МИНИСТЕРСТВО НАУКИ И ВЫСШЕГО ОБРАЗОВАНИЯ РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ
ФГБОУ ВО «УДМУРТСКИЙ ГОСУДАРСТВЕННЫЙ УНИВЕРСИТЕТ»

ИНСТИТУТ ГРАЖДАНСКОЙ ЗАЩИТЫ
Кафедра цифровых инженерных технологий

Направление подготовки
27.04.04 «Управление в технических системах»

Направленность
27.04.04.04 Автоматическое управление в робототехнических системах

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА

(практико-ориентированная)

на тему

ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ АЛГОРИТМОВ ЛОКАЛИЗАЦИИ И ПОСТРОЕНИЯ КАРТЫ

Работу выполнила
Студентка группы ОМ-20.04.04.04-21
_____ С. Л. Князева

Научный руководитель
д.т.н., профессор
_____ В. М. Колодкин

Нормоконтроль ВКР
_____ Д. М. Варламова

Руководитель направления
д.т.н., профессор
_____ В. М. Колодкин

«___»_____2026г.

Ижевск 2026

ВКР УдГУ

АННОТАЦИЯ

Настоящая выпускная квалификационная работа посвящена оценке точности алгоритмов одновременной локализации и построения карты (SLAM) в условиях воздействия различных погодных факторов.

В рамках работы выполнен обзор существующих исследований по указанной тематике, а также анализ доступных открытых наборов данных (датасетов). Рассмотрена универсальная методика для сравнения качества работы SLAM-алгоритмов. Помимо этого, в ходе исследования был сформирован собственный набор данных, позволяющий провести количественную оценку точности функционирования ряда SLAM-алгоритмов с открытым исходным кодом.

ВКР УДГУ

СОДЕРЖАНИЕ

ВВЕДЕНИЕ 4

ГЛАВА 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ SLAM-МЕТОДОВ И ИССЛЕДОВАНИЙ ИХ ПОВЕДЕНИЯ ПРИ РАЗЛИЧНЫХ ПОГОДНЫХ УСЛОВИЯХ 6

1.1. Обзор видов и классификации SLAM 6

1.2. Описание работы и сравнительный анализ некоторых SLAM реализаций 11

1.3 Методика оценки точности построения траекторий 18

1.4. Обзор существующих наборов данных для оценки точности Visual SLAM с различными погодными условиями 25

ГЛАВА 2. АППАРАТНО-ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ, ПОЛУЧЕНИЕ И ПЕРВИЧНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ 28

2.1. Структура датасета 28

2.2. Используемое оборудование 31

2.3. Автоматизация сбора данных 35

2.4. Инструмент EVO для обработки данных 39

2.5. Сбор и первичная обработка экспериментальных данных 42

ГЛАВА 3. ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ 48

3.1. Практический расчет точности для ORB-SLAM3 48

ЗАКЛЮЧЕНИЕ 56

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ 58

ВКР УлГУ

ВВЕДЕНИЕ

Траектория передвижения современных мобильных роботов по большей части выставляется и контролируется за счет сигналов GPS или иных способов радиоуправления. Но нередко могут возникать ситуации, когда сигнал со спутника может быть утерян или заблокирован. В этом случае робот не будет знать своё местоположение и легко потеряется в пространстве. Такой способ управления ограничивает применение роботов в помещениях или в условиях нестабильной погодной ситуации.

Для решения этой задачи было разработано семейство алгоритмов, получившее название SLAM (англ. simultaneous localization and mapping — одновременная локализация и построение карты) — методы, используемые в мобильных автономных средствах для построения карты в неизвестном пространстве или для обновления карты в заранее известном с одновременным контролем текущего местоположения и пройденного пути [1]. Эти методы могут работать с различными видами сенсоров: камерами, лазерными сканерами, IMU-сенсорами или их комбинациями.

В то время как работа SLAM алгоритмов хорошо изучена в закрытых помещениях, их использование в условиях различной погодной обстановки исследовано меньше. Главной причиной этому может служить необходимость проводить сравнения при одинаковых условиях на постоянном маршруте, что может быть затруднительно, когда дело касается погоды и динамических объектов.

Актуальность работы. SLAM-алгоритмы могут использоваться в различных применениях, включая автономные транспортные средства, БПЛА и роботов. Для обеспечения надежности и безопасности необходимо убедиться, что алгоритмы могут вовремя корректно реагировать на

ВКР УлГУ

изменяющиеся условия окружающей среды. Проведение тестирования в различных сценариях позволяет убедиться, что технологии могут быть успешно применены на практике в повседневной жизни людей.

Цель работы: исследовать и оценить точность работы алгоритмов одновременной локализации и построения карты (SLAM) при влиянии на них различного рода погодных условий (например, туман, дождь).

Задачи:

1. Анализ SLAM-алгоритмов и существующих исследований по изучению влияния погодных условий на них, выбор одного алгоритма для дальнейшего исследования;
2. Создание наборов данных для моделирования работы SLAM алгоритма на нём;
3. Оценка погрешности локализации робота и анализ качества работы SLAM-алгоритма.

ВКР УлГУ

ГЛАВА 1. ОБЗОР СУЩЕСТВУЮЩИХ SLAM-МЕТОДОВ И ИССЛЕДОВАНИЙ ИХ ПОВЕДЕНИЯ ПРИ РАЗЛИЧНЫХ ПОГОДНЫХ УСЛОВИЯХ

1.1. Обзор видов и классификации SLAM

Функционирование каждого SLAM-алгоритма можно разбить на два этапа. Первый заключается в сборе данных с датчиков мобильного робота. В зависимости от типа сенсоров, используемых для получения информации на последующих стадиях обработки, выделяются следующие виды:

Visual SLAM. Данная категория предполагает сбор визуальной информации при помощи камер различного вида: RGB-камеры, камеры глубины или датчики оптического потока. На основе обработки визуальных данных SLAM позволяет точно определять местоположение и строить трехмерные карты окружающей обстановки. Данный тип находит широкое применение в практических задачах, требующих пространственного анализа, в частности в робототехнике или в системах беспилотного транспорта. Кроме того, использование камер значительно упрощает дистанционное управление роботом.

Вместе с тем, корректная работа Visual SLAM имеет выраженную зависимость от внешних источников освещения. При недостаточной освещённости эффективность локализации сильно снижается. В связи с этим для повышения надежности ориентации целесообразным может являться применение в комплексе с дополнительными датчиками, например с инерциальным измерительным блоком (IMU).

LiDAR SLAM. В основе данного метода лежит использование лазерного луча и измерения времени его распространения до объекта и обратно. На основе этой информации вычисляется расстояние до окружающих

ВКР УлГУ

объектов и строится карта окружения. Данные, полученные с LiDAR, не зависят от условий освещенности и могут быть собраны даже при отсутствии внешних источников света, включая ночное время суток. Использование LiDAR SLAM может обеспечить высокоточные двумерные и трехмерные измерения, что позволяет формировать детализированные карты окружающей среды.

Тем не менее, его эффективность существенно снижается в условиях открытой местности. Из-за сравнительно низкой плотности облака точек не всегда содержат достаточное количество различимых характеристик для эффективного сопоставления ориентиров. В отличие от визуальных данных, LiDAR характеризуется более ограниченной дальностью обнаружения препятствий. Существенным недостатком также относится высокая стоимость сравнительно с камерами, большие физические размеры и вес некоторых моделей, что ограничивает их применение на маленьких или легковесных роботах и БПЛА.

Другие методы и их комбинации. Не так сильно распространены, как два вида, описанные выше, но всё ещё применяются на практике: акустический SLAM (с использованием микрофонов), радарный SLAM и wifi-SLAM (определение по близлежащим точкам доступа wifi) [2].

Каждый из рассмотренных видов обладает как достоинствами, так и недостатками, вследствие чего хорошим решением выступает совместное использование данных от нескольких датчиков. Такой подход имеет повышенные требования к вычислительным ресурсам, но помогает минимизировать ошибки в локализации робота.

После поступления данных с камер или LiDAR, информация объединяется с показаниями инерциально измерительного блока IMU для оценки изменения положения робота относительно начальной точки отсчета.

ВКР УлГУ

Полученная оценка положения используется для построения промежуточной карты окружения. Этот вычислительный процесс выполняется непрерывно в ходе движения робота, обеспечивая дополнение карты новыми сведениями.

Основным ограничением такого подхода является накопление ошибок в процессе последовательных итераций, что со временем приводит к снижению точности позиционирования. В худшем случае робот может утратить способность корректно различать уже посещённые места, интерпретируя их как новые, ранее не встречавшиеся.

Под термином “замыкание цикла” понимается процедура обнаружения роботом ранее посещенного места и, следовательно, уже присутствующего на его карте. Данный механизм позволяет алгоритму корректировать карту для обеспечения глобальной согласованности и уменьшения смещения траектории робота (накопленного дрейфа). На рисунке 1.1.1 представлен пример карты, где робот не смог осуществить замыкание цикла и распознать комнату при повторном посещении [3].



Рис. 1.1.1 – Пример искаженной (слева) и верной (справа) карты

Для предотвращения указанного нежелательного эффекта предусмотрен второй этап работы SLAM, заключающийся во внутренней обработке получаемых данных с применением математических методов, которые не имеют прямой зависимости с датчиками. В соответствии с

ВКР УлГУ

применяемым классом математических моделей выделяют следующие группы SLAM:

SLAM на основе фильтров работает следующим образом: на первом этапе алгоритм осуществляет прогнозирование карты и текущее положение робота при помощи моделей обработки и управляющих входных условий. Впоследствии, на основе анализа полученных сведений с датчиков, происходит коррекция прогнозируемого положения.

В рамках данного подхода классическим решением проблемы SLAM является расширенный фильтр Калмана, представляющий собой нелинейную версию стандартного фильтра Калмана. Его по праву можно было считать стандартом в теории нелинейного оценивания положения и навигационных систем вплоть до появления методов фильтрации частиц и графового подхода. В его основе лежит линеаризация функций состояния и наблюдения путем разложения в ряд Тейлора первого порядка, т.е. с применением их первых производных. [4].

Graph SLAM. Графовый метод представляет собой один из наиболее современных и широко применяемых подходов к решению задачи SLAM. В рамках данного метода траектория перемещения робота и пространственные объекты окружения, составляющие карту, моделируются в виде вершин (узлов) графа. Ребра, соединяющие указанные вершины, отражают результаты сенсорных измерений. Например, таковым может являться пройденное расстояние между несколькими последовательными положениями в траектории или положение ориентира, зафиксированное относительно робота в момент наблюдения.

Конечная цель оптимизации графа заключается в его корректировке таким образом, чтобы полученная структура отображала максимально непротиворечивую и геометрически достоверную карту окружения.

ВКР УлГУ

Анализируя структуру, система вычисляет оптимальную пространственную конфигурацию всех узлов (положений робота и ориентиров), обеспечивающую максимальное соответствие всей совокупности измерений. [5]

SLAM, основанный на глубоком обучении. Применение методов глубокого обучения позволяет автоматизировать либо полностью заместить отдельные функциональные модули классических SLAM-систем. Например, оценку глубины по визуальным изображениям, определение позы камеры в пространстве или детекцию циклов замыкания. Подавляющее большинство алгоритмов данного направления ориентировано на решении задач Visual SLAM, что обусловлено значительными успехами нейросетей в области распознавания образов, сегментации изображений и классификации объектов. Данный метод представляет собой наиболее молодой вид SLAM, обладающий потенциалом для дальнейшего развития и широкими перспективами практического применения в будущем.

Для целей настоящего исследования предпочтение отдаётся методам Visual SLAM или его комбинации с другими сенсорами. Данное решение обусловлено тем, что планируемые эксперименты проводятся на открытых пространствах вне помещений, где SLAM-системы на основе LiDAR могут демонстрировать более низкую эффективность. Дополнительным фактором, определяющим выбор в пользу Visual SLAM, является доступность камеры, тогда как приобретение оборудования, имеющего LiDAR, потребовало бы дополнительных затрат.

ВКР УлГУ

1.2. Описание работы и сравнительный анализ некоторых SLAM реализаций

Для проведения сравнительного анализа в рамках настоящего исследования были отобраны три алгоритма, удовлетворяющие следующим критериям: наличие открытого исходного кода, широкая распространённость в научно-техническом сообществе, а также ориентация на обработку визуальных данных, получаемых с камер различного типа. Выбор алгоритмов включает в себя как классические, так и современные подходы.

ORB-SLAM3. Это одна из первых библиотек SLAM в реальном времени, способная выполнять визуальный, визуально-инерциальный и мульти-картографический SLAM с помощью монокулярных, стереоскопических и RGB-D камер, используя модели линз с точечным фокусом и «рыбий глаз». [6]

SLAM работает в два этапа, структурная схема которых представлена на рисунках 1.2.1 и 1.2.2. Фронтенд отвечает за поиск ключевых точек (features) — фрагментов информационного наполнения изображения, позволяющих определять, обладает ли та или иная его область заданными свойствами. Бэкенд, в свою очередь, строит траекторию движения камеры и карту сцены, используя найденные ключевые точки.

Поток трекинга (Tracking) отслеживает перемещение камеры. Сначала он извлекает ключевые точки с помощью алгоритма ORB, после чего пытается сопоставить их с предыдущим кадром. В случае неудачи запускается процедура релокализации. При успешном сопоставлении система обращается к графу ключевых кадров в поисках локальной карты, затем проецирует точки текущего кадра на точки найденной локальной карты. Завершается этап оптимизацией локальной карты, позволяющей уточнить положение камеры.

ВКР УлГУ

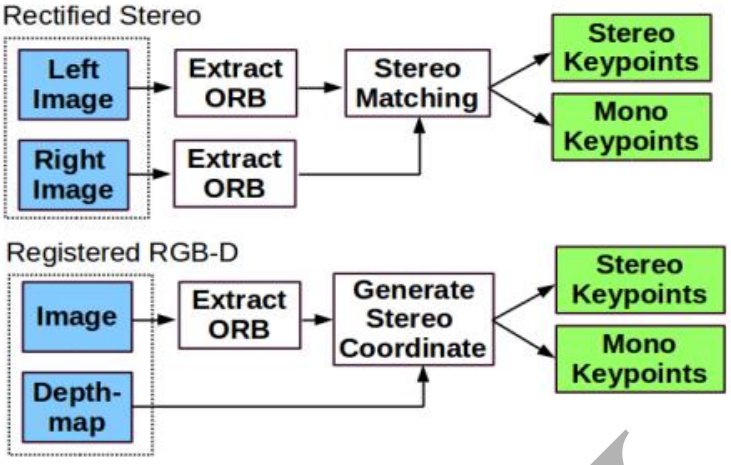


Рис. 1.2.1 – Схема работы фронтенда ORM-SLAM3

Модуль локального построения карты обрабатывает новые кадры, встраивая их в граф пересечений и остовное дерево. Помимо этого, он выполняет локальную оптимизацию карты, чтобы добиться более точной реконструкции облака точек вблизи текущей позиции камеры.

Модуль замыкания циклов для каждого нового кадра ищет похожие на него. Если такие находятся, между текущим и найденным кадром вычисляется преобразование подобия (SE3). Затем положения обоих кадров выравниваются посредством этого преобразования, а идентичные ключевые точки объединяются.

Помимо локальной оптимизации, ORB-SLAM выполняет и глобальную оптимизацию карты (Full BA), которая позволяет минимизировать накопленную ошибку с учётом всех выявленных замыканий циклов.

ВКР УлГУ

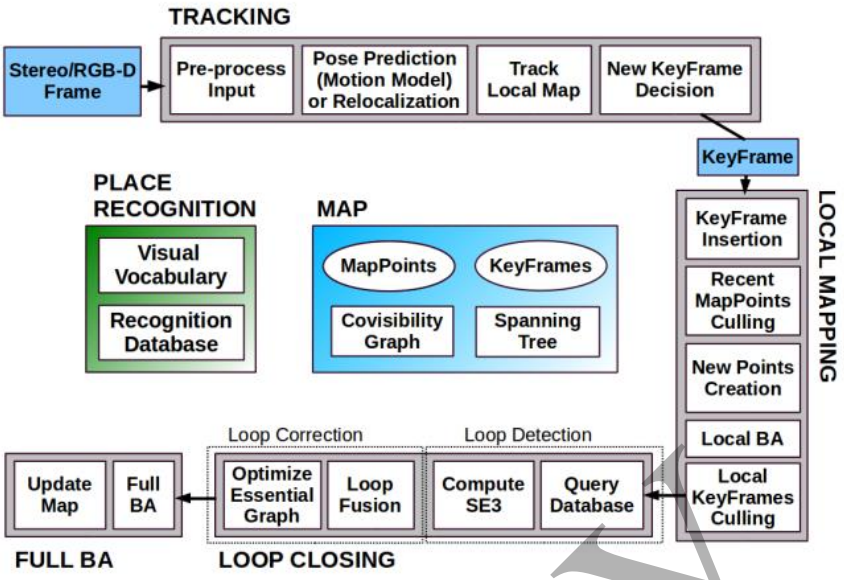


Рис. 1.2.2 – Схема работы бэкенда ORB-SLAM3

VINS-Mono. Это визуально-инерциальная система оценки состояния с открытым исходным кодом для автономной навигации роботов и дронов. Она использует данные монокулярной камеры и IMU для точной оценки положения в различных условиях. Система разработана так, чтобы быть эффективной и надежной, что делает её подходящей для применения в реальном времени на платформах с ограниченными ресурсами [7]. Структура VINS-Mono представлена ниже на рисунке 1.2.3.

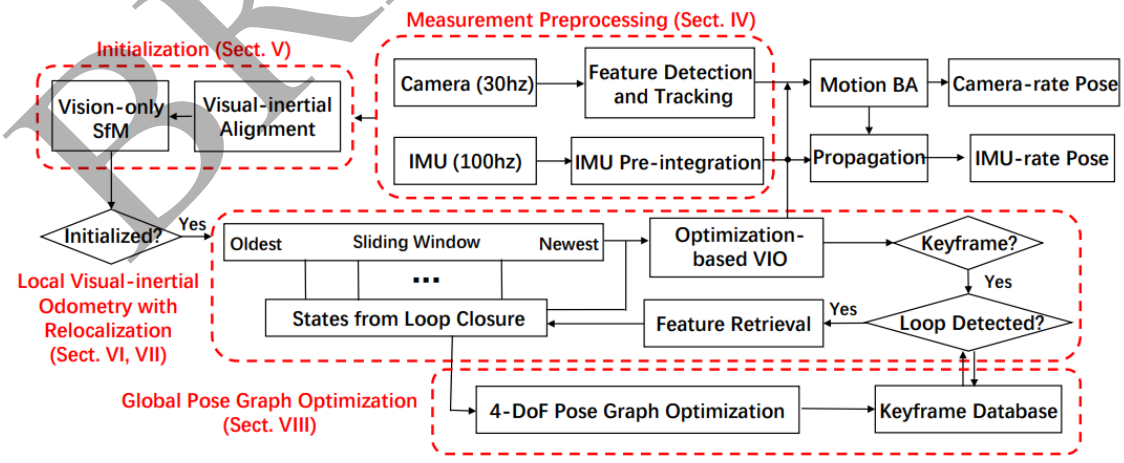


Рис. 1.2.3 – Схема работы VINS-Mono

ВКРУДГУ

Система запускается с предварительной обработки измерений (Measurement Preprocessing), в ходе которой извлекаются и отслеживаются ключевые точки (features). Измерения IMU предварительно интегрируются между двумя последовательными кадрами.

Процедура инициализации (Initialization) предоставляет все необходимые значения, включая положение, скорость, вектор силы тяжести, смещение гироскопа и местоположение объекта, для начальной загрузки последующей визуально-инерциальной одометрии, основанного на нелинейной оптимизации. Модули визуально-инерциальной одометрии (VIO) с релокализацией надежно объединяют предварительно интегрированные измерения инерциального измерительного блока и выявление ключевых точек, повторно обнаруженных при замыкании контура.

Наконец, модуль оптимизации графа позиций (Global Pose Graph Optimization) принимает геометрически проверенные результаты повторной локализации и выполняет глобальную оптимизацию. Модули VIO, повторной локализации и оптимизации графа поз работают одновременно в многопоточном режиме. Каждый модуль имеет разную скорость работы и гарантирует бесперебойную работу в режиме реального времени. [8]

OKVIS2 (Open Keyframe-based Visual-Inertial SLAM). Это библиотека C++ с открытым исходным кодом для визуально-инерциальной одометрии и SLAM в реальном времени. Она объединяет визуальные и инерциальные измерения для оценки движения камеры и трёхмерной структуры, что делает её подходящей для робототехники и приложений дополненной реальности [9].

На рисунке 1.2.4 представлена схема его работы. Она также, как и алгоритмы выше разделена на два этапа: фронтенд и бекенд, именующийся на

ВКР УлГУ

схеме оценщиком в реальном времени. На вход всё так же поступают изображения и состояние IMU на конкретный момент времени.

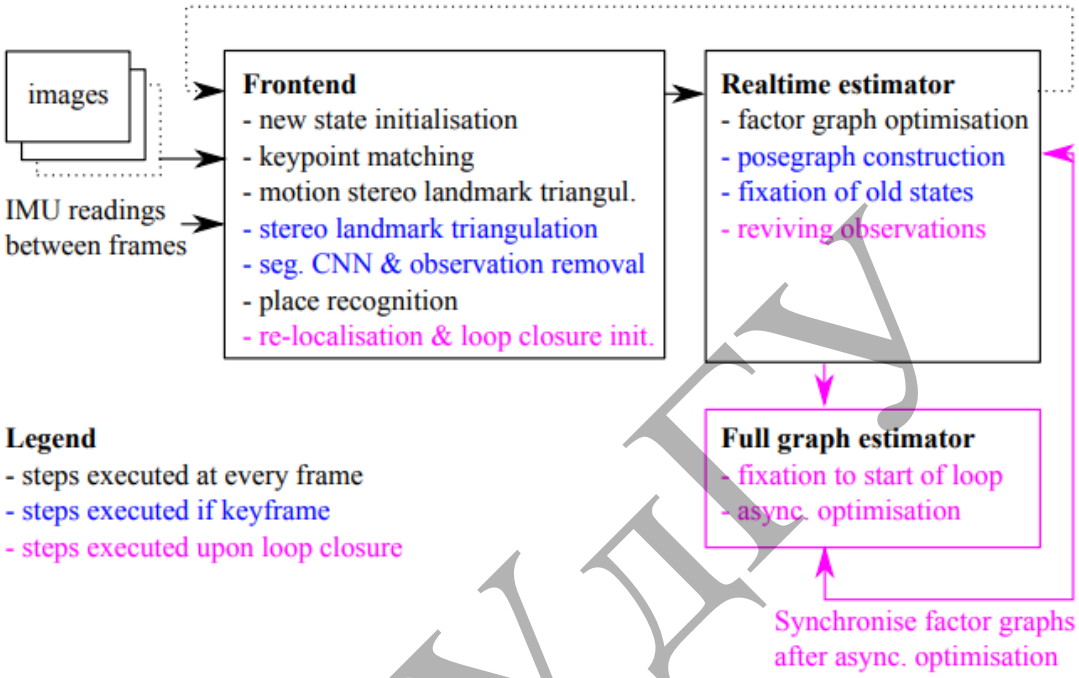


Рис. 1.2.4 – Схема работы OKVIS

Для исправления накопленной ошибки при замыкании циклов (loop closures) асинхронно запускается полная оптимизация графа (full graph estimator). Как показано на рисунке, фронтенд отвечает за инициализацию состояния системы, поиск и сопоставление ключевых точек, работу сверточной нейронной сети (CNN) для сегментации, после чего наконец идёт распознавание места. В случае успешного распознавания запускается повторная локализация и инициализация замыкания цикла.

Оценщик реального времени (realtime estimator) в свою очередь выполняет следующие задачи: оптимизирует текущий граф, создает рёбра путем исключения устаревших наблюдений, фиксирует старые состояния, чтобы они больше не изменялись.

ВКР УдГУ

Когда происходит замыкание цикла, оценщик:

1. Преобразует рёбра графа поз обратно в наблюдения.
2. Запускает асинхронную оптимизацию полного графа факторов в окрестности цикла.
3. По завершении этой асинхронной оптимизации её результаты синхронизируются с основным графом факторов, который работает в реальном времени.

Таблица 1 – сравнительный анализ SLAM

Характеристика	**ORB-SLAM3**	**VINS-Mono**	**OKVIS2**
Год публикации	2020	2018	2022
Сенсоры	Монокуляр, стерео, RGB-D, IMU в связке с вышеупомянутыми камерами	Монокуляр в связке с IMU	Монокуляр, стерео в связке с IMU
Замыкание цикла	Есть (на основе алгоритма DBoW2 и геометрической проверки)	Есть (на основе алгоритма DBoW2)	Есть (DBoW2)
Глобальная оптимизация	Есть	Есть	Есть
Карта	Мульти-карта (может создавать подкарты при потере, умеет их соединять)	Одиночная карта	Мульти-карта
Преимущества	Наивысшая точность, отличная надежность	Баланс точности и скорости работы, работа на встраиваемых системах	Современная архитектура, масштабируемость до 9 км
Недостатки	Высокое потребление ресурсов	Чувствительность к текстуре, дрейф в больших сценах	Сложность настройки, требует точной калибровки нескольких сенсоров

ВКР УлГУ

В таблице 1 приведена сравнительная характеристика обозреваемых алгоритмов. Анализ свидетельствует об отсутствии принципиальных различий между ними с точки зрения базовых функциональных возможностей. Тем не менее каждый из алгоритмов обладает специфическими особенностями, определяющие области их применения.

Алгоритм ORB-SLAM3 остаётся стандартом в области SLAM, в особенности применительно к замкнутым траекториям. Он обеспечивает максимальную точность при постобработке предварительно записанных датасетов.

VINS-Mono обеспечивает сбалансированное соотношение между вычислительной эффективностью и точностью локализации, что делает его предпочтительным в использовании для систем, функционирующих в режиме реального времени. Однако в рамках настоящего исследования работа в реальном времени не является приоритетным требованием.

OKVIS2 представляет собой наиболее современный подход среди рассматриваемых. Его ключевое преимущество в полной мере раскрывается при обработке протяженных траекторий, длина которых может достигать нескольких километров.

Поскольку в рамках проводимого эксперимента максимальная протяженность траектории не составит более 50-100 метров, а алгоритм будет тестироваться не в реальном времени, а по записанным наборам данным, наиболее обоснованным является выбор алгоритма ORB-SLAM3, обеспечивающего наивысшую точность построения карты и оценки траектории.

ВКР УлГУ

1.3 Методика оценки точности построения траекторий

Точность измерений — это ключевая характеристика качества измерительных средств, показывающая, насколько результат измерения близок к действительному (истинному) значению измеряемой величины. Точность можно рассматривать как величину, обратную модулю относительной погрешности, однако на практике её количественное выражение применяется редко. Чаще используются качественные оценки — «высокая точность» или «низкая точность», а для численного описания точности прибегают к понятию погрешности [22].

Погрешность измерений - величина отклонения результата измерения от истинного значения измеряемой величины.

С понятием погрешности тесно связаны такие категории, как точность измерений и достоверность полученных результатов. Очевидно, что чем меньше погрешность, тем выше точность, и наоборот. При этом точность должна быть оптимальной: излишне высокая точность (сверх необходимого уровня) ведёт к неоправданным финансовым затратам, тогда как недостаточная точность может сделать невозможным решение поставленной задачи. Результаты измерений считаются достоверными, если их точность оказывается достаточной для выполнения поставленной задачи.

В рамках исследования многократно воспроизводится один и тот же маршрут движения мобильного робота в различных погодных условиях. Традиционный подход предлагает оценивать получившиеся в результате работы карты, но в данной работе будут рассматриваться восстановленные траектории движения. Такой метод оценки является более универсальным, поскольку результаты вычислений не зависят от типа используемых сенсоров (например, камер или лидаров) на этапе сбора данных.

ВКР УлГУ

Поскольку оценка точности выполняется относительно внешних погодных условий, в качестве эталонной траектории принимаются результаты, полученные при ясной погоде и хорошей освещённости. Из-за неизбежного наличия случайных погрешностей однократное измерение величины не обеспечивает достаточной достоверности, поэтому каждый маршрут будет повторен несколько раз. Погрешность усредненного значения ⟨x⟩ оказывается меньше погрешности отдельного измерения.

Пусть x_t – позиция робота, вычисленная SLAM в момент времени t. В SLAM полная поза робота в 3D пространстве описывается 6 степенями свободы (6DOF). Она обеспечивает полную свободу движения и ориентации объекта в трёхмерном пространстве. 6DOF состоит из:

1. Поступательные степени свободы — три координаты, которые задают перемещение центра масс объекта вдоль трёх взаимно перпендикулярных осей декартовой системы координат (p_x, p_y, p_z) в глобальной системе координат.
2. Вращательные степени свободы — три степени свободы, описывающие ориентацию объекта относительно тех же осей. Используются кватернионы (q_w, q_x, q_y, q_z).

Всего в массиве данных имеется T значений. Для повторенных маршрутов по формуле (1) вычисляется среднее арифметическое.

$$\langle x \rangle = \frac{x_1 + x_2 + \ldots + x_T}{T} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^{T} x_t ; \quad (1)$$

ВКР УлГУ

Полученный массив точек будет считаться эталонным при дальнейших измерениях и будет обозначаться, как $x^*_{1:T}$. Для того, чтобы проверить, что SLAM вычислил все три траектории достаточно точно, можно рассчитать среднеквадратичное отклонение, характеризующее разброс совокупности данных [20]. Определим отклонение каждого измерения от среднего как:

$$\Delta x_t = x_t - \langle x \rangle, \qquad t = 1 \dots T ; \tag{2}$$

Тогда среднеквадратичное отклонение приведено на формуле (3).

$$s = \sqrt{\frac{\Delta x_1^2 + \Delta x_2^2 + \dots + \Delta x_T^2}{T}} = \sqrt{\frac{1}{T}\sum_{t=1}^{T} \Delta x_t^2} ; \tag{3}$$

После того, как была получена эталонная траектория, записывается тот же самый маршрут при других погодных условиях. Пусть $x_{1:T}$ – массив позиций робота, вычисленный SLAM алгоритмом в моменты времени от 1 до T. Тогда в момент времени i можно рассчитать относительную позу между истинной и вычисленной траектории:

$$E_i = (x_i \ominus x_i^*) = x_i^{-1} x_i^* \in SE(3) ; \tag{4}$$

где $\ominus$ – обратный оператор стандартной композиции движения. E_i лежащих в группе SE(3), т.е. является матрицей 4x4, описывающей поворот и перенос. Если $E_i = E$ (единичная матрица), то обе позиции совпадают, следовательно ошибки локализации нет. В противном случае эта матрица показывает сдвиг или поворот.

ВКР УлГУ

Абсолютная погрешность определения положения (APE) — это показатель, позволяющий оценить глобальную согласованность траектории SLAM. APE показывает, насколько далеко робот уехал от истинного положения в конкретный момент времени.

Для того, чтобы получить APE из матрицы поворота и переноса, будем брать вектор переноса (p_x, p_y, p_z) из матрицы E_i и вычислять его евклидову длину. Здесь неважно, как робот повернут, важна только дистанция до истинной точки. Единицы измерения в метрах.

$$APE_i = \|\text{trans}(E_i)\|; \quad (5)$$

Однако, как показано в статье “On Measuring the Accuracy of SLAM Algorithms” [21], такая оценка не всегда является оптимальной. На рисунке 1.3.1 проиллюстрирован пример. Голубые кружки показывают истинное положение робота в пространстве, красные – вычисленные SLAM. Соответствие между ними показано пунктиром, а направление движения стрелками. Одна и та же ошибка допускается на разных участках пути: в первом в конце, во втором в начале. На рисунке видно, что пусть ошибка и была одинаковой, во втором случае это привело к накоплению большей погрешности.

Поэтому существует так же другой подход для оценки. Относительная погрешность позиционирования (RPE) — это метрика для оценки локальной согласованности траектории SLAM. RPE показывает, насколько плавно и точно робот двигается между двумя последовательными моментами времени.

ВКР УлГУ

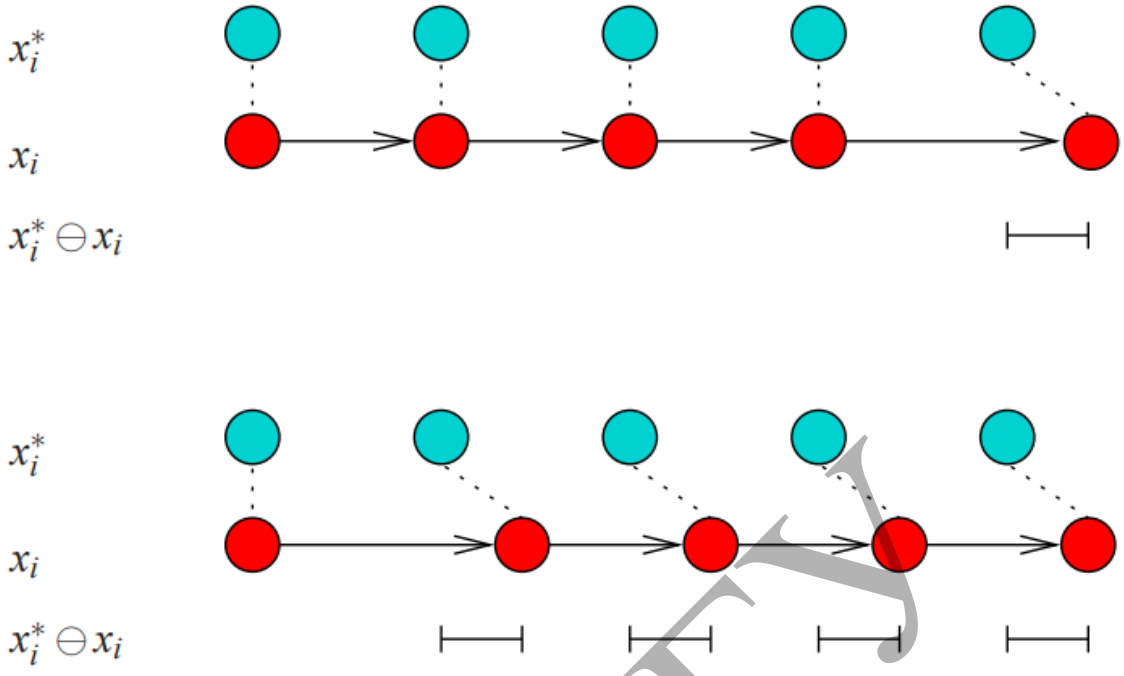


Рис. 1.3.1 – Пример накопления погрешности при одинаково допущенной ошибке на разных участках пути

Пусть $\delta_{i,j} = x_i \ominus x_j$ и $\delta^*_{i,j} = x^*_i \ominus x^*_j$, где i и j – номера двух последовательных положений робота в пространстве. Тогда,

$$E_{i,j} = (\delta_{i,j} \ominus \delta^*_{i,j}) = (x_i^{*^{-1}} x_j^*)^{-1}(x_i^{-1} x_j) \in SE(3)\,, \qquad (6)$$

$E_{i,j}$ так же, как и E_i , является матрицей 4x4 и описывает поворот и сдвиг (относительное положение двух точек). Для расчета RPE можно воспользоваться аналогичным методом вычисления евклидовой длины вектора переноса, как и для APE (формула (7)). Величина измеряется в метрах на единицу пути/времени. Эта единица определяется параметром Δ, возьмём её равную единице, то есть ошибка будет считаться для каждого отрезка двух соседних точек в массиве.

ВКР УлГУ

$$RPE_{i,j} = \|\text{trans}(E_{i,j})\| ; \quad (7)$$

Абсолютная и относительная погрешности вычисляются для конкретного участка и в чистом виде ещё не подходят для оценки точности. Чтобы оценить эффективность алгоритма нужно рассмотреть эти погрешности на всем участке. Для этого используется среднеквадратичная ошибка (RMSE). Она показывает, насколько сильно в среднем оценённые значения отклоняются от истинных, с особым вниманием к крупным ошибкам. В отличие от простого среднего, которое показывает оценку систематического смещения, RMSE позволяет выявить алгоритмы, которые могут ошибаться иногда, но крупно. Расчеты среднеквадратичной ошибки для абсолютной и относительной погрешности приведены в формулах (8) и (9) соответственно.

$$RMSE\ APE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{i=1}^{N} APE_i^2} ; \quad (8)$$

$$RMSE\ RPE = \sqrt{\frac{1}{N}\sum_{\forall\, i,j} RPE_{i,j}^2} ; \quad (9)$$

Обе метрики являются стандартом для сравнения SLAM алгоритмов. На практике применяются оба варианта для более точной оценки срабатывания. Рассмотрим два случая.

1) RMSE RPE = 0.5 метров (хорошая локальная точность), но RMSE APE = 5 метров (плохая глобальная точность). Вероятнее всего, у такого алгоритма плохо работает замыкание циклов. Он может быть точным на коротких дистанциях, но на длительных поездках ошибка накапливается в большом количестве.

ВКР УлГУ

2) RMSE RPE = 2.5 метров (плохая локальная точность), но RMSE APE = 0.8 метров (хорошая глобальная точность). Это может говорить о том, что алгоритм хорошо корректирует дрейф, но локально его одометрия настроена некачественно (например, плохо настроен детектор ключевых точек).

Видим, что для качественной оценки точности нужно учитывать обе метрики и то, как они соотносятся друг с другом.

ВКР УДГУ

1.4. Обзор существующих наборов данных для оценки точности Visual SLAM с различными погодными условиями

Для корректной оценки точности функционирования SLAM алгоритмов необходимо располагать набором данных, на котором будет производиться соответствующая оценка. В настоящее время количество датасетов, записанных в условиях открытой местности вне помещений, остаётся малозначительным. Большинство существующих открытых датасетов сформированы в городской среде и не предусматривают возможности оценки влияния погодных условий на эффективность работы алгоритмов локализации и построения карт.

Ниже приведён обзор некоторых наиболее известных датасетах, используемых в задачах SLAM, с акцентом на их пригодность для анализа погодных факторов.

Oxford Robotcar [10]. На данный момент является самым крупным набором данных. В период с мая 2014 года по декабрь 2015 года платформа Oxford RobotCar проезжала по маршруту через центр Оксфорда. В результате было записано более 1000 км движения с почти 20 миллионами изображений.

Данные были собраны при любых погодных условиях, включая сильный дождь, ночь, прямые солнечные лучи и снег. Дорожные и строительные работы в течение года значительно изменили участки маршрута с начала до конца сбора данных.

RobotCar был оснащен тринокулярной стереокамерой и 3-хкратной монокулярной. Помимо этого работало два двумерных лидара и один трёхмерный. К сожалению, датасет не предоставляет истинной траектории для оценки точности локализации по нему.

VIODE [11]. Набор данных для тестирования алгоритмов визуально-инерциальной одометрии в динамических средах, таких как городские районы.

ВКР УлГУ

Набор имитирует проблему локализации беспилотного летательного аппарата в разных динамических условиях (дневная городская улица, тёмная городская улица и подземная парковка).

Фокус набора данных был направлен на оценку устойчивости алгоритмов к высокому уровню динамичности среды, для этого один и тот же маршрут повторялся при разном уровне динамичности окружения. Из погодных условий в наборе изменяется только дневное и ночное время суток.

Набор данных содержит синхронизированные во времени стереоизображения, данные IMU, маску сегментации экземпляра и истинную траекторию.

Открытый набор данных для тестирования Visual SLAM-алгоритмов при различных погодных условиях [12]. Набор данных, разработанный Санкт-Петербургским Федеральным исследовательским центром Российской академии наук в 2024 году, специально направленный на изучение влияния погодных условий на Visual SLAM методы.

При помощи симуляционной среды AirSim были записаны траектории движения автомобиля в городской среде, а также по пересеченной местности. Городская среда содержит больше объектов и, соответственно, больше потенциальных ключевых точек, тогда как пересеченная местность является более однородной, кроме того, при движении робота по гористой местности приходится иметь дело с большими перепадами высоты, что делает вторую среду значительно более сложной для применения SLAM алгоритмов.

Во время записи траектории движения автомобиля, к нему были прикреплены 2 одинаковые камеры с разрешением 800 на 600 пикселей, полем зрения, равным 90 градусов, без дисторсии. Камеры были закреплены на

ВКР УлГУ

расстоянии (0,−0.26,−1.9) и (0, 0.26,−1.9) метров относительно системы координат автомобиля, таким образом образуя стереопару со стереобазой 0.52 м.

Были записаны маршруты со следующими входными параметрами – 25, 50, 75 и 100 %: обычная погода, снег, заснеженность дороги; дождь, дождь и мокрота дороги; падающие листья, падающие листья и листья на дороге; туман; пыльная буря.

Таким образом, выявляется проблема недостаточности реальных данных, необходимых для оценки точности алгоритмов локализации и построения карт в условиях взаимодействия различных погодных факторов. Единственный датасет, обладающий полнотой охвата погодных условий был получен методом компьютерной симуляции с использованием средств компьютерной графики. В связи с этим возникает сомнение в его способности в полной мере отражать характеристики реального окружения.

ВКР УлГУ

ГЛАВА 2. АППАРАТНО-ПРОГРАММНОЕ ОБЕСПЕЧЕНИЕ, ПОЛУЧЕНИЕ И ПЕРВИЧНАЯ ОБРАБОТКА ДАННЫХ

2.1. Структура датасета

Формирование датасета в рамках настоящего исследования предполагается осуществлять по образцу набора данных EuRoC [13]. Он является эталонным для задач визуально-инерциальной локализации и был разработан Лабораторией автономных систем (ASL) при Швейцарской высшей технической школе Цюриха (ETH Zurich). Впервые представленный в 2016 году в International Journal of Robotics Research, EuRoC и на сегодняшний день входит в число наиболее цитируемых датасетов в данной предметной области. Значительная часть SLAM с открытым исходным кодом (в том числе и выбранный для эксперимента ORB-SLAM3) ориентирована на этот формат данных.

Структура папок и файлов датасета EuRoC имеет следующий вид:

- mav0
  - cam0
    - data
    - data.csv
    - sensor.yaml
  - imu0
    - data.csv
    - sensor.yaml
  - body.yaml
  - timestamps.txt

Все записанные файлы размещаются в директории с наименованием mav0. Внутри неё содержатся две поддиректории – cam0 и imu0, предназначенные для хранения данных, поступающих с камеры и IMU

ВКР УлГУ

соответственно. В случае использования в эксперименте стереокамеры формируются две папки cam0 и cam1, каждая из которых имеет идентичную внутреннюю организацию.

Помимо указанных директорий, в корне папки mav0 располагается важный файл timestamps.txt. Он представляет собой текстовый документ, содержащий все временные метки (таймстемпы), соответствующие моментам записи показателей датчиков. Ключевое значение этого файла заключается в том, что он обеспечивает синхронизацию между потоками данных с камеры и IMU, что необходимо для корректной работы SLAM. Каждая метка прописывается в формате POSIX в наносекундах. Их записи в файле перечисляются последовательно с новой строки, без использования каких-либо дополнительных разделителей или символов.

Обратимся к детальному рассмотрению директорий, соответствующих камере и IMU. В каталоге cam0 содержится подпапка data, содержащая изображения в формате .png, полученные в ходе эксперимента. Имена файлов соответствуют временным меткам момента их регистрации, благодаря чему все снимки автоматически упорядочены в хронологической последовательности. Кроме того, в той же директории cam0 присутствует файл data.csv, который устанавливает соответствие между именами изображений и временными метками из файла timestamps.txt. Пример содержания данного файла:

#timestamp [ns], filename

1403636579763555584,1403636579763555584.png

1403636579813555456,1403636579813555456.png

1403636579863555584,1403636579863555584.png

ВКР УлГУ

Файл sensor.yaml содержит параметры откалиброванной камеры. Описание процесса калибровки и анализ полученных результатов будет представлен в последующих разделах.

Последней в структуре остаётся папка imu0, организация которой во многом аналогична структуре cam0. Как и для камеры присутствует файл sensor.yaml, описывающий параметры откалиброванного гироскопа и акселерометра. В файле data.csv записываются показания с инерциальных датчиков в строго определённом порядке:

- временная метка;
- данные с гироскопа по трём осям x,y,z: угловая скорость ωS (рад/с);
- данные с акселерометра по трём осям x,y,z (м/с^2).

Пример файла:

#timestamp [ns],w_RS_S_x [rad s^-1],w_RS_S_y [rad s^-1],w_RS_S_z [rad s^-1],a_RS_S_x [m s^-2],a_RS_S_y [m s^-2],a_RS_S_z [m s^-2]

1403636579758555392,-0.09913470151327789 8,0.14730578886832138,0.027227136331111 54,8.147691708333333,-0.37592158333333 31,-2.4026292499999999

1403636579763555584,-0.09913470151327789 8,0.14032447186034408,0.029321531433504 733,8.033280791666666,-0.40861041666666 664,-2.4026292499999999

ВКР УлГУ

2.2. Используемое оборудование

Результаты сбора датасета подлежат записи и последующей обработке на одноплатном компьютере Orange Pi 5B. Устройство представляет собой высокопроизводительную вычислительную платформу, разработанную для решения задач в области встраиваемых систем, искусственного интеллекта и промышленной автоматизации. Данный микрокомпьютер базируется на архитектуре ARM и предназначен для инженеров, разработчиков и технических специалистов, работающих с IoT-проектами, системами машинного обучения и вычислительными кластерами. Основные технические характеристики устройства приведены в таблице 2. [14]

Таблица 2 – Характеристики Orange Pi 5B

Характеристика	**Описание**
Процессор	Rockchip RK3588S с 4x ядрами Cortex-A76 с тактовой частотой до 2,4 ГГц, 4x ядрами Cortex-A55 с тактовой частотой до 1,8 ГГц
Графический процессор	Arm Mali-G610 MP4
Оперативная память	8 ГБ LPDDR4/4x
Встроенная память	64 ГБ eMMC 5.1
Слот для карты памяти	microSD до 2 ТБ
USB-порт	2x USB 3.0, 2x USB 2.0
Видеовыход	HDMI 2.1 до 8Kp60
Питание	USB Type-C 5B/4A
Потребляемая мощность	0,02 кВт·ч
Габариты	100 × 62 × 20 мм
Рабочая температура	0°C до +70°C
Операционные системы	Ubuntu

ВКР ЮУрГУ

Для сбора данных с инерциального блока IMU в настоящем исследовании применяется полетный контроллер Pixhawk 6C Mini, оснащённый датчиком ICM-42688-P. Указанный датчик объединяет в себе трёхосевой гироскоп и акселерометр, что позволяет осуществлять непрерывное отслеживание движения и пространственной ориентации объектов. Два ключевых параметра, необходимые для функционирования SLAM представлены в таблице 3. Указанные значения являются стандартными для данной модели датчика и приведены в соответствии с официальной технической документацией. [15]

Таблица 3 – Характеристики датчика ICM-42688-P

Характеристика	**Значение**
Gyro Noise Spectral Density	0.0028 º/с /√Гц
Accel Noise Density	0.65 м/с2/√Гц

В экспериментальной установке используется камера модели Logitech HD Pro C920. Наличие системы автоматической фокусировки обеспечивает высокое качество записи. Благодаря механизму адаптивной подстройки к условиям освещения устройство гарантирует удовлетворительное качество формируемого изображения даже при условиях недостаточной видимости. Основные технические характеристики сведены в таблицу 4. [16]

Таблица 4 – Характеристики камеры Logitech HD Pro C920

Характеристика	**Описание**
Разрешение фото	1920 x 1080
Фокусировка	Автоматическая
Угол обзора	78 °

ВКР УлГТУ

Разрешение (видео)	1920 x 1080
Максимальная частота кадров	30 кадр/сек

Всё оборудование размещено внутри герметичного корпуса (закрывающейся коробки), что защищает компоненты от попадания влаги — дождя, снега и других атмосферных осадков. На боковой стенке корпуса предусмотрена прорезь для объектива камеры. Взаимное расположение элементов системы показано на рисунке 2.2.1. Цифрой 1 обозначен одноплатный компьютер Orange Pi 5B, цифрой 2 — полётный контроллер Pixhawk 6C, цифрой 3 — камера Logitech HD Pro C920. Питание камеры и полётного контроллера осуществляется от одноплатного компьютера, который, в свою очередь, получает питание от внешнего аккумулятора, обозначенного цифрой 4.

Корпус с оборудованием крепится на роботизированную платформу на гусеничном ходу, показанную на рисунке 2.2.2. Управление движением платформы осуществляется дистанционно посредством радиопульта.

ВКР УлГУ

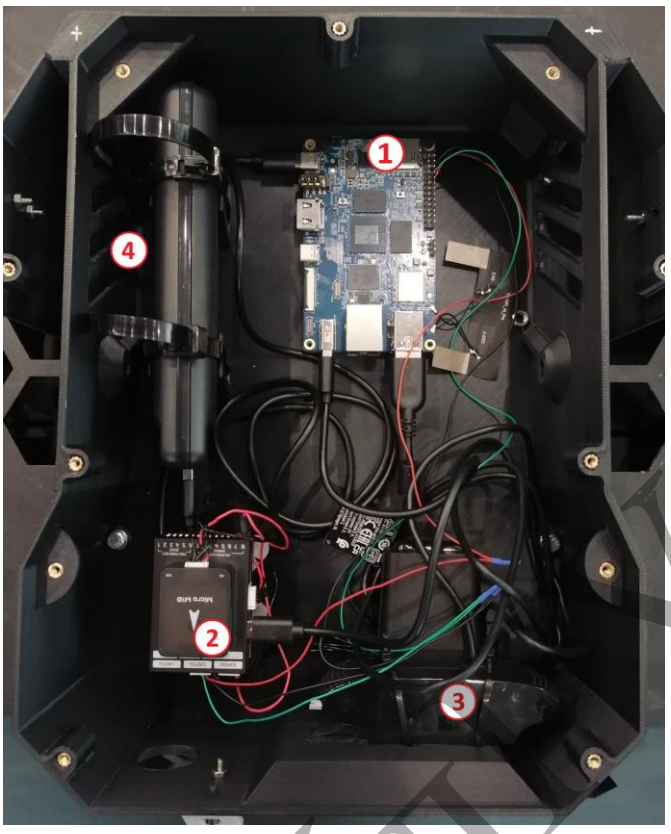


Рис. 2.2.1 – Взаимное расположение оборудования для записи датасетов



Рис. 2.2.2 – Роботизированная платформа, задействованная в эксперименте

ВЕРСИЯ

2.3. Автоматизация сбора данных

Данные инерциально-измерительного модуля (IMU), поступающие с полетного контроллера, передаются посредством протокола MAVLink. Данный протокол предназначен для организации обмена информацией между автономными летательными и наземными транспортными системами, включая беспилотные летательные аппараты, самолеты и автомобили. MAVLink лежит в основе взаимодействия между Pixhawk и Orange Pi [17]. С заданной периодичностью Pixhawk генерирует MAVLink-сообщение, которое содержит сведения о состоянии различных компонентов системы. Непосредственный интерес для настоящего исследования представляет сообщение «SCALED_IMU2», структура и содержание которого приведены в таблице 5. [18]

Таблица 5 – Параметры сообщения “SCALED_IMU2”

Имя поля	**Тип**	**Ед. измерения**	**Описание**
time_boot_ms	unit32_t	мс	Время, прошедшее с запуска системы.
xacc	int16_t	мG	Ускорение по X
yacc	int16_t	мG	Ускорение по Y
zacc	int16_t	мG	Ускорение по Z
xgyro	int16_t	мРад/с	Угловая скорость вращения по X
ygyro	int16_t	мРад/с	Угловая скорость вращения по Y
zgyro	int16_t	мРад/с	Угловая скорость вращения по Z
xmag	int16_t	мГс	Магнитное поле по X

ВКР УлГУ

ymag	int16_t	мГс	Магнитное поле по Y
zmag	int16_t	мГс	Магнитное поле по Z

В настоящей работе данные магнитного поля не задействуются. Вместе с тем показания линейного ускорения и угловой скорости, а также соответствующие им временные метки, записываются в файл imu0/data.csv, структура которого была описана в разделе 2.1.

Процедура калибровки камеры выполнялась с использованием открытой библиотеки компьютерного зрения OpenCV. С целью минимизации погрешностей, вносимых искажениями оптической системы, было использовано 40 изображений шахматной доски размера 9x7 квадратов, снятые непосредственно на камеру, которая будет в дальнейшем задействована в проводимом эксперименте. Доска была зафиксирована с различных ракурсов и на разном расстоянии от камеры (рисунок 2.3.1).

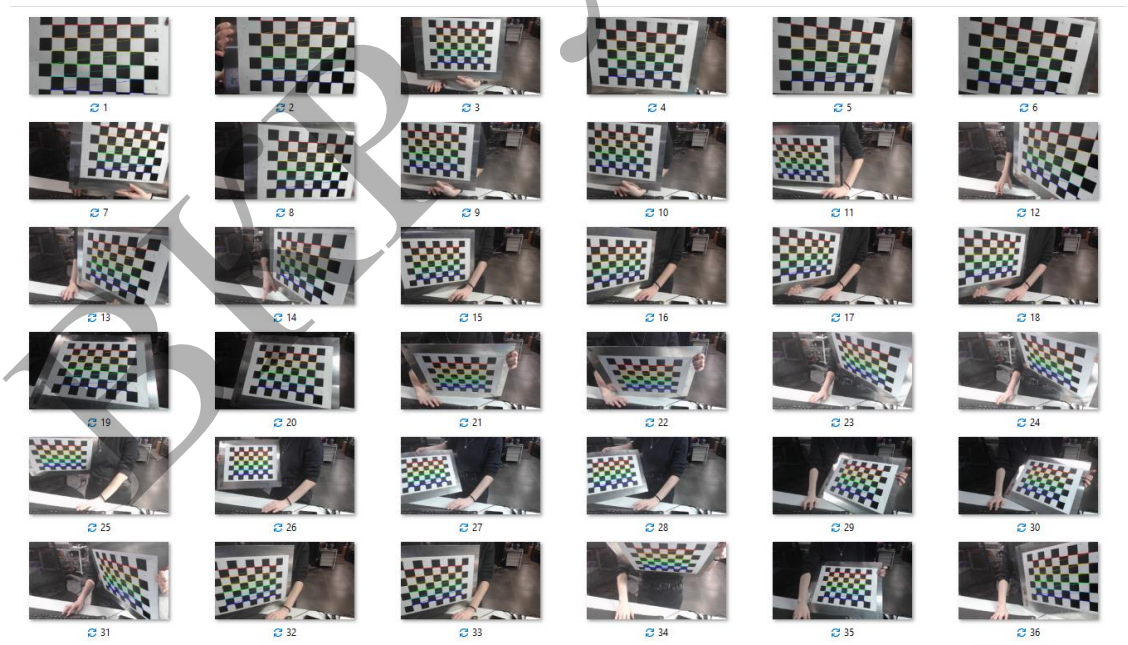


Рис. 2.3.1 – Изображения, снятые для калибровки камеры

ВГУИТ

В результате проведённой калибровки были определены следующие внутренние параметры камеры: фокусное расстояние, координаты главной точки и коэффициенты радиального и тангенциального искажений. Указанные величины для наглядности сведены в таблицу 6.

Таблица 6 – Параметры камеры Logitech HD Pro C920, полученные при проведении калибровки

Параметр	**Значение**
Фокусное расстояние по x (fx)	641.18496901
Фокусное расстояние по y (fy)	638.61336318
Оптический центр по x (cx)	434.24892918
Оптический центр по y (xy)	267.33758599
Коэффициенты радиального искажения	0.08966967, -0.17849272, 0.05709011
Коэффициенты тангенциального искажения	0.00169242, 0.00062174

В рамках настоящего исследования будет использоваться разрешение 864x480 пикселей. Указанный размер является достаточным для работы SLAM. Использование более высокого разрешения привело бы к увеличению объема занимаемой памяти формируемыми датасетами и, соответственно, к возрастанию времени их обработки. Несмотря на то, что согласно техническим характеристикам камера способна записывать видеопоток с частотой до 30 кадров в секунду, в данной работе она будет ограничена до 10. Ограничение обусловлено необходимостью обеспечения синхронизации визуальных данных с показаниями инерциального блока, максимальная частота передачи данных которого составляет 10 Гц.

ВКР УлГУ

Организация сетевого взаимодействия между одноплатным компьютером Orange Pi 5B и ноутбуком осуществляется с использованием программного обеспечения create_ap. На базе данного сервиса на борту Orange Pi развёртывается точка доступа Wi-Fi. Благодаря этому между устройствами устанавливается сетевое соединение по протоколу SSH, что позволяет вручную управлять запуском программы сбора датасета непосредственно с ноутбука. Такая схема обеспечивает удаленный контроль над процессом записи данных без необходимости физического подключения к одноплатному компьютеру.

ВКР УлГУ

2.4. Инструмент EVO для обработки данных

Важно понимать, что сырые (необработанные) данные ещё не подходят для последующей оценки точности. Это обусловлено тем, что применяемый метод требует соответствия количества точек в сравниваемых траекториях, чего на практике добиться крайне сложная задача. Теоретически возможно выравнивание траекторий вручную, однако такой подход требует существенных временных затрат. Кроме того, случайное удаление ключевой точки может привести к неудовлетворительному результату, вплоть до искажения построенной карты.

Гораздо удобнее использовать готовые инструменты, одним из которых является EVO – пакет, предоставляющий файлы и небольшую библиотеку для обработки, оценки и сравнения траекторий, полученных в результате работы алгоритмов одометрии и SLAM. EVO обладает рядом преимуществ по сравнению с другими общедоступными инструментами для сравнительного анализа:

- универсальные инструменты для различных форматов (EuRoC, TUM, KITTY, ROS1/ROS2 bagfile);
- алгоритмические возможности для сопоставления, выравнивания, корректировки масштаба для SLAM;
- гибкие возможности для вывода, построения графиков, визуализации и экспорта (например, графики в формате LaTeX или таблицы в Excel);
- быстрая работа, сравнительно с другими популярными инструментами на основе Python. [19]

С помощью EVO возможны как графические отображения вычисленной траектории, так и её наглядное сравнение с другими в едином координатном пространстве. На рисунке 2.4.1 представлен пример пройденной траектории,

ВКР УлГУ

полученной при помощи ORB-SLAM3. Данный способ отображения не очень удобен на практике и не позволяет сопоставить несколько траекторий одновременно. В свою очередь, на рисунке 2.4.2 приведён результат сравнения двух траекторий, визуализированный при помощи пакета EVO. Различие между ними наблюдается наглядно.

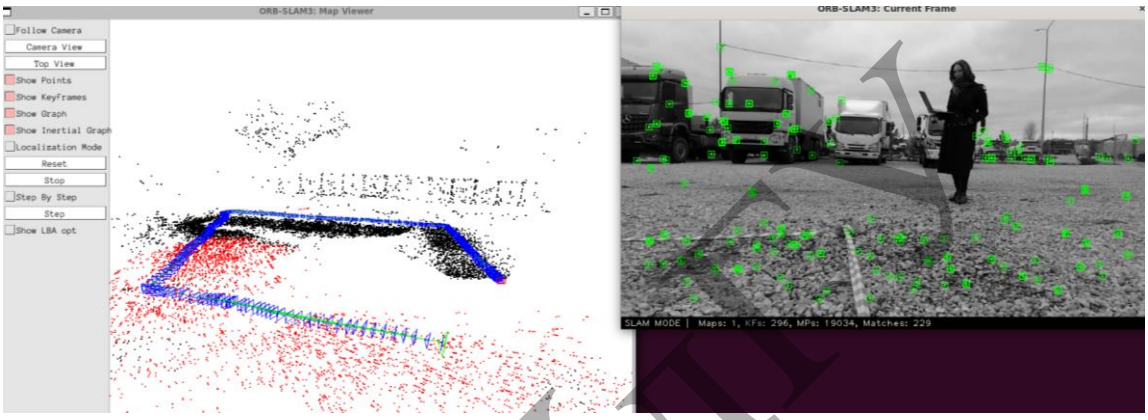


Рис. 2.4.1 – Пример пройденной траектории в ORB-SLAM3

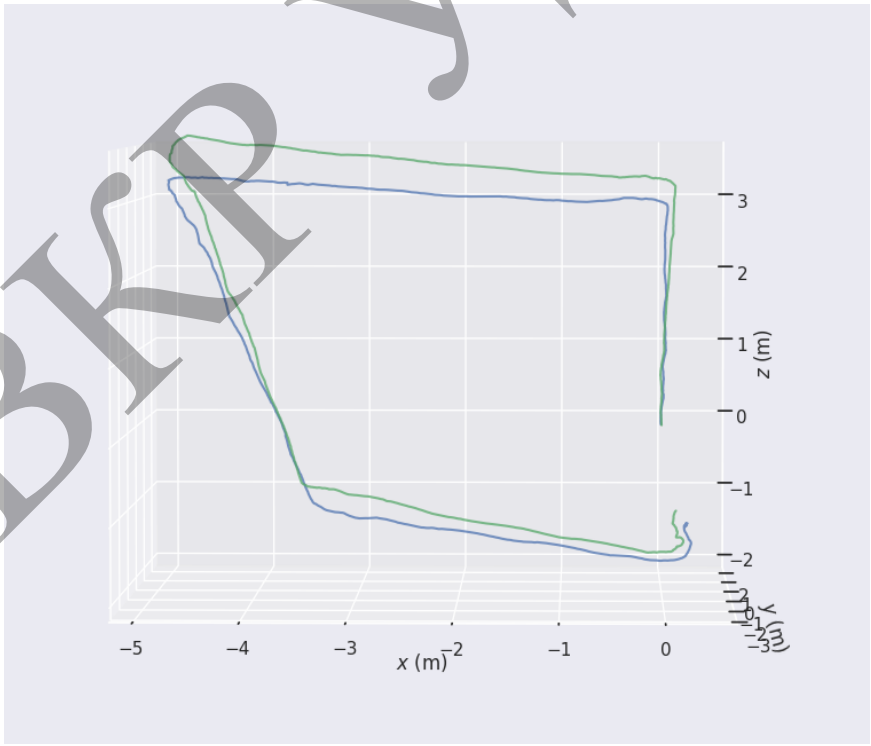


Рис. 2.4.2 – Пример двух пройденных траекторий в EVO

ВКР УлГТУ

Кроме того, инструмент EVO предоставляет графики сравнения движения траекторий в проекции на оси координат XYZ (рисунок 2.4.3), а также по углам Эйлера (рисунок 2.4.4) в зависимости от времени.

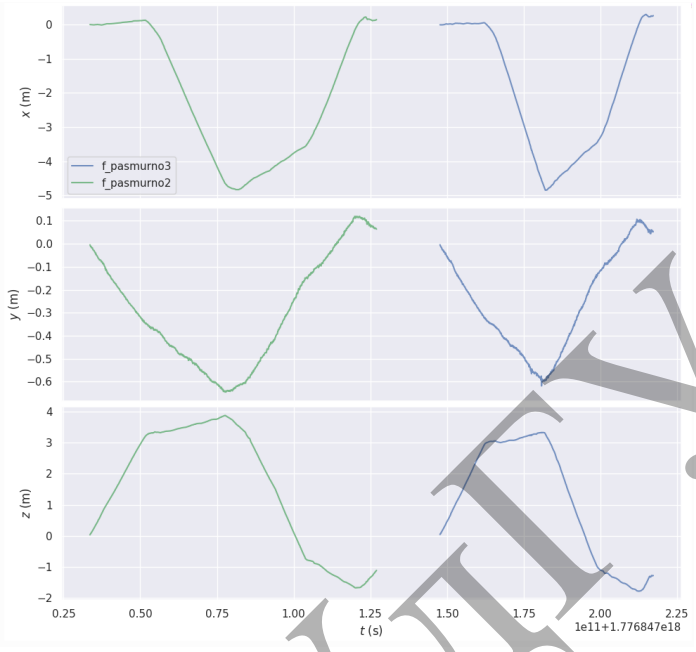


Рис. 2.4.3 – Пример изменения двух траекторий по осям XYZ

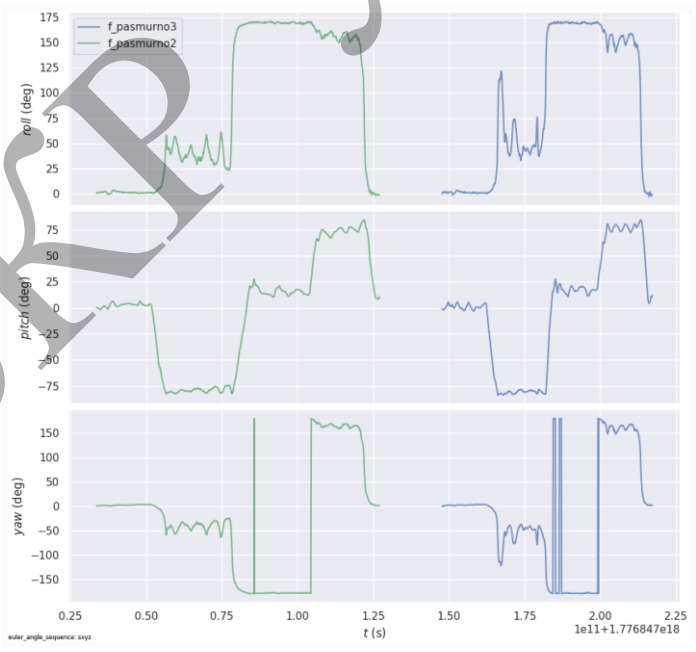


Рис. 2.4.4 – Пример изменения двух траекторий по углам Эйлера

ВКР УлГУ

2.5. Сбор и первичная обработка экспериментальных данных

В ходе эксперимента роботизированная платформа проезжала траекторию протяженностью 29.4 метра. Схема маршрута представлена на рисунке 2.4.1. Кружком на схеме обозначено начальное (оно же конечное) положение, что свидетельствует о замкнутости маршрута. Направление движения вдоль трассы обозначено на схеме стрелками. Траектория пролегала вдоль участка, с трёх сторон огороженного забором. Перемещение роботизированной платформы осуществлялось с ориентацией вдоль данного ограждения, что позволило минимизировать случайные отклонения от заданного пути в ходе ручного управления и обеспечить воспроизводимость условий эксперимента.

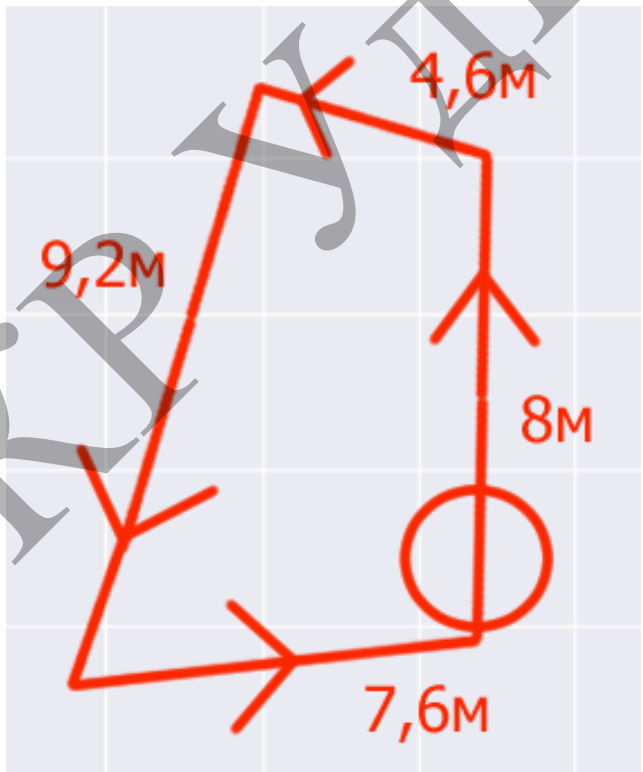


Рис. 2.4.1 – Маршрут движения в проведённом эксперименте

В ходе эксперимента было записано 17 наборов данных, распределенных по погодным условиям следующим образом: семь маршрутов

ВКР УлГУ

в отсутствии осадков, один маршрут при мелком дожде, три маршрута при умеренном дожде, три маршрута при ливне, один маршрут при ливне в сочетании с сильным ветром, а также один маршрут при одновременном ливне, сильном ветре и граде. Примеры из записанных датасетов представлены на рисунке 2.4.2.

Таблица 7 – Записанные наборы данных

№	Погодные условия	Количество записей
1	Без осадков, 1	733
2	Без осадков, 2	777
3	Без осадков, 3	700
4	Без осадков, 4	705
5	Без осадков, 5	707
6	Без осадков, 6	710
7	Без осадков, 7	712
8	Мелкий дождь	849
9	Дождь, 1	692
10	Дождь, 2	714
11	Дождь, 3	659
12	Ливень, 1	694
13	Ливень, 2	652
14	Ливень, 3	730
15	Ливень, 4	691
16	Ливень + ветер	528
17	Ливень + ветер + град	696

ВКР УлГУ



Рис. 2.4.2 – Примеры из записанных датасетов

Как видно из таблицы 7, продолжительность записи и, соответственно, количество регистрируемых кадров варьируется в диапазоне от 528 и 849 единиц. Данный разброс объясняется тем, что управление роботизированной платформой осуществлялось вручную, вследствие чего скорость движения на различных участках маршрута могла незначительно отличаться. Помимо этого, в некоторых датасетах возможно наличие задержек в начале и конце маршрута: запись начиналась несколько раньше фактического начала движения платформы и завершалась с задержкой после её остановки. Указанной обстоятельство, однако, не влияет на конечный результат, поскольку траектории проходились идентично, следовательно, восстановленные маршруты будут строиться единообразно.

При использовании ORB-SLAM3 нередко возникали ситуации, в которых при чрезмерно быстром повороте роботизированной платформы построенная карта утрачивалась, после чего её построение начинало заново. На рисунке 2.4.3 видно, что в результате данного эффекта была восстановлена лишь заключительная часть маршрута. Вместо замкнутого контура в четырьмя

ВКР УлГУ

сторонами наблюдаются только две из них с одним просчитанным поворотом из четырёх.

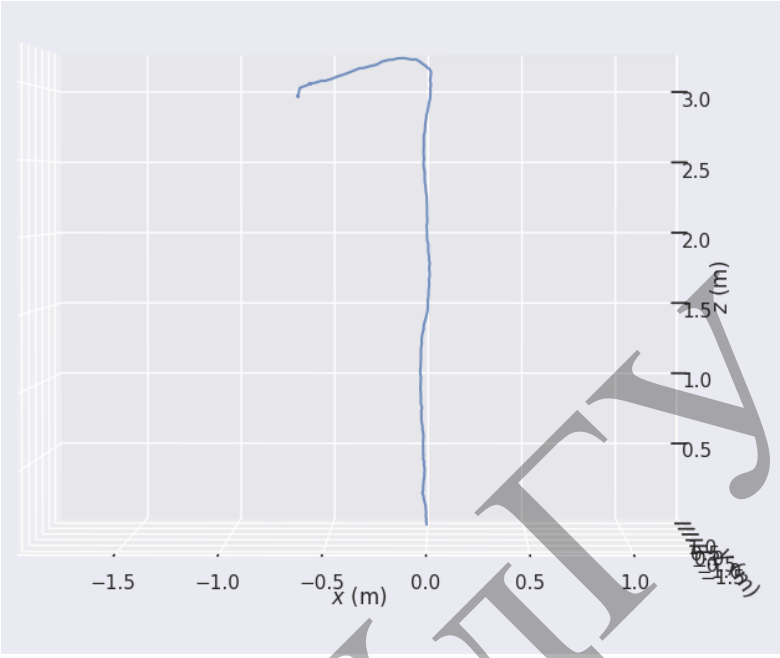


Рис. 2.4.3 – Пример ошибочного построения карты

В подобных ситуациях эффективным инструментом становится регулировка параметров SLAM. В частности, варьирование количества ключевых точек, извлекаемых на каждом кадре. Значение по умолчанию равняется 1000, однако в ходе проведённого эксперимента наиболее оптимальные результаты были получены в диапазоне 1500-2000 точек. Вместе с тем увеличение данного параметра не всегда ведёт к улучшению работы алгоритма. Так, результат, представленный на рисунке 2.4.3, был получен при значении 3000 точек. Для алгоритма указанное количество оказалось избыточным, что привело к некорректной работе. Уменьшив количество в два раза до 1500 точек, удалось получить пройденную траекторию, приближенную к реальной (рис. 2.4.4).

ВКР УлГУ

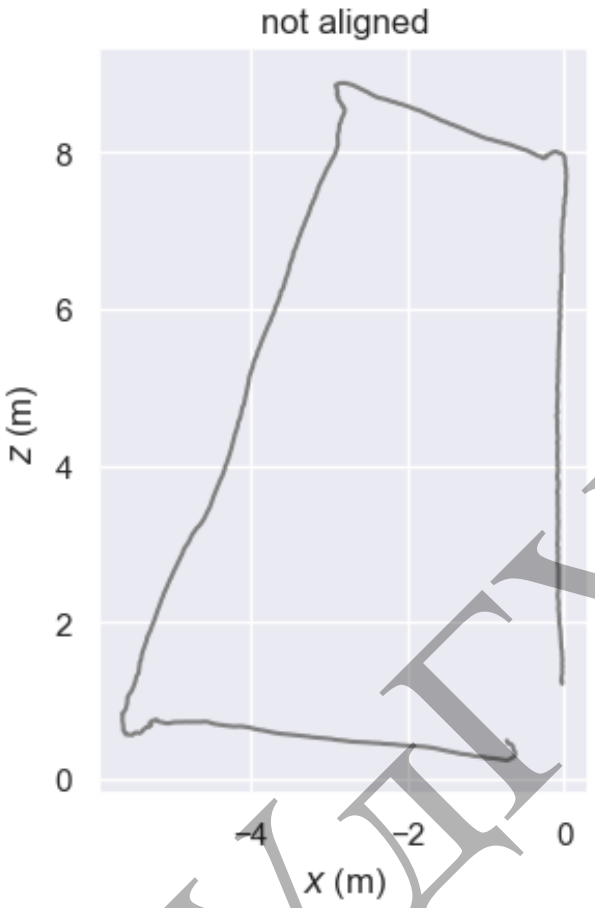


Рис. 2.4.4 – Пример корректного построения карты

При сопоставлении нескольких построенных траекторий можно заметить, что ORB-SLAM3 не всегда корректно оценивает расстояния – особенно на протяженных прямолинейных участках маршрута (рисунок 2.4.5). В то же время угловые параметры траектории вычисляются с достаточно высокой точностью и демонстрируют воспроизводимость от одного прохода к другому.

Поскольку требуется обеспечить равенство количества точек во всех сравниваемых траекториях, целесообразно ориентироваться на минимальное число записей среди всех собранных датасетов. Данный минимум составляет 528 точек и соответствует пятому датасету, записанному в ясную погоду. В

ВКР УлГУ

качестве унифицированного значения можно принять округленную величину в 500 точек, к которой требуется свести все траектории.

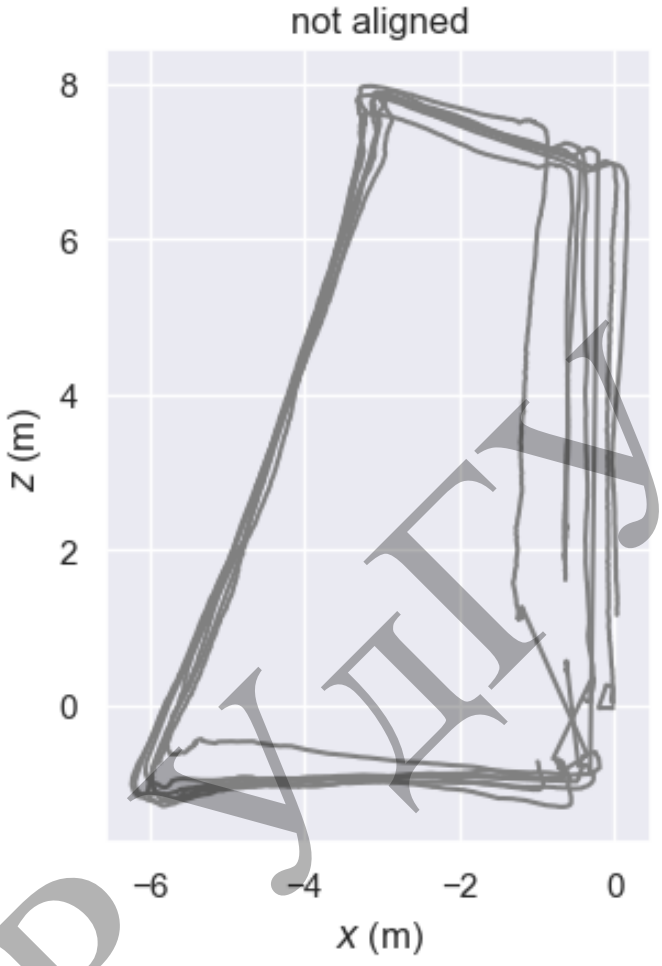


Рис. 2.4.5 – Построенные траектории при погоде без осадков

ВКР УлГУ

ГЛАВА 3. ОЦЕНКА ТОЧНОСТИ

3.1. Практический расчет точности для ORB-SLAM3

На первом этапе рассчитывается эталонная траектория движения роботизированной платформы. С этой целью производится усреднение всех траекторий, проводившихся в условиях отсутствия осадков. Результат усреднения сохраняется в качестве эталонной траектории. На рисунке 3.1.1. она обозначена сплошной линией красного цвета. Семи записанным траекториям соответствуют серые пунктирные линии.

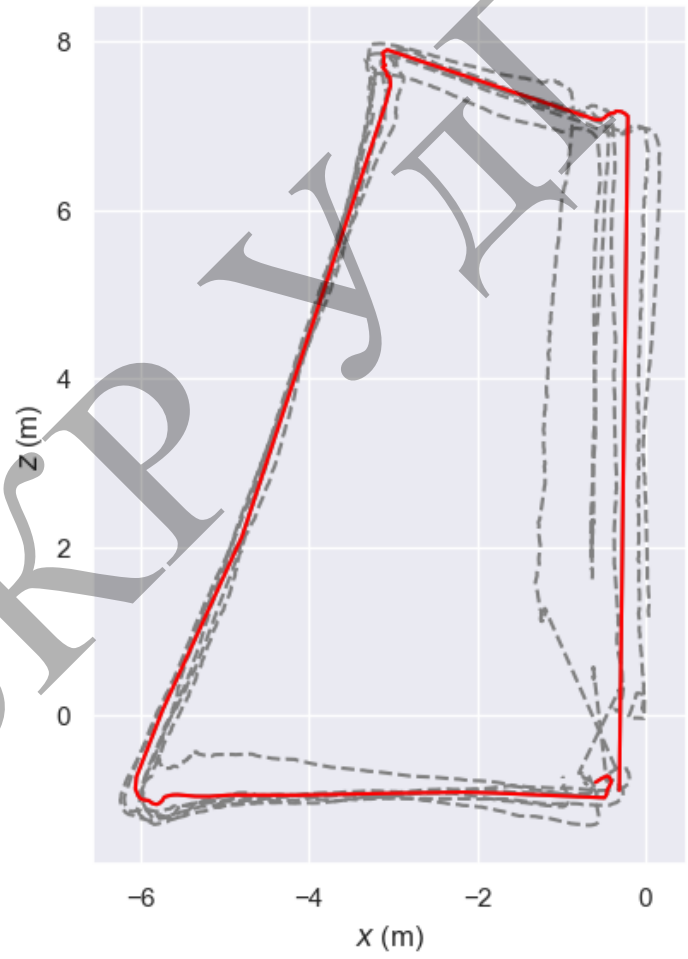


Рис. 3.1.1 – Визуализация эталонной траектории

ВКР УлГУ

На следующем этапе с использованием алгоритма ORB-SLAM3 были рассчитаны траектории движения для погодных условий с осадками, перечень которых приведен в таблице 7. На рисунке 3.1.2 представлена траектория, полученная в условиях мелкого дождя. Видно, что она практически совпадает с эталонной траекторией (здесь и далее на всех рисунках эталонная траектория показана красной сплошной линией, а рассчитанная при влиянии различных осадков – пунктирной линией серого цвета).

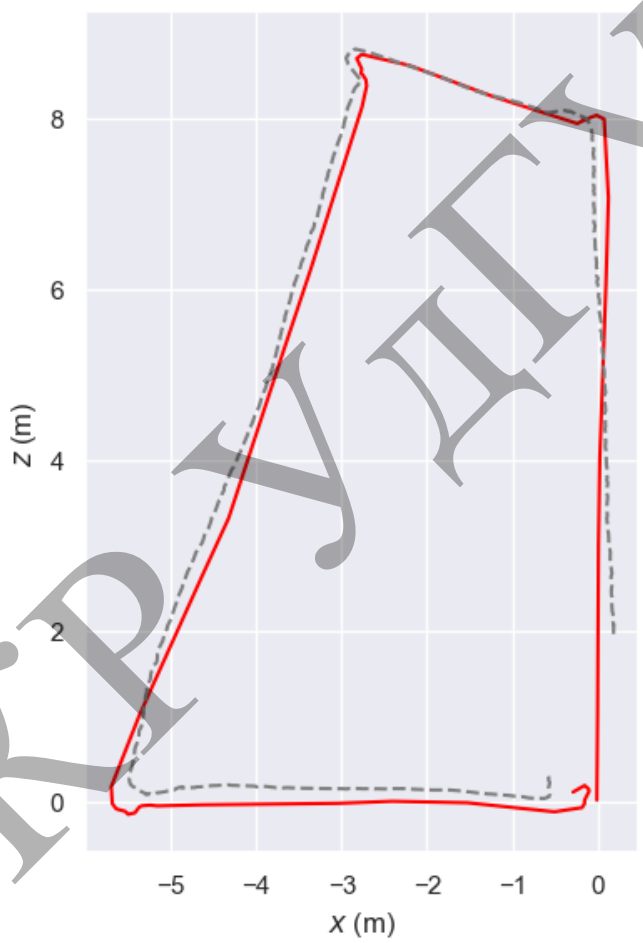


Рис. 3.1.2 – Вычисленная траектория при мелком дожде

Далее были рассчитаны траектории для датасетов, содержащих записи в умеренный дождь. На данном этапе алгоритм ORB-SLAM3 продемонстрировал существенно более низкую эффективность. Корректное построение траектории удалось лишь для одного маршрута, при этом

ВКР УлГУ

алгоритм допустил ошибки при вычислении длины каждой из сторон пройденного пути (рисунок 3.1.3).

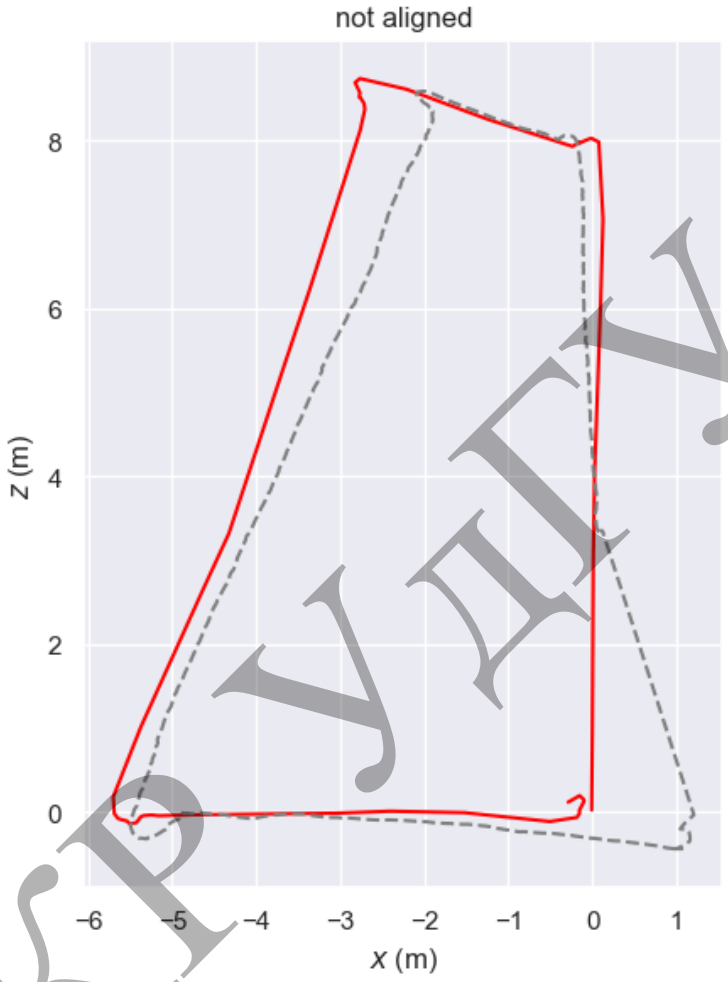


Рис. 3.1.3 – Вычисленная траектория при умеренном дожде

С последующими датасетами ORB-SLAM3 не справился. На прямолинейных участках траектории наличие осадков не оказывало заметного влияния на построение карты даже в тех случаях, когда часть объектива камеры оказывалась перекрытой каплями воды. Основные проблемы возникали на этапах поворота. Из-за обилия осадков и вызванного ими ухудшения видимости камеры формируемое изображение становилось размытым, вследствие чего алгоритм утрачивал способность выделять

ВКР УлГУ

ключевые точки, необходимые для успешной локализации в пространстве. В ясную погоду эффект размытия не наблюдался ни на одном из семи записанных датасетов. Указанное различие, вероятнее всего, обусловлено техническими параметрами используемой камеры. Сравнение качества изображения на поворотах представлено на рисунке 3.1.4.

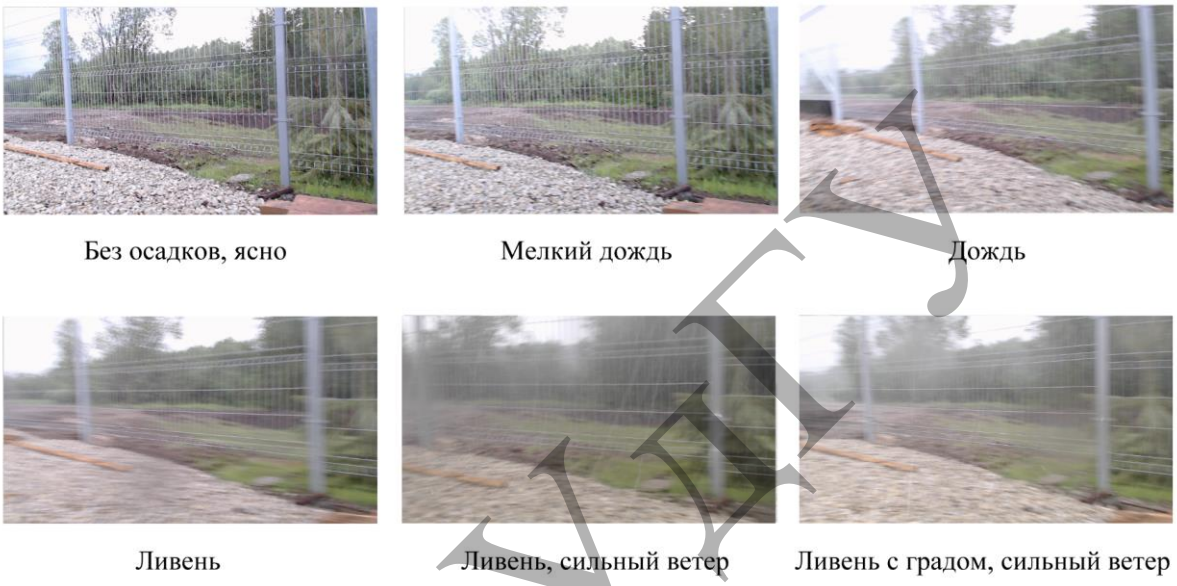


Рис. 3.1.4 – Сравнение качества изображения на поворотах при воздействии различных погодных условий

Результаты экспериментальной оценки точности функционирования алгоритма ORB-SLAM3 были сформированы для рассчитанных траекторий. Количественные показатели точности представлены в виде среднеквадратичной абсолютной ошибки позы (APE) и двух стреднеквадратичных относительных ошибок: по поступательным и вращательным компонентам, в таблицах 8, 9 и 10 соответственно. Помимо указанных метрик, в таблицах также приведены значения максимальной и минимальной ошибки, средней ошибки, а также медианы распределения ошибок.

ВКР УлГУ

На рисунке 3.1.3 представлена визуализация полученных результатов. В верхней части рисунка расположены графики накопления ошибки во времени, отражающие рост абсолютной ошибки (APE) по мере увеличения длины пройденного пути. В нижней части рисунка приведены графики, демонстрирующие разброс относительной ошибки (RPE) во времени раздельно для поступательных и вращательных компонент движения.

Таблица 8 – Абсолютная ошибка (APE) для ORB-SLAM3, м

Датасет	**RMSE**	**Max**	**Min**	**Mean**	**Med**
Мелкий дождь	1.065	1.9	0.353	0.986	0.96
Дождь	1.876	3.296	0.454	1.783	1.774

Таблица 9 – Относительная ошибка (RPE) по поступательным компонентам движения для ORB-SLAM3, м/кадр

Датасет	**RMSE**	**Max**	**Min**	**Mean**	**Med**
Мелкий дождь	0.027	0.1	5.551e-17	0.02	0.015
Дождь	0.155	3.73	0.00075	0.027	0.016

Таблица 10 – Относительная ошибка (RPE) по вращательным компонентам движения для ORB-SLAM3, градус/кадр

Датасет	**RMSE**	**Max**	**Min**	**Mean**	**Med**
Мелкий дождь	2.249	11.6	1.765	1.547	0.902
Дождь	2.295	22.184	0.097	1.51	0.925

ВКР УДГУ

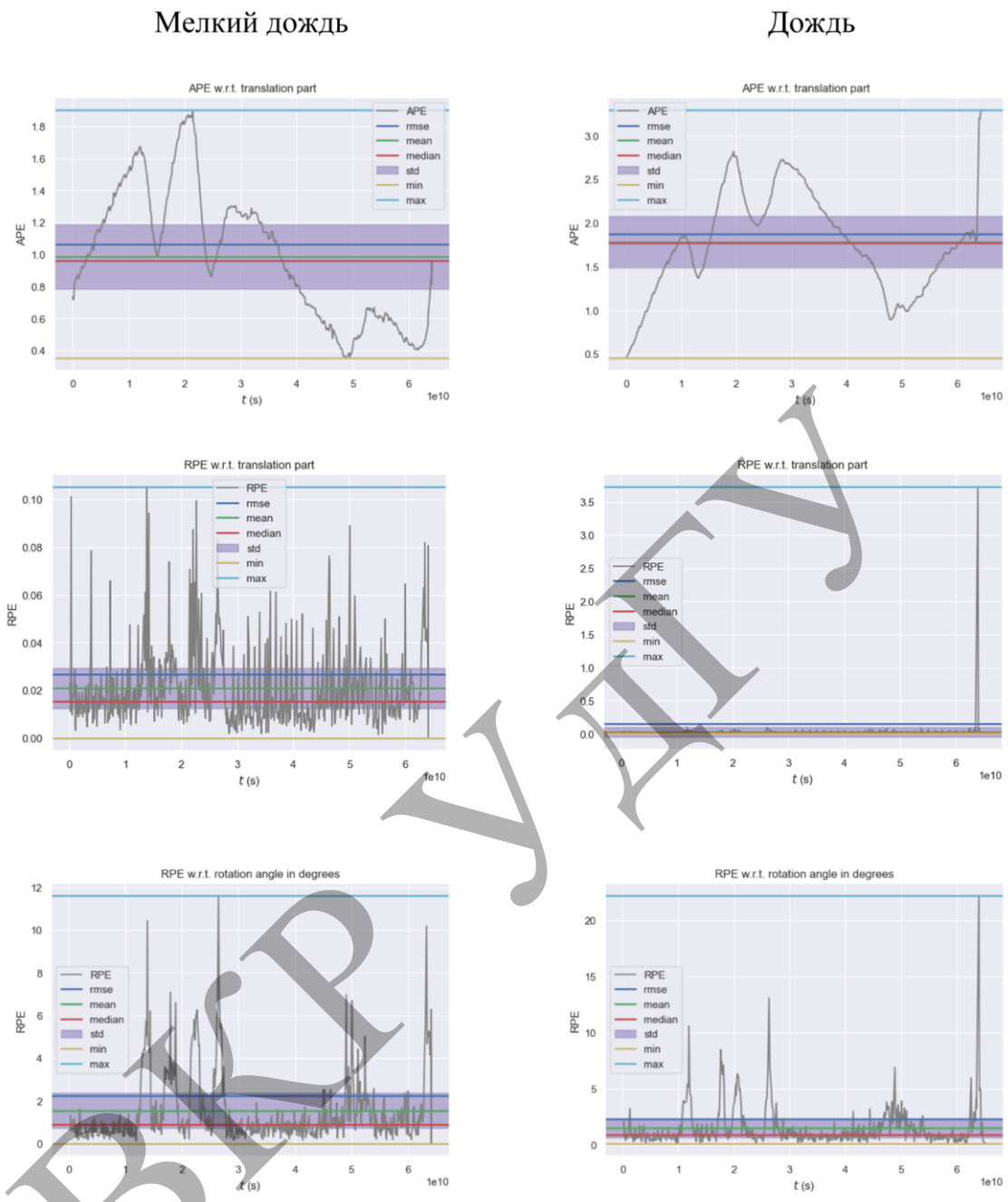


Рис. 3.1.3 – Графики визуализации накопления ошибки.

Верхний ряд – абсолютная ошибка (м), средний ряд – относительная ошибка перемещения (м/кадр), нижний ряд – относительная ошибка вращений (градус/кадр)

ВКР УлГУ

Столь высокое значение среднеквадратической относительной ошибки, вероятнее всего, обусловлено значительной величиной отклонения, зафиксированного на втором повороте траектории. Данный поворот присутствует в каждом из трёх записанных датасетов. Из всех четырёх поворотов, входящих в маршрут, именно второй характеризовался наибольшей крутизной и наибольшей продолжительностью. На остальных поворотах столь выраженного дрейфа не наблюдалось.

Согласно нижнему ряду графиков на рисунке 3.2.3, на протяжении большей части пути относительная ошибка не достигала столь высоких значений. Не исключено, что данное обстоятельство связано с тем, что эталонная траектория была рассчитана вручную, а не зафиксирована с использованием специализированного оборудования.

Сравнительный анализ значений абсолютной и относительной среднеквадратической ошибки позволяет сделать вывод, что алгоритм ORB-SLAM3 демонстрирует удовлетворительную способность к коррекции накопленного дрейфа на протяжённых участках траектории при условии незначительных осадков. Для траектории протяжённостью 30 метров средняя абсолютная погрешность составила около метра.

Уязвимой стороной алгоритма являются крутые и резкие повороты, в которых качество изображения существенно снижается из-за размытия. Результаты эксперимента показывают, что с увеличением интенсивности осадков и силы ветра сложность выполнения локализации алгоритмом ORB-SLAM3 возрастает именно на поворотных участках траектории. На прямолинейных участках аналогичная проблема не возникает даже в тех случаях, когда капли воды попадают на объектив и частично перекрывают поле зрения.

Вероятное объяснение данного эффекта заключается в том, что при использовании монокулярной камеры в качестве основного источника

ВКР УлГУ

визуальной информации алгоритм не всегда успевает выделить достаточное количество ключевых точек на кадрах, необходимых для полноценной локализации. В связи с этим эффективным методом повышения качества работы алгоритма может служить увеличение частоты кадров (fps) камеры и, соответственно, частоты передачи данных инерциального измерительного блока (IMU).

ВКР УДГУ

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В ходе выполнения выпускной квалификационной работы было проведено экспериментальное исследование поведения алгоритма одновременной локализации и построения карты ORB-SLAM3 в условиях воздействия различных погодных факторов, включая осадки в виде дождя и града, а также ветровые нагрузки. Для достижения поставленной цели было сформировано 17 наборов данных, которые в дальнейшем могут быть использованы для тестирования других разновидностей SLAM-алгоритмов с целью сравнительной оценки их показателей точности. Описана универсальная методика оценки качества работы алгоритмов локализации и картографирования. Кроме того, выполнен сравнительный обзор наиболее распространённых видов SLAM, а также существующих открытых наборов данных, предназначенных для анализа влияния погодных условий на их работу.

Экспериментально установлено, что ключевой проблемой алгоритма ORB-SLAM3 является снижение качества локализации при возникновении размытых изображений на поворотах камеры. При этом степень негативного влияния указанного фактора возрастает при увеличении интенсивности осадков и скорости ветра. На прямолинейных участках траектории отрицательного воздействия осадков не наблюдалось даже в тех случаях, когда часть объектива камеры оказывалась перекрытой каплями воды. Также выявлено, что наличие осадков влияет на точность оценки пройденного роботом расстояния, приводя как к его занижению, так и к завышению в зависимости от участков трассы и скорости прохождения.

В качестве возможных вариантов решения выявленной проблемы предлагается увеличение частоты записи данных (до значений >10–20 кадров

ВКР УлГУ

в секунду для камеры и соответствующей частоты для IMU), а также переход к использованию стереокамеры.

Представленная работа предполагает дальнейшее развитие, которое заключается в пополнении сформированного набора данных записями, соответствующими иным погодным условиям (снегопад, туман), а также в проведении сравнительной оценки качества функционирования других типов SLAM-алгоритмов на полученном датасете.

ВКР УлГУ

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

[1] – SLAM (метод) / [Электронный ресурс] // Wikipedia : [сайт]. — URL: https://ru.wikipedia.org/wiki/SLAM_(метод);

[2] – Методы SLAM для промышленных БПЛА / [Электронный ресурс] // AeroMotus : [сайт]. — URL: https://aeromotus.ru/metody-slam-dlya-bpla/ ;

[3] – Ар. Ю. Филатов, Ан. Ю. Филатов, К. В. Кринкин, Б. Чен, Д. Молодан Методы сравнения качества 2D-SLAM-алгоритмов [Текст] / Ар. Ю. Филатов, Ан. Ю. Филатов, К. В. Кринкин, Б. Чен, Д. Молодан // Известия СПбГЭТУ «ЛЭТИ». — 2018. — № 7. — С. 87-95.

[4] – Луговской, В. В., Круглова, Т. Н. SLAM как передовой метод навигации и его виды [Текст] / В. В. Луговской, Т. Н. Круглова // Инновационная Наука. — 2023. — № 4-2. — С. 46-49 ;

[5] – Pedrosa, E., L. Reis, C. M. D. Silva and H. S. Ferreira. Autonomous Navigation with Simultaneous Localization and Mapping in/outdoor [Текст] / Pedrosa, E., L. Reis, C. M. D. Silva and H. S. Ferreira. — . — Porto, Portugal: Universidade do Porto, 2020 — 75 с.;

[6] – Carlos Campos, Richard Elvira, Juan J Gómez Rodríguez, José M M Montiel, Juan D Tardos ORB-SLAM3 / Campos Richard Elvira Juan J Gómez Rodríguez José M M Montiel Juan D Tardos Carlos. — Текст : электронный // GitHub : [сайт]. — URL: https://github.com/UZ-SLAMLab/ORB_SLAM3?ysclid=mpba1ov7uu726373702

[7] - Tong, Qin Peiliang, Li Zhenfei Yang and Shaojie Shen VINS-Mono / Qin Peiliang Li Zhenfei Yang and Shaojie Shen Tong. — Текст : электронный // GitHub : [сайт]. — URL: https://github.com/HKUST-Aerial-Robotics/VINS-Mono?ysclid=mpba7hsf9b625414697

ВКР УлГУ

[8] – Tong Qin, Peiliang Li, and Shaojie Shen VINS-Mono: A Robust and Versatile Monocular Visual-Inertial State Estimator [Текст] / Tong Qin, Peiliang Li, and Shaojie Shen // cs.RO. — 2017. — № . — С. 1-17.

[9] – Stefan, Leutenegger OKVIS2: Realtime Scalable Visual-Inertial SLAM with Loop Closure / Leutenegger Stefan. — Текст : непосредственный — 2022.

[10] – W. Maddern, G. Pascoe, C. Linegar and P. Newman 1 Year, 1000km: The Oxford RobotCar Dataset [Текст] / W. Maddern, G. Pascoe, C. Linegar and P. Newman // The International Journal of Robotics Research. — 2017. — № 36-1. — С. 3-15.

[11] – Minoda, K.; Schilling, F.; Wüest, V.; Floreano, D.; Yairi, T. VIODE: A Simulated Dataset to Address the Challenges of Visual-Inertial Odometry in Dynamic Environments [Текст] / Minoda, K.; Schilling, F.; Wüest, V.; Floreano, D.; Yairi, T. // IEEE Robotics and Automation Letters. — 2021. — № 6. — С. 1343–1350.

[12] – Подтихов, А. В., Савельев, А. И. Открытый набор данных для тестирования Visual SLAM-алгоритмов при различных погодных условиях [Текст] / А. В. Подтихов, А. И. Савельев // Труды учебных заведений связи. — 2024. — № 10. — С. 97-106.

[13] – Michael Burri, Janosch Nikolic, Pascal Gohl, Thomas Schneider,Joern Rehder, Sammy Omari, Markus W. Achtelik and Roland Siegwart The EuRoC micro aerial vehicle datasets [Текст] / Michael Burri, Janosch Nikolic, Pascal Gohl, Thomas Schneider,Joern Rehder, Sammy Omari, Markus W. Achtelik and Roland Siegwart // The International Journal of Robotics Research. — 2016. — № 35-10.

ВКР УлГТУ

[14] – Микрокомпьютер Orange PI 5B 16Gb 128eMMC / [Электронный ресурс] // Mobismart : [сайт]. — URL: https://mobismart.ru/mikrokompjuter-orange-pi-5b-16gb-128emmc/

[15] – TDK InvenSense High Precision 6-Axis MEMS MotionTrackingTM Device [Документация] / TDK InvenSense // ICM-42688-P Datasheet

[16] – Веб-камера Logitech C920 FHD Pro / [Электронный ресурс] // xcom-shop : [сайт]. — URL: https://www.xcom-shop.ru/logitech_c920_1120138.html?utm_source=yandex&utm_medium=cpc&utm_campaign=DSA_%2F_FID_%2F_RF%7Cs%7Cya_viz%7Cm%7Ccpc%7Cb%7Cgeneric_campaigns%7Cg%7Crussia%7Cp%7Cinhouse%7Cf%7Csearch_ads%7Ca%7Cna_a%7C704438419&utm_content=cid%7C704438419%7Cgid%7C5672469805%7Caid%7C18921016133739706 79%7Cap%7Cno%7Cphr%7C205672469805%7Crt%7C205672469805%7Cdvc%7Cdesktop%7Cpos%7Cpremium2%7Cmch%7C%7Csrc%7Cnone&utm_term=---autotargeting&etext=2202.qwwCtUBewNA41AfrCvyjWVnVArxWWt-IcTVsSAUfnUVxcWJvZGFnbGFlaWJldGdw.f459e5fce90c6da308af2c0e41bc3cb63ec3991c&yclid=10571392681440968703&ybaip=1

[17] – MAVLink / [Электронный ресурс] // Technic6S : [сайт]. — URL: https://docs.skyris.ru/technic6S/Mavlink.html

[18] – MAVLINK Common Message Set (common.xml) / [Электронный ресурс] // mavlink.io : [сайт]. — URL: https://mavlink.io/en/messages/common.html

[19] – MichaelGrupp EVO Python package for the evaluation of odometry and SLAM / MichaelGrupp [Электронный ресурс] // GitHub : [сайт]. — URL: https://github.com/MichaelGrupp/evo

ВКР ЮУрГУ

[20] – Обработка результатов учебного эксперимента : учебно-методическое пособие. / сост. Попов П. В., Нозик А. А. — Москва : МФТИ, 2024. — 48 с.

[21] – Rainer Kummerle · Bastian Steder · Christian Dornhege · Michael Ruhnke · Giorgio Grisetti · Cyrill Stachniss · Alexander Kleiner On Measuring the Accuracy of SLAM Algorithms // Journal of Autonomous Robots. - 2009. - №27. - С. 387–407.

[22] – Измерительные каналы. Основные понятия. — Текст : электронный // RealLab : [сайт]. — URL: https://www.reallab.ru/bookasutp/4-izmeritelnie-kanali/4-1-osnovnie-ponyatiya/

ВКР УлГУ