

На правах рукописи

Алхатиб Маджи

**СИСТЕМА ВИЗУАЛЬНОЙ НАВИГАЦИИ АВТОНОМНОГО
ПОДВИЖНОГО ОБЪЕКТА**

Специальность 2.3.1. Системный анализ, управление и обработка информации,
статистика

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук



Москва – 2023

Работа выполнена в федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

Научный руководитель: **Бобков Александр Валентинович**, кандидат технических наук, доцент кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Официальные оппоненты: **Сазонова Татьяна Владимировна** – доктор технических наук, главный конструктор Научно-исследовательского отдела программных продуктов, Акционерное общество «Раменское приборостроительное конструкторское бюро».

Софронова Елена Анатольевна – кандидат технических наук, доцент, старший научный сотрудник отдела 55 Управления робототехническими устройствами Федерального исследовательского центра «Информатика и управление» РАН.

Ведущая организация: **Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования "Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А."** Россия, 410054, г. Саратов, ул. Политехническая, 77.

Защита состоится «17» октября 2023 г. в 16 час 30 мин. на заседании диссертационного совета 24.2.331.14 при МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, Москва, Госпитальный пер., 10, ауд. 613М.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке МГТУ им. Н.Э. Баумана и на сайте <https://www.bmstu.ru/>.

Отзывы и замечания по автореферату в двух экземплярах, заверенные печатью, просьба высылать по адресу: 105005, Москва, ул. 2-я Бауманская, д. 5, стр. 1 на имя ученого секретаря диссертационного совета.

Автореферат разослан « » _____ 2023 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
кандидат технических наук, доцент



И. В. Муратов

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Введение

В данной работе рассматривается задача разработки и исследования системы визуальной навигации мобильного подвижного объекта в помещении с использованием таких методов, как определение структуры из движения (SFM), итерационный алгоритм, фильтр частиц и структурированный свет.

Большинству современных мобильных систем необходимо с высокой точностью оценивать свое местоположение и направление в сложной среде, где существуют препятствия и заторы, такие как автономное вождение, внутренняя навигация, дополненная реальность и виртуальная реальность. Поэтому многие исследователи сосредоточены на определении положения и ориентации движущихся объектов. В середине прошлого века была создана GPS (Global Positioning System) (глобальная система позиционирования), точность которой составляет от 1 до 3 метров. Точность может достигать сантиметров при использовании GNSS-RTK (Kinematic Real-Time Global Navigation Satellite System) (Глобальная навигационная спутниковая система кинематического реального времени), но стоимость очень высокая. Система GNSS становится неточной или ненадежной во многих случаях: в помещении, между высокими зданиями. По вышеуказанным причинам GNSS интегрируется с инерциальными датчиками. Однако точность измерений в инерциальных датчиках со временем снижается из-за дрейфа, а использование инерциальных датчиков с малыми дрейфовыми системами для многих приложений очень дорого.

В последние годы во многих работах и статьях показано, что зрение является возможным инструментом для точного определения положения и ориентации благодаря большому развитию вычислительных возможностей процессоров, обрабатывающих огромные объемы данных за короткое время. В дополнение к большой эволюции алгоритмов компьютерного зрения мы можем рассматривать камеру как датчик зрения. Этот датчик может работать с

огромной информацией при низкой цене, весе, размере и ограниченном энергопотреблении.

Актуальность работы связана с возросшей необходимостью в автономных роботизированных транспортных системах во многих сферах, прежде всего – в автоматизации и роботизации производственных процессов и складского хозяйства.

Для обеспечения надежной и полностью автономной работы необходимо решить такие задачи, как определение собственного положения, избегание столкновений, обнаружение и объезд препятствий.

Один из наиболее перспективных подходов здесь связан с использованием видеоизображения и его анализа, однако его использование сталкивается с необходимостью разработки новых, точных, надежных, быстрых и достаточно сложных алгоритмов распознавания.

Цель диссертационной работы – создание методов, алгоритмов, программного обеспечения и технических решений в сфере технического зрения, позволяющих обеспечить надежную навигацию автономного мобильного робота в помещении.

Для достижения поставленной цели необходимо рассмотреть следующие задачи:

1. Сравнительный анализ эффективности разработанных и существующих алгоритмов;
2. Разработка и исследование методов визуальной навигации для оценки местоположения на основе визуальных маркеров и извлечения структуры сцены из движения;
3. Разработка и исследование алгоритма оценки начального местоположения на основе модифицированного фильтра частиц;
4. Разработка и исследование алгоритма обнаружения препятствий на основе метода структурированного света;

5. Разработка комбинированного алгоритма, позволяющего переключаться между режимами навигации при изменении условий окружающей среды.

Научная новизна проведенных исследований и полученных результатов состоит в следующем:

1. Модифицированный алгоритм визуальной навигации на основе получения структуры из движения (SFM) с итерационным уточнением положения, отличающийся от известных аналогов тем, что в качестве особых точек используются признаки FAST, ORB, и каждая трехмерная точка будет связана с соответствующим дескриптором и сохранена в структуре (трехмерная карта), а также способностью работать с небольшим числом ориентиров в поле зрения и более точным определением положения.
2. Разработка алгоритма определения первоначального положения на основе модифицированного фильтра частиц, отличающегося существенно более высокой производительностью и способностью работать в реальном времени
3. Разработка алгоритма обнаружения препятствий и избегания столкновений с помощью структурированного света с синусоидальными узорами, отличающегося от известных подходов использованием переменных частот.

Практическая ценность диссертационной работы заключается в разработке алгоритмов, методов и программного обеспечения, позволяющего определять положение автономного подвижного объекта с помощью системы визуальной навигации.

Результаты диссертационного исследования были использованы компанией КАМАЗ при полунатурном моделировании, а также при разработке алгоритмов визуальной навигации автономных автомобилей.

Методы исследования. Для решения задач, поставленных в работе, используются методы компьютерного зрения, теория цифровой обработки сигналов, линейная алгебра, математический анализ, теория вероятностей,

фильтрация Калмана, фильтрация частиц, итерационный алгоритм, локализация Монте-Карло и методы структурированного света для создания 3D-объекта. Экспериментальное исследование проведено методом математического моделирования в среде MATLAB версии R2018b-R2021b, Visual Studio (C++) 2019-2022, Python3.x, библиотека OpenCV, библиотека облаков точек.

Положения, выносимые на защиту

1. Разработка комплексной навигационной системы, позволяющей автоматически переключаться между режимами работы в зависимости от состояния среды (неопределённость положения, изменение состава ориентиров, появление препятствий).
2. Модифицированный алгоритм визуальной навигации на основе получения структуры из движения (SFM) с итерационным уточнением положения, отличающихся от известных аналогов тем, что в качестве особых точек используются признаки FAST, ORB, и каждая трехмерная точка будет связана с соответствующим дескриптором и сохранена в структуре (трехмерная карта).
3. Модифицированный алгоритм фильтра частиц, для оценки местоположения робота на известной карте и построения траектории движения.
4. Разработка алгоритма построения формы объекта и обнаружения препятствий с помощью структурированного света.

Степень достоверности результатов исследований. Основные результаты, полученные в работе, обоснованы путем проведения математического моделирования. Помимо этого, эффективность разработанных алгоритмов подтверждена путем сопоставления их характеристик с характеристиками известных из литературы алгоритмов.

Апробация работы. Основные положения и результаты диссертационной работы докладывались на международном симпозиуме INTELS'2020, на всероссийских конференциях XLV, XLVI Академические чтения по

космонавтике (Москва, 2021 г, 2022 г.); на научном семинаре кафедры “Системы автоматического управления” МГТУ им. Н.Э. Баумана (2022 г).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 4 научные работы, 1 из них - в изданиях, индексируемых Scopus и 1 - публикация в журнале, входящем в Перечень ВАК Минобрнауки РФ, 2 из них – в конференциях XLV, XLVI Академические чтения по космонавтике.

Структура и объем работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения и списка литературы. В начале каждой главы дается краткий обзор состояния соответствующих исследований. Общий объем диссертации составляет 101 страницы текста с 51 рисунком. Список цитированной литературы из 62 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы исследований, показана ее научная значимость, сформулированы цели работы, представлены сведения о структуре и содержании работы, а также приведены положения, выносимые на защиту.

В первой главе представлен обзор различных типов систем визуальной навигации. С учетом преимуществ и недостатков архитектур, предложенных в литературе, формируется постановка задачи исследования. Представлена классификация методов позиционирования по изображению и используемых инструментов. Для их реализации была также представлена наша классификация этих методов, основанная на анализе последних статей (Рис. 1).

Во второй главе рассмотрены методы эпиполярной геометрии, которая позволяет восстанавливать трехмерное изображение по двум его проекциям, и позволяет найти матрицу проекций и трехмерных точек. Также рассмотрены местные признаки.

В третьей главе рассмотрен и реализован алгоритм с использованием метода SFM для оценки местоположения робота. Алгоритм включает в себя две отдельные фазы: фазу обучения (в автономном режиме) и фазу навигации (в реальном времени). На этапе обучения строится 3D-модель и соответствующим

образом сохраняется в базе данных. Изначально с камеры собирается несколько кадров так, чтобы эти кадры перекрывались, затем для каждого кадра извлекаются и описываются признаки, Я использовал признаки FAST, ORB. Каждая точка совпадающей пары является проекцией на одну и ту же точку в трехмерном пространстве. Таким образом находятся три координаты местоположения каждого объекта. В конце этого этапа каждой 3D-точке сопоставляется соответствующий дескриптор и сохраняется в структуре (3D-точки и дескрипторы). Эта структура представляет собой трехмерную карту сцены с ее особенностями. Этап навигации выполняется в режиме реального времени. На получаемом изображении извлекаются ключевые точки и строится их описание. Затем выполняется операция сопоставления 2D/3D между объектами 2D-изображения и объектами в структуре 3D-карты. После сопоставления вычисляется позиция текущего изображения. Это означает вычисление трех координат x , y , z и углов поворота: рыскание, тангаж, крен.

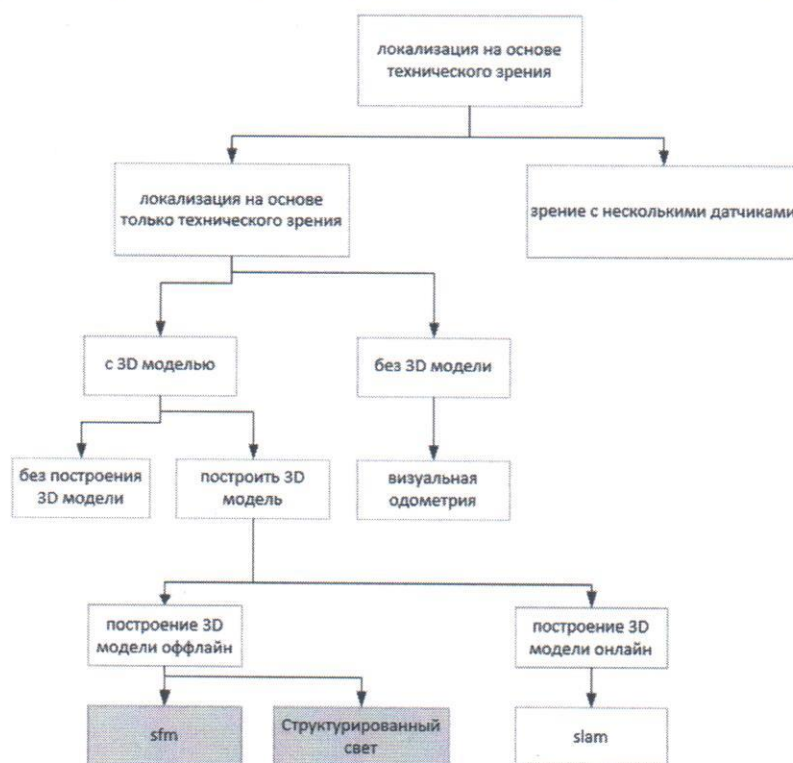


Рис. 1. Методы классификации локализации с помощью технического зрения

Набор изображений используется для формирования облака точек, которые снимаются по оси x на расстоянии 30 см между предыдущим и

последующем изображении. Алгоритм построения карты применяется к предыдущему набору изображений, и в результате получается облако трехмерных точек с положениями камеры, соответствующими каждому из обучающих изображений, представленных в виде пирамид (Рис. 2).



Рис. 2. 3D-карта и расположение обучающих изображений

После этого облако точек (состоящее из 8 296 3D-точек) подвергается 3D-фильтрации для удаления точек-выбросов, находящихся за пределами сферы. Центр этой сферы является центром облака, а ее диаметр выбран так, чтобы исключить выбросы. После применения фильтра количество точек становится равным 8215. В процессе формирования облака точек оценивается местоположение камеры (по принципу координат считается первое изображение). При создании облака точек расположение обучающих изображений сохраняется при построении 3D-карты. На этапе навигации расположение обучающих изображений не совпадает с местоположением на этапе обучения. Эта ошибка называется ошибкой обучения и указывает на качество обучения. Ошибка обучения — это ошибка между измеренным и оценочным значением при применении сопоставления 2D/3D.

Случайным образом множество изображений на оси x с различными углами в пределах $\pm 10^\circ$ измеряются платформой и алгоритмом. Полученные результаты приведены в Таблице 1:

- Ошибка в оценке значения координаты x менее 2 см.
- Ошибка в оценке значения координаты y составляет менее 4 см.
- Погрешность значений рысканья, тангажа, крена менее 1.5 градусов.

Таблица 1

Результаты обучения изображений и сопоставления ошибок 2D-3D

Реальное положение x (см)	Оценка соответствия 2D-3D x (см)	Ошибка (см)	Реальный угол (градусы)	Оценка согласования 2D-3D по углу (градусы)	Ошибка (градусы)
0	0	0	0	-0.01	0.01
30	29.33	0.7	0	0.1	0.1
60	60.14	0.1	0	0.33	0.33
90	89.81	0.8	0	0.48	0.48
120	119.64	0.4	0	0.63	0.63
150	150.19	0.20	0	0.8	0.8
180	180.20	0.2	0	0.97	0.97

В четвертой главе рассмотрен итерационный алгоритм, основанный на итерационном уточнении положения путём минимизации квадратичной ошибки проекций. Для оценки точности алгоритма использовалась большая выборка синтетических изображений. Рассматривается двумерный объект (квадрат), содержащий множество различных точек (не менее четырех точек). Погрешность алгоритма рассчитывается для нескольких относительных расстояний между камерой и объектом (2,5,10,20) и нескольких вариантов шума. Несколько изображений объекта генерируются и снимаются с разных углов места и азимута, положение камеры по отношению к объекту оценивается путем применения алгоритма, затем сравнивается с реальным положением для расчета ошибки. Ошибка в оценке положения, когда уровень шума=0 показана на Рис. 3. Ось x представляет угол высоты, ось Y представляет среднее значение и Среднеквадратическое отклонение для проекции ошибки для 36 азимутальных углов.

В этой главе представлен алгоритм оптимизации на основе метода Гаусса-Ньютона, который уточняет движение камеры. Из вышеизложенного можно сделать вывод, что для получения хороший результат в оценке положения камеры, необходимо как можно больше точек, расположенных в плоскости

изображения. Алгоритм был реализован в среде MATLAB. Для исследования алгоритма были сгенерированы изображения с различной высотой, азимутальными углами и разным относительным расстоянием между объектом и камерой с тремя уровнями шума. Моделирование показало, что ошибка существенно увеличивается с увеличением уровня шума и относительного расстояния.

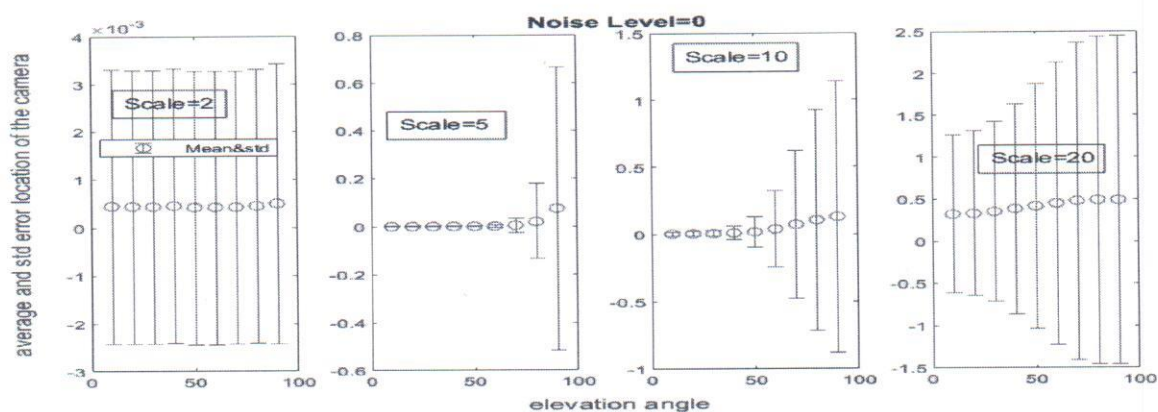


Рис. 3. Средняя ошибка местоположения камеры и ее СКО для угла возвышения, уровень шума = 0

В пятой главе приведена реализация алгоритма в среде моделирования Gazebo. Задача состояла в оценке положения и ориентации робота на заранее известной карте на основе движения робота и показаний лазерного датчика. Алгоритм начинается с первоначального представления о распределении вероятностей положения робота, которое представлено частицами, распределенными в соответствии с этим представлением. Эти частицы распространяются в соответствии с движением робота каждый раз, когда изменяется положение робота. После получения новых показаний датчика каждая частица будет оценивать свою точность, проверяя, насколько вероятно получение таких показаний датчика в ее текущем положении. Затем алгоритм перераспределяет частицы, чтобы компенсировать частицы, которые являются более точными. Эти шаги движения, измерения и повторной выборки повторяются, пока все частицы не сойдутся в один кластер рядом с истинным положением робота, если локализация прошла успешно. Для каждой частицы развертка Лидара (показана красным) ориентируется относительно положения

частицы, а затем вычисляется показатель корреляции. Оценка корреляции S рассчитывается по следующей формуле:

$$S = \frac{\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})(B_{mn} - \bar{B})}{\sqrt{(\sum_m \sum_n (A_{mn} - \bar{A})^2)(\sum_m \sum_n (B_{mn} - \bar{B})^2)}} \quad (1)$$

где A — точки карты, B — данные сканера, $\bar{A}$, $\bar{B}$ — средние значения пикселей карты и сканера (препятствия имеют значение один, а пробелы имеют нулевое значение); (m, n) и (x, y) — координаты пикселей.

Расчет S по уравнению (1) по сути подсчитывает количество пикселей на карте и на сканере, которые перекрывают друг друга. Этот процесс повторяется для каждой частицы, чтобы записать для нее оценку корреляции.

Локальная локализация означает, что робот может находиться в определенной области на карте, как показано на Рис. 4, а. В конце цикла робот может определить свое положение и ориентацию, как показано на Рис. 4, б. Реальный рабочий путь и предполагаемый путь показаны на Рис. 4, с, ошибка позиционирования на Рис. 4, д.

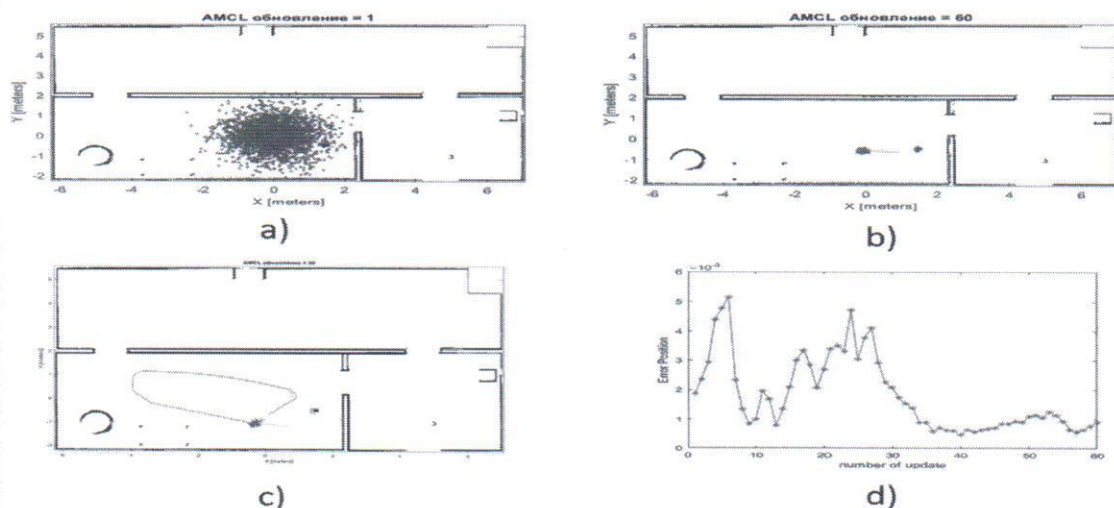


Рис. 4 — (а) Где может робот находиться в определенной области на карте (Локальная локализация), (б) положение и ориентацию робота в конце цикла, (с) Реальный рабочий путь и предполагаемый путь, (д) позиция ошибки

Недостаток метода Монте-Карло — требуется очень большое начальное количество частиц (десятки и сотни тысяч), и алгоритм не работает в реальном времени. Устранить недостаток можно, убрав заведомо нереализуемые частицы.

Первоначальное распределение должно учитывать направление и расстояния до стен в поле зрения. Стены в поле зрения находятся с помощью преобразования Хафа по данным лидара. Максимумы в пространстве Хафа соответствуют наиболее длинным стенам на изображении. Координаты максимума соответствуют направлению стены и расстоянию до неё. На Рис. 5 показаны результаты эксперимента. Изначально задано 50 тысяч частиц. При меньшем числе частиц сходимость алгоритма сильно замедляется. Учет распределения направлений позволяет удалить 9/10 частиц с невозможным направлением. Учет расстояния до стен также позволяет удалить столько же частиц (в зависимости от расстояния). Совместный учет расстояния и направления позволяет удалить 99% начальных точек. Это позволяет алгоритму работать в реальном времени. Модифицированный фильтр частиц с использованием детектора стен позволяет существенно сократить начальное количество гипотез. Метод может работать в реальном времени.

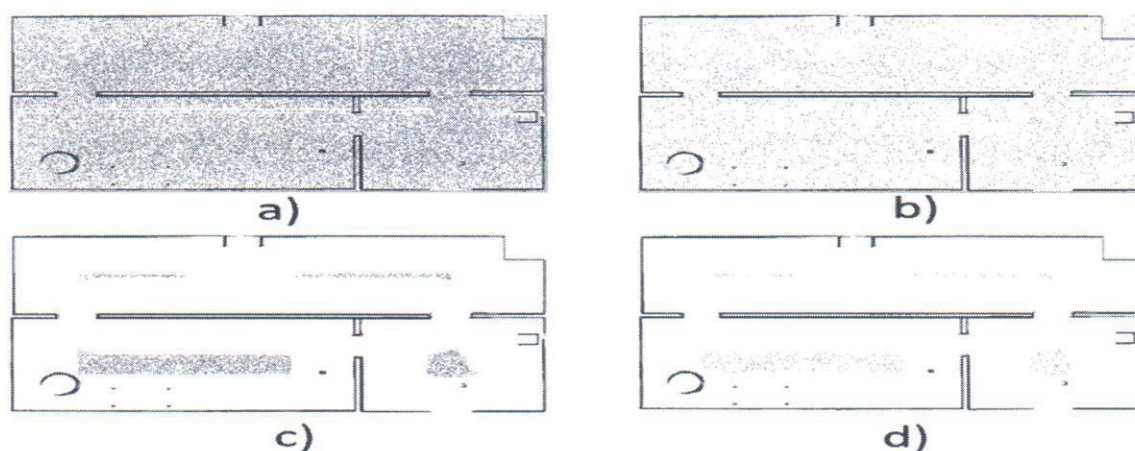


Рис. 5. Первоначальное распределение точек: а) без учета данных лидара, б) с учетом ориентации, в) с учетом расстояния до стены, г) с учетом ориентации и расстояния

В шестой главе обсуждаются теоретические принципы и математические определения методов реконструкции структурированного света. Существует несколько основных стратегий кодирования и декодирования, таких как шаблоны серого (gray patterns) и шаблоны фазового сдвига (phase shifting patterns). В этой главе мы подробно объясним методы шаблонов фазового сдвига.

Блок-схема построения 3D с использованием структурированного света показана на Рис. 6.

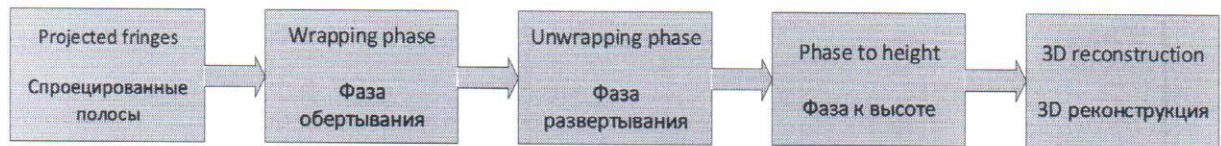


Рис. 6. 3D-реконструкция с использованием структурированного света (синусоидальные узоры)

Система структурированного освещения, состоит из IP-камер (Daheng) с высоким разрешением (4096*2048) и проектора (1920*1080). Работа была начата с реализации фазового сдвига на языке Matlab, C++, python, с помощью библиотеки OpenCV, которая представляет собой банк алгоритмов обработки изображений, таких как Unwrapping phase. Алгоритм разворачивания также был реализован на языке C++ с использованием той же библиотеки. Значения интенсивности трех картин интерференционных полос описываются следующими уравнениями:

$$I_1(x, y) = I_1'(x, y) + I_1''(x, y) \cos(2\pi f_\phi(x, y) - \alpha)$$

$$I_2(x, y) = I_2'(x, y) + I_2''(x, y) \cos(2\pi f_\phi(x, y))$$

$$I_3(x, y) = I_3'(x, y) + I_3''(x, y) \cos(2\pi f_\phi(x, y) + \alpha)$$

где $I_1'(x, y) = \frac{1}{2}$ — средняя интенсивность, $I_1''(x, y) = \frac{1}{2}$ — модуляция интенсивности, $\phi(x, y)$ — фаза, а α — размер фазового сдвига. α может быть любым значением и обычно $\alpha = 2\pi/3$. Затем камера будет получать значения интенсивности, спроецированные на поверхность объекта. С полученными значениями интенсивности I_1, I_2, I_3 мы можем рассчитать завернутую фазу $\phi(x, y)$ по следующему уравнению:

$$\phi(x, y) = \arctan\left(\sqrt{3} \frac{I_3(x, y) - I_1(x, y)}{2I_2(x, y) - I_1(x, y) - I_3(x, y)}\right)$$

Фаза $\phi(x, y)$ называется обернутой фазой из-за разрыва функции арктангенса в точке 2π .

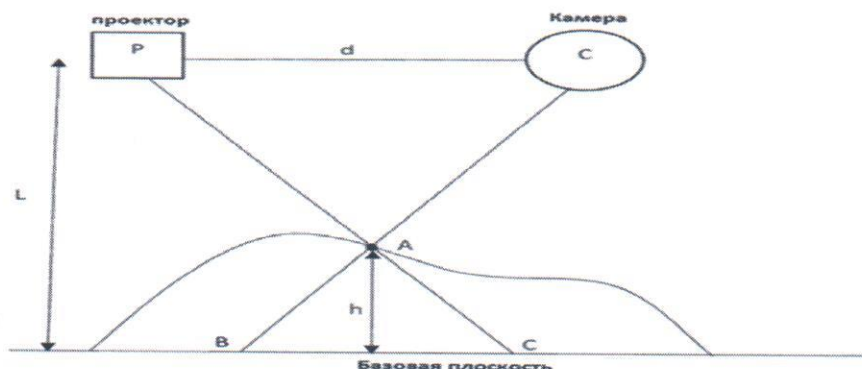


Рис. 7. Плоскостная реконструкция

фаза к высоте: d — расстояние между камерой и проектором, L — расстояние между центрами проектора и камеры до эталона как показано на Рис. 7. Тогда глубину от точки A до базовой плоскости можно рассчитать по следующему соотношению треугольника:

$$\frac{h}{|BC|} = \frac{L-h}{d} \Leftrightarrow h = \frac{|BC| \cdot L}{d + |BC|} \approx \frac{L}{d} |BC|$$

Соотношение между фазой и расстоянием $|BC|$: Когда $h=0$, f_0 (основная частота) деформированное изображение можно выразить следующим образом:

$$O_1(x, y) = A + B \cos(2\pi f_0 x + \varphi_0)$$

$$O_1(x_B, y) = A + B \cos(2\pi f_0 x_B + \varphi_0) = A + B \cos(\varphi_B)$$

$$O_1(x_C, y) = A + B \cos(2\pi f_0 x_C + \varphi_0) = A + B \cos(\varphi_C)$$

После того, как мы поместим объект на опорную плоскость, деформированный интерференционный узор, наблюдаемый через камеру, может быть записан как:

$$I_1(x, y) = A + B \cos(2\pi f_0 x + \varphi_1)$$

$$I_1(x_B, y) = A + B \cos(2\pi f_0 x_B + \varphi_1) = A + B \cos(\varphi_A)$$

$$\varphi_A = \varphi_C \Rightarrow 2\pi f_0 x_B + \varphi_1 = 2\pi f_0 x_C + \varphi_0$$

$$\Delta\varphi = \varphi_1 - \varphi_0 = 2\pi f_0 |BC|$$

основная частота постоянна, если захваченное изображение с полосами на опорной плоскости идеально, но практическая не идеальна. основная частота изменяется с осью x . мы посчитали, что основная частота является переменной, чтобы улучшить измерение как на Рис. 8.

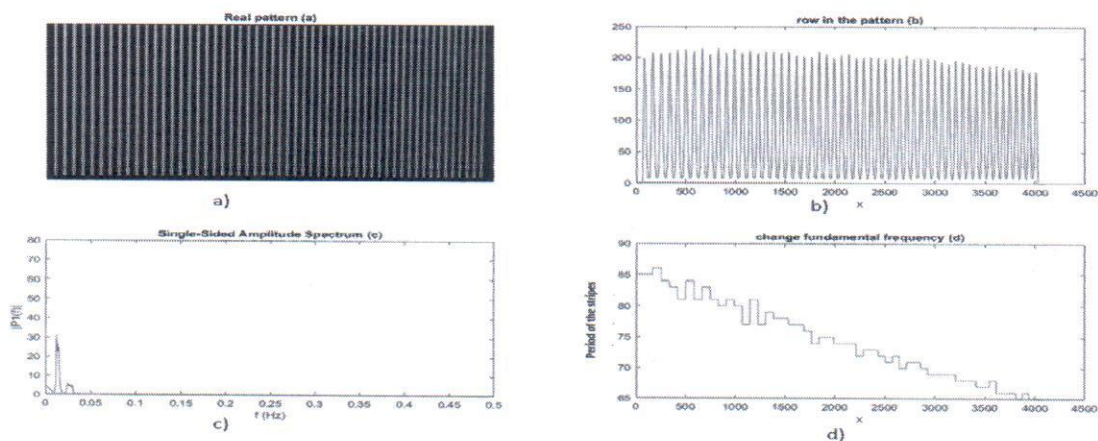


Рис. 8. (а) практический шаблон с полосками, (б) одна строка из шаблона, (с) преобразование Фурье, (д) период изменения основной частоты

синусоидальные узоры проецируются на объект проектором, затем изображение захватывается камерой, как показано на Рис. 9, а, на Рис. 9, b (wrapping phase), на Рис. 9, c тепловая карта 2D, на Рис. 9, d 3D-карта.

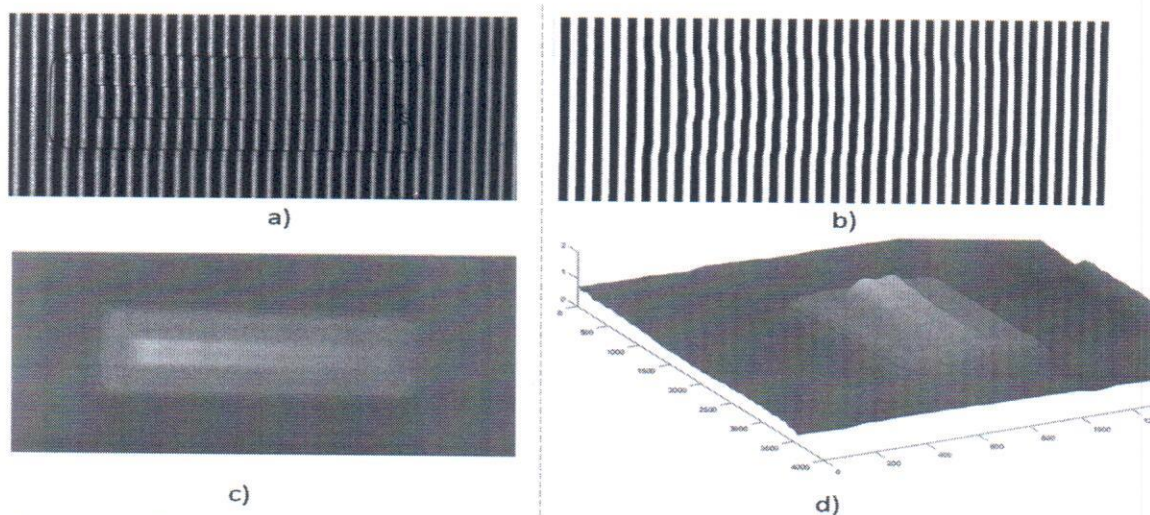


Рис. 9. (а) изображение с полосами, (б) фаза обтекания (wrapping phase), (с) тепловая карта 2D, (д) 3D-карта

Согласно экспериментальным результатам, применялся фазовый сдвиг, и были получены хорошие результаты с погрешностью до 100 микрон, что более чем достаточно для решаемой задачи.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В этой работе представлена новая классификация методов локализации на основе зрения и предлагается новый алгоритм для оценки местоположения в помещении с использованием SFM. Метод исследован для определения

положения камеры по 6 степеням свободы. Расчетное время поиска во всем облаке точек зависит от размера облака, при этом поиск занимает около 200 мс в облаке из 8000 точек. Результаты показывают, что ошибка положения составляет менее 5 см, а ошибка оценки угла — менее 1.5° .

Для улучшения результата было предложено: Выбор наилучших методов для создания облака точек с соответствующей точностью, включая выбор подходящих изображений для формирования облака, и сочетание отслеживания объектов с соответствующими 2D/3D для ускорения процесса поиска.

Также был представлен алгоритм уточнения движения камеры с использованием метода Гаусса-Ньютона. Исследования показали, что для улучшения точности алгоритма необходимо иметь как можно больше точек в плоскости изображения. Алгоритм был реализован в среде MATLAB, и его работа была исследована на сгенерированных изображениях с различной высотой, углами азимута и изменением относительного расстояния между объектом и камерой с тремя уровнями шума. Ошибка увеличивается с увеличением уровня шума и относительного расстояния.

В работе были представлены этапы автономной навигации и алгоритмы построения карты. Был использован фильтр частиц для определения первоначального положения робота относительно карты. Из вышеизложенного можно заключить, что для получения лучшего результата необходимо использовать больше частиц, однако это также приводит к росту времени вычислений, поэтому необходимо искать компромисс между количеством частиц и временем вычислений. Был использован алгоритм Монте-Карло в MATLAB в среде GAZEBO с помощью ROS. Для дальнейшей работы предлагается использовать камеру для уточнения местонахождения робота.

Представлен принцип 3D-сканирования на основе структурированного света, включая калибровку проектора и камеры. Представлены стратегии кодирования, метод фазового сдвига и триангуляция. Применение фазового сдвига позволяют получить хорошие результаты с погрешностью до 100 микрометров, что более чем достаточно для решаемой задачи.

Таким образом, если среда имеет много естественных ориентиров, мы можем построить карту, используя метод SFM. Проведенные исследования в окружающей среде (7x5 м) дает хороший результат с погрешностью менее 5 см и погрешностью углов менее 1.5 градусов. Если есть возможность использовать контрастные визуальные маркеры, точность будет лучше, и можно использовать итерационный метод Гаусса-Ньютона, и можно получить среднюю ошибку угла менее 0,4 и ошибку пропорционального положения менее 0,3 с шумом.

Если имеется карта, но первоначальное местонахождение робота на карте неизвестно, для определения местоположения можно использовать фильтр частиц. Результаты хорошие и определяют местоположение робота и строят путь с точностью более 0,003 в конце пути.

Для задачи построения формы объектов или дефектов пути, чтобы помочь роботу распознать, где находится дефект с высокой точностью (до 100 микрон), можно применять метод структурированного света.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Alkhatib M. N., Bobkov A. V., Zadoroznaya N. M. Camera Pose Estimation Based on Structure From Motion (SFM)// *Procedia Computer Science*, Vol. 186, 2021, P. 146-153. (0,5 п.л./0,25 п.л.).
2. Алхатиб М.Н., Бобков А.В. Оценка положения камеры с использованием итеративного алгоритма на основе визуального маркера// *XLV Академические чтения по космонавтике*. 2021. С. 413-415. (0,5 п.л./0,25 п.л.).
3. Бобков, А. В., Алхатиб Маджи. Автономная навигация робота с использованием фильтра частиц// *XLVI Академические чтения по космонавтике*. 2022. С. 424-428. (0,5 п.л./0,25 п.л.).
4. Алхатиб М.Н, Бобков А.В. Итеративное уточнение оценки положения камеры на основе визуальных маркеров// *Современная наука: актуальные проблемы теории и практики. Серия «Естественные и технические»*. 2023. №04. С. 45-50. (0,5 п.л./0,25 п.л.).