МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН



Институт промышленной автоматизации и цифровизации им. А.Буркитбаева Кафедра «Робототехники и технических средств автоматики»

Шамшидинов Рамиль Нурланович

Использование метода одновременной локализации и построения карты при проведении поисково-спасательных работ

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА к дипломному проекту

Специальность 5В071600 – Приборостроение

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН



Институт промышленной автоматизации и цифровизации им. А.Буркитбаева Кафедра «Робототехники и технических средств автоматики»

> ДОПУЩЕН К ЗАЩИТЕ Заведующий кафедрой РТиТСА кандидат технических наук

> > ік. — Б. Е. К. А. Ожикенов «24» мая 2020 г.

ПОЯСНИТЕЛЬНАЯ ЗАПИСКА к дипломному проекту

На тему: «Использование метода одновременной локализации и построения карты при проведении поисково-спасательных работ»

по специальности 5В071600 – Приборостроение

Выполнил

Шамшидинов Рамиль

Научный руководитель PhD

Баянбай Н.А.

«24»мая 2020 г.

МИНИСТЕРСТВО ОБРАЗОВАНИЯ И НАУКИ РЕСПУБЛИКИ КАЗАХСТАН



Институт промышленной автоматизации и цифровизации им. А.Буркитбаева

Кафедра «Робототехники и технических средств автоматики»

5В071600 – Приборостроение

УТВЕРЖДАЮ Заведующий кафедрой РТиТСА кандидат технических наук

> К. А. Ожикенов «<u>27</u>» января 2020 г.

ЗАДАНИЕ на выполнение дипломного проекта

Обучающемуся Шамшидинову Рамилю Нурлановичу

Тема: Использование метода одновременной локализации и построения карты при проведении поисково-спасательных работ

Утверждена приказом Ректора Университета №726-б от "27" января 2020 г.

Срок сдачи законченной работы «15» мая 2020 г.

Исходные данные к дипломному проекту: Arduino IDE, датчик LIDAR Перечень подлежащих разработке в дипломном проекте вопросов:

- а) Изучение методов одновременной локализации и построение карты
- б) Изучение фильтра для улучшения движение мобильного робота;
- в) Исследование возможности улучшения работы при поисковоспасательных работ.

Перечень графического материала (с точным указанием обязательных чертежей):

представлены 14 слайдов презентации работы

Рекомендуемая основная литература: *из* <u>20</u> *наименований* <u>26</u>

ГРАФИК подготовки дипломного проекта

Наименование разделов, перечень разрабатываемых вопросов	Сроки представления научному руководителю	Примечание
Технологическая часть	22.01 — 15.02.2020 г.	Выполнено
Программная часть	15.03 – 20.04.2020 г.	Выполнено

Подписи консультантов и нормоконтролера на законченный проект с указанием относящихся к ним разделов проекта

Наименования	Консультанты, И.О.Ф.	Дата	Подпись
разделов	(уч. степень, звание)	подписания	Подпись
Нормоконтролер	Ж.С.Бигалиева, магистр	24.05.2020	5
	технических наук, лектор	Γ.	Dar

Научный руководитель

Баянбай Н.А.

Задание принял к исполнению обучающийся -

Шамшилинов Р Н

Дата « $\underline{27}$ » января 2020 г.

АҢДАТПА

Бұл дипломдық жобада локализацияда үлкен сұранысқа ие болған бір мезгілде локализациялау және карта жасау(SLAM) саласын зерттелінеді.

Жұмыстың мақсаты - робот іздеу-құтқару жұмыстарына өз үлесін қосатындай, белгісіз жерге орналастырған кезде картаны салатын мобильді роботтың жұмыс түп негізін зерттеу болып табылады. Өзінің сенсорлары мен кіріктірілген камера негізінде робот аймақтың картасын жасап, сол аймақтағы адамдар үшін қауіп бар ма, жоқ па немесе қауіп төніп тұрған адамдарды талдау қажет. Осының арқасында карта жасап, оның орналасқан жерін көрсететін робот біздің құтқарушыларымыз үшін қауіпті азайтуға көмектеседі.

Зерттеу барысында алгоритмдік күрделілік мәселелерін шешуге шолу, деректерді біріктіру және іске асыру ұсынылады. Дипломдық жоба қазіргі уақытта болып жатқан төтенше жағдайларға байланысты өзекті болып табылады. Біз апаттар мен төтенше жағдайлардың салдарынан үлкен шығындарды көріп отырмыз, мұнда адамдардың өмірі секундтың үлесіне байланысты, және іздеуге көп уақыт кетеді.

КИДАТОННА

Данный дипломный проект исследует область одновременной локализации и картографирование (SLAM), которая обрела большой спрос в локализации.

Целями работы является изучение принцип работы мобильного робота, который будет расчерчивать карту при размещении его в неизвестном местности для того, чтобы робот поспособствовал при поисково-спасательных работах. На основе своих датчиков и встроенной камеры, роботу необходимо расчертить карту местности, и проанализировать существует ли на данной местности угроза для людей или людей находящиеся под угрозой. Благодаря этому, робот, который будет чертить карту и отображать свое местоположение, поможет сократить риски для наших спасателей.

В ходе исследования будет представлен обзор решений проблем алгоритмической сложности, интеграции данных и реализуемость. Дипломный проект актуален из-за происходящего в наши дни чрезвычайных ситуаций. Мы наблюдаем большие потери из-за случающихся катастроф и ЧС, где жизни людей зависит от доли секунды, а для поисков занимает много времени.

ANNOTATION

This diploma project explores the area of simultaneous localization and mapping (SLAM), which has gained great demand in localization.

The aim of the work is to study the working principle of a mobile robot that will draw a map when placing it in an unknown area, so that the robot contributes to the search and rescue operations. Based on its sensors and a built-in camera, the robot needs to draw a map of the area and analyze whether there is a threat to people or there are people at risk in the area. Thanks to this, a robot that will draw a map and display its location will help reduce risks for our rescuers.

The study will provide an overview of solutions to problems of algorithmic complexity, data integration and feasibility. The graduation project is relevant because of what is happening in our days, like emergency situations. We observe large losses due to catastrophes and emergencies, where people's lives depend on a split second, and it takes a lot of time to search.

СОДЕРЖАНИЕ

Введение	
1. Важные аспекты для внедрения метода одновременной локализации и	
построения карты, и обзор данного метода	10
1.1.Представление препятствий на карте	10
1.2.LIDAR - востребованность	1
1.3. Visual-SLAM визуализированность	12
1.4.Слияние датчиков при построении 3D карты	13
2. Структура SLAM, основанная на математическом анализе для оптимизации	
графика	14
2.1.Системный Обзор	14
2.2. Математическая модель для подбора контроллера при реализации SLAM	1
2.3. Математическая модель детализирования объектов при установлении	
1	20
	23
3.1. Сокращенный обзор математического модель SLAM	23
1 1 1	25
3.3.Обнаружение замыкания петли	2
4. Экспериментальная часть при реализации модели алгоритма робота	29
4.1. Датчики, синхронизирующие препятствия	29
4.2.Принцип работы LIDAR при простейшем использование	3
Заключение	
Список литературы	
Приложение 1 - Пакет визуальных слов (BoVW)	
Приложение 2 – Код при синхронизации датчика при поворотах сервопривода	a

ВВЕДЕНИЕ

В наши дни, которая называется эпохой цифровизации и автоматизации, можно сказать, что робототехника берет обширный рост. Следовательно, технологии стремительно развиваются и в значительной степени зависят от этапа его реализации. Для того, чтобы впустить робота в свободное пространство необходимо знать положение робота, также наблюдать надвигающиеся препятствия. Отсюда берет свое начало самодеятельное ориентирование в пространстве Способность самостоятельно ориентироваться в окружающем пространстве является основным аспектом реализуемости. При встрече крупных делегаций для продвижения роботов в сферы жизнедеятельности, так и не находят конкретной решении вопроса одновременной локализации и построение карты.

На основе этого возникают вопросы при реализации метода одновременной локализации и картирование.

Актуальность дипломной работы обусловлено изучением алгоритма реализация робота, которая включает в себя одновременную локализацию и построение карты. Применение данного слияния будет иметь весомый спрос при исследованиях местностей необитаемые людьми, также большой спрос в горных областях для выполнения поисково-спасательных работ. Также можно отметить, что данный проект будет востребован при чрезвычайных ситуаициях.

Основными целями работы является построение алгоритма SLAM, подбор датчика, изучение фильтры для оптимизации процесса.

В соответствие поставленных целей, в дипломном проекте будет:

- Представлен обзор датчика локализации для дистанционного зондирования;
- Математическая модель для оптимизации траектории;
- Метод внутренней оптимизации и закрытия цикла;
- Детализация объектов;
- Анализ фильтра Калмана;
- Практическая часть проекта.

1 Важные аспекты для внедрения метода одновременной локализации и построения карты, и обзор данного метода

На основе исследования работ оперативно-спасательных групп Республики Казахстан можно сказать, что Центральная Азия по расположению находится в столкновение различных стихийных бедствий. Наша страна по геолокации подвержена практически все видам стихийных и климатических угроз, наводнений, эпидемии, прорывов плотин и т.д.

Благодаря нашим аналитикам можно назвать такие числа, что ежегодно происходит около 17 тысяч Чрезвычайных Ситуаций природного и техногенного характера, где число летальных случаев достигает до 1200 человек (в том числе 130 детей) и 4200 человек пострадавших. [15]

В связи с этим, страна встречает крупные экономические потери, а ЧС снижает развитие общества и его безопасность населения на длительные периоды.

После проведение мониторинга оперативно-спасательных групп крупных мегаполисов страны можно отметить, что на них возложены следующие основные функции, такие, как организованность гражданской безопасности; бесперебойный анализ стихийных бедствий и ЧС; организация пожарной безопасности в лесных местностях и т.д.

К основным функциям оперативно-спасательных групп относятся:

- проведение аварийно-спасательных и неотложных работ;
- организация и проведения первоочередных действий по локализации ЧС и спасению пострадавших;
- оказания доврачебной помощи пострадавшим в результате стихийных бедствий, аварий и катастроф.[15]

Придерживаясь сказанному американского комика Дэйва Шапелла ("Modern Problems Required Modern Solutions") - "Современные проблемы требуют современных решений" следует, что в наше время без нанотехнологий и инноваций не обойтись.

Основываясь этим данным, исследуемая мною работа заключается в том, что способность робота присуще данным проблемам. Таким, как проникать в труднодоступные места, обнаружение по GPS навигацию, картирование. Благодаря этому, есть возможность сократить риск для наших спасателей.

Далее в этой главе узнаете, что из себя представляет SLAM, какими функциями преобладает и благодаря чему имеются свойства одновременной локализации и картировании.

1.1 Представление препятствий на карте

Лазерное сканирование берет свое начало уже с 1960-х годов, начинается реализация измерение расстояние лучами лазера. Ближе к концу 1980-х годов, происходит внедрение GPS систем для реального мира.

SLAM берет свое начало, как детализирование объектов за счет датчика в роботе и построение карты при проведение анализа роботом окружающей среды. Запуск первых систем началось в 1988 году, взяло основу в сфере робототехники и были представлены различные прототипы.

ЛИДАР (Light Detection and Ranging) — что в переводе означает, обнаружение и определение дальности с помощью света, благодаря свойствам лазерного определение расстояния, приема-передачи данных, где поспособствует для создания 2D и 3D модели и построение карт.

Использование технологии LIDAR используют для различных геодезических задач. Данную технологию отдельно применяют для создания цифровых моделей рельефа и ландшафтов, также содействует при искусственных съемок дорожных и зданий.

Сканирование на лучах лазера становится востребованным при обнаружении риска наводнений и наблюдения береговой эрозии

LIDAR как прибор представляет собой, как минимум, активный дальномер оптического диапазона. На этапе автоматизирование системы при использовании данной технологии берет повышенный спрос, так, как данный метод уже используется в автомобилестроение, для контроля диапазона и навигации при автономном управлении. На данной информации уже запущены автомобили Tesla автоматического управления и ему подобные.

1.2 LIDAR - востребованность

В наши дни использования системы LIDAR имеет огромный спрос в наиболее необходимых сферах, такие как построение карты географического и атмосферного состояния. Также климатологи используют при исследованиях состава атмосферы и выпадение осадков, глобальные потепления, испарения. Но при этом, океанографы используют при наблюдение береговой эрозии, в ботанике данный метод необходим при измерении смены структуры лесов Земли.

Если знать углубленно каждую сферу деятельности, данный метод поможет при оптимизации улучшения качества. Как правоохранительные органы используют для измерение скорости автомобилей. Внедрение лидара в различные виды сфер намного изменять мир, где идет спрос на цифровизацию и автоматизацию.

В начальных стадиях исследования SLAM в качестве основного датчика используют LIDAR. Для подавления внешних шумов и помех применяется фильтр, но при использовании фильтра Калмана можно произвести вычисление для пространственного ориентирования, так как свойственно линейности. Впервые внедрения фильтра Калмана было предложено Монтемерлом в 2002 году для решения задач SLAM. Подбор фильтра частиц способствуют при избежать нелинейной проблемы, однако это увеличивает объема вычислений с увеличением числа частиц. Следовательно, применение фильтра частиц Рао-

Блэквиллизеда, позволяет повысить точность позиции и сокращается вычисление для улучшения метода распределения и повторной выборки.

Преимущества применения датчика LIDAR:

- Высокая скорость обработки и точность передачи информации;
- Высокое проникновение при детализации;
- Работоспособность при любых освещениях;
- Чёткая передача изображения по сравнению с другими методами;
- Не имеет геометрических ошибок;
- Быстро объединяется с другими методами сбора;
- Преобладает высокой автономностью, что минизирует влияние человека на систему, что позволяет снизить вероятность ошибок. Недостатки применения датчика LIDAR:
- Высокая стоимость датчика;
- Погодные условия сильно влияют на работоспособность системы LIDAR;
- Огромный набор данный синхронизируется системой LIDAR, что приводит потребность в больших вычислениях для обработки;
- При выпадении осадков искажаются результаты;
- В зависимости от принятой длины волны система сужает охват объектов по высоте из-за рабочих характеристик, что снижает эффективность работоспособности [6].

1.3 Visual-SLAM визуализированность

На этапе использование визуальных датчиков для построения карты является одним из важных вопросов для навигации роботов. Аналогом для LiDAR-SLAM является Visual-SLAM, где структура поставлена замудрено, так, как полученные данные имеют в себе излишек информации, при этом присутствует сложность измерения расстояния. Основными функциями Visual-SLAM является оценка траектории, где проводится анализ извлечение данных изображения в различных позах при построении карты.

Расширенный фильтр Калмана (ЕКF) используют в качестве второго плана для отслеживания филированных характерных точек в переднем конце. Концентрация вероятности выявляется за счет неопределенности. В ходе исследования

Из модели наблюдения и рекурсивного расчета воспринимается среднее значение и дисперсию апостериорного распределения вероятностей. Процесс реализации Visual-SLAM основывается использованием фильтра Рао-Блэквиллизеда. Этот метод позволяет избежать проблемы нелинейности и имеет высокую точность, но для него требуется большое количество частиц, что увеличивает вычислительную сложность. Впервые предлагается концепция разделения передних и задних частей, определяющая структуру многих методов SLAM.

Используя круговой фильтра Рао-Блэквиллизеда и модель Bag Words (BOW) (приложение 1), метод позволяет часто создавать функциональную карту естественной среды. Камера перемещается и позиционируется на основе информации вокруг фокуса. Этот метод может быть быстро реализован для дронов посредством специальных ограничений и оптимизации для приложений [2].

1.4 Слияние датчиков при построении 3D карты

На основе анализа Алан и Притскера можно сказать, для повышения функциональности системы SLAM стоит добавить дополнительный датчик. В наш дни для LIDAR-SLAM и Visual-SLAM наиболее часто используемые представляют собой вспомогательные датчики датчик инерциальной измерительной единицы (IMU), который может предоставлять дополнительные данные движения робота. Система SLAM с такими вспомогательными датчиками обычно работает лучше. В последние годы на основе работ LIDAR-SLAM и Visual-SLAM некоторые исследователи начали проводить исследования по интеграции таких двух основных датчиков. Исследователи использовали визуальное восприятие, чтобы обеспечить начальные значения для двумерной лазерной итеративной точки шкафа (ІСР) в маленьких дронах, и добились хороших результатов своевременно и точно. SLAM на основе структуры графа с монокулярной камерой и лазером вводится с предположением, что стена нормальна к земле и вертикально плоская. объединяет различные современные методы SLAM, основанные на лазерном зрении и инерциальных измерениях с использованием ЕКГ для дрона в помещении, которая представляет метод локализации, основанный на взаимодействии между воздушными и наземными роботами в помещении, 2,5-градусная карта высот строится с помощью датчика RGB-D и 2D LIDAR, прикрепленного к роботу. Обеспечивая оценку масштаба и метод коррекции дрейфа, комбинируя моно лазерный дальномер и камеру для моно-SLAM. с использованием прямого метода предлагается визуальная система SLAM, которая объединяет изображения, полученные с камеры, и информацию о малой глубине, полученную из 3D LIDAR. Слияние EKF выполняется в позах, рассчитанных модулем LIDAR и модулем зрения, и представлена улучшенная стратегия отслеживания, чтобы справиться с проблемой сбоя отслеживания в Vision SLAM. Поскольку камера и LIDAR становятся стандартными конфигурациями для роботов, синтез лазерного зрения станет горячей темой для исследования SLAM, поскольку он может обеспечить более надежный результат для реальных приложений [3].

2 Структура SLAM, основанная на математическом анализе для оптимизации графика

Данная модель будет конструироваться по самым простым способом, где будет оснащен литий-ионным аккумулятором. На основе шасси можно будет использовать мини-автомобиль при использование наземных поисков или дронов при горных и труднодоступных местностях.

В зависимости от расстояния исследуемой местности будет организована связь между объектом и субъектом. Рекомендуемыми способами связи предлагаются BLUETOOTH MATE модуль, ETHERNET или WI-FI шилд, также GPS шилл.

Управление данным прибором можно обучить рядового сотрудника оперативно-спасательных групп. Особых инструкций надобности нет, вполне достаточно разбираться в местностях и иметь базовые навыки ПК.

2.1 Системный обзор

Основанная на графике структура SLAM может быть разделена на две части: интерфейс и фон, как показано на рисунке 2.1 ниже.

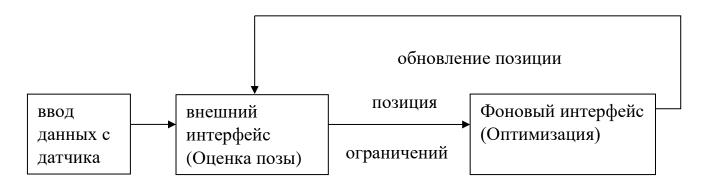


Рисунок 2.1 - Общая структура на основе графика обнаружения света и определения дальности (SLAM)

Основная часть робота разработана для фиксирования робота пространстве, автономно производит оценку состояния и зарегистрировать положения робота. Однако датчики создают помехи между собой, что приводит различным видам помех на изображение. Выявленные помехи могут создать ряд ошибок, которые постепенно приумножаться. Но для контроля, применяются фильтры, которые проводят очистку ошибочных данных, чтобы оптимизировать степень позиционирования и карты. Данная база данных применяется для фонового использования, благодаря чему оптимизируется система и идет сокращение ошибок, где выявляется с помощью нелинейной оптимизации [8].

Графическая оптимизация необходима при обнаружении ошибок синхронизируемые данными лазерных лучей. Вследствие чего на рисунке 2.2

представлен алгоритм траектории робота, при по этапном прохождение заданной траектории.

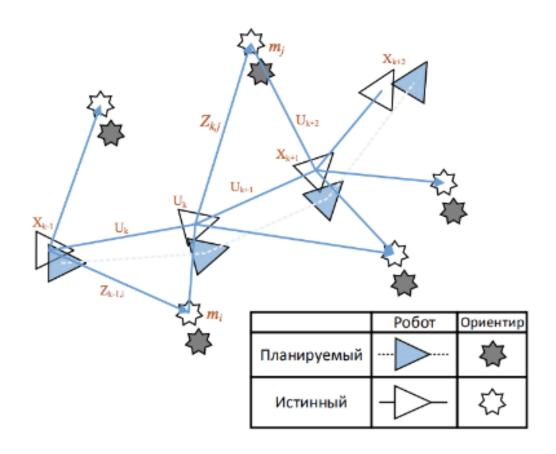


Рисунок 2.2 – Схема передвижение SLAM по заданному алгоритму

По схеме можете наблюдать, что была представлена одна из простых методом использования фильтров частиц. В данном случае робот движется и производит расчет расстояния между препятствиями в двумерном пространстве.

Перед применением фильтра частиц необходимо провести инициализацию, для этого следует указать параметры, исходные первоначальное распределение и основной цикл. К основным параметрам относится установление количество части, соответственно от ее количества зависит точность фильтра (чем больше частиц, тем лучше).

К начальному распределению относятся расположение робота, координата точек в пространстве. Основной цикл фильтра включает в себя фазы, такие, как движение, измерение и отсев. [6]

На рисунке 2.3 показана общая блок-схема нашего облегченного алгоритма при использовании фильтра Рао-Блэквиллизеда.

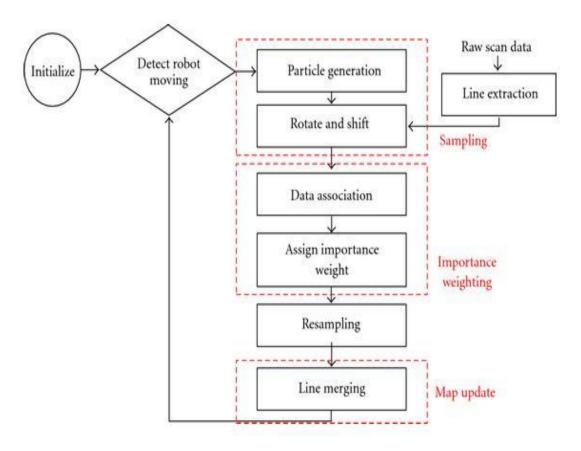


Рисунок 2.3 - общая блок-схема алгоритма на основе фильтра частиц

Обычно алгоритм SLAM на основе фильтра частиц может быть реализован в следующих шагах, такие как:

- Выборка: новые частицы генерируются из предыдущей частицы с использованием модели движения.
- Весовой коэффициент важности: каждой новой частице присваивается вес важности для определения точности частицы в соответствии с тем, насколько хорошо текущее наблюдение соответствует карте, которую он уже построил.
- Повторная выборка: частицы с низким весом, вероятно, будут заменены частицами с большим весом.
- Обновление карты: на основе синхронизации окружающего мира, фильтр частиц способствует для построения карты с новыми элементами, что позволяет улучшить детали карты.

На основе этого, чтобы улучшить качество структуры карты применяют сегменты линий, для этого необходимо оптимизировать процедуру для поддержки этих линий. В первую очередь, следует извлечь отрезки линии из необработанных сгенерированных данных, синхронизированным лазерным дальномером, что позволяет получить данные естественной среды, которую робот видит в данный момент. Но извлечение сегментов линии для каждой новой частицы, синхронизированный на этапе генерации частицы, требует дополнительной работы, поэтому алгоритм извлекает только набор опорных сегментов линии, затем вращая и сдвигая этот набор сегментов линии в

соответствующую новую позу частиц. На этапе взвешивания важности нам нужно выяснить связь между новыми извлеченными отрезками линии и картой, которую мы уже построили, прежде чем вычислять вес важности каждой частицы - эта процедура называется ассоциацией данных. Также на этапе привязки данных мы в основном рассматриваем ортогональные линии, извлеченные из лазерного дальномера, чтобы отфильтровать ошибочные линии, вызванные шумом датчика или ошибкой извлечения линии. Наконец, в шаге обновления карты сегменты линий, которые расположены слишком близко друг к другу, объединяются, чтобы сохранить согласованность нашей карты и уменьшить количество сегментов линий. После обновления карты для каждой частицы мы подождем, пока робот переместится дальше, чем расстояние, прежде чем снова начинать новую итерацию.

2.2 Математическая модель для подбора контроллера при реализации SLAM

На основе исследований Петровского А.Б. и Халова Е.А.[7] можно процитировать, что в наши дни существует большое количество различных микроконтроллеров. Основной задачей является к какой модели будет применяться, удовлетворяющие технические требования, к тому же большую роль играет стоимость контроллера. При разработке модели в основном подходят субъективно, основываясь своему опыту работу. На основе данного опыта были представлены разработка метода, позволяющий использовать математический аппарат теории принятия решений и сделать оптимальный выбор микроконтроллера в качестве средства реализации разработанного специализированного устройства.

Для того, чтобы подобрать микроконтроллер необходимо рассмотреть, свойствами обладает И описываемыми параметрами, которые критериями $K_1, K_2, ..., K_n$. Следуя этому, стоит каждому варианту A_i можно сравнить n-мерный вектор или кортеж вида $\mathbf{x}_i = (x_{il}, ..., x_{in}),$ числовые составляющая которого будут оценки $x_{iq} = K_q(A_i)$ шкалам X_q критериев K_q , q = 1, ..., n.

При выборе микроконтроллера необходимо тщательно проанализировать характеристики (рисунок 2.4).

Параметры микроконтроллеров:

- тактовая частота, МГц;
- напряжение питания, В;
- потребляемая мощность, Вт;
- СОЗУ, байт;
- цена.

Рисунок 2.4 – критерии для подбора микроконтроллера

Основной задачей подбора подходящего микроконтроллера из различных допустимых значений не является целью отысканием вариантом, которая обеспечит наибольшее количество значений частных целевых функций. Более доступным в данном этапе выглядит подход к учету многофункциональность, состоящий в задании общего показателя качества в виде вектора

$$y = f(x) = (f_I(x), ..., f_h(x))$$
 (2.1)

составная часть которого являются анализ варианта по отдельным частным параметрам эффективности $y_i = f_j(x)$, j = 1, ..., h, в многомерном пространстве целей. Применение конкретного типа векторной оптимизации зависит от требований, предъявляемых к проектируемой системе.

Условная оптимизация может использоваться в том случае, если один из частных критериев эффективности, например время выполнения алгоритма $y_1 = f_1(x)$, выделяется в качестве главного критерия, а на остальные частные критерии налагаются какие-то дополнительные условия. В таком случае задача векторной оптимизации сводится к нахождению условного экстремума функции:

$$x' \in \arg\max_{x \in X} f_1(x) \tag{2.2}$$

при дополнительных ограничениях на область допустимых вариантов решения

$$X = \{x | y_j^{min} \le f_j(x) \le y_j^{max}, j = 2, ..., h\}$$
 (2.3)

и область достижимых целей Y = f(X). Следует отметить, что такой метод оптимизации не требует установки экспертом важности частных критериев качества $f_i(x)$ и достаточно удобен при проектировании технических систем.

Если же выделить главный критерий нельзя, то используется неравномерная оптимизация, разрешающая устанавливать различную важность частным критериям. Особенности такого подхода выражаются следующей формулой:

$$x' \in \arg\max_{x \in X} \omega_j f_j(x)$$
 (2.4)

для произвольного $j \in 1, ..., h$ при

$$X = \{x | \omega_1 f_1(x) = \dots = \omega_h f_h(x)\}. \tag{2.5}$$

При анализа статьи Башвеев Ю.А., Литвинская О.С.[7] сообщается, что перед созданием целевой функции и подбора оптимального решения, следует, прежде всего, анализировать условия, представленные к системе, в которой будет использоваться микроконтроллер, определить множество допустимых вариантов $X^a \in X$, которое ограниченно системой неравенств $g_q(x) \le b_q$, q = 1, ..., p.

Для учета нечеткости априорной информации необходимо применить аппарат нечетких множеств. Степень принадлежности объекта нечеткому множеству определяет функция принадлежности ($\Phi\Pi$). В данном случае удобно использовать криволинейную $\Phi\Pi$, входящую в подкласс полиномов, описываемую в общем виде следующим функционалом:

$$\mu_{\tilde{X}}(x) = \begin{cases} 2 * \frac{(x-d_1)^2}{(d_2-d_1)^2}, & \text{если } x \in \left(d_1, \frac{d_1-d_2}{2}\right]; \\ 1 - 2 * \frac{(d_1-x)^2}{(d_2-d_1)^2}, & \text{если } x \in \left(\frac{d_1-d_2}{2}, d_2\right]; \\ 1, & \text{если } x \in (d_2, +\infty], \end{cases}$$
 (2.6)

где d_1 и d_2 - параметры, определяющие форму кривой, которые задаются экспертом.

На рисунке 2.5 показан пример криволинейный график $\Phi\Pi$.

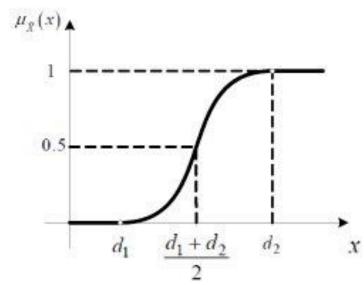


Рисунок 2.5 – График определение степени принадлежности

Метод математического программирования, рассмотренный выше, может быть применен в общем виде к задачам оптимизации в нечеткой среде.

условной многокритериальной нечеткой оптимизации лицо принимающее решение (ЛПР) устанавливает ДЛЯ каждой нечеткой ограничивающей функции $\widetilde{g_q}$ минимально допустимые пороговые уровни функции принадлежности $\mu_{g_q}^0$ и указывает главный критерий. Ищется решение задачи многокритериальной оптимизации на множестве X_k , которое задается дополнительными ограничениями $\mu_{g_q}(x) \ge \mu_{g_q}^0$, q = 1, ..., p. Если полученное решение и значения частных целевых функций удовлетворяют ЛПР, то задача считается решенной. Иначе ЛПР ослабляет требования, вводя другие пороговые уровни $\mu_{q_a}^1$.

2.3 Математическая модель детализирования объектов при установлении камеры

При реализации алгоритма SLAM необходимо его правильность, для этого нужно тщательно протестировать, также следует выборка наиболее соответствующих коэффициентов и исследования параметров его применимости строится математическая модель окружающий среды.



Рисунок 2.6 – Сигнальные точки, которые принимает камера, при запуске робота, на основе математической модели

Для того, чтобы пользователь запустить данную модель следует задать критерии, в данном случае точки как изображено на рисунке 2.6, соответственно должны располагаться в трехмерном простристве. Выходной сигнал модель должна выдать координаты точек каждого кадра, дабы могли мониторить траекторию робота и его перещения.

Чтобы существенно понять смысл модели произведет математический разбор, где камера представляет собой матрицу

$$K = \begin{pmatrix} f & 0 & c_x \\ 0 & f & c_y \\ 0 & 0 & 1 \end{pmatrix}$$
 (2.7)

где:

f — фокусное расстояние камеры; (c_x, c_y) — координаты центра экрана.

Расположение камеры в пространстве представляется вектором:

$$T = \begin{pmatrix} x \\ y \\ z \end{pmatrix} \tag{2.8}$$

также матрица поворота

$$R = \begin{pmatrix} a_{11} & a_{12} & a_{13} \\ a_{21} & a_{22} & a_{23} \\ a_{31} & a_{32} & a_{33} \end{pmatrix}. \tag{2.9}$$

Как видим для каждой точки X, которую прописывает пользователь, мы можем принимать визуализацию на экране камеры $x = (u, v, 1)^T$

$$x = K^*[R/T]^*X (2.10)$$

таким образом, если включена соответствующая настройка к x добавляется нормальный шум с заданной дисперсией $\mu \in N(0,\sigma)$

$$x = x + \mu. \tag{2.11}$$

Следуя вышеперечисленному примеру, можно описать то, что моделирование шума обусловлено несовершенством камер и методами определения их внутренних параметров [19].

3 Параметры движений по маршруту

При реализации необходимо взять в расчет вычисление матрицы R. На основе этого можно сказать, что в трехмерном пространстве имеется несколько способов, чтобы задать вращение камеры. К данным способам относятся углы Эйлера, матрица вращения, векторы и углы, также кватернионы и матрица «lookat».

С помощью данных способов было найдено самые оптимальные выборки для дальнейшего использования.

- 1. Благодаря углам Эйлера появилась возможность интуитивно описывать вращения с помощью угла, крена и тангажа. Но при использования различных способов возникаю проблемы, как в данном случае возникла проблема *шарнирного замка*, но при этой интерполяции, вращение протекает не по самой лучшей траектории.
- 2. Главный недостаток матрицы вращения при решение описанной ситуации, судя по всему, нужно указать в матрице 9 чисел, где данной моделью будет неудобно пользоваться и является контр-интуитивным.
- 3. При использовании способа вектора вращения и угла следует отметить, что обладает такими же проблемами, как матрица вращения, невзирая на то, что необходимо задать 4 числа.
- 4. Каждая малейшая проблема всплывает от одного из способов, как при векторе вращения и угла возникли проблемы от матрицы вращения, то кватернионы характерна для недостатков, как и вектор вращения, помимо этого необходимы произвести дополнительные вычисления для того, чтобы задать параметры ориентации робота с помощью кватернионов.
- 5. Способ Look-at является наиболее понятным и нет необходимости для использования дополнительных расчетов для задания ориентира работа по траекторию движения. Данный метод подобран в качестве основы так, как для задания ориентации камеры более чем достаточно указать точки X_k , Y_k , Z_k , в которые будет направлена камера и интерполировать её поворот между ними.

3.1 Сокращенный обзор математического модель SLAM

Статистические методы, используемые для аппроксимации вышеприведенных уравнений, включают Калмана фильтры и фильтры частиц (иначе. Методы Монте - Карло). Они обеспечивают оценку апостериорной функции вероятности для позы робота и для параметров карты.

Основываясь по наблюдения рисунка 3.1, можно произвести алгоритм камеры, которая инициализирует модель реального мира

$$X_{cam} = \begin{pmatrix} r \\ q \\ V_i \\ V_a \end{pmatrix}, \tag{3.1}$$

где:

r – радиус вектор положения камер в пространстве;

q – кватернион, описывающий её ориентацию;

 V_i и V_a - векторы линейного и углового ускорения.

Следуя этому, каждая точка матрицы проецируется вектором из 6 параметров

$$Y = \begin{pmatrix} x_{cam} \\ y_{cam} \\ z_{cam} \\ \theta \\ \mu \\ p \end{pmatrix}, \tag{3.2}$$

где $x_{\text{сат}}$. $y_{\text{сат}}$ являются координатами положения камеры в момент обнаружении определенной точки, θ и μ - азимут и угол возвышения в абсолютной системе координат указывающие на точку, p — обратная дальность до определенной точки.

Обосновывая выше уравнением, можно будет рассмотреть, что параметризация позволяет описывает точки на бесконечность.

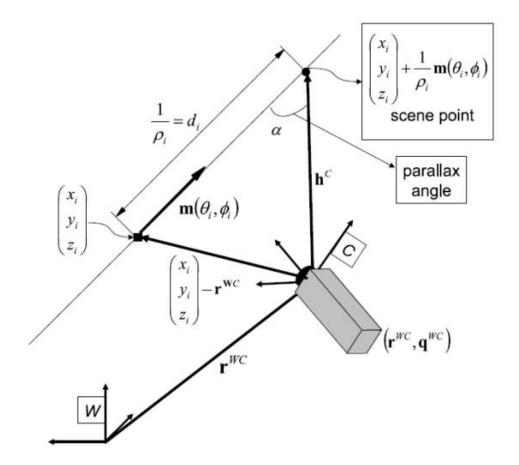


Рисунок 3.1 – Математическая модель, используемая в алгоритме SLAM

К основе данной модели образуется вектор состояния системы в инициализируемом кадре SLAM.

3.2 Расширенный фильтр Калмана основа для реализации SLAM

При решение вероятностью задачи обычно представлена в форме пространства состояний с совокупным Гауссовским шумом, для корректировки применяют расширенный фильтр Калмана (ЕКF). Алгоритм данного фильтра является одним из результативных и простым для навигации и GPS навигации.

Важностью использования фильтра Калмана для SLAM является описание траектории:

$$x_k = f(x_{k-1}, u_{k-1}) + w_{k-1},$$

$$z_k = h(x_k) + v_k$$
(3.3)
(3.4)

$$z_k = h(x_k) + v_k (3.4)$$

кинематическая модель робота, которая присуще к условию w, должна быть аддитивной, нулевым средним некоррелированным.

Экстраполяция (прогноз) векторного состояния системы векторного состояния и управления прикладного вектора с шагом (k-1) на шаг k:

$$\widehat{\mathbf{x}}_{k}^{-} = F\widehat{\mathbf{x}}_{k-1} + Bu_{k-1}, \tag{3.5}$$

Ковариационная матрица для экстраполированных векторных состояний:

$$P_{k}^{-} = F P_{k-1} F^{T} + Q. (3.6)$$

Отклонение наблюдений на шаге k, полученных от наблюдений, ожидаемых от экстраполяции:

$$\tilde{y}_k = z_k - H\hat{x}_k^-. \tag{3.7}$$

Матрица ковариации для вектора отклонений (вектор ошибки) ():

$$S_k = HP_k^-H^T + R. (3.8)$$

Идеальная матрица коэффициентов усиления, организованная на основе ковариационных матриц, экстраполяции векторного состояния и полученных расчетов:

$$K_k = P_k^- H^T S_k^{-1}. (3.9)$$

Исправление полученной ранее экстраполяции векторных состояний, получающих оценки векторного состояния системы:

$$x_k = \hat{x}_k^- + K_k \tilde{y}_k. \tag{3.10}$$

Расчет ковариационной матрицы для оценки векторного состояния системы:

$$P_k = (I - K_k H) P_k^-. (3.11)$$

Матрицы изменений состояния системы и наблюдения определяются якобианами:

$$F_{k-1} = \frac{gf}{gx} \Big|_{\hat{x}_{k-1}^-, u_{k-1}}, \tag{3.12}$$

$$H_k = \frac{\mathsf{g}h}{\mathsf{g}x}\Big|_{\hat{X}_{k-1}},\tag{3.13}$$

Стандартная интерпретация решений EKF-SLAM, в частности, чувствительна к некорректным ассоциациям наблюдателей с имеющимися ориентирами. Проблема в том, что после долгого путешествия могут возникнуть

проблемы, такие, как закрытие петли, при повторных замерах больших дистанций.

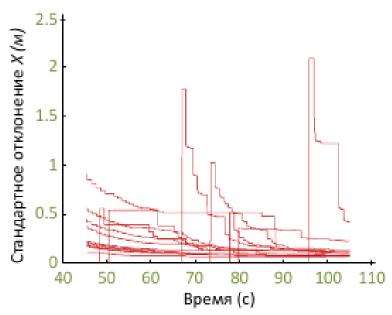


Рисунок 3.2 – Конвергенция неопределенности ориентиров

3.3 Обнаружение замыкания петли

Обнаружение замыкания петли состоит в распознавании места, которое уже посещалось в циклическом экскурсии произвольной длины. Эта проблема является одним из самых больших препятствий для выполнения крупномасштабного SLAM и восстановления после критических ошибок. Из этой проблемы возникает еще одна проблема, называемая перцептивное наложение спектров, где два разных места из окружения двенадцати признаны одинаковыми. Это представляет проблему даже при использовании камер в качестве датчиков из-за повторяющихся характеристик окружающей среды, например коридоры, похожие архитектурные элементы или зоны с большим количеством кустов. Хороший метод обнаружения замыкания петли не должен возвращать ложных срабатываний и должен получать минимум ложных отрицаний.

Согласно гипотезе Вильямса 2009 года методы обнаружения замыканий для петель в визуальном SLAM можно разделить на три категории:

- 1) карта на карту;
- 2) изображение к изображению;
- 3) изображение на карту.

Категории отличаются в основном тем, откуда берутся данные ассоциации (пространство метрической карты или пространство изображения). Однако идеальным вариантом было бы создание системы, объединяющей преимущества всех трех категорий. Обнаружение замыкания контура является важной проблемой для любой системы SLAM, и принимая во внимание, что камеры

стали очень распространенным датчиком для роботизированных приложений, многие исследователи фокусируются на методах зрения для ее решения.

В 2007 году Хо и Ньюман предложили использовать матрицу сходства для кодирования отношений между всеми возможными парами в захваченных изображениях. Благодаря этому продемонстрировали посредством разложения по одному значению, где можно обнаружить замыкания петли, несмотря на наличие повторяющихся и визуально неоднозначных изображений. Дрюммонд представили Иид И унифицированный восстановления после отслеживания сбоев и обнаружения замыканий контуров в проблеме монокулярного визуального SLAM в режиме реального времени. Они также предложили систему под названием GraphSLAM, где каждый узел хранит ориентиры и поддерживает оценки преобразований, относящихся к узлам. Чтобы обнаружить сбои или замыкания цикла, они моделируют внешний вид как пакет визуальных слов, чтобы найти узлы. На основе исследований, Ангели в 2008 году представил метод обнаружения замыканий петли по схеме байесовской фильтрации и метод инкрементального пакета визуальных слов, в котором вероятность принадлежности к посещенной сцене вычисляется для каждого полученного изображения. В том же году Cummins и Newman предложили вероятностную структуру для распознавания мест, которая использует только данные о внешнем виде изображения. Изучая генеративную модель внешнего вида, они демонстрируют, что не только возможно вычислить сходство двух наблюдений, но также и вероятность того, что они принадлежат одному месту, образом, они вычисляют функцию распределения вероятности наблюдаемой позиции.

4 Экспериментальная часть при реализации модели алгоритма робота

4.1 Датчики, синхронизирующие препятствия

На основе исследований производится разработка модели. Следовательно, этап реализации было взято основываясь на среде моделирования V-Rep Pro. На рисунке 4.1 представил обзор робота наблюдающий препятствие, за счет встроенного в датчик дальномер.

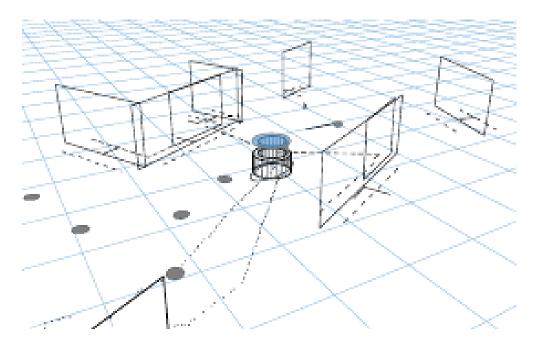


Рисунок 4.1 – Визуализация SLAM в режиме реального времени

Результаты полученные при визуализации и проверки корректной работы алгоритма, являются в своем роде основой при моделировании.

При использовании одометра, можете пронаблюдать местоположение робота при построении карты. Вследствие построения карты, положение робота будет искажаться, к тому, что при значительном степени использовании робота, передача результатов будет некорректна [19].

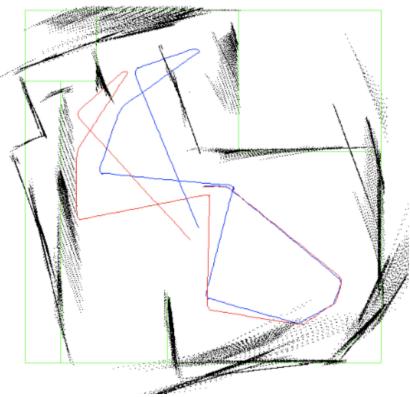


Рисунок 4.2 – Построение карты на основе одного датчика (одометра)

На рисунке 4.2 вы видите, что один датчик не может синхронизировать все препятствия для точечного построения карты, в соответствие этому попробуем провести опыт при добавление ультразвукового дальномера (рисунок 4.3). Второй датчик будет использовать как дополнительную коррекцию.

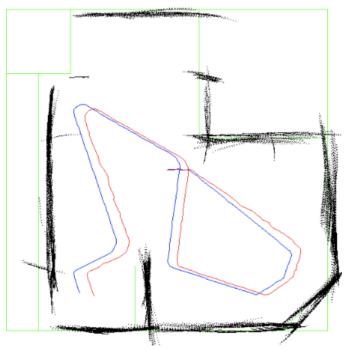


Рисунок 4.3 – Корректировка карты при использовании дальномера

При слиянии двух датчиков, можно увидеть улучшенный вид, однако в данном этапе также имеются погрешности. Чувствительность ультразвукового дальномера поспособствовало к смещению ориентира робота, но также повлияло на передачу данных препятствий. При смене позиции сенсоры датчика где-то улавливают препятствия, где-то нет, что приводит сбой алгоритму, так, как систематизирует лишние препятствия.

На основе вышеприведенного опыта, можно сделать вывод, что датчик LIDAR является самым подходящим компонентом, где следует пронаблюдать рисунок 4.4.

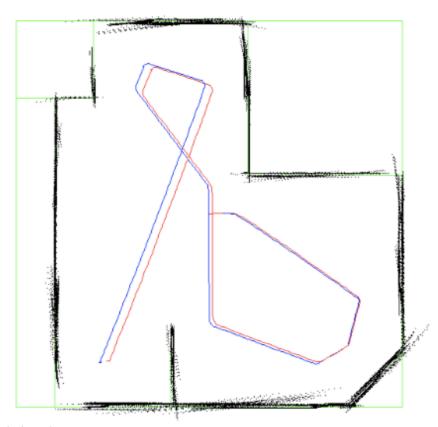


Рисунок 4.4 – Оптимизированная передача данные при детализировании карты

Стоит отметить, что датчик LIDAR имеет схожие свойства одометра и ультразвукового дальномера, но при этом, что в данном случае поспособствовали свойства лазерных датчиков. Благодаря данному анализу стоит подытожить, что движение робота соответствовал требованиям работы алгоритма и синхронизовал все имеющие естественные препятствия.

4.2 Принцип работы LIDAR при простейшем использование

К функциональности датчика относится прием передачи трехмерного сканирования местности. Производственная линия датчиков относится компании Garmin, что дает уверенность при GPS навигации. Используемый

датчик оснащен инфракрасными излучением, за счет этого производит сканирование.

Для надежного использования применяют датчик LIDAR LITE V3, где лазеры синхронизирует дальние расстояния, но можно использовать аналог к датчику TFmini LIDAR, более дешевый и работает на расстояние до 12 метров.

Характеристика модуля:

- Входное напряжение: 5 В
- Средняя мощность: 0,12 Вт
- Протокол связи: UART (скорость в бодах: 115200)
- Рабочая температура: -20 °C ~ 60 °C
- Угол прием сигнала 2,3 градуса;
- Рабочая длина волны: 850 нм.

На следующем рисунке показана схема контактов модуля лидарного датчика TFmini/TF02 (рисунок 4.5).

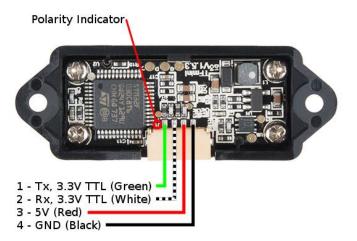


Рисунок 4.5 – Распиновка датчика TFmini или же TF02

Это 4-выводная микросхема с контактами Tx, Rx, VCC(5V) и GND. Ниже рассмотрим назначения каждого вывода модуля:

- GND земля;
- VCC напряжение питания использует 5 B;
- Rx режим приемника, лучи датчика синхронизируют препятствия;
- Тх режим передатчика, принятые данные передают при построение карты.

На схеме ниже представлена подключение датчика к микроконтроллеру (рисунок 4.6). Нужно учесть, что при загрузке скетча необходимо отсоединить провода приема-передачи данных.

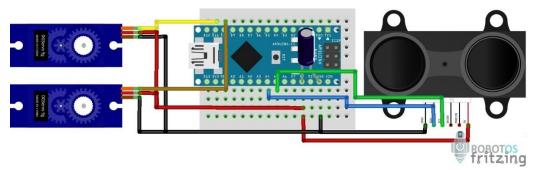


Рисунок 4.6 – Схема подключения датчика LIDAR к микроконтроллеру

Собранная система одновременной локализации и построение карты представляет собой соединенные между собой микроконтроллер Arduino Nano, датчик TFmini/TF02 и сервоприводы для поворотных движений датчика.

Для питания данной системы можно будет использовать power bank на на основе литий-ионной батареи (10400 mA). Благодаря микроконтроллеру данные с датчика выводятся на монитор порта с указанным интервалом между измерениями.



Рисунок 4.7 – Системный вид положение LIDAR на сервоприводе

Arduino IDE - программное обеспечение, позволяющее писать программы для платформы Arduino. Микроконтроллер, где испытательный вариант уже порекомендованный себя. Язык программирования плат Arduino базируется на языке C++. Код, используемый для программирования системы датчика при синхронизации окружающей среды в приложении В.

Полученные посредством прототипа собранной модели данные выведены на порт монитора (рисунок 4.8) и в виде точечной выстроена объекто-ориентированность комнаты.

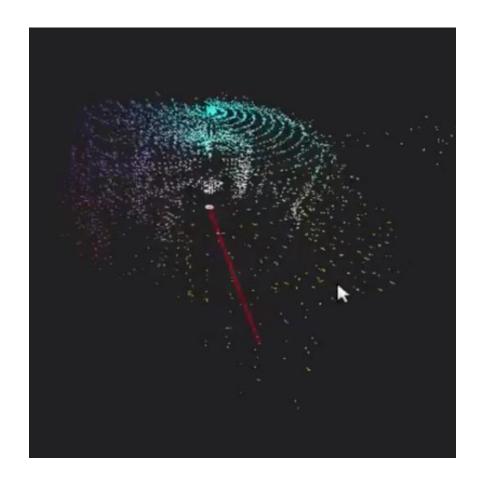


Рисунок 4.8 – Полученные данные от лазерных лучей

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данном проекте был изучен метод одновременной локализации и построения карты, а также был проведен общий обзор по процессам, протекающим при синхронизации данных представленным датчиком LIDAR.

В соответствии с целями работы было произведено исследование построение карты на одометре, ультразвуковых и лазерных датчиках. Также представлен обзор картирование на двух средах, как в 2D, так и 3D.

На основе поставленных задач при выполнении работы были:

- Изучен датчик для навигации и построение карты на основе точечной функции;
- Проведен математический анализ для построения алгоритма решения задач;
 - Изучен фильтр для корректировки навигации;
- Произведен анализ подбора датчика при построении карты на основе моделирования в двумерном пространстве;
 - Визуализирована модель в трехмерном пространстве.

В дальнейшем есть возможность осуществить улучшения системы при постановлении алгоритма для одновременной локализации и составления карты, к тому уже для детализации объектов в трехмерном пространстве.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

- 1. http://ais.informatik.uni-freiburg.de/teaching/ss12/robotics/slides/12-slam.pdf
- 2. file:///C:/Users/Student/Downloads/A_Simultaneous_Localization_and_Mapping_SLAM_Frame.pdf
 - 3. A. Alan and B. Pritsker Simulathion with Visual Slam and AweSim
- 4. https://en.wikipedia.org/wiki/Simultaneous_localization_and_mapping# Mathematical_description_of_the_problem
- 5. https://ru.wikipedia.org/wiki/%D0%9B%D0%B8%D0%B4%D0%B0%D1%80
- 6. Фильтр частиц https://nauchkor.ru/pubs/razrabotka-algoritma-postroeniya-karty-dlya-mobilnogo-robota-na-osnove-dannyh-postupayuschih-ot-infrakrasnyh-i-ultrazvukovyh-datchikov-5b8edaf07966e1073081bebb
- 7. Башвеев Ю.А., Литвинская О.С. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ МОДЕЛЬ МЕТОДА ВЫБОРА МИКРОКОНТРОЛЛЕРА // Успехи современного естествознания. 2012. № 6. С. 82-83; URL: http://www.natural-sciences.ru/ru/article/view?id=30408
 - 8. https://arxiv.org/pdf/1809.02989.pdf
- 9. https://www.researchgate.net/publication/249995517_Simultaneous_Loc alization_and_Mapping_Issues_and_Approaches
- 10. https://www.researchgate.net/publication/234081012_Visual_Simultaneous_Localization_and_Mapping_A_Survey
 - 11. https://izv.etu.ru/assets/files/3_2_p022-030.pdf
 - 12. https://www.hindawi.com/journals/jr/2011/257852/
- 13. Петровский А.Б. Теория принятия решений: учебник для студ. высш. учеб. заведений. М.: Издательский центр «Академия», 2009
- 14. Халов Е.А. Систематический обзор четких одномерных функций принадлежности интеллектуальных систем // Информационные технологии и вычислительные системы. 2009
- 15. Сайт Комитета по чрезвычайным ситуациям Министерства внутренних дел Республики Казахстан [Электрон. ресурс]. URL: http://emer.gov.kz
- 16. Оценка местности. https://cyberleninka.ru/article/n/sposoby-otsenki-i-snizheniya-vychislitelnoy-slozhnosti-algoritmov-prinyatiya-resheniy-v-zadachah-odnovremennoy-lokalizatsii-i/viewer
- 17. https://www.iae.nsk.su/images/stories/6_DepPages/0_Labs/L09/4_met_resh_zad_odnovr_loc.pdf
- 18. Адаптация фильтра Калмана для Использования с локальной и глобальной системами навигации / А.Н. Забегаев, В. Е. Павловский // XII Национальная конференция по искусственному интеллекту с международным участием –М., –2010
- 19. Nurlan A. Bayanbay1 // The Use of Unmanned Aerial Vehicle for Emergency Medical Assistance // https://elib.pnzgu.ru/files/eb/NDdxWmPvIkH2.pdf

- 20. Ар. Ю. Филатов, Ан. Ю. Филатов, К. В. Кринкин Методы сравнения качества 2D-SLAM-алгоритмов Санкт-Петербургский государственный электротехнический университет «ЛЭТИ» им. В. И. Ульянова (Ленина)
- 21. Enhanced SLAM for a MobileRobot using Extended Kalman Filter / K.S. Choi, and S.J. Lee // International Journa of Precision Engineering and Manufacturing. –2010.
- 22. Котов К.Ю., Мальцев А.С., Соболев М.А. МЕТОД РЕШЕНИЯ ЗАДАЧИ ОДНОВРЕМЕННОЙ ЛОКАЛИЗАЦИИ И ПОСТРОЕНИЯ КАРТЫ ПРИ ДВИЖЕНИИ АВТОНОМНОГО МОБИЛЬНОГО РОБОТА Институт автоматики и электрометрии СО РАН, г. Hobocuбирск https://www.iae.nsk.su/images/stories/6_DepPages/0_Labs/L09/4_met_resh_zad_odn ovr_loc.pdf
- 23. 2D SLAM Quality Evaluation Methods / A. Filatov, A. Filatov, K. Krinkin //Proceeding of the 21stconference of fruct association. –2017. –C.120-125.
- 24. Wikipedia. Extended Kalman filter. 2015. URL: https://en.wikipedia.org/wiki/Extended_Kalman_filter (online; accessed: 06.06.2015)
 - 25. Принцип работы датчика LIDAR https://gistroy.ru/article/lidar/
- 26. Построение карты мобильным роботом, оснащенным лазерным дальномером, методом рекуррентной фильтрации / С.Л. Зенкевич, А.А. Минин // Мехатроника, автоматизация, управление.—М.,—2007.—No 8.—С. 5-12

ПРИЛОЖЕНИЕ А

Пакет визуальных слов (BoVW)

В последнее время в большинстве работ по решению ассоциации данных в визуальном SLAM используется BoVW и его улучшенная версия, называемая Vocabulary tree. BoVW добился большого успеха в области поиска информации и поиска изображений на основе контента, разработанной сообществом компьютерного зрения, благодаря своей скорости поиска похожих изображений. Однако этот метод не совсем точен, поскольку он обнаруживает несколько ложных срабатываний. Чтобы решить эту проблему в некоторой степени, пространственная информация обычно вводится на последнем этапе поиска, проводя пост-проверку с учетом эпиполярного ограничения или, недавно, с помощью условных случайных полей. Эта проверка позволяет отклонить те восстановленные изображения, которые геометрически не соответствуют эталонному изображению.

Классическая модель BoVW описывает изображения как набор локальных функций, называемых визуальными словами, а полный набор этих слов известен как визуальный словарь. Многие схемы BoVW генерируют автономный словарь посредством кластеризации К-средних (но могут использоваться любые другие) дескрипторов из большого массива обучающих изображений. Альтернативный и более эффективный подход заключается в динамическом построении словарного запаса из особенностей, которые обнаруживаются при изучении среды.

Некоторые визуальные слова более полезны, чем другие, чтобы определить, если два изображения показывают одно и то же место. Наиболее распространенной схемой для присвоения каждому слову определенного веса является TF-IDF. Он сочетает в себе важность слов на изображении (TF-Term Frequency) и важность слов в коллекции (IDF-Inverse Document Frequency). Инвертированный индекс используется для ускорения запросов, который организует весь набор визуальных слов, представляющих изображения. Инвертированный индекс структурирован как индекс книги. Он имеет одну запись для каждого слова коллекции изображений, за которой следует список всех изображений, в которых присутствует это слово.

ПРИЛОЖЕНИЕ В

Код при синхронизации датчика при поворотах сервопривода

```
void setup() {
myservo.attach(9);
Serial.begin(115200);
while (!Serial) {
delay(1);
}
if (! vl.begin()) {
while (1);
} }
void loop()
for (pos = 0; pos \leq 180; pos + .5) {
myservo.write(pos);
uint8_t range = vl.readRange();
Serial.println(String(range)+"p"+String(pos*Pi/180)+"p"+String(pos));
delay(10);
 /*for (pos = 180; pos >= 0; pos -= .5) {
    myservo.write(pos);
    uint8_t range = vl.readRange();
  Serial.println(String(range)+"p"+String(pos*Pi/180)+"p"+String(pos));
  delay(10);
 }*/
myservo.write(0);
delay(1000);
}
```