Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого Институт машиностроения, материалов и транспорта Высшая школа автоматизации и робототехники

Pa	оота до	пущена к защите
Ди	ректор	ВШАиР
		О.Н. Мацко
~		2023 г.

ВЫПУСКНАЯ КВАЛИФИКАЦИОННАЯ РАБОТА БАКАЛАВРА

ВОССТАНОВЛЕНИЕ ТРАЕКТОРИИ МАГИСТРАЛЬНОГО ТРУБОПРО-ВОДА СРЕДСТВАМИ ВНУТРИТРУБНОЙ ДИАГНОСТИКИ

по направлению подготовки

15.03.06 Мехатроника и робототехника

код и наименование направления подготовки (специальности)

направленность (профиль)

15.03.06 04 Автономные роботы

код и наименование направленности (профиля) образовательной программы

Выполнил студент гр. 3331506/90401	 А.Е. Ильясов
Руководитель Доцент, кандидат физико- математических наук	 М.С. Ананьевский
Консультант ассистент	 В.В. Варлашин
Консультант по нормоконтролю	 А.С. Габриель

Санкт-Петербург

Министерство науки и высшего образования Российской Федерации Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого Институт машиностроения, материалов и транспорта Высшая школа автоматизации и робототехники

УТВЕРЖДАЮ
Директор ВШАиР
/О.Н. Мацко
« <u>01» декабря 2022г.</u>

ЗАДАНИЕ

на выполнение выпускной квалификационной работы

студенту группы 3331506/90401 Ильясову Антону Евгеньевичу

студенту группы 3331506/90401 Ильясову Антону Евгеньевичу			
1. Тема работы: Восстановление траектории магистрального трубопровода средствами			
внутритрубной диагностики.			
2. Срок сдачи студентом законченной работы: Июнь 2023 г.			
3. Исходные данные по работе:_	Исследования в област	ги дефектоскопии и восстановления	
траектории. Техническое задани	е Заказчика.		
4. Содержание работы (перечень подлежащих разработке вопросов): Обзор методов			
внутритрубной диагностики. Ан	нализ методов восстано	овления траектории магистрального	
трубопровода. Разработка симу	уляционной модели ві	нутритрубного робототехнического	
комплекса. Экспериментальное	исследование. Анализ	полученных результатов.	
5. Перечень графического матер	оиала: <u>Нет.</u>		
Дата выдачи задания	01.12.22		
	1		
Руководитель ВКР	Muster	А. С. Ананьевский	
Задание принял к исполнению _	01.12.22		
Студент	Tarto of	А. Е. Ильясов	
	7/		

РЕФЕРАТ

На 58 с., 35 рисунков, 2 таблицы.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: МАГИСТРАЛЬНЫЕ ТРУБОПРОВОДЫ, ВНУТРИТРУБНАЯ ДИАГНОСТИКА, ВОССТАНОВЛЕНИЕ ТРАЕКТОРИИ, ВИЗУАЛЬНАЯ ОДОМЕТРИЯ, ФИДУЦИАРНЫЕ МАРКЕРЫ

Тема выпускной квалификационной работы: «Восстановление траектории магистрального трубопровода средствами внутритрубной диагностики».

Данная работа посвящена исследованию методов восстановления траектории магистрального трубопровода, а также исследованию характеристик метода восстановления траектории с помощью ArUco маркера.

В ходе выполнения работы рассмотрены основные методы внутритрубной диагностики, произведен обзор существующих оптических и неоптических методов восстановления траектории магистрального трубопровода. В результате анализа методов был сделан вывод о целесообразности исследования метода восстановления траектории на основе ArUco маркера.

По результатам проведенных виртуальных экспериментов сделаны выводы о пригодности метода восстановления траектории магистрального трубопровода с помощью ArUco маркера.

ABSTRACT

58 pages, 35 figures, 2 tables.

KEYWORDS: TRUNK PIPELINES, IN-LINE DIAGNOSTICS, TRAJECTORY RESTORATION, VISUAL ODOMETRY, FIDUCIARY MARKERS

The topic of the final qualifying work: "Restoration of the trajectory of the main pipeline by means of in-line diagnostics".

This work was carried out in order to study methods for restoring the trajectory of the main pipeline, as well as to study the characteristics of the trajectory restoration method using the ArUco marker.

In the course of the work, the main methods of in-line diagnostics are considered, a review of the current optical and non-optical methods for restoring the trajectory of the main pipeline is made. As a result of the analysis of the methods, a conclusion was made about the cost of studying the method of restoring the trajectory based on the ArUco marker.

As a result of the conducted virtual experiments, a conclusion was made about the suitability of the method of restoring the trajectory of the main pipeline using an ArUco marker.

СОДЕРЖАНИЕ

введение	/
1 Обзор методов восстановления траектории трубопровода	ç
1.1 Определение пройденного пути ВРДК с помощью одометрии	ç
1.2 Неоптические методы восстановления траектории	10
1.3 Оптические методы восстановления траектории	12
1.3.1 Визуальная одометрия	13
1.3.2 Методы VSLAM для восстановления траектории трубопровода	14
1.3.3 Непрямой подход решения задач VSLAM	15
1.3.4 Прямой подход решения задач VSLAM	17
1.3.5 Методы SLAM для восстановления траектории трубопровода	20
1.3.6 Фидуциарные маркеры	21
1.4 Выводы по разделу	23
2 Программное обеспечение для проведения симуляции	26
2.1 Моделирование в симуляторах роботов	27
2.1.1 Моделирование в CoppeliaSim	27
2.1.2 Моделирование в Gazebo	27
2.1.2 Визуализация данных с помощью инструмента RVIZ	28
2.2 Моделирование в ПО для разработки компьютерных игр	28
2.2.1 Моделирование в UNITY	28
2.2.2 Моделирование в Unreal Engine	29
2.3 Выводы по разделу	29
3 Исследование характеристик метода восстановления траектор	рии
трубопровода на основе фидуциарных маркеров	30
3.1 Исследование локализации маркера ArUco при неподвижной камере	30

3.1.1 Исследование локализации маркера ArUco при прямолинейном
удалении маркера относительно камеры 32
3.1.2 Выводы по экспериментам при прямолинейном удалении маркера
относительно камеры 37
3.1.3 Исследование локализации маркера ArUco при криволинейном
удалении маркера относительно камеры 37
3.1.4 Выводы по экспериментам при криволинейном удалении маркера
относительно камеры 44
3.2 Исследование локализации ВРДК при подвижной камере 45
3.2.1 Исследование локализации ВРДК при прямолинейном удалении
ВРДК относительно МСК 46
3.2.2 Выводы по экспериментам при прямолинейном удалении ВРДЕ
относительно МСК 51
ЗАКЛЮЧЕНИЕ 52
СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ 53

ВВЕДЕНИЕ

Магистральные трубопроводы (МТ) являются распространенным средством для транспортирования углеводородов [1]. Для повышения надежности транспортной магистральной системы, снижения риска аварийных ситуаций необходимо своевременное инспектирование состояния МТ. Для этой задачи в мировой практике зарекомендовал себя комплекс мероприятий — внутритрубная диагностика (ВТД) на основе методов неразрушающего контроля. На сегодняшний день разработано обширное множество методов и технологий, способных распознавать дефекты различной природы: геометрические дефекты, поверхностные и подповерхностные дефекты, дефекты сварных швов и другие.

На сегодняшний день разработаны и применяются на практике широкое множество различных методов дефектоскопии. Среди прочих выделяют геометрический, магнитный, ультразвуковой, электромагнитно-акустический, вихретоковый, визуальный методы. Более подробно с методами ВТД можно ознакомиться в [2 и 3].

Геометрический метод (англ. Geometry Pig, GP) позволяет распознавать овальность трубопровода, комплектующие трубопровода, сварные швы, простые вмятины, выпуклости/складки [3].

Магнитный метод с продольным намагничиванием (англ. Magnetic Flux Leakage Pig, MFL PIG) и поперечным намагничиванием (англ. Transverse Field Inspection, TFI) способен проверять как внутренние, так и внешние поверхности с целью выявления коррозионных дефектов, механических повреждений, дефектов сварных швов [3].

Ультразвуковой метод (англ. Ultrasonic Testing, UT) позволяет обнаружить и измерить потери металла трубопровода, расслоения, включения, механические повреждения [4].

Электромагнитно-акустический метод (англ. Electro-Magnetic Acoustic Transducer, EMAT) является хорошей альтернативой ультразвуковому методу,

поскольку несет в себе все его возможности, но не требует контактной жидкости [3].

Вихретоковый метод (англ. Eddy Current, EC) способен обнаруживать поверхностные и приповерхностные дефекты трубопровода. Метод позволяет выявить трещиноподобные (в том числе микроскопических размеров) и стресс-коррозионные дефекты, питтинговую коррозию [2].

Визуальный контроль (ВК) позволяет выполнить картографирование трубы и обнаружить дефекты следующих типов: вмятины, трещины и прочие геометрические дефекты [5].

Часто для решения задачи контроля состояния магистральных трубопроводов применяют внутритрубные роботизированные диагностические комплексы (ВРДК). Кроме того, ВРДК снабжают инструментами определения пространственного положения трубы и комплекса. Знание траектории трубопровода в пространстве и координат дефекта позволяет существенно сократить время на поиск и тем самым снизить стоимость ремонтно-восстановительных работ.

Данная работа проводится с целью исследования возможности применения маркера ArUco для восстановления траектории магистрального трубопровода. Для этого в ходе работы решаются следующие задачи:

- обзор и анализ существующих методов восстановления траектории трубопровода, при этом особое внимание уделяется оптическим методам,
 - выбор программного обеспечения для проведения экспериментов,
- экспериментальное исследование основных характеристик метода на основе маркера ArUco.

При этом во внимание принимаются следующие ограничения:

- 1) диаметр трубы Ø 1 1,4 м;
- 2) участок длинной l = 100 м;
- 3) максимально допустимая погрешность позиционирования $\varepsilon=0.2\%$.

1 Обзор методов восстановления траектории трубопровода

Траектория магистрального трубопровода — это пространственное положение (пространственные координаты) всех точек осевой линии трубопровода. Важно различать методы восстановления траектории и методы определения пройденного пути (методы одометрии), поскольку последние не позволяют определить положение объекта, а находят только пройденное расстояние, что показано на рисунке 1.

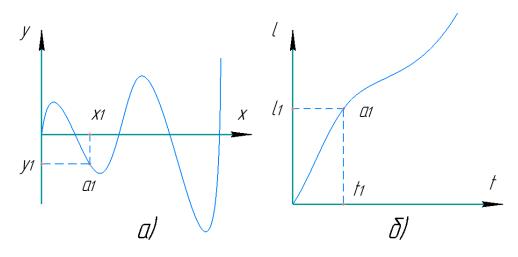


Рисунок 1 - a) траектория точки, б) пройденный точкой путь

Как видно по рисунку 1, точка a прошла путь с координаты (0; 0) в координату (x1; y1). Длина пройденного точкой a пути - l1. Как видим, координаты могут принимать как положительные, так и отрицательные значения, в то время, как путь не убывает.

1.1 Определение пройденного пути ВРДК с помощью одометрии

Среди методов одометрии различают контактные и бесконтактные.

В контактном методе одометрии определение местоположения робота основывается на считывании показаний датчиков угла поворота (ДУП) – преобразователей угловых перемещений. ДУПы считывают количество оборотов колеса и далее, в вычислительном блоке на их основе происходит вычисление

пройденного пути. Основные недостатки данного метода заключаются в накоплении ошибки, связанным с проскальзыванием колес [13].

В бесконтактном методе одометрии широкое распространение получила технология с применением лазеров. Главным преимуществом бесконтактных методов одометрии является отсутствие проскальзывания колес, высокая точность [12].

Одометры часто используются в качестве дополнительного источника информации для визуальной одометрии, с целью корректировки данных, полученных от других датчиков.

1.2 Неоптические методы восстановления траектории

До развития оптических методов восстановления траектории повсеместно использовались классические, неоптические методы позиционирования трубопроводов. Среди них выделяют наземное геодезическое позиционирование трубопровода (НГПТ), GPS и/или ГЛОНАСС, инерциальные навигационные системы (ИНС).

Геодезическое позиционирование трубопровода является классическим методом, включающим широкий спектр работ, начиная с создания опорной геодезической сети, и заканчивая аэрофотосъемкой и созданием карт [6].

Общий план работ при геодезическом позиционировании приведен на рисунке 2.



Рисунок 2 – План работ при геодезическом позиционировании [7]

Геодезическое позиционирование трубопровода обеспечивает высокое качество определения пространственных координат съемочных точек на трассе МТ [7]. Однако, ввиду трудоемкости и количества сопутствующих работ, данный метод имеет высокую стоимость. Более того, данный метод не предполагает автоматизации.

GPS (Global positioning system) и/или ГЛОНАСС (Глобальная навигационная спутниковая система) — технология для определения местоположения (позиционирования), а также параметров движения объектов. Ввиду низкой точности позиционирования, чаще всего используется в комбинации с другими методами позиционирования. Более того, данный метод имеет низкую точность при работе в закрытых пространствах.

Инерциальные навигационные системы (ИНС), ввиду их полной автономности, находят широкое применение для решения задачи позиционирования [8]. Существует разные классы инерциальных навигационных систем, существенно различающихся по стоимости и точности работы. Принцип работы ИНС заключается в измерении линейных ускорений α и угловых скоростей ω относительно трех осей устройства. Данные измерений поступают на компьютер, где на их основе определяется местоположение комплекса. Точность

ИНС сильно зависит от применяемого оборудования: инерциального измерительного блока (англ. Inertial Measurement Unit, IMU). Стоит отметить свойственное системам ИНС накопление ошибки с течением времени, поэтому часто ИНС используется в комбинации с другими датчиками, например, с GPS или одометром.

Применяются два основных метода позиционирования дефектов на трубопроводах [7].

Первый метод заключается в совместном использовании внутритрубного инспекционного прибора (ВИП) с установленными одометрами, систем НГПТ, GPS/ГЛОНАСС.

Алгоритм метода:

- 1) определение координат съемочных точек вдоль трассы МТ методами НГПТ;
- 2) аппроксимация участков трассы между съемочными точками;
- 3) определение положения дефектов средствами одометрии;
- 4) перерасчет координат дефектов МТ в пространственные координаты из условия принадлежности этих точек траектории.

Второй метод, в отличие от первого, также включает в себя IMU, что позволяет непрерывно восстанавливать траекторию движения ВИП.

1.3 Оптические методы восстановления траектории

Задача восстановления траектории оптическими методами является широко известной задачей в приложениях робототехники. Для решения данной задачи используются как измерительные приборы (камеры, лидары), так и алгоритмы обработки данных (фильтр частиц, расширенный фильтр Калмана, Graph-SLAM и др.) [9].

Существует множество оптических методов для решения задачи восстановления траектории. Особой популярностью пользуются методы SLAM/VSLAM и визуальной одометрии, фидуциарные маркеры.

1.3.1 Визуальная одометрия

Визуальная одометрия (англ. Visual Odometry, VO) - оценка движения камеры на основе движений пикселей в последовательности изображений [12]. При этом, как правило, используется вероятностная постановка задачи: требуется оценить вероятностное распределение положения камеры в пространстве:

$$\hat{x}_t = argmax \ p(x_t|map, z_{1:t}, u_{1:t})$$

где \hat{x}_t – текущее положение камеры в пространстве,

р - вероятностное распределение положения,

 x_t – гипотеза о положении камеры в данной точке (частица),

тар – карта окружающей среды,

 $z_{1:t}$ – вектор измерений,

 $u_{1:t}$ – вектор управляющих сигналов.

Существует различное множество подходов визуальной одометрии. Для решения данной задачи часто применяют фильтр Калмана (англ. Kalman Filter, KF), расширенный фильтр Калмана (англ. Extented Kalman Filter, EKF) для нелинейных систем, фильтр частиц, алгоритм локализации Монте-Карло и другие [11, 16,17].

Современные алгоритмы визуальной одометрии основаны на принципах совместной оптимизации (англ. Bundle Adjustment, BA). Ключевая идея BA заключается в определении движения камеры на основе решения задачи минимизации ошибок репроекций [10].

На рисунке 3 представлена общая схема визуальной одометрии.

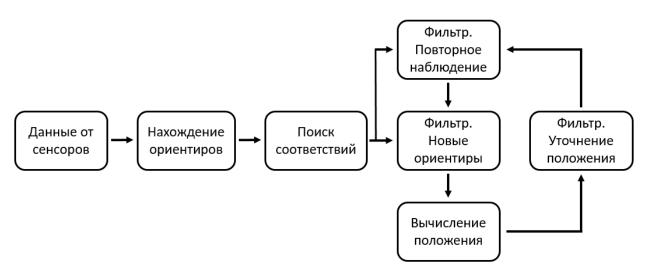


Рисунок 3 – Общая схема визуальной одометрии [10]

На практике алгоритмы визуальной одометрии применяют для решения задачи визуальной одновременной локализации и картографирования (англ. Visual Simultaneous Localization and Mapping, VSLAM) [14]. Поэтому обзор применяемых алгоритмов VO будет рассмотрен в следующей главе.

1.3.2 Методы VSLAM для восстановления траектории трубопровода

Визуальная одновременная локализация и построение карты (VSLAM) — восстановление трехмерной карты неизвестной среды и локализация камеры в этой среде [15]. VSLAM использует датчики на основе компьютерного зрения: монокулярные камеры, стереокамеры, камеры RGB-D, широкоугольные камеры и другие.

Оценка движения камеры в режиме реального времени накладывает требование быстродействия алгоритмов VSLAM, поскольку, в противном случае произойдет потеря информации об окружающей среде [10]. При решении задач VSLAM часто находится компромисс между точностью и скоростью вычислений. Кроме того, часто алгоритмы VSLAM требуют предварительной настройки параметров системы в зависимости от окружающей среды. Отдельно выделяют задачу VSLAM в динамически изменяющемся окружении, поскольку классические алгоритмы VSLAM предполагают статическое состояние окружающей среды. Ввиду инкрементальной природы алгоритмов VSLAM, неизбежно нарастание ошибки при их работе [10]. Среди методов противодействия популярны замыкание циклов, вероятностная парадигма, ввод внешней информации.

Выделяют несколько подходов к решению задач VSLAM.

1.3.3 Непрямой подход решения задач VSLAM

Непрямой подход – подход, основанный на принципах совместной оптимизации (англ. Bundle Adjustment, BA) с использованием признаков [15]. В данном подходе, в общем случае, задача VSLAM решается в несколько этапов:

- 1) получение нового кадра;
- 2) выделение признаков на кадре;
- 3) сопоставление признаков с предыдущим кадром;
- 4) оценка движения камеры по сопоставлению.

На рисунке 4 представлены некоторые алгоритмы, основанные на использовании признаков.

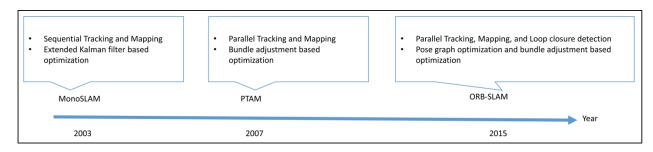


Рисунок 4 – Алгоритмы VSLAM, основанные на признаках [15]

В MonoSLAM [19] пространственное положение камеры и структура окружающей среды одновременно оцениваются с использованием расширенного фильтра Калмана (англ. Extented Kalman Filter, EKF) [17]. Движение камеры и трехмерные положения характерных точек представлены в виде вектора состояния в ЕКF. В процессе движения камеры к вектору состояния добавляются новые характерные точки. Основным недостатком метода является высокая вычислительная стоимость, увеличивающаяся с ростом размера среды.

Рarallel Tracking and Mapping (РТАМ) ввел несколько важных принципов [18]. Во-первых, он разделил отслеживание и картографирование на параллельные потоки ЦП. Параллельное вычисление позволяет оценивать движение камеры в режиме реального времени, а картографирование выполнять
с более высокими вычислительными затратами. Во-вторых, РТАМ ввел картографирование на основе ключевых кадров [18]. Это означает, что пространственное положение новых характерных точек выполняется в определенных
кадрах. Частотой добавления ключевых кадров регулируется скорость работы
алгоритма.

ORB-SLAM [20] является расширенной версией РТАМ. ORB-SLAM включает в себя три потока, которые выполняются параллельно: отслеживание, сопоставление и замыкание цикла [20]. Отслеживание отвечает за локализацию камеры в каждом кадре и принятия решения о том, когда вставить новый ключевой кадр. Параллельно выполняется сопоставление признаков с предыдущим кадром и оптимизация положения камеры, используя ВА. Замыкание ищет циклы с каждым новым ключевым кадром. Наконец, выполняется глобальная оптимизация графа положений.

Схема метода ORB-SLAM представлен на рисунке 5.

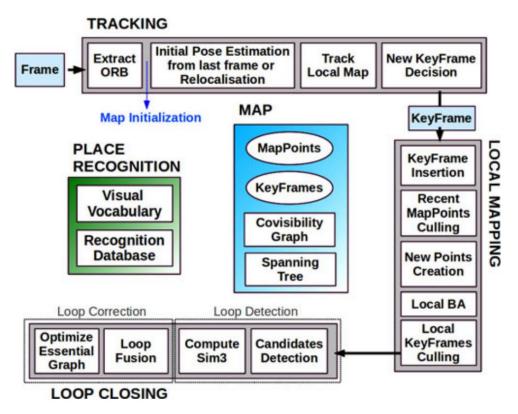


Рисунок 5 – Схема метода ORB-SLAM [20]

ORB-SLAM является наиболее полным непрямым монокулярным методом VSLAM и был расширен до ORB-SLAM2 для стереокамер и RGB-D камер в 2017 году [21].

1.3.4 Прямой подход решения задач VSLAM

Прямой подход — подход, основанный на принципах совместной оптимизации с использованием интенсивностей пикселей в последовательности изображений [15]. В данном подходе, в общем случае, задача VSLAM решается в несколько этапов:

- 1) получение нового кадра;
- 2) построение поля оптического потока (метод Лукаса-Канаде);
- 3) оценка движения камеры по оптическому потоку.

Как правило, фотометрическая согласованность используется в качестве измерения ошибки в прямых методах, тогда как геометрическая согласованность используется в методах на основе признаков.

В методе DTAM [22], являющимся полностью прямым методом, отслеживание выполняется путем сравнения входного изображения с изображениями, полученными на основе реконструированной карты [15]. Таким образом, DTAM состоит из следующих этапов [15]:

- 1) инициализация карты посредством стереоизмерений;
- 2) оценка движения камеры путем сравнения изображений;
- 3) оценка глубины каждого пикселя;
- 4) оптимизация карты с учетом непрерывности пространства.

Данный метод является плотным методом VSLAM и позволяет восстановить непрерывные поверхности, что требует значительных вычислительных мощностей. На рисунке 6 представлен пример результата работы алгоритма DTAM.

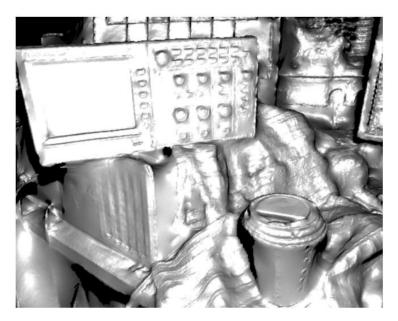


Рисунок 6 – Пример результата работы алгоритма DTAM [22]

В 2014 году метод монокулярной визуальной одометрии (англ. Semi-Dense Monocular Visual Odometry, SVO) был расширен до крупномасштабного прямого метода SLAM (англ. Large Scale Direct SLAM, LSD-SLAM) [23]. LSD-SLAM один из ведущих прямых методов. По сравнению с SVO, в LSD-SLAM

добавлены обнаружение циклов и глобальная оптимизация графа положений. Таким образом, LSD-SLAM состоит из следующих этапов:

- 1) задание случайных начальных значений глубин для каждого пикселя;
- 2) оценка движения камеры путем сравнения кадра с изображением, полученным на основе карты;
- 3) реконструированные области ограничены областями градиента высокой интенсивности;
- оптимизация графа положений.
 Стоит отметить некоторые особенности LSD-SLAM:
- 1) работает только с монокулярной камерой;
- 2) требует больших вычислительных ресурсов;
- 3) способен строить плотную карту окружающей среды;
- 4) отсутствие поддержки последних версий ROS.

В SVO [24] отслеживание выполняется путем сопоставления особых точек, а картографирование выполняется прямым методом [15]. В отличие от методов, основанных на признаках, в SVO движение камеры оценивается путем минимизации фотометрических ошибок.

В отличие от SVO, DSO [25] является полностью прямым методом.

Камеры RGB-D на основе структурированного света [26], такие как Microsoft Kinect [27] предоставляют пространственную информацию в режиме реального времени, и также используются в алгоритмах VSLAM. Для оценки движения RGB-D камер наиболее популярен алгоритм итеративной ближайшей точки (англ. Iterative Closest Point, ICP) [28]. Стоит отметить, большинство потребительских камер глубины предназначены для работы в помещениях и имеют ограниченный диапазон измерения глубины, как правило, до 4 метров [15].

Алгоритм KinectFusion [29] был предложен в 2011 году Ньюкомбом и другими авторами. В этом алгоритме структура среды реконструируется путем объединения полученных карт глубины, а движение камеры оценивается

с помощью алгоритма ICP с использованием предполагаемой пространственной структуры и входной карты глубины [15]. Алгоритм KinectFusion предполагает использование графического процессора для работы в реальном времени.

1.3.5 Методы SLAM для восстановления траектории трубопровода

Наряду с технологиями визуальной одометрии широкое распространение получила технология измерения расстояний путем излучения света и замера времени возвращения этого отраженного света на приёмник (англ. Light Detection and Ranging, LIDAR) [38]. При этом предполагается, что используется измерительный прибор, лидар, представляющий собой активный дальномер оптического диапазона. Как и в алгоритмах визуальной одометрии, в алгоритмах SLAM преобладает вероятностный подход решения задачи [39]. При этом шум измерений и оценка положения формально представляются в виде распределений. Для решения задачи SLAM наряду с фильтром Калмана [17], применяются различное множество других фильтров, например, фильтр частиц [41], модифицированный фильтр частиц [42]. Кроме того, широкое признание завоевали алгоритмы на основе графов [45].

НесtorSLAM [43] - алгоритм, основанный на сопоставлении сканов и пространственной навигации с использованием IMU [44]. Оценка 2D положения камеры основана на оптимизации совмещения конечных точек луча с полученной на данный момент картой [40]. Сопоставление решается с помощью уравнения Гаусса-Ньютона, которое находит жесткое преобразование, лучше всего соответствующее лазерным лучам и карте. Пространственная оценка положения датчика основана на расширенном фильтре Калмана с использованием IMU.

Gmapping [42], являющийся одним из наиболее популярных методов SLAM во всем мире, - усовершенствованный алгоритм на основе фильтра частиц Рао-Блэквелла (RBPF) [41], где каждая частица несет в себе индивидуальную карту окружающей среды. Основные проблемы первых RBPF заключа-

лись в высокой вычислительной стоимости, ввиду большого количества частиц, необходимого для построения карты и высокую вероятность исключения правильной частицы. Авторы Gmapping [42] ввели метод адаптивной повторной выборки для снижения риска исключения правильной частицы, а также предложили подход для расчета точного распределения, принимая во внимание не только движение камеры, но и самое последнее наблюдение, что существенно снижает количество частиц. Gmapping — оптимизированный алгоритм RBPF, что обуславливает высокое качество получаемой карты.

КаrtoSLAM представляет собой основанный на графах подход SLAM [45], разработанный Karto Robotics. Алгоритмы SLAM на основе графов используют графовое представление карты окружающей среды. В этом случае каждый узел представляет собой положение датчика и набор измерений датчика. Они соединены ребрами, которые представляют собой движение датчика между последовательными положениями.

Google Cartographer [46], как и KartoSLAM, представляет собой основанный на графах подход для решения задачи SLAM на плоскости и в пространстве. Алгоритм Google Cartographer использует два типа SLAM: локальный и глобальный SLAM [46]. Локальный SLAM отвечает за сопоставление сканов, фильтрацию движения, создание траектории датчика. Информация, полученная в локальном SLAM, поступает в глобальный SLAM, где создается глобальная карта, обнаруживаются циклы, и выполняется коррекция карты при обнаружении цикла.

1.3.6 Фидуциарные маркеры

Фидуциарные маркеры (англ. Fiducial markers) находят широкое применение в задачах локализации в области робототехники [48]. На сегодняшний день для решения задач локализации наиболее популярны бинарные квадратные фидуциарные маркеры (рисунок 7).

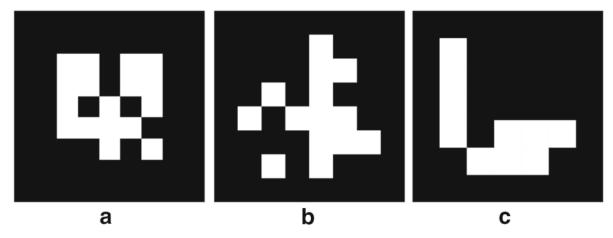


Рисунок 7 – Фидуциарные маркеры: **a** ARTag, **b** AprilTag, **c** ArUco [54]

Маркер ArUco [49], разработанный С. Гарридо-Хурадо и другими авторами в 2014 году, представляет собой синтетический квадратный двумерный объект, состоящий из широкой черной границы и внутренней двоичной матрицы, которая определяет его идентификатор (id). Основным преимуществом этих маркеров является то, что один маркер обеспечивает достаточное количество соответствий (его четыре угла) для оценки положения камеры. Кроме того, внутренняя двоичная кодификация делает их особенно надежными, позволяя применять методы обнаружения и исправления ошибок [50].

Алгоритм детектирования и оценки положения маркера представлен на рисунке 8.



Рисунок 8 – Алгоритм детектирования и оценки положения маркера [50]

Стабильность и скорость детектирования маркеров сильно зависит от условий освещения окружающей среды и структуры фона. Для снижения влияния освещенности окружающей среды на стабильность детектирования часто используют инвертированные ArUco маркеры (рисунок 9).



Рисунок 9 – Инвертированный ArUco маркер

Здесь темная часть заменена на световозвращающую пленку, а непосредственно на камеру устанавливается активная светодиодная подсветка. Алгоритм оценки положения выполняется в негативе, при этом контрастность фона получается значительно ниже контрастности маркеров, что позволяет эффективно выделять регионы интереса на кадре и искать маркеры только в них, а не по всему кадру, что сильно поднимает производительность.

1.4 Выводы по разделу

На сегодняшний день существует различное множество методов восстановления траектории трубопровода, отличающихся применяемым оборудованием, точностью и скоростью работы.

Алгоритмы VSLAM, основанные на использовании признаков, к примеру, MonoSLAM, PTAM, ORB-SLAM, обеспечивают стабильные результаты оценки в средах с богатой текстурой. Более того, поскольку непрямой подход VSLAM оперирует особыми точками, данный подход является высокопроизводительным, по сравнению с прямым подходом. Однако, стоит отметить, непрямой подход VSLAM менее надежен в случае разреженных сред, где трудно выделить какие-либо признаки, а также более чувствителен к фокусировке камеры.

Было показано, что прямые методы, использующие информацию со всего изображения, такие, как DTAM, LSD-SLAM, превосходят непрямые методы с точки зрения надежности в сценах с небольшой структурой или в случае расфокусировки камеры и размытия движения. Однако, как правило, прямые методы менее производительны, поскольку хранят и обрабатывают существенно больший объем информации (хранят изображения целиком, а не только ключевые точки) и для приемлемой работы требует значительных вычислительных ресурсов.

В последнее время активно проводятся исследования в области применения технологий машинного обучения [32, 33]. Другим направлением исследований является расширение набора оборудования. К примеру, активно ведутся исследования в области применения стереокамер [30, 36], RGB-D камер [31], а также широкоугольных камер [34]. Более того, проводятся исследования для выявления оптимального сочетания оборудования для прикладных задач VSLAM [35, 37].

Методы SLAM, основанные на использовании алгоритмов и лидаров, такие, как HectorSLAM, Gmapping, Google Cartographer, позволяют с высокой степенью точности оценить его траекторию движения и выполнить построение пространственной структуры окружающей среды. Однако, следует отметить высокую по сравнению с камерами стоимость лидаров и более высокое энергопотребление. В последнее время ведутся исследования в области поиска оптимального применения оборудования и алгоритма SLAM [46]. Целью других исследований является улучшение существующих алгоритмов SLAM [47].

На основе вышесказанного, а также ввиду простоты реализации и высокой точности локализации, в дальнейших исследованиях будет использоваться метод, основанный на фидуциарных маркерах ArUco.

В таблице 1 представлено сравнение характеристик основных методов восстановления траектории.

Таблица 1 – Сравнение характеристик методов восстановления траектории

	Метод	Область	Достоинства	Недостатки	Примечание
1		применения 2	3	4	5
НГПТ		наземное пози- ционирование	стандартизиро- ван, хорошо изу- чен	не автоматизи- рован, высокая стоимость	3
GPS и/или ГЛО- HACC		наземное позиционирование	низкая стоимость, автономность	низкая точ- ность	
ИНС		наземное позиционирование	полная автоном- ность	накопление ошибки	
Методы VSLAM	ORB-SLAM	одновременная локализация камеры и по- строение карты	простота реализа- ции, открытый исходный код	требует не- сколько итера- ций	Одна монокамера
	ORB- SLAM2		реализован в па- кет ROS, высокая надежность	ограниченный диапазон измерения глубины RGB-D камер	одна стерео- камера или RGB-D камера
	DTAM		высокая точность и надежность	требует GPU	RGB камера
	KinectFusion		высокая точность и надежность	ограниченный диапазон измерения глубины RGB-D камер, низкая точность на открытом воздухе, требует GPU	RGB-D камера
Методы SLAM	HectorSLAM	одновременная локализация лазера и по- строение карты	небольшая вычислительная стоимость, достаточная надежность, открытый исходный код	высокая стои- мость оборудо- вания, низкая точность	С использованием IMU
	Gmapping		высокая точность и надежность	высокая стои- мость оборудо- вания	2D-3D лидары
	Google Cartographer		высокая точность и надежность	высокая стои- мость оборудо- вания	2D-3D лидары
Фидуциарные маркеры		определение местоположе- ния объектов	простота реализа- ции, открытый исходный код	зависимость точности от пространствен- ного положе- ния маркера	Одна монокамера

2 Программное обеспечение для проведения симуляции

Ввиду высокой стоимости прототипов, а также существования риска неудачных экспериментов, в последние годы большую популярность приобрело моделирование. Моделирование позволяет исследовать процессы и явления, предсказывать и анализировать поведение объектов.

Для робототехнических систем наиболее популярно компьютерное и математическое моделирование. Грамотно выполненное моделирование с использованием вычислительной техники существенно повышает качество робототехнических систем, и вместе с тем сокращает издержки при их производстве.

Моделирование можно наблюдать на всех этапах разработки робототехнических систем, начиная с проверки гипотезы, заканчивая тестированием программного обеспечения. При моделировании робототехнических систем важно учитывать характер работы разрабатываемого решения и возможности средств моделирования.

На сегодняшний день представлено различное множество средств компьютерного моделирования для робототехнических систем, отличающиеся главным образом поддерживаемыми языками программирования, физическим движком, форматом выходных данных, наличием встроенных библиотек и поддержкой робототехнических операционных систем. Современные решения предоставляют множество инструментов для исследований, и многие из них способны симулировать физические процессы, такие как гравитация, силы трения, деформация и прочие.

Главным образом, моделирование робототехнических систем выполняется при помощи следующих средств:

- а) симуляторы роботов;
- б) программное обеспечение (ПО) для разработки компьютерных игр.

2.1 Моделирование в симуляторах роботов

Наиболее яркими представителями симуляторов роботов являются CoppeliaSim (бывший V-REP) и Gazebo.

2.1.1 Моделирование в CoppeliaSim

Программный пакет CoppeliaSim [55], ранее известный как V-REP, представляет собой симулятор робота, часто используемый в образовательных целях, промышленности и исследованиях.

СорреliaSim использует кинематический движок для расчетов прямой и обратной задачи кинематики, а также несколько библиотек физического моделирования (MuJoCo, Bullet, ODE, Vortex, Newton Game Dynamics) для моделирования твердого тела. Стоит отметить возможность быстрого переключения с одного движка на другой в соответствии с потребностями пользователя.

Моделирование сцен выполняется путем сборки различных объектов (сеток, суставов, датчиков и т.д.) в иерархическую структуру. А сама среда основана на распределенной архитектуре управления. Это означает возможность полного независимого управления каждого объекта с помощью скриптов или узлов ROS (Robot Operating System, англ. Операционная система для роботов) [51].

CoppeliaSim поддерживает следующие языки программирования: С или C++, Python, Java, Lua, MATLAB или Octave.

2.1.2 Моделирование в Gazebo

Свободно распространяющийся программный пакет Gazebo [52] имеет высокую совместимость с ROS для проведения симуляции роботов.

Аппаратное обеспечение Gazebo спроектировано таким образом, чтобы как можно точнее отражать поведение своего физического аналога, таким образом перенос разработанных алгоритмов с виртуальной модели на реального робота происходит с минимальными усилиями.

Gazebo использует физический движок ODE (Open Dynamics Engine), широко распространенный в сфере робототехники. Он позволяет моделировать динамику и кинематику шарнирно сочлененных твердых тел. Данный

движок включает в себя множество функций, к примеру, многочисленные соединения, обнаружение препятствий, учет масс и инерций, трение и т.д.

Все смоделированные объекты обладают физическими характеристиками, что позволяет им вести себя реалистично при воздействии. А сами модели представляют собой твердые тела, соединенные шарнирами.

Gazebo поддерживает следующие языки программирования: C++, Python.

2.1.2 Визуализация данных с помощью инструмента RVIZ

Одним из ключевых факторов в проведении успешной симуляции является грамотная интерпретация и визуализация полученных результатов.

Для визуализации данных, полученных в ходе экспериментов, часто используется пакет RVIZ [53], который визуализирует основные компоненты робототехнической системы. Данный пакет позволяет выводить изображения с камер, лидаров, показания датчиков и т.д.

2.2 Моделирование в ПО для разработки компьютерных игр

Среди ПО для разработки компьютерных игр (далее - игровые движки) для наиболее популярны UNITY, Unreal Engine.

2.2.1 Моделирование в UNITY

UNITY — свободно распространяющаяся для некоммерческих целей кроссплатформенная система для создания игр, разработанная Unity Technologies, содержащая встроенный игровой движок и интегрированную среду разработки (IDE) [57].

Встроенный в UNITY движок PhysX SDK 4 предоставляет пользователю набор инструментов для моделирования физических процессов и обеспечивает высокое визуальное качество и разрешение датчиков.

UNITY содержит набор инструментов, упрощающих использование с существующими рабочими процессами на основе ROS. К примеру, UNITY поддерживает концепцию узлов и топиков, что позволяет отправлять и принимать сообщения от узлов. Более того, стала доступна поддержка ROS2.

2.2.2 Моделирование в Unreal Engine

Unreal Engine — игровой движок, первоначально предназначенный для разработки шутеров от первого лица, часто используется для проведения симуляций робототехнических систем в промышленности и исследовательских целях. Unreal Engine является кроссплатформенным движком, и позволяет создавать игры на более чем 10 аппаратных платформ [58].

Unreal Engine реализует концепцию, близкую к виртуальной машине Java, которая позволяет внешнему коду под названием UnrealScript выполняться движком. Благодаря этому, пользователь имеет полный доступ ко всем аспектам моделирования и полный контроль над объектами.

Интеграция Unreal Engine – ROS устанавливается с помощью Rosbridge - Protocol, который получает и отправляет сообщения в ROS – Ecosystem [59]. В Unreal Engine сообщения обрабатываются с помощью самостоятельно разработанного плагина, что позволяет использовать его (плагин) и в других проектах. Таким образом, данные о текущем состоянии робототехнической системы легко передаются между узлами ROS и Unreal Engine.

2.3 Выводы по разделу

Существующее разнообразие средств для проведения робототехнических симуляций дает разработчикам широкий выбор исходя из потребностей.

В настоящей работе эксперименты выполняются в операционной системе ROS (англ. Robot Operating System) с помощью Gazebo и RViz. ROS в настоящее время является самой популярной платформой робототехники без привязки к производителям, что позволяет создавать модульные программы для их работы.

3 Исследование характеристик метода восстановления траектории трубопровода на основе фидуциарных маркеров

Эксперименты проведены с помощью операционной системы ROS в среде симуляции Gazebo.

Экспериментальные параметры камеры представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Экспериментальные параметры камеры

Параметры камеры		
Разрешение камеры	1920x1080	
Частота кадров, Гц	30	
Параметры внутренней калибровки		
Координата оптического центра камеры Сх, Пкс	960,5	
Координата оптического центра камеры Су, Пкс	540,5	

Симуляционная установка в среде Gazebo представлена на рисунке 10.

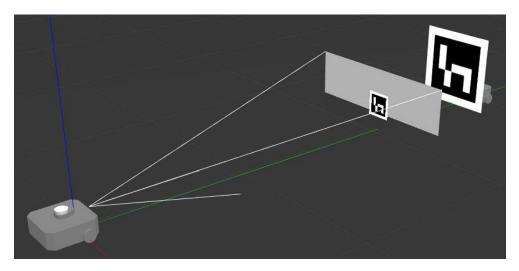


Рисунок 10 – Симуляционная установка в среде Gazebo

3.1 Исследование локализации маркера ArUco при неподвижной камере

Общая схема виртуальной экспериментальной установки при неподвижной камере представлена на рисунке 11.

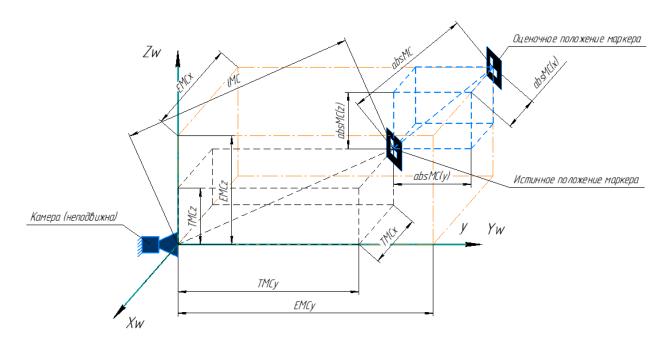


Рисунок 11 – Общая схема экспериментальной установки

Расчетные формулы.

Фактическое расстояние между маркером и камерой (1):

$$lMC = \sqrt{TMC_x^2 + TMC_y^2 + TMC_z^2}, \qquad (1)$$

где TMC_x , TMC_y , TMC_z — истинные координаты маркера относительно камеры по осям x, y, z соответственно.

Проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно камеры на оси x, y, z соответственно (2), (3), (4):

$$absMC(x) = TMC_{x} - EMC_{x}, \qquad (2)$$

$$absMC(y) = TMC_{y} - EMC_{y}, \qquad (3)$$

$$absMC(z) = TMC_z - EMC_z, (4)$$

где EMC_x , EMC_y , EMC_z — оценочные координаты маркера относительно камеры по осям x, y, z соответственно.

Абсолютная погрешность локализации маркера относительно камеры (5):

$$absMC = \sqrt{absMC(x)^2 + absMC(y)^2 + absMC(z)^2},$$
 (5)

где absMC(x), absMC(y), absMC(z) - проекции абсолютной погрешности локализации маркера, рассчитанные по формуле 2, 3, 4 соответственно.

Относительная погрешность локализации маркера ArUco относительно камеры (6):

$$epsMC = \frac{absMC}{lMC} , (6)$$

где *absMC* - абсолютная погрешность локализации маркера относительно камеры, рассчитанная по формуле 5,

lMC - фактическое расстояние между маркером и камерой, рассчитанное по формуле 1.

3.1.1 Исследование локализации маркера ArUco при прямолинейном удалении маркера относительно камеры

Краткое описание исследования.

Установим маркер на расстоянии lMC = 0.8 м от камеры вдоль оси y глобальной системы координат (ГСК). Координаты x, z камеры и маркера совпадают. Произведем оценку положения маркера с помощью камеры. Далее, удаляя маркер вдоль оси y ГСК с постоянной линейной скоростью $\theta = 0.056$ м/с, будем повторять оценку положения маркера с шагом h = 5 см до достижения расстояния lMC = 12 м. Повторим эксперимент для разных настроек камеры: при угле обзора камеры 50° , 60° , 70° .

Схема серии экспериментов прямолинейного удаления маркера представлена на рисунке 12.

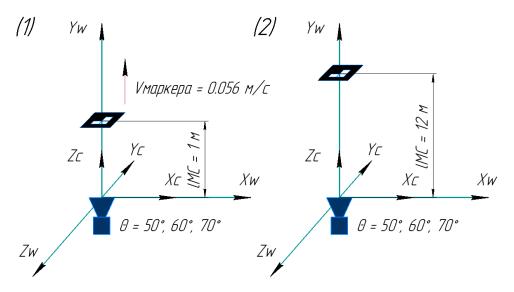


Рисунок 12 – Схема серии экспериментов прямолинейного удаления маркера

Угол обзора камеры $\theta = 50\,^\circ$

График относительной погрешности *epsMC* локализации маркера ArUco, рассчитанного по формуле 6, при $\theta = 50$ ° с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 13.

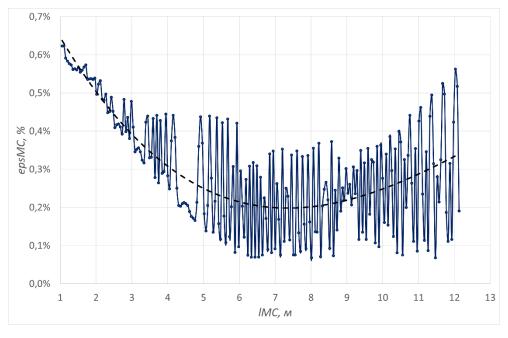


Рисунок 13 – График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при $\theta = 50$ °

График абсолютной погрешности *absMC* локализации маркера ArUco, рассчитанного по формуле 5, при $\theta = 50$ ° с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 14.

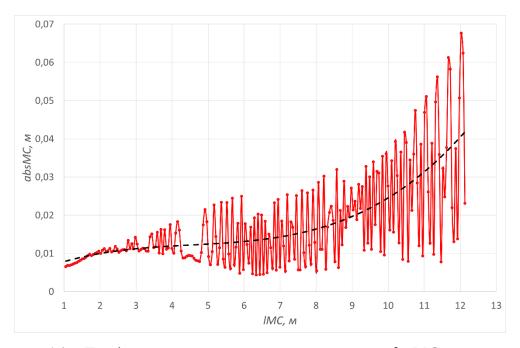


Рисунок 14 — График относительной погрешности *absMC* локализации маркера ArUco при $\theta = 50$ °

Угол обзора камеры $heta=60\,^\circ$

График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при $\theta=60\,^{\circ}$ с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 15.

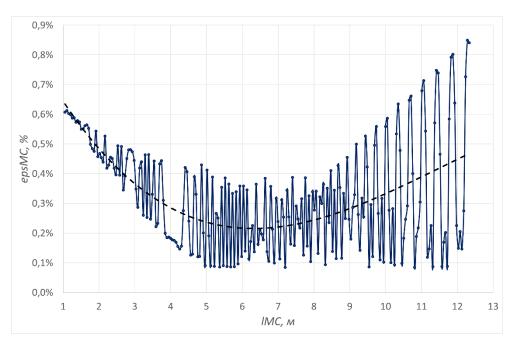


Рисунок 15 — График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при $\theta = 60$ °

График абсолютной погрешности absMC локализации маркера ArUco при $\theta=60\,^{\circ}$ с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 16.

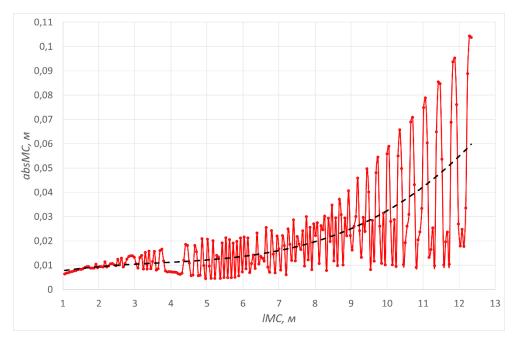


Рисунок 16 – График относительной погрешности *absMC* локализации маркера ArUco при $\theta=60$ °

Угол обзора камеры heta=70 $^{\circ}$

График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при $\theta = 70$ ° с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 17.

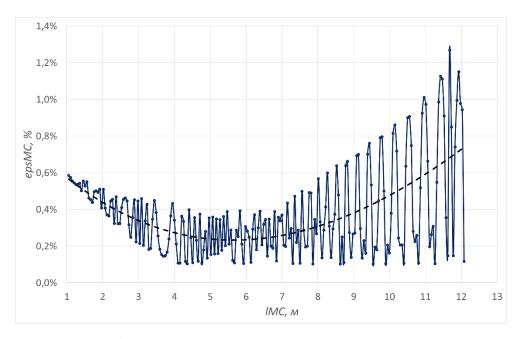


Рисунок 17 – График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при $\theta=70$ °

График абсолютной погрешности *absMC* локализации маркера ArUco при $\theta = 70$ ° с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 18.

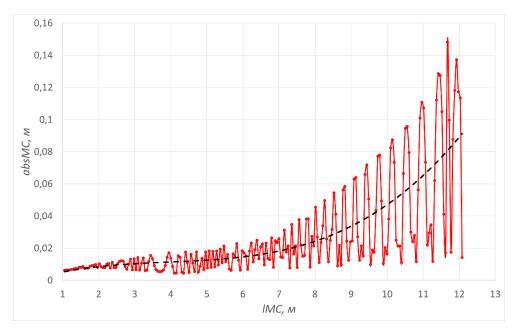


Рисунок 18 — График относительной погрешности *absMC* локализации маркера ArUco при $\theta = 70^{\circ}$

3.1.2 Выводы по экспериментам при прямолинейном удалении маркера относительно камеры

Как видно из графиков, уменьшение угла обзора камеры приводит к повышению точности локализации маркера ArUco. Более того, следует выделить зону оптимального расстояния между камерой и маркером, где ошибка локализации маркера минимальна: lMC = 6 - 8 м.

3.1.3 Исследование локализации маркера ArUco при криволинейном удалении маркера относительно камеры

Краткое описание исследования.

Установим маркер на расстоянии lMC = 4 м от камеры вдоль оси y глобальной системы координат (ГСК). Координаты x, z камеры и маркера совпадают. Произведем оценку положения маркера с помощью камеры. Далее, перемещая маркер по окружности диаметром D с постоянной линейной скоростью $\theta = 0.056$ м/с, будем повторять оценку положения маркера до отказа распознавания камерой маркера. Повторим эксперимент для разных D: D = 1.5; 3; 500 м. Угол обзора камеры во всех экспериментах $\theta = 60^\circ$.

Схема экспериментов перемещения маркера представлена на рисунке 19.

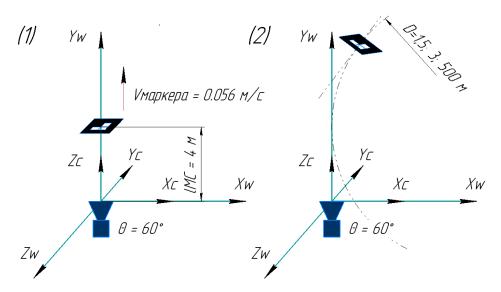


Рисунок 19 — Схема экспериментов криволинейного перемещения маркера

Диаметр дуги окружности D = 1, 5 м

График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при D=1,5 м представлен на рисунке 20.

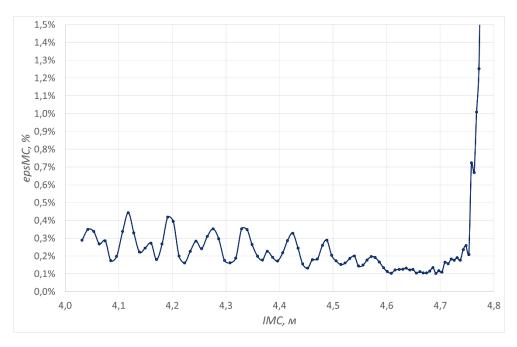


Рисунок 20 — График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при D=1,5 м

График абсолютной погрешности absMC локализации маркера ArUco при D=1,5 м представлен на рисунке 21.

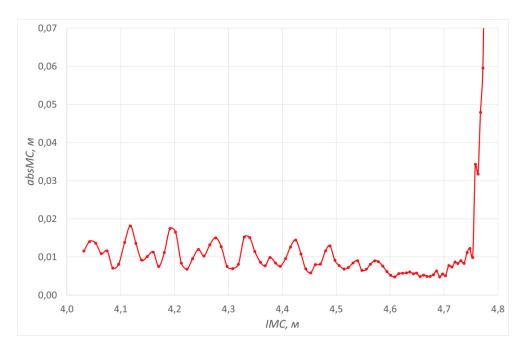


Рисунок 21 — График относительной погрешности absMC локализации маркера ArUco при D=1,5 м

Истинная и оценочная траектории *ТМС* и *ЕМС*, полученные в ходе эксперимента, представлены на рисунке 22.

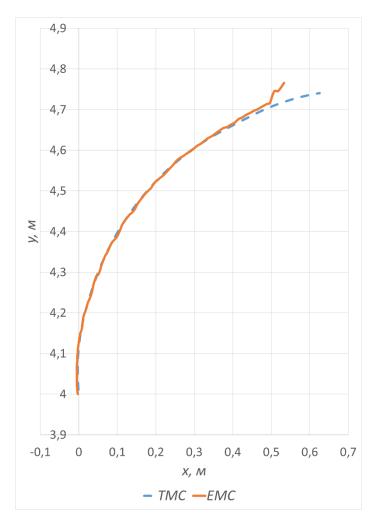


Рисунок $22 - \Gamma$ рафик истинной и оценочной траекторий TMC и EMC

Диаметр дуги окружности D=3 м

График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при D=3 м представлен на рисунке 23.

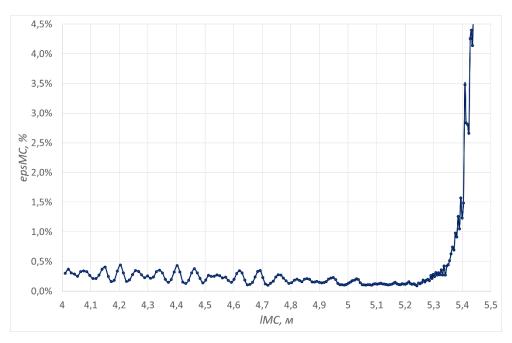


Рисунок 23 — График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при D=3 м

График абсолютной погрешности absMC локализации маркера ArUco при D=3 м представлен на рисунке 24.

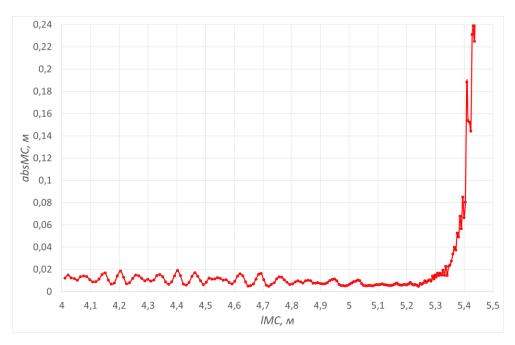


Рисунок 24 — График относительной погрешности absMC локализации маркера ArUco при D=3 м

Истинная и оценочная траектории *ТМС* и *ЕМС*, полученные в ходе эксперимента, представлены на рисунке 25.

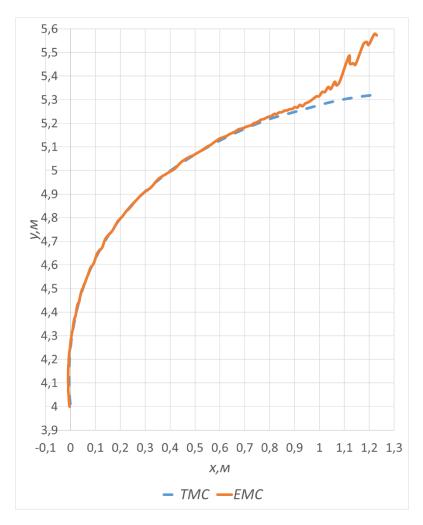


Рисунок $25 - \Gamma$ рафик истинной и оценочной траекторий TMC и EMC

Диаметр дуги окружности D = 500 м

График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при D=500 м с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 26.

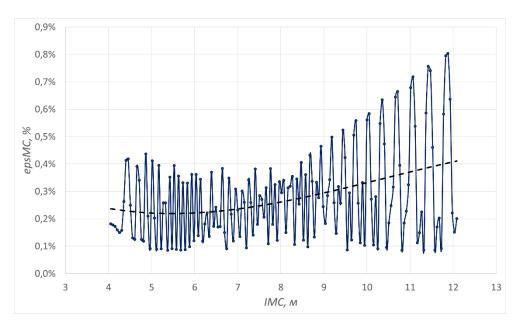


Рисунок 26 – График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco при D=500 м

График абсолютной погрешности absMC локализации маркера ArUco при D=500 м с кубической линией тренда (пунктиром) представлен на рисунке 27.

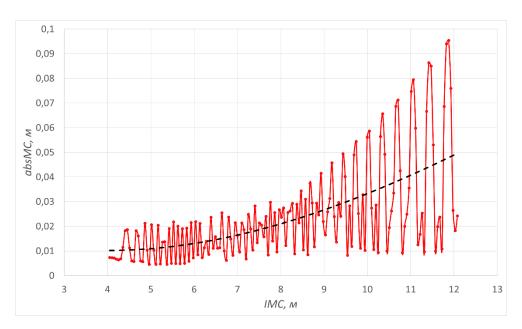


Рисунок 27 — График относительной погрешности absMC локализации маркера ArUco при D=500 м

Истинная и оценочная траектории *ТМС* и *ЕМС*, полученные в ходе эксперимента, представлены на рисунке 28.

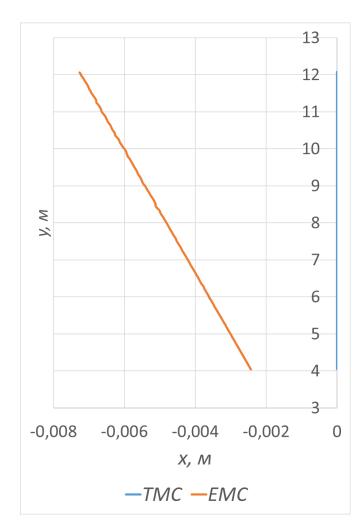


Рисунок 28 – График истинной и оценочной траекторий *ТМС* и *ЕМС*

3.1.4 Выводы по экспериментам при криволинейном удалении маркера относительно камеры

Как видно из графиков, относительная ошибка локализации маркера ArUco при значении D=1,5 м не превышает 0,5% при удалении маркера до lMC=4,7 м. Относительная ошибка локализации маркера ArUco при значении D=3 м также не превышает 0,5% при удалении маркера до lMC=5,3 м. Относительная ошибка локализации маркера ArUco при значении D=500 м не превышает 0,5% при удалении маркера до lMC=9 м.

3.2 Исследование локализации ВРДК при подвижной камере

Общая схема виртуальной экспериментальной установки при подвижной камере представлена на рисунке 28.

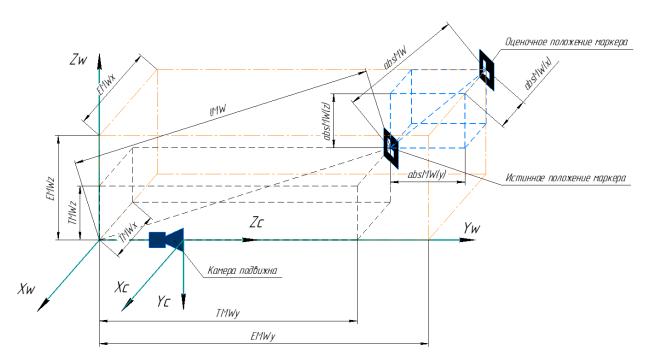


Рисунок 28 — Общая схема виртуальной экспериментальной установки при подвижной камере

Расчетные формулы.

Фактическое расстояние между маркером и мировой системой координат (7):

$$lMW = \sqrt{TMW_x^2 + TMW_y^2 + TMW_z^2} , (7)$$

где TMW_x , TMW_y , TMW_z — истинные координаты маркера относительно мировой системы координат по осям x, y, z соответственно.

Проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно мировой системы координат на оси x, y, z соответственно (8), (9), (10):

$$absMW(x) = TMW_x - EMW_x , \qquad (8)$$

$$absMW(y) = TMW_{v} - EMW_{v}, \qquad (9)$$

$$absMW(z) = TMW_z - EMW_z , \qquad (10)$$

где EMW_x , EMW_y , EMW_z — оценочные координаты маркера относительно мировой системы координат по осям x, y, z соответственно.

Абсолютная погрешность локализации маркера относительно мировой системы координат (11):

$$absMW = \sqrt{absMW(x)^2 + absMW(y)^2 + absMW(z)^2} , \qquad (11)$$

где absMW(x), absMW(y), absMW(z) — проекции абсолютной погрешности локализации маркера, рассчитанные по формулам 8, 9, 10 соответственно.

Относительная погрешность локализации маркера ArUco относительно MCK (12):

$$epsMW = \frac{absMW}{lMW}, \qquad (12)$$

где absMW — абсолютная погрешность локализации маркера, рассчитанная по формуле 11,

lMW — фактическое расстояние между маркером и МСК, рассчитанное по формуле 7.

3.2.1 Исследование локализации ВРДК при прямолинейном удалении ВРДК относительно МСК

Краткое описание исследования.

В начальный момент времени камера совмещена с мировой системой координат (МСК). Установим маркер на расстоянии lMW = 2 м от МСК вдоль оси y. Произведем оценку положения маркера относительно МСК с помощью

камеры. Далее, удаляя маркер вдоль оси y МСК с постоянной линейной скоростью $\theta=0.2$ м/с, будем повторять оценку положения маркера с шагом h=5 см до достижения расстояния между маркером и камерой lMC=8 м. Далее, будем перемещать камеру относительно начала МСК вдоль оси y до достижения расстояния между камерой и маркером lMC=2 м. Будем повторять перемещение маркера с оценкой его положения относительно МСК и перемещение камеры до достижения расстояния между МСК и маркером lMW=100 м.

Схема серии экспериментов прямолинейного удаления ВРДК в начале каждого шага представлена на рисунке 30.

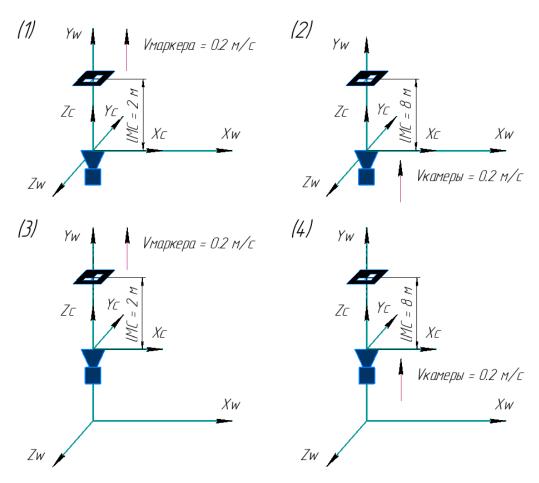


Рисунок 30 — Схема серии экспериментов прямолинейного удаления ВРДК в начале каждого шага

График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco относительно камеры при перемещении ВРДК на lMW = 100 м представлен на рисунке 31.

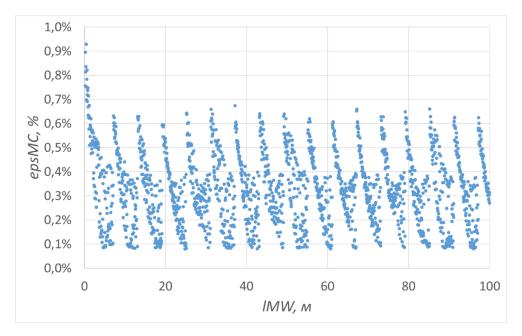


Рисунок 31 — График относительной погрешности epsMC локализации маркера ArUco относительно камеры при перемещении ВРДК на lMW = 100 м

График проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно МСК absMW(x), рассчитанной по формуле 8, при перемещении ВРДК на lMW = 100 м представлен на рисунке 32.

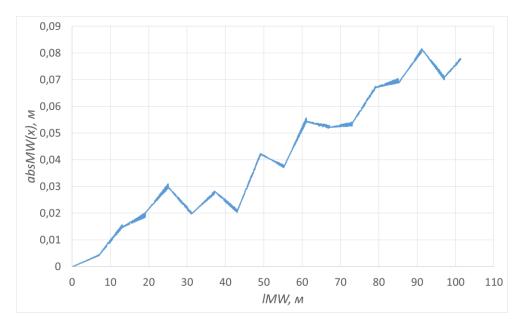


Рисунок 32 — График проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно МСК absMW(x) при перемещении ВРДК на lMW=100 м

График проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно МСК absMW(y), рассчитанной по формуле 9, при перемещении ВРДК на lMW = 100 м представлен на рисунке 33.

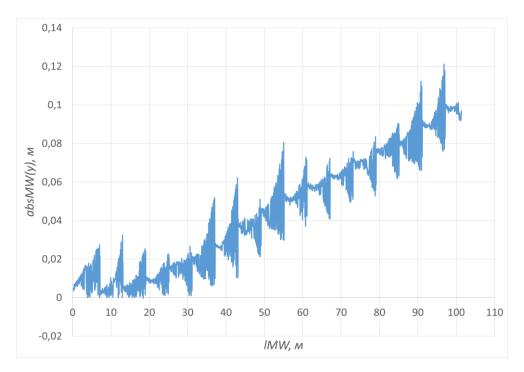


Рисунок 33 — График проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно МСК absMW(y) при перемещении ВРДК на lMW=100 м

График проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно МСК absMW(z), рассчитанной по формуле 10, при перемещении ВРДК на lMW = 100 м представлен на рисунке 34.

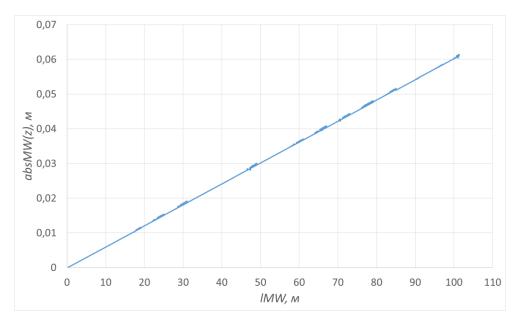


Рисунок 34 — График проекции абсолютной погрешности локализации маркера относительно МСК absMW(z) при перемещении ВРДК на $lMW = 100 \,\mathrm{M}$

Истинная и оценочная траектории *TMW* и *EMW*, полученные в ходе эксперимента, представлены на рисунке 35.

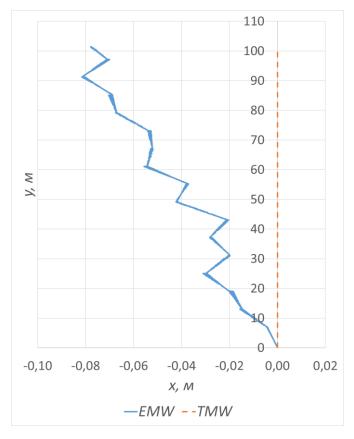


Рисунок 35 – График истинной и оценочной траекторий *TMW* и *EMW*

3.2.2 Выводы по экспериментам при прямолинейном удалении ВРДК относительно МСК

По графику на рисунке 31 можно сделать вывод о том, что в ходе перемещения ВРДК относительно МСК, относительная погрешность epsMC локализации маркера ArUco относительно камеры составляет не более 1 %. Однако, как видно из рисунка 35, в процессе перемещения маркера на lMW = 100 м происходит накопление ошибки до 0,08 м по оси x, до 0,12 м по оси y и до 0,07 м по оси z.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Своевременное инспектирование магистральных трубопроводов средствами внутритрубной диагностики на основе методов неразрушающего контроля является необходимостью для безаварийной эксплуатации линий МТ. Существующие методы внутритрубной диагностики позволяют с высокой точностью обнаружить дефекты различной природы. Для точной локализации дефектов на магистральном трубопроводе необходимо знать пространственную траекторию трубопровода. Восстановление траектории трубопровода — важная задача, решение которой позволяет существенно ускорить ремонтновосстановительные работы.

В данной работе проведен обзор существующих методов восстановления траектории трубопровода. При этом особое внимание уделялось оптическим методам, как наиболее перспективным.

Ввиду высокой зависимости алгоритмов визуальной одометрии от освещенности и структуры окружающей среды, а также требований высоких вычислительных ресурсов, выбран метод восстановления траектории трубопровода на основе ArUco маркеров.

Экспериментально полученные характеристики метода частично удовлетворяют заданным требованиям точности. Для улучшения характеристик метода, следует использовать камеру с меньшим углом обзора.

Дальнейшие исследования будут направлены на проведение экспериментов рассмотренного метода на реальной установке.

СПИСОК ИСПОЛЬЗОВАННОЙ ЛИТЕРАТУРЫ

- 1. Термины МЧС России: [Электронный ресурс] // Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий. URL: https://mchs.gov.ru/ministerstvo/o-ministerstve/terminy-mchs-rossii/term/112. (Дата обращения 13.11.2022).
- 2. Ma Q. et al. Pipeline in-line inspection method, instrumentation and data management //Sensors. 2021. T. 21. №. 11. C. 3862.
- 3. Song H. et al. Comparative analysis of in-line inspection equipments and technologies //IOP Conference Series: Materials Science and Engineering. IOP Publishing, 2018. T. 382. №. 3. C. 032021.
- 4. Внутритрубная диагностика с помощью ультразвукового дефектоскопа (UT): [Электронный ресурс] // НефтеГазДиагностика. URL: https://ntcngd.com/uslugi/article_post/vnutritrubnaya-diagnostika-s-pomoshchyu-ultrazvukovogo-defektoskopa-ut. (Дата обращения 15.11.2022).
- 5. Волков В. А., Варлашин В. В. Конструктивные особенности робототехнических комплексов внутритрубной диагностики //Робототехника и техническая кибернетика. 2022. С. 309-320.
- 6. Антропова Н. А. Геодезическое позиционирование магистральных нефтегазопроводов- основа создания современных геоинформационных систем //Горный информационно-аналитический бюллетень (научно-технический журнал). $-2013. N_{\odot}.4(1). C.281-284.$
- 7. Пространственное позиционирование и аттестация магистральных трубопроводов на основе интеграции средств внутритрубной диагностики, подземной навигации и наземных геодезических измерений: [Электронный ресурс] // Межрегиональная общественная организация ГИСА. URL: http://www.gisa.ru/72137.html?action=print. (Дата обращения 17.11.2022).
- 8. Панев А. А., Вавилова Н. Б. Задача навигации внутритрубного диагностического снаряда //Вестник Московского университета. Серия 1. Математика. Механика. 2011. №. 1. С. 53-56.

- 9. Ragot N. et al. Benchmark of visual slam algorithms: Orb-slam2 vs rtab-map //2019 Eighth International Conference on Emerging Security Technologies (EST). IEEE, 2019. C. 1-6.
- 10. Терехов Михаил Андреевич Обзор современных методов визуальной одометрии // КИО. 2019. №3. URL: https://cyberleninka.ru/article/n/obzorsovremennyh-metodov-vizualnoy-odometrii (дата обращения: 12.12.2022).
- 11. Fraundorfer F., Scaramuzza D. Visual odometry: Part i: The first 30 years and fundamentals //IEEE Robotics and Automation Magazine. -2011. T. 18. No. 4. C. 80-92.
- 12. Соколов С. М. и др. Бесконтактная одометрия в составе бортовых навигационных систем //Известия Южного федерального университета. Технические науки. $2010. T. 104. N_{\odot}. 3. C. 64-68.$
- 13. Ахмедов Д. Ш., Ибраев А. С. Использование одометрии для повышения точности инерциальной навигационной системы транспортного средства //Технические науки—от теории к практике. 2017. №. 5 (65). С. 44-56.
- 14. Sumikura S., Shibuya M., Sakurada K. OpenVSLAM: A versatile visual SLAM framework //Proceedings of the 27th ACM International Conference on Multimedia. 2019. C. 2292-2295.
- 15. Taketomi T., Uchiyama H., Ikeda S. Visual SLAM algorithms: A survey from 2010 to 2016 //IPSJ Transactions on Computer Vision and Applications. 2017. T. 9. No. 1. C. 1-11.
- 16. Strasdat H., Montiel J. M. M., Davison A. J. Visual SLAM: why filter? //Image and Vision Computing. 2012. T. 30. №. 2. C. 65-77.
- 17. Mourikis A. I. et al. A Multi-State Constraint Kalman Filter for Visionaided Inertial Navigation //ICRA. 2007. T. 2. C. 6.
- 18. Klein G., Murray D. Parallel tracking and mapping for small AR workspaces //2007 6th IEEE and ACM international symposium on mixed and augmented reality. IEEE, 2007. C. 225-234.

- 19. Davison A. J. et al. MonoSLAM: Real-time single camera SLAM //IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. -2007. -T. 29. N0. 6. C. 1052-1067.
- 20. Mur-Artal R., Montiel J. M. M., Tardos J. D. ORB-SLAM: a versatile and accurate monocular SLAM system //IEEE transactions on robotics. -2015. T. 31. N_{\odot} . 5. C. 1147-1163.
- 21. Mur-Artal R., Tardós J. D. Orb-slam2: An open-source slam system for monocular, stereo, and rgb-d cameras //IEEE transactions on robotics. − 2017. − T. 33. − № 5. − C. 1255-1262.
- 22. Newcombe R. A., Lovegrove S. J., Davison A. J. DTAM: Dense tracking and mapping in real-time //2011 international conference on computer vision. IEEE, 2011. C. 2320-2327.
- 23. Engel J., Schöps T., Cremers D. LSD-SLAM: Large-scale direct monocular SLAM //European conference on computer vision. Springer, Cham, 2014. C. 834-849.
- 24. Forster C., Pizzoli M., Scaramuzza D. SVO: Fast semi-direct monocular visual odometry //2014 IEEE international conference on robotics and automation (ICRA). IEEE, 2014. C. 15-22.
- 25. Engel J., Koltun V., Cremers D. Direct sparse odometry. arXiv //arXiv preprint arXiv:1607.02565. 2016.
- 26. Geng J. Structured-light 3D surface imaging: a tutorial //Advances in Optics and Photonics. 2011. T. 3. №. 2. C. 128-160.
- 27. Zhang Z. Microsoft kinect sensor and its effect //IEEE multimedia. 2012. T. 19. №. 2. C. 4-10.
- 28. Besl P. J., Mckay N. D. A method for registration of 3-D shapes, IEEE Trans //P flattern Anal. and M ac h ine I ntell. 1992. T. 1. №. 4. C. 23.
- 29. Newcombe R. A. et al. Kinectfusion: Real-time dense surface mapping and tracking //2011 10th IEEE international symposium on mixed and augmented reality. Ieee, 2011. C. 127-136.

- 30. Teed Z., Deng J. Droid-slam: Deep visual slam for monocular, stereo, and rgb-d cameras //Advances in Neural Information Processing Systems. 2021. T. 34. C. 16558-16569.
- 31. Liu Y., Miura J. KMOP-vSLAM: Dynamic visual SLAM for RGB-D cameras using K-means and OpenPose //2021 IEEE/SICE International Symposium on System Integration (SII). IEEE, 2021. C. 415-420.
- 32. Beghdadi A., Mallem M. A comprehensive overview of dynamic visual SLAM and deep learning: concepts, methods and challenges //Machine Vision and Applications. -2022. T. 33. No. 4. C. 1-28.
- 33. Duan C. et al. Deep learning for visual SLAM in transportation robotics: a review //Transportation Safety and Environment. 2019. T. 1. №. 3. C. 177-184.
- 34. De Silva V., Roche J., Kondoz A. Robust fusion of LiDAR and wideangle camera data for autonomous mobile robots //Sensors. − 2018. − T. 18. − №. 8. − C. 2730.
- 35. Kasar A. Benchmarking and comparing popular visual SLAM algorithms //arXiv preprint arXiv:1811.09895. 2018.
- 36. Giubilato R. et al. An evaluation of ROS-compatible stereo visual SLAM methods on a nVidia Jetson TX2 //Measurement. 2019. T. 140. C. 161-170.
- 37. Sharafutdinov D. et al. Comparison of modern open-source visual SLAM approaches //arXiv preprint arXiv:2108.01654. 2021.
- 38. Xuexi Z. et al. SLAM algorithm analysis of mobile robot based on lidar //2019 Chinese Control Conference (CCC). IEEE, 2019. C. 4739-4745.
- 39. H. Durrant-Whyte and T. Bailey, "Simultaneous localization and mapping: part I," in IEEE Robotics & Automation Magazine, vol. 13, no. 2, pp. 99-110, June 2006, doi: 10.1109/MRA.2006.1638022.
- 40. Santos J. M., Portugal D., Rocha R. P. An evaluation of 2D SLAM techniques available in robot operating system //2013 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics (SSRR). IEEE, 2013. C. 1-6.

- 41. Murphy K., Russell S. Rao-Blackwellised particle filtering for dynamic Bayesian networks //Sequential Monte Carlo methods in practice. Springer, New York, NY, 2001. C. 499-515.
- 42. Grisetti G., Stachniss C., Burgard W. Improved techniques for grid mapping with rao-blackwellized particle filters //IEEE transactions on Robotics. − 2007. − T. 23. − №. 1. − C. 34-46.
- 43. Weichen W. E. I. et al. Hector SLAM with ICP trajectory matching //2020 IEEE/ASME International Conference on Advanced Intelligent Mechatronics (AIM). IEEE, 2020. C. 1971-1976.
- 44. Kohlbrecher S. et al. A flexible and scalable SLAM system with full 3D motion estimation //2011 IEEE international symposium on safety, security, and rescue robotics. IEEE, 2011. C. 155-160.
- 45. Grisetti G. et al. A tutorial on graph-based SLAM //IEEE Intelligent Transportation Systems Magazine. − 2010. − T. 2. − №. 4. − C. 31-43.
- 46. Sobczak Ł. et al. Finding the best hardware configuration for 2D SLAM in indoor environments via simulation based on Google Cartographer //Scientific reports. -2022. T. 12. No. 1. C. 1-21.
- 47. Nüchter A. et al. Continuous-time slam—improving google's cartographer 3d mapping //Latest Developments in Reality-Based 3D Surveying and Modelling. 2018. C. 53-73.
- 48. Сивов Н. Ю., Поройков А. Ю. Компьютерное моделирование изображений кодовых маркеров для оценки точности определения положения объекта в пространстве //Графикон-конференции по компьютерной графике и зрению. 2022. Т. 32. С. 348-355.
- 49. Garrido-Jurado S. et al. Automatic generation and detection of highly reliable fiducial markers under occlusion //Pattern Recognition. − 2014. − T. 47. − № 6. − C. 2280-2292.
- 50. Detection of ArUco Markers: [Электронный ресурс]. URL: https://docs.opencv.org/4.x/d5/dae/tutorial_aruco_detection.html. (Дата обращения 01.12.2022).

- 51. ROS Robot Operating System: [Электронный ресурс]. URL: https://www.ros.org/. (Дата обращения 04.12.2022).
- 52. Gazebo: [Электронный ресурс]. URL: https://gazebosim.org/home. (Дата обращения 05.12.2022).
- 53. RViz: [Электронный ресурс]. URL: http://wiki.ros.org/rviz. (Дата обращения 06.12.2022).
- 54. Kalaitzakis M. et al. Fiducial markers for pose estimation //Journal of Intelligent & Robotic Systems. 2021. T. 101. №. 4. C. 1-26.
- 55. Farley A., Wang J., Marshall J. A. How to pick a mobile robot simulator: A quantitative comparison of CoppeliaSim, Gazebo, MORSE and Webots with a focus on accuracy of motion //Simulation Modelling Practice and Theory. 2022. T. 120. C. 102629.
- 56. Koenig N., Howard A. Design and use paradigms for gazebo, an open-source multi-robot simulator //2004 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)(IEEE Cat. No. 04CH37566). IEEE, 2004. T. 3. C. 2149-2154.
- 57. Patil P. P., Alvares R. Cross-platform application development using unity game engine //Int. J. -2015. -T. 3. -N. 4.
- 58. Carpin S. et al. USARSim: a robot simulator for research and education //Proceedings 2007 IEEE International Conference on Robotics and Automation. IEEE, 2007. C. 1400-1405.
- 59. Leber P., Dalm K. Using MR to Interact with a Mobile Robot Based on ROS //Available at SSRN 4074341. 2022.