение её на текущем шаге является так же большим достоинством и избавляет от необходимости делать это в дальнейшем какими-либо другими решениями.

Исходя из выбора подхода, был разработан следующий алгоритм:

- 1) Используя Open Street Routing Machine API обеспечить сопоставление полученных координат с ближайшими отрезками дорог
- 2) Определить уникальный идентификатор участка дороги, к которому была «притянута» каждая из точек пройденного маршрута
- 3) Сохранить в единую базу данных всю полученную информацию о сопоставленных точках и уникальных идентификаторах дорог

В результате вышеописанного алгоритма в базе данных появляются записи об обработанном маршруте и уникальных идентификатором дорог, по которому он был проложен.

Таким образом, когда поступает запрос на отображение данных на карте дорожной сети, происходит обращение к базе данных, где производится запрос на извлечение данных указанных дорог. Если в базе данных имеется информация о запрошенных дорогах, то также необходимо получить из неё их узловые точки.

После получения списка узловых точек для запрошенных дорог происходит их деление на участки указанной протяженности (в текущем варианте это отрезки, имеющие длину 20 метров). Это необходимо для формирования дополнительных точек, между которыми и будет отображаться качества дорожного покрытия конкретного участка дороги.

На последнем этапе происходит запрос в базу данных, откуда поступает информация о всех имеющихся данных для участка дороги, имеющего уникальный идентификатор.

После получения всех данных их необходимо правильно отобразить, используя для этого ранее созданные вспомогательные точки. Так, все значения всех точек данных на каждом из отрезков «притягиваются» к вспомогательным точкам.

Поскольку каждой из вспомогательных точек в соответствие ставится сразу несколько точек, представляющих обрабатываемые данные, а также информация берется по всем записанным маршрутам, их необходимо правильно обработать и подготовить для отображения.

Для того, чтобы отображаемые данные отражали как можно более достоверную и точную информации о качестве дорожного покрытия, было принято решение использовать пороговое процентное отношение для каждого из трёх существующих типов неровностей.

*Таблица 2. Процентные отношения*

Состояние	Приоритет	Количественное отношение, проценты
Большие выбоины	I	5
Мелкие неровности	II	10
Хорошее	III	85

Также было решено ввести систему приоритетов, которая бы позволяла предоставлять более точную информацию о качестве дороги на рассматриваемом отрезке пути. Так, например, при наличии на участке только двух типов оценок «большие выбоины» и «хорошее» и их значениях количественного отношения в величине 8% и 92% соответственно, рассматриваемый участок дороги был отмечен как имеющий плохое качество дорожного покрытия, что позволило бы своевременно предупредить водителя о приближении к опасному участку для принятия действий по снижению скорости и привлечения его внимания.

## 2.2. Модель нейронной сети для оценки качества дорожного покрытия

Для обучения нейронной сети необходимо правильно подготовить и разметить собранные данные. На рис. 15 представлен отрезок записанного трека, где по оси x отложено время, а по оси y – значение ускорения в каждый момент времени.

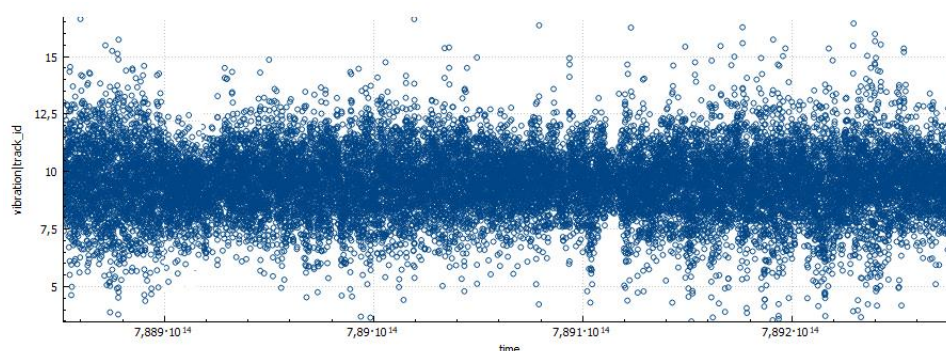


Рисунок 15. График уровня вибраций для отрезка маршрута

Из графика видно, что в некоторые моменты времени уровень вибраций гораздо более высокий, чем средние показатели. Именно этим «выбросам» соответствуют неровности на дороге.

Для дальнейшей работы с данными необходимо произвести разметку. Так, каждому интервалу времени на графике присваивается определенный класс, описывающий качество участка дороги в определенный момент времени.

Для работы было решено выделить четыре класса объектов, которые будет способна распознавать нейронная сеть:

- Хорошие дороги – хорошее состояние асфальтового полотна, полное отсутствие видимых дефектов, либо их наличие в незначительном количестве, при этом допускается наличие небольших продольных или поперечных трещин величиной не более 10 мм и перепадом высоты (глубиной или возвышением) не более 5 миллиметров

- Мелкие неровности – явные и ощутимые неровности, выбоины величиной не более 50 мм и глубиной не более 15мм, также сюда относятся трещины в дорожном покрытии, размер которых более 10 мм, а глубина – более 5 миллиметров
- Существенные неровности – ямы и выбоины глубиной более 30 мм, имеющие достаточно большую площадь (более 0.5 квадратных метра), острые и резкие края
- Искусственные неровности

### 2.2.1. Разметка данных

Для разметки данных было разработано небольшое web-приложение, позволяющее просматривать каждый из записанных маршрутов и размечать нужные участки дорог, присваивая им определенные классы. Также для удобства можно просмотреть информацию о каждой точке данных, наведя на них мышкой (на экране отобразится id, координаты, значения показания акселерометра). Также для удобства разметчика схема маршрута окрашивается в цвета предположительных классов на основе весовых коэффициентов, которые используются и описывались в разделе мобильного приложения.



Рисунок 16. Веб-приложение для разметки

Кроме того, система является достаточно гибкой для того, чтобы в дальнейшем расширить её дополнительными классами, такими как «канализационный люк», «железнодорожный переезд» и другие. Для добавления этих классов необходимо собрать и разметить еще больше данных.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист 34
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

### 2.2.2. Извлечение признаков

Другим важным этапом подготовки данных является извлечение признаков, так как предобработанные данные по-прежнему не могут быть использованы сами по себе для классификации.

Для извлечения признаков был выбран метод оконного преобразования Фурье [17, 18], особенностью которого является использование оконного преобразования Фурье с движущейся по сигналу оконной функцией. В таком случае временной интервал разделяется на подынтервалы, и преобразование Фурье выполняется для каждого из подынтервалов в отдельности, при этом в каждом из них сигнал считается стационарным. Результатом является семейство спектров, которым отображается изменение спектра сигнала по интервалам сдвига окна.

$$S(\omega, b_k) = \int_{-\infty}^{\infty} s(t) \omega * (t - b_k) e^{-j\omega t} dt. \quad (7)$$

При применении преобразования Фурье для извлечения признаков для определения качества дорожного покрытия, обработке будут подлежать последовательность вибраций, записанных мобильным устройством, рассматриваемые на определенном дорожном интервале на расстоянии нескольких метров. Алгоритм ДПФ или БПФ может преобразовывать этот дискретный сигнал во временной области в частотную область [19, 20].

Так, после применения преобразования Фурье к следующему сигналу на Рисунке 17.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						35
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		



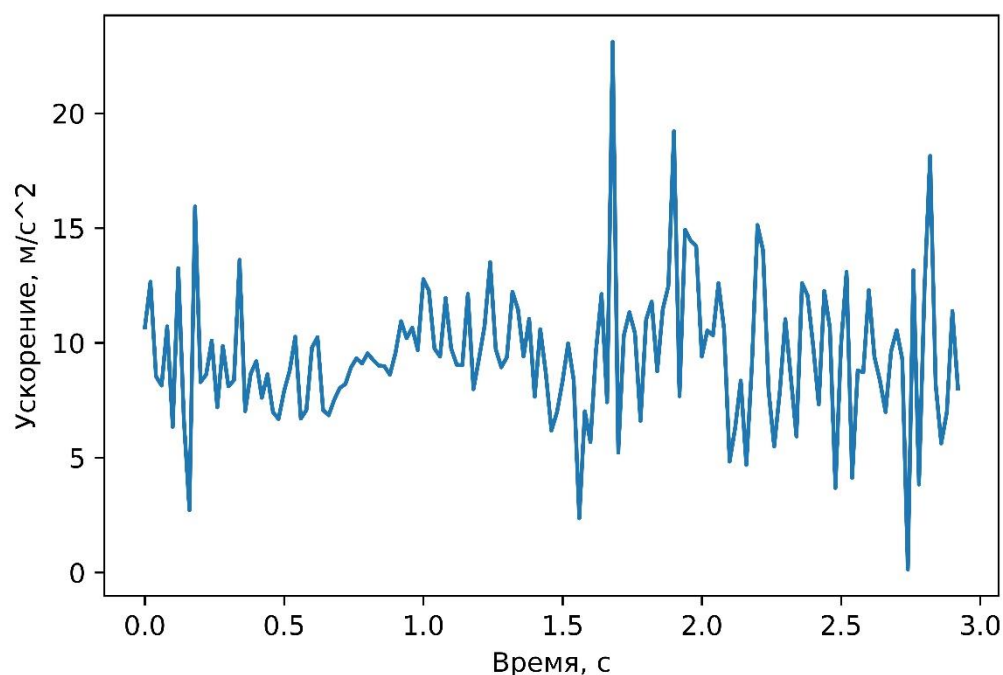


Рисунок 17. Исходный сигнал

Был получен график магнитуды (Рисунок 18), из которого видно, что исходный сигнал на интервале 5 метров состоит из тысяч разных колебаний, зафиксированных акселерометром устройства. Как видно из рисунка, в большинстве преобладают низкие гармоники, но поскольку рассматриваемый участок – это участок неровной дороги, на графике также отмечаются существенные колебания гармоник.



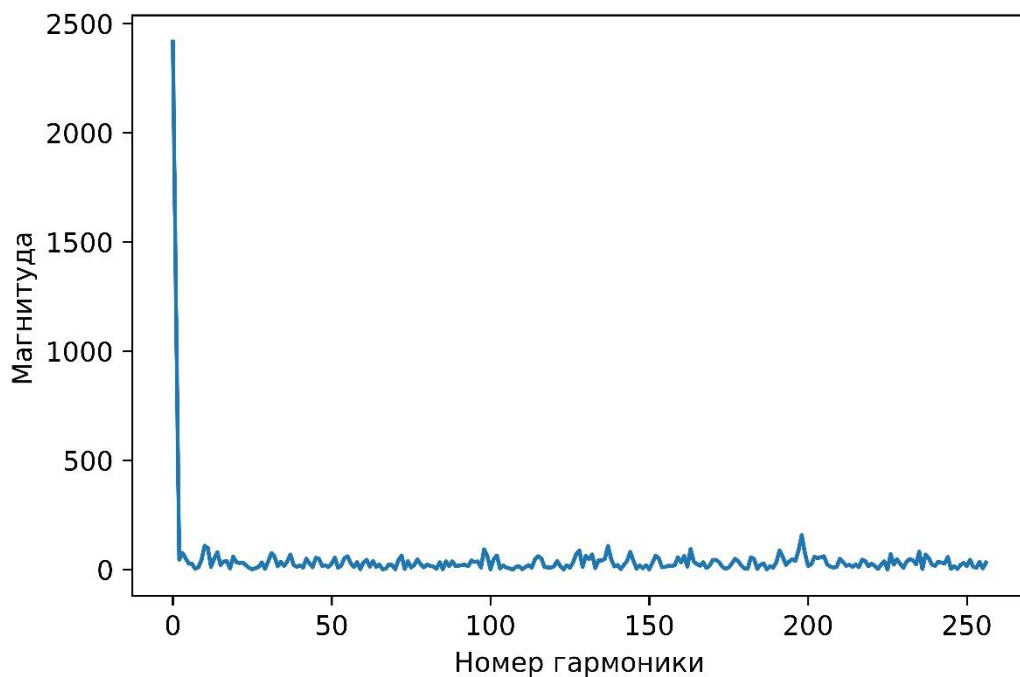


Рисунок 18. Результат применения преобразования Фурье

Таким образом, итоговую схему обработки данных можно представить следующим образом:



Рисунок 19. Схема извлечения признаков для классификации

В результате извлечения признаков объектов были получены описания двух классов, представленных на Рисунке 20.

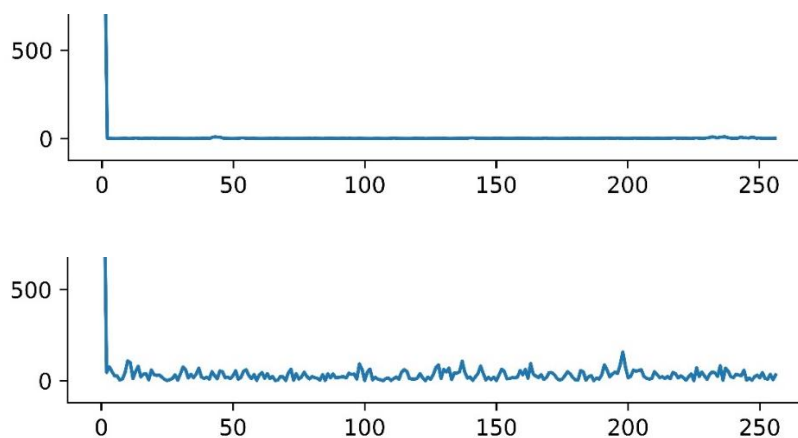


Рисунок 20. Признаки классов (сверху - ровная дорога, снизу - неровности)

Как видно из Рисунке 20, на обоих участках дороги в большинстве преобладают низкие гармоники, однако, на неровном участке возникают гораздо более значительные колебания. Именно эти колебания будут служить основными признаками для классификации типа дорожной неровности.

Также во время тестирования системы была выявлена зависимость уровня фиксируемых вибраций от скорости движения. Так, например, на достаточно большой скорости проезд по глубокой яме, но не широкой яме, ощущается более мягко, чем проезд по тому же самому месту на средней скорости.

Из-за влияния скорости на фиксируемые акселерометром данные было принято решение использовать среднюю скорость на рассматриваемом участке как дополнительный признак на входе нейронной сети. Кроме того, она также может помочь правильно классифицировать такие типичные препятствия как искусственные неровности, перед которым водители обычно снижают скорость.

Таким образом, на вход нейронная сеть принимает две группы признаков:

- Разложенный на спектр входной сигнал
- Среднюю скорость движения на рассматриваемом участке

Поскольку данная задача является достаточно простой с точки зрения классификации, было принято решение использовать простую полносвязную нейронную сеть, содержащую в себе 5 полносвязных слоев по 256, 256, 128, 128 и 4 нейрона соответственно. Архитектура нейронной сети представлена на рисунке 28.

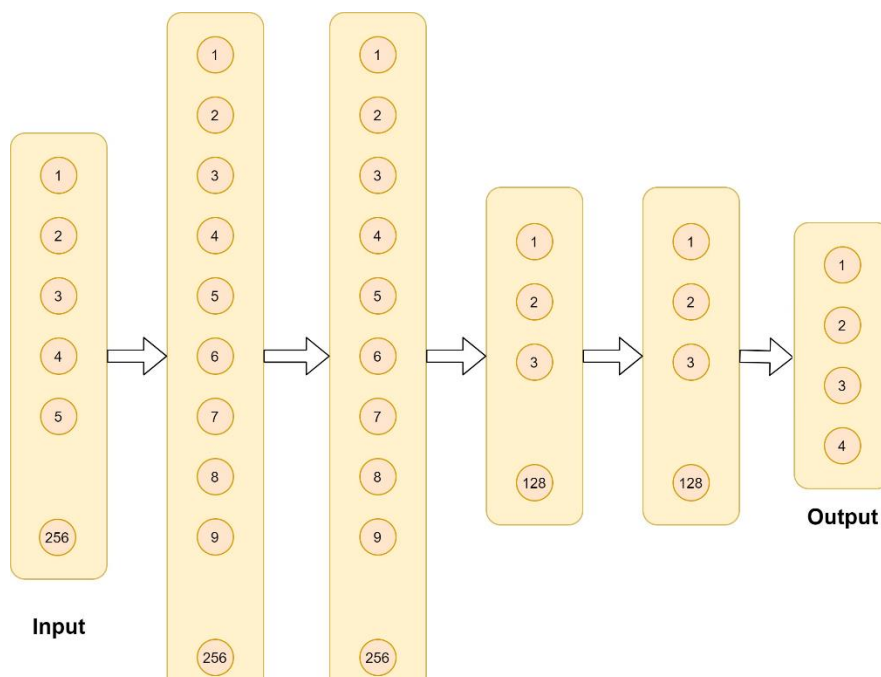


Рисунок 21. Архитектура нейронной сети

Для обучения и оценки алгоритма была собрана база данных, состоящая из 2000 участков дорог разных классов, размеченных вручную. Данные, собранные в этом наборе были получены на разных участках дорог и на различных скоростях.

Набор данных был разделен на две части: 90% составила тренировочная выборка, и 10% - тестовая. На тренировочной выборке модель нейронной сети обучается классифицировать типы объектов, а тестовая выборка будет использована для проведения оценки точности работы алгоритма. Итоговое количество тренировочных классов объектов «хорошие дороги», «мелкие неровности», «существенные неровности», «искусственные неровности» составляет 550, 550, 550 и 350 объектов соответственно.

### 2.3. Реализация мобильного приложения

Рассмотрим реализация мобильного приложения подробнее. Данное приложение было реализовано на языке программирования Java для операционной системы Android [21]. С точки зрения архитектуры основной упор был сделан на проектирование архитектуры в виде модульной структуры, благодаря чему удалось достичь высокой гибкости и масштабируемости приложения.

Мобильное приложение, используемое для сбора сведений о качестве дороги, состоит из трех независимых экранов.

На первом экране отображается карта для записи маршрута, а также кнопка «Старт» после нажатия на которую запустятся модули GPS и акселерометр и начнется сбор сведений.



Рисунок 22. Главный экран приложения

Второй экран служит для отображения общего списка пройденных маршрутов, где каждый из пройденных путей имеет своё уникальное имя. Кроме того, для дополнительного

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист 39
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

удобства пользователей для каждой из записей отображается дата создания, протяженность маршрута, а также его длительность.

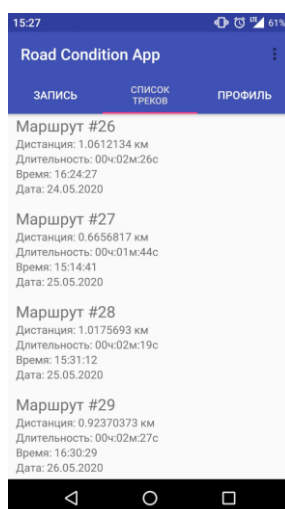


Рисунок 23. Список личных маршрутов

Также на этом экране доступны и другие действия, так, можно выбрать любой маршрут из списка и нажатием по нему развернуть на весь экран, что даст возможность более подробно ознакомиться с пройденным путём. Другой возможностью является произвести удаление ненужной записи долгим удержанием по ней в списке.

Третий экран приложения используется для отображения дополнительной информации и пользователя. На нём представлен аватар пользователя и обобщенная информация о его поездках. Например, общее время, проведенное в пути, общее пройденное расстояние в километрах, а также среднее качество пройденных дорог.

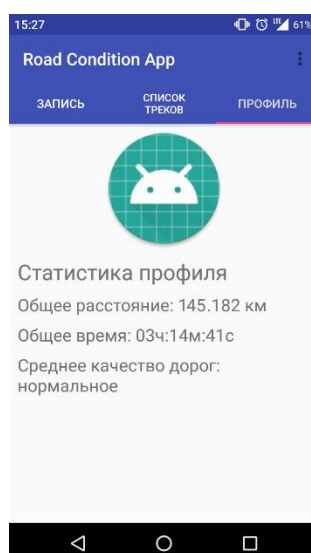


Рисунок 24. Информационный экран

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист 40
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

Следствием применения независимых друг от друга модулей стала высокая отказоустойчивость системы: при невозможности функционирования какого-либо модуля, вся система не потеряет работоспособность. Так, в случае отсутствия Интернет-соединения программа продолжит исправно функционировать, за исключением исполнения сетевых функций.

Также при дальнейшем расширении функциональности программного продукта будет отсутствовать необходимость в переписывании всего кода мобильного приложения: для добавления поддержки новых функций достаточно будет только создать новый модуль и реализовать поддержку желаемых операций.

Другим важным плюсом модульного подхода является удобство совместной работы над проектом в команде: это позволяет распределить задачи по модулям и разрабатывать их независимо, кроме того, в таком случае с разработчиков снимается обязательное требование о знании внутренних тонкостей реализации того или иного модуля: для использования необходимой функциональности нужно лишь использовать уже готовые внешние интерфейсы для работы с модулем. Это позволяет достичь высокий уровень абстракции и разделить проект на независимые друг от друга уровни.

### **3.3.1. Структура и назначение модулей системы**

Основным модулем является центральный модуль приложения. Он выступает своего рода «ядром» программы, которое координирует всё взаимодействие между другими независимыми модулями, а также взаимодействует с операционной системой: содержит информацию о необходимых правах доступа и разрешениях, а также запрашивает их.

Центральный модуль также отвечает за запуск необходимых модулей в нужный момент времени, а также за завершение или приостановление их работы.

Другой важной особенностью функционирования центрального модуля системы является то, что он сохраняет свою работоспособность даже в фоне при переключении пользователем на другое приложение, это необходимо для того, чтобы приложение продолжало работать, если экран смартфона был заблокирован или было выбрано другое приложение.

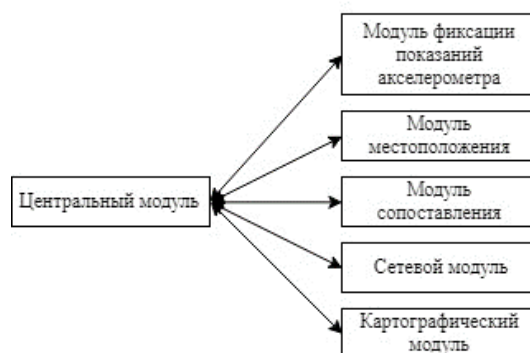


Рисунок 25. Центральный модуль системы

Другим важным модулем является модуль обнаружения и анализа вибраций, которые фиксируются акселерометром. Его основное предназначение заключается в получении сведений с аппаратного компонента устройства – акселерометра, а также обработке этих сведений.

Частота получения данных зависит от устройства, но всегда является максимально возможной (в среднем это значение порядка 100Гц), чтобы обеспечить наибольшую точность классификации и избежать пропуска каких-либо важных для предсказания признаков.

Однако здесь стоит отметить то, что все данные, которые будут получены с акселерометра, будут находиться в системе координат устройства, а не в мировой системе координат. Используемые системы координат мобильного устройства представлены на рисунке 18.

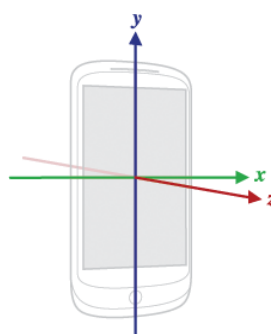


Рисунок 26. Привязка осей к смартфону

Как видно на рисунке 18, ось Z всегда направлена перпендикулярно экрану мобильного устройства.

С учетом этой особенности можно выделить два подхода для взаимодействия с приложением:

- Обязать пользователя мобильного приложения всегда располагать телефон горизонтально поверхности экранов вверх. Такой подход значительно снижает удобство и количество вариантов использования, а также делает информацию на экране устройства практически нечитаемой, так как пользоваться интерфейсом становится неудобно. Кроме того, использование такого подхода не гарантирует того, что пользователи всегда исключительно будут следовать рекомендациям по расположению смартфона в пространстве, что может привести к большому числу искаженных данных.

- Обеспечить конвертацию данных из одной системы координат (системы устройства) в другую систему координат (мировую, в которой ось  $Z$  всегда направлена перпендикулярно плоскости земли вверх). Этот вариант лишен недостатков первого: он предоставляет пользователю возможность выбрать удобное положение устройства и использовать произвольное удерживающее устройство.

Принимая во внимание сильные и слабые стороны обоих подходов было принято решение использовать второй метод.

Для реализации конвертации в систему координат мира необходимо располагать тремя величинами:

- Крен (также известный как Roll)
- Тангаж (Pitch)
- Азимут (Azimuth)

Эти три величины схематически изображены на Рисунке 18.

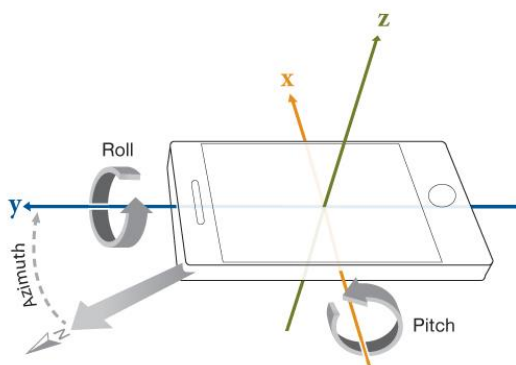


Рисунок 27. Всевозможные наклоны устройства

Для получения значений первых двух величин необходимо располагать показаниями акселерометра, а для измерения азимута – необходимо задействовать магнитный компас устройства.

Для расчета крена и тангажа операционная система Android предоставляет функцию `getRotationMatrix` из стандартного набора API. Эта функция позволяет получить матрицу

наклона и матрицу вращения, которая позволяет сконвертировать вектор из системы координат устройства в мировую систему координат, определение которого формулируется как прямой ортонормированный базис (ортogonalный базис – это базис, составленный из попарно ортogonalных векторов).

Далее полученные данные обрабатываются в несколько этапов:

- В первую очередь производится предварительная обработка данных, на которой происходит отсеивание аномальных значений, которые могут возникнуть на некоторых моделях устройств в силу несовершенства аппаратных составляющих
- На втором шаге происходит усреднение и объединение данных, чтобы сформировать обобщенную картину о качестве дороги в текущий момент времени
- На последнем этапе производится классификация полученных на предыдущем шаге данных. В результате чего каждой группе значений на основе заранее определенных коэффициентов и весов (полученных эмпирическим путем) присваивается категория, используемая для отображения текущего качества дороги на карте в режиме реального времени. Эти данные не являются окончательными и используются лишь для примерной оценки в настоящий момент.

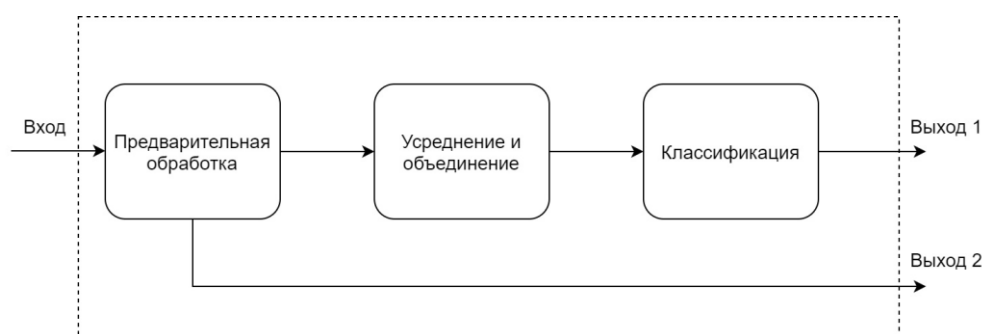


Рисунок 28 Схематическое изображение обработки данных

Таким образом, рассматриваемый модуль имеет две категории значений на выходе: первая категория данных включает в себя усредненный показатель уровня вибраций за 0,5 секунды и используется для отображения текущего состояния качества дорожного покрытия, а вторая, включающая в себя минимально предобработанные данные, - для дальнейшей их отправки на сервер и оценки с помощью классификатора с применением машинного обучения.

Также для функционирования системы необходимы данные о текущем местоположении – за это отвечает другой модуль системы – модуль определения местоположения.



Основное предназначение этого модуля – предоставление системе информации о текущем местоположении устройства. В результате обращения к аппаратным компонентам устройства, а именно – приёмнику спутникового сигнала навигации.

Частота и точность получения данных зависит от модуля приемника и погодных условий, но это будет происходить не чаще 1 секунды и 5 метров удаленности с прошлой точки получения сигнала.

Этот модуль генерирует информацию трех типов:

- 1) Текущие координаты в дробном формате в градусах (например, 56.326887, 44.005986), где знаками «+» и «-» могут обозначаться типы широты и долготы
- 2) Скорость в метрах в секунду
- 3) Временя получения спутникового сигнала в формате UTC в миллисекундах, начиная отсчет с 1 января 1970 года

На выходе модуль предоставляет структуру данных Location, в которой объединены три вышеуказанных объекта.

Другим важным модулем является модуль сопоставления данных.

Задача, возложенная на этот модуль, состоит в объединении данных, которые были получены от модуля определения местоположения и модуля фиксации вибраций.

Основная сложность функционирования этого модуля состоит в том, что поток приходящий на него информации неоднороден. Неизбежной является ситуация, при которой информация о вибрациях за промежуток времени будет поступать гораздо чаще, чем информация о местоположении.

Это происходит по нескольким причинам:

- Во-первых, спутниковая навигация допускает погрешность в пределах 5-15 метров, поэтому устройство, переместившееся в указанных пределах, может считаться находящимся на одном месте и не изменившим свои координаты.
- Во-вторых, частота получения данных о вибрациях существенно выше частоты обновления информации о текущем местоположении (и ограничена не только аппаратной составляющей устройства, но и рациональностью – более частые запросы местоположения будут расходовать запас аккумулятора существенно сильнее)

Для исправления этой проблемы, было принято решение производить интерполяцию значений местоположения. Графически эту проблему можно изобразить на временной шкале следующим образом.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						45
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

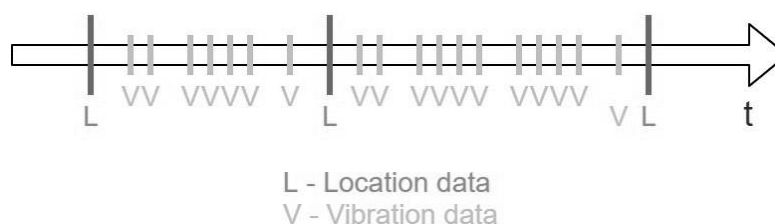


Рисунок 29. Проблема сопоставления данных

Вышеописанная задача выполняется модулем сопоставления данных. Для этого необходимо находить изменения между координатами, полученными в прошлый раз и только что полученными, после чего данные о вибрациях равномерно распределяются между этими точками и привязываются к координатам.

Кроме того, еще одна задача, которая выполняется этим модулем, напрямую связана с его названием – модуль объединяет значения вибрации, времени, координаты широты и долготы в одну единую структуру данных, которая выдается на выходе.

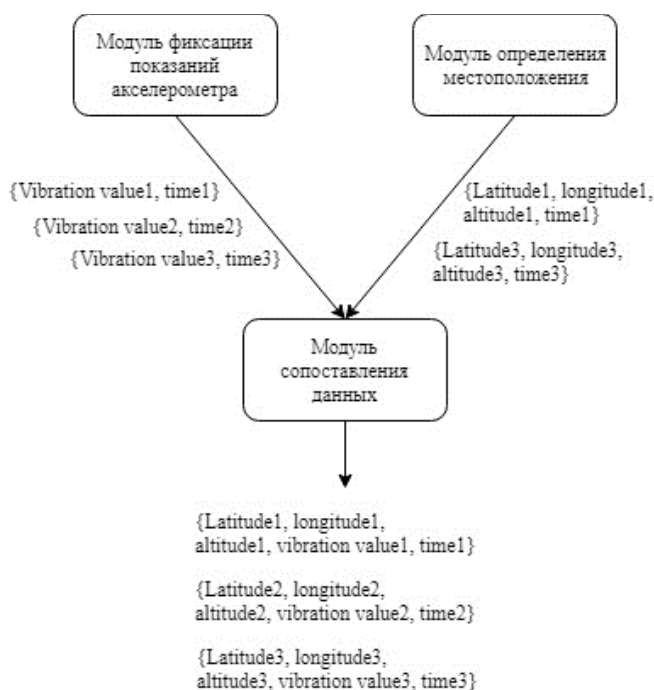


Рисунок 30. Модуль сопоставления данных

Использование обобщенной структуры данных в дальнейшем упрощает работу с информацией и облегчает её хранение.

Сетевой модуль является неотъемлемой частью клиент-серверного приложения.

В задачи этого модуля входит обращение к удаленным ресурсам, получение информации от них, а также загрузка и передача данных. В текущем варианте

использования данный модуль отправляет POST запрос, содержащий json файл, в котором находится полученные в результате записи маршрута данные о качестве дороги.

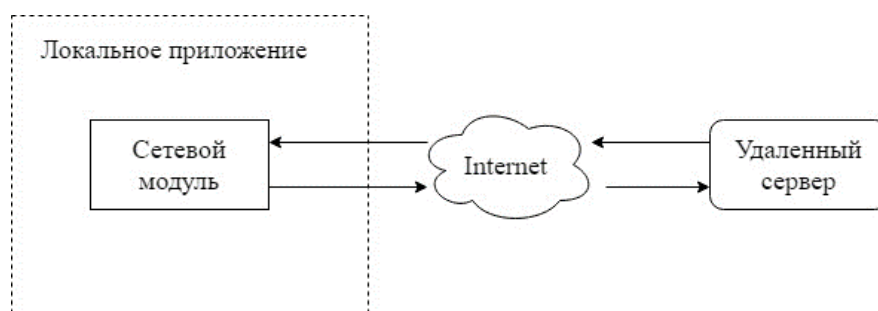


Рисунок 31. Сетевой модуль

Другой не менее важный модуль – это картографический модуль.

Основная задача модуля – это предоставление объекта «Карта» для отображения её в мобильном приложении.

Кроме того, в задача, которые выполняются картографическим модулем входит и отображения картографических данных на объекте «Карта». Сюда входит как отображение текущего местоположения, так и записанного маршрута.

Данный модуль реализуется посредством Google Map API [22], являющимся набором интерфейсов прикладного программирования, разработанного компаний Google, которые обеспечивают связь со Службами Google и их интеграцию с другими службами.

Использование Google Map API для отображения данных имеет ряд преимуществ:

- Наличие встроенных средств для отображения примитивов на карте (точки, отрезки), которые поддерживают некоторые возможности по изменению вида (цвет, прозрачность)
- Широкий список возможностей взаимодействия с картой (так, например, для настройки масштаба доступно сразу три опции: наэкранными кнопками, с использованием мультитача (посредством сведения/разведения двух пальцев), с помощью удержания, а затем движения пальца вверх/вниз)
- Возможность выбора стиля отображения карты (карта, спутник, гибрид)
- Единый интерфейс пользователя во всей системе (внешний вид и переключатели будут знакомы пользователю из предыдущего опыта взаимодействия с картографическими приложениями)

Последний из «обслуживающих модулей» - модуль доступа к базе данных.

Этот модуль мобильного приложения реализует интерфейс доступа к локальной базе данных, которая располагается на устройстве. Эта база данных используется для хранения информации о треках, которые были записаны на данном устройстве.

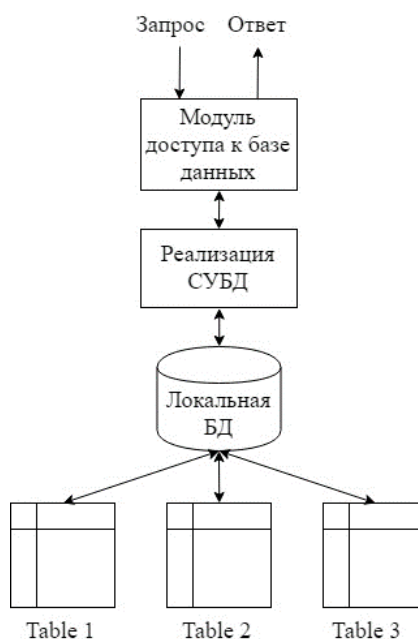


Рисунок 32. Модуль баз данных

В базе данных используется реляционный подход к организации информации. Она включает в себя 4 таблицы (две из которых являются служебными). Рассмотрим подробнее каждую из таблиц:

Таблица TracksData необходима для хранения информации о данных каждого из маршрутов и включает в себя следующие поля:

- id (integer) – обеспечивает уникальный id и является первичным ключом
- lat (float) – информация о широте
- lon (float) – информация о долготе
- alt (float) – информация о высоте
- vibration (float) – поле используется для хранения информации об уровнях вибрации
- time (integer) – поле необходимое для записи времени события
- track\_id (integer) – это поле отвечает за связывание с таблицей TracksInfo

Таблица TracksInfo используется для хранения информации о каждом записанном треке в отдельности и состоит из следующих полей:

- id (integer) – обеспечивает уникальный id и является первичным ключом
- name (text) – имя трека; при сохранении записи маршрута пользователю предоставляется возможность изменить имя (либо оно сгенерируется само, для чего будет использована текущая дата)

- time (time) – поле используется для хранения данных о времени начала маршрута
- date (date) – аналогично предыдущему хранит дату начала записи маршрута
- distance (float) – данное поле используется для хранения длины пройденного маршрута в метрах
- duration (integer) – это поле содержит описание длительности маршрута

Все эти архитектурные решения помогают избежать одной из самых важных и сложных проблем: с ростом функциональности, объема кода, как правило, значительно возрастает и сложность проекта, его запутанность, а порой для добавления той или иной функциональности приходится полностью переделывать какие-то готовые участки и уже функционирующие решения.

Модульный же подход позволяет избежать всех вышеописанных проблем и сложностей, что позволяет считать его удачным и правильным решением. Таким образом, в результате организации подобной структуры мобильного приложения удастся достичь не только свободы и гибкости, но, что не менее важно, и централизованной структуры – что очень удобно в большом проекте.

### 2.3.2. Многопоточная реализация приложения

Исходя из того, что у приложения есть несколько независимых друг от друга подзадач, было принято решение реализовать каждую из них в отдельном самостоятельном потоке, таким образом, было сформировано три потока:

- Главный поток, который отвечает за отображение графического интерфейса пользователя, а также реагирует на его действия с приложением. Использование отдельного потока для интерфейса взаимодействия с пользователем гарантирует, что отклик на действия пользователя будет таким быстрым, насколько это возможно.
- Поток для записи маршрута – данный поток используется для обеспечения записи маршрута и запускается сразу же, как пользователь нажимает кнопку старта записи
- Поток для сетевых функций приложения. Поскольку при выполнении сетевых функций заранее неизвестно то, насколько долго будет исполняться тот или иной сетевой запрос, и насколько быстрым будет ответ сервера, было решено выделить сетевые функции в отдельный поток, который не будет влиять на исполнение приложением других функций.

Кроме того, выделение функции записи маршрута в отдельный поток было обусловлено также и особенностью жизненного цикла приложений в операционной системе Android, которая заключается в том, что при работе приложения в фоновом режиме, система хоть и будет стараться обеспечить как можно более долгое нахождение процесса в

памяти, но не гарантирует этого, поскольку в любой момент времени может появиться процесс переднего плана, который будет более требователен к системным ресурсам.

Для определения важности процессов система Android использует систему приоритетов, позволяющую ей оценивать важность запущенных процессов. Всего выделяют пять разных категорий приоритетов:

- Процессы переднего плана – это процессы первого приоритете, основной особенностью которых является то, что именно с ними в настоящий момент времени взаимодействует пользователь. Этим процессам присваивается максимальная важность для обеспечения лучшего пользовательского опыта: быстрого и своевременного отклика на действия. Обычно такой процесс является единственным
- Видимые процессы – процессы, которые хоть и не содержат в себе компонентов переднего плана, но по-прежнему влияют на показ элементов на экране
- Служебные процессы (сервисы) – к таким процессам, как правило, относятся сервисы, которые подразумевают достаточно длительное нахождение в памяти
- Фоновый процесс – это процесс, который выполняет определенные действия, но остается невидим для пользователя. К таким процессам зачастую относятся процессы переднего плана, которые были приостановлены
- Пустой процесс – процесс, который не содержит в себе компонентов активного приложения, а его нахождение в памяти необходимо только для того, чтобы уменьшить время повторного запуска приложения

Стоит отметить то, что изначально все функции приложения исполняются в одном главном потоке, поэтому есть вероятность того, что при перемещении процесса приложения в фон, оно в дальнейшем может быть выгружено системой из памяти. Для того, чтобы избежать такого поведения, было решено выделить функцию записи маршрута в отдельный сервис, что позволило изменением приоритета с 4 до 3 при переходе в фоновый режим снизить вероятность преждевременного завершения процесса.

Кроме того, согласно другой особенности работы операционной системы Android, приложения, которые выводят какие-либо уведомления в список уведомлений также считаются более приоритетными, поскольку являются частично видимыми для пользователя. Поэтому для информирования пользователя о процессе записи маршрута, а также для увеличения важности процесса, мобильное приложение в процессе работы выводит соответствующее уведомление в панель уведомлений.

При этом в системе Android существует два вида сервисов: привязанные и запущенные, основные их отличия в том, что первая служба предоставляет удобный интерфейс взаимодействия, но при этом её жизненный цикл ограничивается длительностью существования создавшего её компонента, а вторая продолжает работать настолько долго, на сколько это возможно, но при этом не предоставляет удобного интерфейса взаимодействия со службой из главного потока.

Поскольку оба типа служб содержат в себе важные для функционирования приложения особенности, в разработке была применена гибридная система, которая обеспечила как удобный интерфейс взаимодействия с потоком, так и максимально долгую продолжительность работы в фоновом режиме.

## **Выводы по главе 2**

В данной главе были рассмотрены ключевые алгоритмы системы определения качества дорожного покрытия, включающих в себя как описание серверных функций, так и мобильного приложения. Была рассмотрена и аргументирована архитектура программного продукта и целесообразность использования описываемых методов и подходов. Также была описана используемая в проекте модель нейронной сети, методы сбора, разметки и обработки данных.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						51
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

### Глава 3. Вычислительный эксперимент

Проведение вычислительного эксперимента является одним из самых важных и неотъемлемых этапов разработки нового метода. Благодаря ему появляется возможность проанализировать качество и состоятельность предлагаемого в настоящей работе метода, произвести сравнение с уже имеющимися решениями, оценить необходимость доработки и целесообразность дальнейшего развития и применения метода на практике. В данной главе будет приведено описание вычислительного эксперимента, а также рассмотрены полученные результаты.

#### 3.1. Описание эксперимента

Для проведения эксперимента была собрана и размечена информация о 500 участках автомобильных дорог, ограниченных четырьмя различными скоростными режимами, охватывающими основные категории дорог общего пользования (придомовые и дворовые территории, городские дороги, загородные участки трасс):

- До 20 км/ч
- От 20 до 25 км/ч
- От 50 до 60 км/ч
- От 80 до 90 км/ч

Собранные данные по участкам дорог можно отнести к 5 различным классам:

- Хорошие дороги – хорошее состояние асфальтового полотна, полное отсутствие видимых дефектов, либо их наличие в незначительном количестве, при этом допускается наличие небольших продольных или поперечных трещин величиной не более 10 мм и перепадом высоты (глубиной или возвышением) не более 5 миллиметров
- Мелкие неровности – явные и ощутимые неровности, выбоины величиной не более 50 мм и глубиной не более 15мм, также сюда относятся трещины в дорожном покрытии, размер которых более 10 мм, а глубина – более 5 миллиметров
- Существенные неровности – ямы и выбоины глубиной более 30 мм, имеющие достаточно большую площадь (более 0.5 квадратных метра), острые и резкие края
- Искусственные неровности
- Трамвайные пути (эти данные были собраны для того, чтобы провести проверку того, как классификация будет работать на тех объектах, для которых изначально не предназначена)

В Таблице 3 приведено количественное распределение тестовых данных по классам:

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						52
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		



Таблица 3. Количество тестовых данных

Класс	До 20 км/ч	От 20 км/ч до 25 км/ч	От 50 км/ч до 60 км/ч	От 80 км/ч до 90 км/ч	Итого
Хорошие дороги	40	41	43	42	166
Мелкие неровности	37	37	37	37	148
Существенные неровности	25	25	26	26	102
Искусственные неровности	32	32	5	0	69
Трамвайные пути	5	5	5	0	15

Также будет протестировано оптимальное значение рассматриваемого интервала среди трех значений:

- 3 метра
- 5 метров
- 7 метров

Кроме того, для проверки системы на устойчивость к внешнему шуму, который может возникать из-за внешних причин, таких как «выбросы» при работе акселерометра, какие-либо оставшиеся после фильтрации вибрации от работы двигателя, будут искусственно наложены шумы на исходный сигнал трех величин:

- Искажение 3% сигнала
- Искажение 5% сигнала
- Искажение 10% сигнала

### 3.2. Постановка вычислительного эксперимента

Для выполнения вычислительного эксперимента из тестовой выборки случайным образом было выбрано 500 отрезков дорог, данные которых были собраны на различных скоростях и принадлежащим к различным классам.

Также для проверки того, как система будет обрабатывать неизвестные ей классы, был добавлен класс трамвайных путей, которые аналогично существующим классам имеет свой уникальный вибрационный портрет.

Приведем все возможные варианты распознавания для классификатора:

- 1) Классифицируемому объекту присвоен класс, к которому объект в действительности принадлежит (True Positive)
- 2) Классифицируемому объекту присвоен класс, к которому объект в действительности не принадлежит (False Positive)
- 3) Классифицируемому объекту не присвоен класс, к которому объект в действительности принадлежит (False Negative)
- 4) Классифицируемому объекту не присвоен класс, к которому объект в действительности не принадлежит (True Negative)

Среди приведенных вариантов работы классификатора результаты под номерами 1 и 4 будут считаться корректной работой алгоритма, а варианты 2 и 3 представлять ошибки первого (ложноположительные срабатывания) и второго рода (ложноотрицательные срабатывания).

Таким образом, оценка точности классификации будет проводиться следующим образом: для каждой из обозначенных выше протяженности интервалов будут протестированы разные варианты скорости, после чего лучший результат будет протестирован на устойчивость к шумам.

Для оценки качества классификации для каждой из комбинаций параметров будет рассчитана метрика F-score относительно каждого класса по следующей формуле:

$$F\beta = (1 + \beta^2) \frac{Precision \cdot Recall}{\beta^2 \cdot Precision + Recall}, \quad (8)$$

где  $Precision = \frac{TP}{TP+FP}$ , что выражает долю объектов класса среди объектов, определенных классификатором за этот класс. А  $Recall = \frac{TP}{TP+FN}$  выражает долю найденных объектов класса относительно общего числа объектов класса. Другими словами, показывает, насколько хорошо классификатор определяет объекты из класса.

### 3.3. Анализ результатов вычислительного эксперимента

Данный раздел содержит в себе таблицы, отражающие результаты вычислительного эксперимента, проведенного в соответствии с вышеописанными условиями.

Начнем рассмотрение результатов с Таблиц 4, 5 и 6 в которых приведены результаты точности для классифицируемого отрезков длин дорог 3, 5 и 7 метров.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						54
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

Таблица 4. Измерение F-score для длины отрезка = 3 метрам

	До 20 км/ч	От 20 км/ч до 25 км/ч	От 50 км/ч до 60 км/ч	От 80 км/ч до 90 км/ч
Хорошие дороги	92,50%	90,24%	90,70%	90,48%
Мелкие неровности	86,49%	81,08%	83,78%	78,38%
Существенные неровности	88,00%	80,00%	76,92%	84,62%
Искусственные неровности	93,75%	90,63%	60,00%	

Таблица 5. Измерение F-score для длины отрезка = 5 метрам

	До 20 км/ч	От 20 км/ч до 25 км/ч	От 50 км/ч до 60 км/ч	От 80 км/ч до 90 км/ч
Хорошие дороги	92,50%	97,56%	97,67%	95,24%
Мелкие неровности	86,49%	94,59%	91,89%	91,89%
Существенные неровности	88,00%	92,00%	92,31%	92,31%
Искусственные неровности	90,63%	90,63%	60,00%	

Таблица 6. Измерение F-score для длины отрезка = 7 метрам

	До 20 км/ч	От 20 км/ч до 25 км/ч	От 50 км/ч до 60 км/ч	От 80 км/ч до 90 км/ч
Хорошие дороги	90,00%	92,68%	95,35%	95,24%
Мелкие неровности	78,38%	86,49%	86,49%	89,19%

Существенные неровности	80,00%	88,00%	88,46%	92,31%
Искусственные неровности	75,00%	81,25%	40,00%	

Как видно из Таблицы 5, наименьшее качество классификации достигает 40% для длины участка в 7 метров при классификации искусственных неровностей, при этом стоит отметить то, что длины отрезков 3 и 5 метров также показали наименьшую точность среди остальных измерений. Это объясняется тем, что при обучении классификатора использовались данные с другим скоростным режимом, поскольку обычно скорость преодоления «лежачих полицейских» составляет не более 20км/ч, превышение же этого скоростного значения может представлять опасность, поэтому такие данные для обучения нейронной сети отсутствовали, что и объясняет сложность классификации подобных случаев.

Кроме того, представленные выше данные позволяют выявить влияние скорости и длины отрезка дороги на точность классификации. Так, можно заметить, что наилучшие результаты точности для скорости 20км/ч были получены на отрезке, длина которого составляла 3 метра. Причиной этому может служить то, что на небольшой скорости при той же частоте сбора данных информации о вибрациях собирается больше, что может вносить погрешность в общий портрет.

При этом, согласно данным из Таблицы 3, на скоростях от 20 до 90км/ч, наибольшая точность достигается на классифицируемом участке дороги длиной 5 метров.

Таким образом, исходя из данных представленных в рассмотренных таблицах, можно сделать вывод, что на скоростях менее 20км/ч наибольшая точность может быть достигнута на самом коротком из рассматриваемых интервалов – 3 метра, при этом на скоростях более 20км/ч оптимальным решением становится длина участка дороги, равная 5 метрам. В то время как длина, равная 7 метрам, хоть во многих случаях и оказывалась точнее минимальной, является при этом либо сопоставимой по точности с 5 метрами, либо уступает этой величине.

Теперь рассмотрим то, насколько разрабатываемая система является устойчивой к внешним шумам. Точность предсказания результатов для зашумленности 3, 5 и 10 процентов сигнала приведены в таблице 6. Для проверки будем использовать те же тестовые данные, но с примененным к ним шумом, скорость будет от 50 до 60км/ч, а длина

рассматриваемого участка – 5 метров. Класс искусственных неровностей был исключен, поскольку его результаты для данного скоростного режима изначально ошибочны.

*Таблица 7. Измерения F-score при наличии шума*

	Шум 3%	Шум 5%	Шум 10%
Хорошие дороги	97,67%	83,72%	65,12%
Мелкие неровности	91,89%	83,78%	67,57%
Существенные неровности	92,31%	88,46%	88,46%

Как видно из Таблицы 7, при применении зашумления к 3 процентам сигнала, точность классификации остается на том же уровне, что и при изначальном тестировании. Для шума 5% видны существенные просадки в точности для классов хороших дорог и мелких неровностей, в то время как для существенных неровностей точность почти не изменилась и отличается в количественном выражении лишь на одну единицу (23 правильно распознанных участков против 24 изначально). Также из Таблицы 6 видно, что при шуме 10% и более точность классификации первых двух классов значительно снижается, но при этом сохраняется точность классификации последнего класса. Эта ситуация похожа на предыдущую величину шума и объясняется тем, что при рассматриваемых значениях шума, он является несущественным в сравнении со значениями, которые характеризуют портрет существенных неровностей, поэтому не оказывает на них отрицательного эффекта.

Таким образом, рассматриваемый алгоритм показывает достаточно хорошую стойкость к незначительным шумам, но при дальнейшем возрастании шума точность существенно снижается.

При этом на дороге могут встречаться объекты, распознавать которые классификатор не был натренирован. К таким объектам можно отнести, например, пересечение дороги и трамвайных путей, железнодорожные переезды, канализационные люки, стыки дорожного покрытия на мостах.

Для того, чтобы проверить, как будет справляться классификатор с такими объектами, дополнительно была собрана небольшая тестовая база, включающая в себя 15 пересечений дороги с трамвайными путями. В Таблице 7 приведены классы, к которым были отнесены эти объекты.

*Таблица 8. Результаты ошибочной классификации*

	Количество
Существенные неровности	3
Искусственные неровности	12

Как видно из Таблицы 8, из 15 объектов пересечения дорогой трамвайных путей, 3 объекта было отнесено к классу существенных неровностей, а большая часть – 12 объектов – к классу искусственных неровностей. Это обусловлено схожестью признаков, которая возникает из-за схожести конструкции: оба объекта на дороге возвышаются над землей и образуют кратковременный перепад высот во время движения по ним. Также скорость преодоления обоих препятствий является сопоставимой, что также послужило дополнительным фактором к определению рассматриваемых объектов как искусственных неровностей.

Для борьбы с подобными ложными результатами классификации необходимо собрать еще больше данных, содержащих трамвайные пути, произвести их разметку и переобучить классификатор. Эти несложные действия в дальнейшем позволят избежать ложных классификаций и для других объектов.

При этом стоит отметить тот факт, что обучение классификатора и его тестирование проводилось на автомобилях-седанах, и на автомобилях других типов, например, внедорожниках или грузовиках, в силу другого устройства подвески, большего размера колес и профиля шин, результаты могут существенно отличаться. Для решения этой проблемы необходимо собрать данные для переобучения классификатора.

Рассмотрим результаты работы других известных подходов:

*Таблица 9. Результаты существующих решений*

Проект	Точность
Road Condition Detection using Commodity Smartphone Sensors Aided with Vehicular Data [23]	80-90%
Road Condition Detection Using Smartphone Sensors [24]	90%
Machine Learning Based Approach For Pothole Detection [25]	91%

Проведя сравнение результатов тестирования разрабатываемого алгоритма в различных условиях, можно сделать вывод о том, что описываемый метод предоставляет сопоставимую точность в сравнении с существующими решениями, при этом в некоторых случаях оказываясь точнее и предоставляя более комплексную систему, направленную на более широкое распространение. На Рисунке 33 изображен итоговый результат работы системы с нанесением данных о качестве на карту.

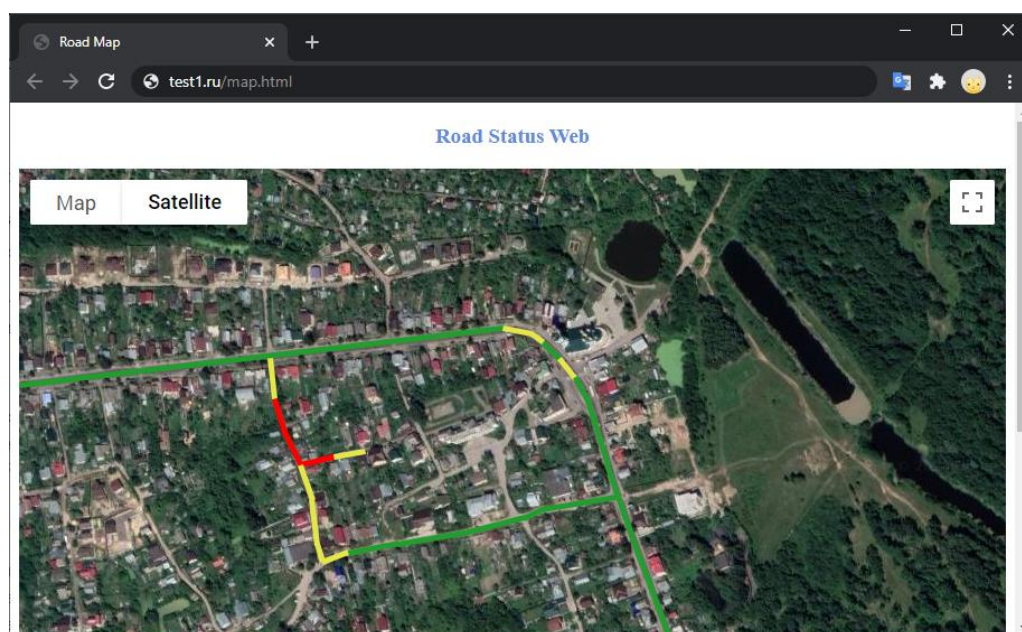


Рисунок 33. Итоговый результат работы с отображением на карте

### Выводы главе 3

В данной главе было приведено описание вычислительного эксперимента, основной целью которого было установить точность работы описываемого метода, его состоятельность и применимость в реальных условиях, а также выявить имеющиеся недостатки и недочеты метода. Кроме того, было приведено описание тестовых данных, используемых для тестирования, условий тестирования, а также описаны методы тестирования.

В результате проведения эксперимента были выявлены наилучшие параметры для разрабатываемого метода, которые позволяют достичь наибольшей точности. Сравнение с существующими решениями показало конкурентоспособность решения. Однако стоит отметить то, что также были выявлены и слабые стороны решения, которые присущи всем решениям подобного рода – это зависимость от типа автомобиля и его технических

характеристик (жесткости подвески, размера колес и других параметров). Также были предложены решения для устранения слабых сторон.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						60
Изм	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		



## Заключение

В ходе выполнения выпускной квалификационной работы было произведено исследование существующих методов для детектирования качества дорожного полотна, а также методов и подходов, используемых на каждом из этапов классификации. В результате проведенного обзора существующие методы были проанализированы, что позволило выявить как сильные, так и слабые стороны, с которыми сталкивались авторы и пользователи продуктов.

Опираясь на полученную информацию была выполнена реализация нового алгоритма решения задачи детектирования качества дорожного покрытия с использованием акселерометра смартфона с применением преобразования Фурье и средств машинного обучения, а также построения клиент-серверного приложения.

Для реализации метода была разработана комплексная система с использованием языка программирования Java для серверных задач и мобильного приложения под операционную систему Android, HTML и JavaScript для веб-интерфейса, а также языка Python с использованием библиотеки Tensorflow для классификатора. Также были собраны и размечены тестовые данные для обучения классификатора и проверки работоспособности системы. В результате проведения эксперимента на этих тестовых данных была подтверждена работоспособность и правильно работы разработанный системы.

При этом точность работы в обычных условиях оказалась сопоставимой, либо более высокой в сравнении с существующими решениями, также данная разработка существенно упростила процесс сбор данных для оценки, повысив удобство использования, что в дальнейшей перспективе позволит привлечь больше пользователей.

Подытожив, можно сделать вывод, что разработанный метод может быть применим на практике, а задача и поставленные цели выпускной квалификационной работы были выполнены в полном объеме.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИВТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						61
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

## Список литературы

1. Приказ Минтранса РФ от 8 июня 2012 г. N 163 "Об утверждении Порядка проведения оценки уровня содержания автомобильных дорог общего пользования федерального значения". ЭПС «Система ГАРАНТ». Версия от 29.01.2020.
2. I. Kertész\*, T. Lovas, A. Barsi. Photogrammetric Pavement Detection System, 2008.
3. Nomura, T.; Shiraishi, Y. A method for estimating road surface conditions with a smartphone. Int. J. Inf. Soc. 2015, 7, 29–36 p.
4. Manohar Yadav, Bharat Lohani, Ashutosh Kumar Singh. ROAD SURFACE DETECTION FROM MOBILE LIDAR DATA. 2018.
5. Karmel. A, Adhithiyan. M, Senthil Kumar. P. MACHINE LEARNING BASED APPROACH FOR POTHOLE DETECTION. International Journal of Civil Engineering and Technology. 2018.
6. Abhijit Mukherjee, Subhra Majhi. Characterisation of road bumps using smartphones, European Transport Research, 2016.
7. Tierra Bills ; Reginald Bryant ; Aisha W. Bryant Towards a frugal framework for monitoring road quality. 17th International IEEE Conference on Intelligent Transportation Systems (ITSC)
8. Jarrett Engelbrecht. Identification of driving manoeuvres using smartphone-based GPS and inertial forces measurement. 2015.
9. Vetterli M., Kovacevic J., Goyal V. Foundations of Signal Processing. 2014.
10. B. Boashash. Time-Frequency Signal Analysis: Methods and Applications, Longman-Cheshire/Wiley, Melbourne/New York, 1992.
11. Lounell B. Gueta, Akiko Sato. Classifying Road Surface Conditions Using Vibration Signals, Proceedings of APSIPA Annual Summit and Conference 2017, 2017.
12. H. Oliveira and P. L. Correia. Automatic road crack segmentation using entropy and image dynamic thresholding. In Proc. European Signal Process. Conf.(EUSIPCO'09), pages 622–626, 2009.
13. J. Malik, S. Belongie, T. Leung, and J. Shi. Contour and texture analysis for image segmentation. International journal of computer vision, 43(1):7–27, 2001.
14. H. Oliveira and P. L. Correia. Automatic road crack detection and characterization. Intelligent Transportation Systems, IEEE Transactions on, 14(1):155 –168, march 2013.

					ВКР-НГТУ-09.04.01-(М18-ИБТ-3)-020-2020(ПЗ)	Лист
						62
Изм.	Лист	№ докум.	Подп.	Дата		

15. Project OSRM [Электронный ресурс]. <http://project-osrm.org/> Заглавие с экрана. (Дата обращения: 25.02.2020).
16. OpenStreetMap [Электронный ресурс]. <https://www.openstreetmap.org> Заглавие с экрана. (Дата обращения: 25.02.2020).
17. Ильин, В.А., Позняк Э.Г. Основы математического анализа. Москва, Наука, 1965, 572 с.
18. Будак, Б.М., Фомин, С.В. Кратные интегралы и ряды. Москва, Наука, 1965, 608 с.
19. Баскаков, С.И. Радиотехнические цепи и сигналы. Москва, ЛЕНАНД, 2016, 528 с. ISBN 978-5-9710-2464-4.
20. Гоноровский И.С. Радиотехнические цепи и сигналы Москва, Советское радио, 1977, 608 с.
21. Android Developers [Электронный ресурс]. <https://developer.android.com/> Заглавие с экрана. (Дата обращения: 10.02.2020).
22. Google Maps API Documentation [Электронный ресурс]. <https://developers.google.com/maps/documentation> Заглавие с экрана. (Дата обращения: 10.02.2020).
23. B. Sapan. Road Condition Detection using Commodity Smartphone Sensors Aided with Vehicular Data, 2017.
24. G. Chugh, Divya Bansal, S. Sofat. Road Condition Detection Using Smartphone Sensors. International Journal of Electronic and Electrical Engineering, 2014.
25. A. Karmel, M. Adhithiyan, P. Senthil Kumar. Machine Learning Based Approach For Pothole Detection. International Journal of Civil Engineering and Technology (IJCET), 2018.
26. A. Maurya, A. Yadav, P. Arote, A. Baviskar, J. Baviskar . Real Time Arduino Based Depth Sensing for Road Condition Monitoring. International Journal on Recent and Innovation Trends in Computing and Communication, 2016.