

На правах рукописи

Ван Гуоянь

**АЛГОРИТМЫ ОБРАБОТКИ ИНФОРМАЦИИ ДЛЯ
АВТОНОМНОЙ НАВИГАЦИИ И ПЛАНИРОВАНИЯ МАРШРУТА
ДВИЖЕНИЯ ПЛАНЕТОХОДА**

Специальность 05.13.01 – Системный анализ, управление и обработка
информации (в технических системах)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Ван Гуоянь

Москва – 2021

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: **Кандидат технических наук, доцент
Фомичев Алексей Викторович**

Официальные оппоненты: **доктор физико-математических наук, профессор
Кузнецов Николай Владимирович**
ФГБОУ ВО «Санкт-Петербургский
государственный университет»
Заведующий кафедрой «Прикладная
кибернетика»

**Кандидат технических наук, доцент
Косинский Михаил Юрьевич**
ФГУП «Московское опытно-конструкторское
бюро «МАРС »
Заместитель начальника отделения

Ведущая организация: **ФГБОУ ВО «Нижегородский
государственный технический университет
им. Р.Е. Алексеева»**

Защита состоится «21» сентября 2021 г. в 14 час. 30 мин. на заседании диссертационного совета Д 212.141.02 на базе Московского государственного технического университета имени Н.Э. Баумана по адресу: 105005, г. Москва, Госпитальный пер., д. 10, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «МГТУ им. Н.Э. Баумана» и на сайте <http://www.bmstu.ru>.

Отзывы и замечания на автореферат в двух экземплярах, заверенные печатью организации, просим высылать по адресу: 105005, г. Москва, ул. 2-я Бауманская, д.5, стр. 1, МГТУ им. Н.Э. Баумана на имя ученого секретаря диссертационного совета Д 212.141.02.

Автореферат разослан « ____ » _____ 2021 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета



И.В. Муратов

Общая характеристика работы

Актуальность темы. В настоящее время проблема исследования планет с помощью автоматических космических аппаратов и планетоходов становится одним из приоритетных направлений развития научных программ мировых космических держав – России, США, КНР, Евросоюза и др. К системам навигации и управления движением перспективных планетоходов выдвигаются все более высокие требования по точности автономной навигации и позиционирования планетохода в реальном режиме времени, решению задач оптимального планирования его маршрута с учетом рельефа местности и обхода препятствий.

Метод одновременной локализации и построения карты (SLAM) широко используется для решения задач навигации в подвижных роботах различного вида, в том числе и планетоходах. Одной из главных задач метода SLAM является обработка больших объемов информационных данных, получаемых от измерительных датчиков. Поэтому диссертационная работа посвящена решению **актуальной** задачи обеспечения автономной навигации планетоходов, а в качестве основных направлений исследований выбраны следующие:

1) Разработка и исследование модификаций метода SLAM с использованием различных измерительных данных для решения задачи автономной навигации в реальном режиме времени.

2) Разработка алгоритмов планирования оптимальных и безопасных маршрутов движения планетохода.

Решению задачи навигации для наземных подвижных объектов с помощью метода SLAM посвящено значительное количество статей. Работы A.B. Rad, C. Stachniss, G. Grisetti, M.S. Bahraini, M. Vozorg, T.D. Barfoot, В.И. Ухандеева, Д.А. Барамия, М.С. Дьякова, М.М. Лаврентьева, М.И. Собченко и др. посвящены разработке алгоритмов фильтрации на основе лазерного метода SLAM. В работах В.А. Erol, C. Forster, C. Lang, C. Pereira, E Eade, F. Zha, G. Falcao, J.D. Tardós, M. Schworer, R. Mur-Artal, S. Feng, S. Xu, T. Wang, Z. He, Z. Zhang, A.B. Voxминцева, В.Н. Казьмина, Д.А. Барамия, М.С. Дьякова, М.И. Собченко, С.А. Пачганова и др. рассматривалась визуальная навигационная система на основе алгоритма SLAM.

Применение данного метода для решения задач автономной навигации планетоходов пока не достаточно хорошо изучено. Данной проблематике посвящены работы следующих авторов: A. Ellery, C.H. Tong, E. Dupuis, H. Ju, M. Pertile, P. Cui, P. Deo, P. Sridhar, R. Giubilato, S. Chiodini, T.D. Barfoot, Y. Ma. Поэтому разработка и исследование метода SLAM для его применения в системах навигации и управления планетоходов является актуальной задачей.

Одна из наиболее важных проблем метода SLAM связана с решением задачи фильтрации. При решении задачи SLAM с помощью традиционных алгоритмов фильтрации существуют проблемы: проблема линеаризации (например, алгоритм расширенного фильтра Калмана (EKF)); проблема вычислительной сложности (например, алгоритмы сигма-точечного фильтр Калмана (UKF) и фильтра частиц (PF)). Анализ литературы показал, что решить указанные выше проблемы возможно с помощью алгоритмов, построенных на основе фильтра Гаусса. Алгоритм

GP-RTSS (Робастный сглаживающий фильтр Гаусса) позволяет получить в аналитическом виде формулу, где не требуются процедуры прогнозирования выборки модели, линеаризации и численного интегрирования.

При решении задачи позиционирования только по данным TV-камеры для визуального SLAM возникают сложности, связанные с вращательным движением подвижного объекта, его повышенной линейной скоростью движения, возможным отсутствием характерных точек сцен и т.д. Анализ литературы показал, что повысить точность и уменьшить объём вычислений возможно с помощью метода комплексной обработки информации визуальной и инерциальной систем, входящих в состав системы управления планетохода.

Одна из важнейших проблем, требующих решения при планировании маршрута движения планетохода, заключается в том, что его траектория движения в общем случае проходящая в малоизученной обстановке на поверхности планеты обеспечивала его гарантированную безопасность. Поэтому разработка алгоритма планирования маршрута планетохода, который обеспечивал бы поиск короткой и безопасной траектории, является в настоящее время весьма актуальной задачей. На практике, при решении задач навигации планетоходов, нашел применение улучшенный алгоритм A^* . Например, китайский луноход Юйту использует улучшенную модификацию этого алгоритма. Другим примером является американский планетоход, который для поиска маршрута использует улучшенный алгоритм A^* – Field D^* (Планировщик пути на основе интерполяции).

Результаты исследований, посвященных способам планирования маршрута на основе улучшенных алгоритмов модификаций A^* , опубликованы в статьях следующих ученых: A.A. Faulkner, A. Goktogan, A. Lavin, A. Nash, A. Stentz, A. Tompkins, C. Tovey, D. Ferguson, J.J. Biesiadecki, M. Likhachev, M.W. Maimone, M. Sakuta, P.C. Leger, P. Tompkins и др. Анализ литературы показал, что используя алгоритм планирования траектории движения в любом направлении (ПТЛН), построенный на основе алгоритма A^* , возможно найти более короткие маршруты движения. Поэтому для уменьшения протяженности маршрута, учета реального рельефа местности и повышения скорости вычислений, необходимо разработать и исследовать соответствующие модификации алгоритмов ПТЛН планетохода.

Цели диссертационной работы заключаются в разработке и исследовании:

– способов решения задачи навигации в методе SLAM, которые позволят обеспечить высокую точность автономной навигации планетохода в режиме реального времени;

– алгоритма планирования траектории планетохода, который позволяет определить короткий и безопасный маршрут его движения в любом направлении.

Для достижения поставленной цели требуется решить следующие задачи:

– провести сравнительный анализ известных методов и алгоритмов SLAM, и на его основе разработать процедуру решения задачи фильтрации в методе SLAM, для повышения его точности и сокращения времени вычислений, при решении задачи навигации планетохода;

– разработать для метода SLAM, использующего измерительную информацию от лазерного дальномера – лазерный SLAM, алгоритм обработки информации,

основанный на фильтре Гаусса, обеспечивающий высокую точность и сокращение времени вычислений при решении задачи навигации в режиме реального времени;

- разработать для метода SLAM, использующего измерительную информацию, получаемую от инерциальной навигационной системы и видео-навигационной системы – алгоритм комплексной обработки информации, обеспечивающий высокую точность решения задачи навигации в режиме реального времени;
- разработать алгоритм планирования безопасного маршрута движения планетохода в любом направлении с учетом рельефа поверхности планеты;
- провести исследование разработанных моделей и алгоритмов средствами математического моделирования и экспериментально.

Методы исследований. При решении задач, рассматриваемых в диссертации, были использованы следующие методы исследований: методы математического анализа, математический аппарат дифференциальных и интегральных исчислений, математический аппарат групп Ли, моделирования Matlab, операционная система для роботов ROS, симулятор для моделирования физического облика роботов Gazebo, язык программирования C++.

Научная новизна. К числу новых научных результатов, полученных в диссертации, относятся:

1. Разработанный на основе системы распределенных вычислений новый алгоритм DIS RTSS (Распределенная робастная фильтрация и сглаживание с помощью гауссовских процессов) и его четыре модификации: DIS RTP (Распределенный метод на основе модели произведения результатов локальных экспертов гауссового процесса); DIS RTGP (Распределенный метод на основе модели обобщенного произведения результатов локальных экспертов гауссового процесса); DIS RTB (Распределенный метод на основе модели Байесовой ассоциативной машины); DIS RTrB (Распределенный метод на основе модели робастной Байесовой ассоциативной машины).

Алгоритм DIS RTSS и его модификации повышают точность обработки информации, значительно сокращает количество вычислений и позволяет обрабатывать крупномасштабные массивы данных.

2. Разработанный новый алгоритм DIS RTGP-Gmapping SLAM, который является модификацией алгоритма DIS RTGP и метода лазерного SLAM – Gmapping SLAM, позволяющий повысить точность метода лазерного SLAM.

3. Разработанный новый визуально-инерциальный алгоритм VI-UKF (Алгоритм визуально-инерциального сигма-точечного фильтра Калмана) для метода визуального SLAM, основанный на комплексной обработке информации получаемой из инерциальной навигационной системы (ИНС) и визуальной навигационной системы (ВНС). Разработанный алгоритм VI-UKF позволяет повысить точность определения местоположения планетохода с использованием визуального SLAM.

4. Разработанный новый алгоритм планирования траектории Lazy AT (Ленивая ускоренная Theta*), который обеспечивает расчет кратчайшего маршрута движения и меньшее время вычислений по сравнению с известными алгоритмами.

5. Разработанная новая модификация алгоритма Lazy AT – Risk Lazy AT, в которой для учета особенностей рельефа поверхности планеты и повышения

безопасности движения планетохода введён эвристический показатель опасности.

Практическая значимость результатов диссертации заключается в следующем:

– разработанные математические модели и алгоритмы позволяют увеличить скорость вычислений и повысить точность метода SLAM, что чрезвычайно важно при решении задач автономной навигации и выбора маршрута движения планетохода, обладающего ограниченными энергетическими и вычислительными мощностями, в режиме реального времени;

– разработанные математические модели и алгоритмы, учитывающие особенности рельефа планеты через показатель опасности, могут применяться с методом SLAM в задачах навигации и планирования маршрута движения не только для планетохода, но и для различных наземных подвижных объектов.

Внедрение результатов работы. Результаты диссертационных исследований и разработанное программно-алгоритмическое обеспечение были использованы в конкретном техническом проекте компании «Beijing Zhonghangzhi Technology» (КНР) по системам навигации беспилотных наземных объектов, а также в учебном процессе на кафедре «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Достоверность и обоснованность полученных теоретических и практических результатов подтверждаются четкими математическими выводами при построении алгоритмов, результатами математического моделирования и результатами реальных экспериментов, а также сравнением полученных результатов с другими данными в этой области, опубликованными в открытой печати.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на ряде международных и российских конференций: XXII Международная конференция «Информационные системы и технологии» (Нижний Новгород, 2017 г.); XLII Академические чтения по космонавтике» (Москва, 2018 г.); XI Российская мультиконференция по проблемам управления: Конференция «Управление в аэрокосмических системах» (УАС-2018) (Санкт-Петербург, 2018 г.); XLIII Академические чтения по космонавтике» (Москва, 2019 г.); AIP Conference Proceedings (США, 2019 г.); Huawei Augment Reality, SLAM, 3D sensing Workshop (Калининград, 2019 г.); XLIV Академические чтения по космонавтике» (Москва, 2020 г.).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 8 научных работ, в том числе 2 работы в изданиях, рекомендованных ВАК РФ и 2 работа в изданиях, индексируемых в Scopus.

Структура и объем диссертационной работы. Диссертация состоит из введения, пяти глав, заключения и приложения. Общий объем составляет 135 страниц, 44 рисунка и 9 таблиц. Список используемой литературы содержит 148 наименований.

На защиту выносятся следующие положения диссертации:

1. Алгоритм DIS RTSS, построенный на основе системы распределенных вычислений, и его четыре модификации (DIS RTP, DIS RTGP, DIS RTB, DIS RTrB), повышающие точность обработки информации и значительно уменьшающее объем вычислений.

2. Алгоритм комплексной обработки информации VI-UKF, получаемой от

ИНС и ВНС, использующий процедуру предварительной интеграции ИНС, а также алгоритмы UKF и улучшенный фильтра Калмана с несколькими состояниями (MSCKF-2.0), который повышает точность метода визуального SLAM.

3. Алгоритм планирования траектории движения в любом направлении Lazy AT, который обеспечивает поиск кратчайшего маршрута движения подвижного объекта и уменьшает время вычислений по сравнению с известными аналогичными алгоритмами Basic Theta* и Lazy Theta*.

4. Алгоритм планирования траектории движения в любом направлении Risk Lazy AT, построенный на основе разработанного метода Lazy AT и учитывающий особенности рельефа местности поверхности планеты с помощью специального эвристического показателя опасности.

5. Результаты и методика математического моделирования в среде Matlab и ROS разработанного метода DIS RTGP-Gmapping SLAM, который повышает точность метода лазерного SLAM.

6. Результаты экспериментальных исследований метода визуального SLAM, на основе разработанного алгоритма VI-UKF, доказывающие применимость предложенных математических моделей и алгоритмических решений.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность и важность темы диссертации, для чего проведен анализ современных тенденций в области разработки алгоритмов навигации и планирования маршрута планетоходов. Определена цель и сформулированы основные задачи исследования. Указаны методы проведения исследований, представлена основная научная новизна результатов. Показана практическая значимость, сформулированы основные положения, выносимые на защиту. Указывается количество публикаций, структура и объем диссертации.

В первой главе проведен обзор существующих и перспективных планетоходов, их приборного состава, используемых методов навигации и планирования маршрута движения. На основе анализа литературы показано, что с помощью метода SLAM принципиально возможно решить задачи автономной навигации и планирования маршрута планетохода.

К настоящему моменту в успешных миссиях луноходов и марсоходов применялись следующие методы навигации: метод радиотехнических измерений, метод счисления пути, метод автокалибровки камеры с алгоритмом настройки и т.д. Анализ достоинств и недостатков рассмотренных методов показал, что главная проблема – используя только один из указанных методов, нельзя обеспечить заданные требования по точности автономной. С появлением в 2006 года метода SLAM, стало возможно реализовать полностью автономный режим позиционирования и навигации планетоходов. Например, в системе навигации марсохода Karvik (Канада) использовался метод SLAM с алгоритмом EKF.

По типу используемых измерительных датчиков различают два типа решения задачи SLAM: лазерный SLAM и визуальный SLAM. Лазерный SLAM является относительно стабильным способом, но его репозиционирующая способность плохая. Визуальный SLAM может компенсировать недостатки лазерного SLAM и

обладает достаточно простой структурой, включающей, по сравнению с лазерным SLAM, дополнительный блок – блок обнаружения петель, который позволяет уменьшить накопление ошибок в процессе его реализации.

Одна из главных задач в методе SLAM – это процесс обработки больших объёмов разнообразной измерительной информации с использованием алгоритмов фильтрации. Наиболее популярные в настоящее время алгоритмы фильтрации: EKF, UKF, PF и MSCKF (используется только в визуальном SLAM). Поэтому объектом настоящего исследования являются модификации лазерного и визуального метода SLAM с новыми алгоритмами фильтрации.

Основными результатами применения метода SLAM являются локализация местоположения планетохода и построение карты местности, чаще всего сетевой. Наиболее простым и эффективным алгоритмом для последующего решения задачи планирования на сетевой карте маршрута планетохода, обладающего ограниченными энергетическими ресурсами, является алгоритм A* и его модификации, которые уже применялись в экспедициях на Луну и Марс. Анализ литературы показал, что используя алгоритм ПТЛН, например, алгоритмы Basic Theta* и Lazy Theta*, возможно найти более короткие маршруты движения. Новые алгоритмы ПТЛН должны учитывать опасности рельефа поверхности планеты. Поэтому в дополнении к новым модификациям метода SLAM объектом настоящего исследования является алгоритм ПТЛН с учетом рельефа местности.

Во второй главе для лазерного метода SLAM разработан алгоритм DIS RTSS, основанный на фильтре Гаусса, который обеспечивает высокую точность и сокращение времени вычислений при решении задачи навигации в режиме реального времени.

В отличие от методов фильтрации (EKF, UKF и PF), алгоритм GP-RTSS (Робастный сглаживающий фильтр Гаусса) позволяет получить в аналитическом виде формулу для процесса фильтрации, где не требуются линеаризация (EKF) и процедуры выборки (UKF и PF). Алгоритм GP-RTSS обладает меньшей неопределенностью, несогласованностью и более устойчив. Поэтому алгоритм GP-RTSS является хорошим вариантом для использования в неизвестной среде в методе SLAM.

Модель динамической системы уравнений описывается в дискретной форме:

$$\mathbf{x}_t = f(\mathbf{x}_{t-1}) + \mathbf{w}, \quad \mathbf{z}_t = g(\mathbf{z}_{t-1}) + \mathbf{v},$$

где f, g – нелинейные функции; \mathbf{x}_t – вектор состояния; \mathbf{z}_t – вектор выходных переменных; $\mathbf{w} \sim N(0, \sigma_w)$ и $\mathbf{v} \sim N(0, \sigma_v)$ – гауссовский шум.

Гауссовский процесс (ГП) определяется математическим ожиданием μ и дисперсией σ , включающие в себя положительную полуопределенную ковариационную функцию K' , которая называется ядром Гаусса.

Разработанный алгоритм DIS RTSS включает в себя: алгоритм GP-RTSS; схему распределенных вычислений.

Алгоритм GP-RTSS. Цель алгоритма GP-RTSS заключается в том, чтобы найти апостериорную вероятность переменных состояний системы:

$$p(\mathbf{x}_{t-1} | \mathbf{z}_{1:t}) \approx N(\mathbf{x}_{t-1} | \boldsymbol{\mu}_{t-1|t}^R, \boldsymbol{\sigma}_{t-1|t}^R),$$

где $\boldsymbol{\mu}^R, \boldsymbol{\sigma}^R$ – математическое ожидание и дисперсия.

Его самый большой недостаток – большой объем вычислений оператора обратной матрицы ядра. Для решения этой проблемы предлагается использовать схему распределенных вычислений, что было реализовано в виде нового алгоритма DIS RTSS.

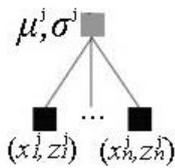


Рис. 1. Схема вычислений с локальными экспертами

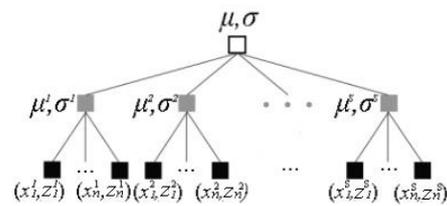


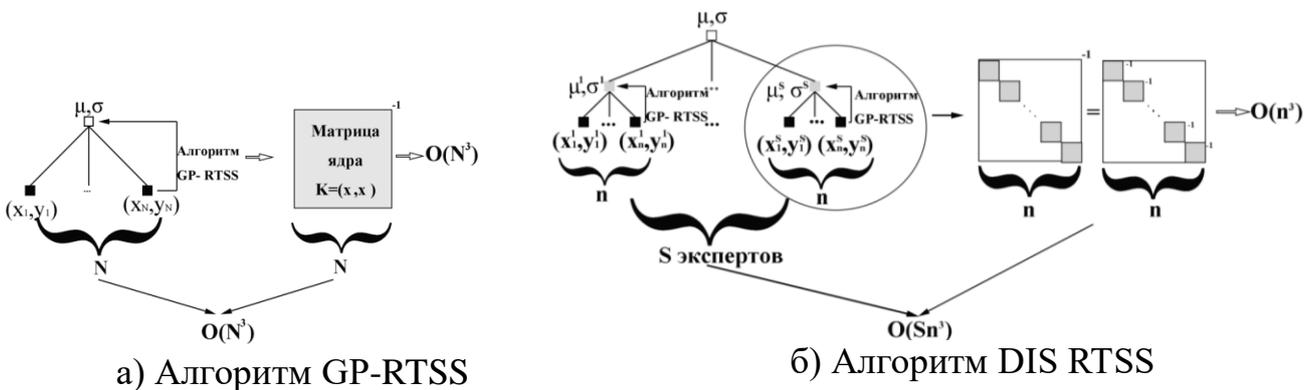
Рис. 2. Схема распределенных вычислений

Схема распределенных вычислений. Полное множество данных $D=(x, z)$ размерностью N в алгоритме GP-RTSS можно разделить на S множеств размерностью n : $D=(x^{(j)}, z^{(j)})$, $(j=1, \dots, S)$. Его результат – локальный эксперт (Рис. 1). Схема распределенных вычислений позволяет получить окончательные результаты прогнозирования, объединяя результаты нескольких локальных экспертов (Рис. 2).

Согласно гипотезе максимума правдоподобия, логарифм распределения вероятности $p(f|x, y)$ в гауссовой системе можно представить следующим образом

$$\log p(y|x, \theta) \approx \prod_{j=1}^S \log p(y^{(j)}|x, \theta),$$

где j – количество экспертов, θ – гиперпараметр ядра.



а) Алгоритм GP-RTSS

б) Алгоритм DIS RTSS

Рис. 3. Схемы вычислений матрицы ядра гауссовского процесса

Сложность обратной матрицы ядра для алгоритма DIS RTSS равна $O(Sn^3)$ (причём $S \ll N$, $n \ll N$), а при использовании алгоритма GP-RTSS, сложность обратной матрицы ядра равна $O(N^3)$ (Рис. 3).

Для слияния результатов экспертов в работе был проведён сравнительный анализ четырех методов: метод произведения результатов локальных экспертов гауссового процесса (PoE), метод обобщенного произведения результатов локальных экспертов гауссового процесса (GPOE), метод Байесовой ассоциативной машины (BCM), метод робастной Байесовой ассоциативной машины (rBCM), которые в сочетании с алгоритмом DIS RTSS образуют четыре новые модификации исходного алгоритма, показанные в Таблице 1.

Таблица 1

<p>Алгоритм DIS RTP:</p> $p(f_* x_*, (x, z)) = N(f_* \mu^{RTP}, \sigma^{RTP}),$ $\mu^{RTP} = (\sigma^{RTP})^2 \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*),$ $(\sigma^{RTP})^{-2} = \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2}.$	<p>Алгоритм DIS RTGP:</p> $p(f_* x_*, (x, z)) = N(f_* \mu^{RTGP}, \sigma^{RTGP}),$ $\mu^{RTGP} = (\sigma^{RTGP})^2 \sum_j \beta_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*),$ $(\sigma^{RTGP})^{-2} = \sum_j \beta_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2}.$
<p>Алгоритм DIS RTB:</p> $p(f_* x_*, (x, z)) = N(f_* \mu^{RTB}, \sigma^{RTB}),$ $\mu^{RTB} = (\sigma^{RTB})^2 \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*),$ $(\sigma^{RTB})^{-2} = \sum_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} + (1 - S) \sigma_{**}^{-2}.$	<p>Алгоритм DIS RTrB:</p> $p(f_* x_*, (x, z)) = N(f_* \mu^{RTrB}, \sigma^{RTrB}),$ $\mu^{RTrB} = (\sigma^{RTrB})^2 \sum_j \beta_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} \mu_j^R(x_*),$ $(\sigma^{RTrB})^{-2} = \sum_j \beta_j (\sigma_j^R(x_*))^{-2} + (1 - \sum_j \beta_j) \sigma_{**}^{-2}.$

Таблица 2.

Значение показателя средней квадратической ошибки σ

Количество экспертов (S)	GP-RTSS (10 ⁻²)	DIS RTP (10 ⁻²)	DIS RTGP (10 ⁻²)	DIS RTB (10 ⁻²)	DIS RTrB (10 ⁻²)
S=1	2,60±0,81	2,58±12,70	2,58±12,70	2,58±12,70	2,58±12,70
S=2	2,40±1,86	2,44±1,10	2,44±1,10	2,44±1,10	2,44±1,10
S=4	2,47±1,34	2,43±2,99	2,43±2,99	2,43±2,99	2,43±3,18
S=5	2,22±1,06	2,40±0,35	2,40±0,35	2,40±0,35	2,40±0,37
S=8	2,38±1,50	2,56±0,66	2,56±0,66	2,56±0,66	2,56±0,66
S=10	2,52±1,04	3,21±1,06	3,21±1,06	3,21±1,06	3,21±1,06

Таблица 3.

Значение показателя отрицательной логарифмической вероятности

Количество экспертов (S)	GP-RTSS	DIS RTP	DIS RTGP	DIS RTB	DIS RTrB
S=1	-2,79±0,14	-2,74±0,07	-2,74±0,07	-2,74±0,07	-2,74±0,07
S=2	-2,86±0,57	-2,98±0,63	-2,87±0,36	-2,98±0,63	-2,87±0,36
S=4	-2,91±0,50	-3,25±0,48	-2,96±0,30	-3,24±0,48	-2,95±0,30
S=5	-2,93±0,50	-3,13±0,62	-2,99±0,36	-3,13±0,62	-2,99±0,35
S=8	-3,16±0,84	-3,02±0,77	-3,08±0,41	-3,02±0,77	-3,08±0,41
S=10	-2,90±0,35	-2,79±0,61	-2,84±0,36	-2,79±0,61	-2,84±0,36

Таблица 4.

Значение времени выполнения вычислений t (с)

Количество экспертов (S)	GP-RTSS	DIS RTP	DIS RTGP	DIS RTB	DIS RTrB	EKF	UKF
S=1	52,1±2,83	54,0±5,41	54,0±5,41	54,0±5,41	54,0±5,41	25,3±1,42	28,3±1,42
S=2	50,6±2,93	24,8±1,23	24,8±1,24	24,8±1,24	24,8±1,24	24,6±1,46	28,0±1,46
S=4	53,4±2,75	10,5±0,36	10,5±0,36	10,5±0,36	10,5±0,36	26,0±1,30	29,5±1,35
S=5	51,8±1,55	9,2±0,31	9,2±0,31	9,2±0,31	9,2±0,31	25,2±0,77	9,2±0,77
S=8	53,6±2,64	10,0±0,115	9,9±0,152	9,9±0,152	9,9±0,152	26,1±1,34	31,6±2,27
S=10	51,7±1,37	10,3±0,19	10,3±0,18	10,3±0,19	10,3±0,18	25,2±0,60	30,7±0,22

В Таблице 1 обозначено: $\sum_j^{(\cdot)} = \sum_{j=1}^S (\cdot)$; в алгоритме DIS RTGP $\sum_j \beta_j = 1$; в алго-

ритме DIS RTrB $\beta_j = \frac{1}{2}(\log \sigma_{**}^2 - \log \sigma_j^2(x_*))$; σ_{**} – дисперсия априорной вероятности $p(f_*)$ алгоритма GP-RTSS.

Для этих четырёх алгоритмов, оценка производилась по трем критериям: по средней квадратической ошибке σ , отрицательной логарифмической вероятности и времени выполнения вычислений t при различном количестве экспертов. Результаты моделирования (Таблицы 2-4) показали, что алгоритм DIS RTSS имеет преимущества по точности, неопределенности, и надежности. При использовании алгоритма DIS RTSS значительно сокращается время вычислений, причем, если рационально выбрать необходимое количество экспертов, то преимущества при большем объёме вычислений будут ещё более очевидными.

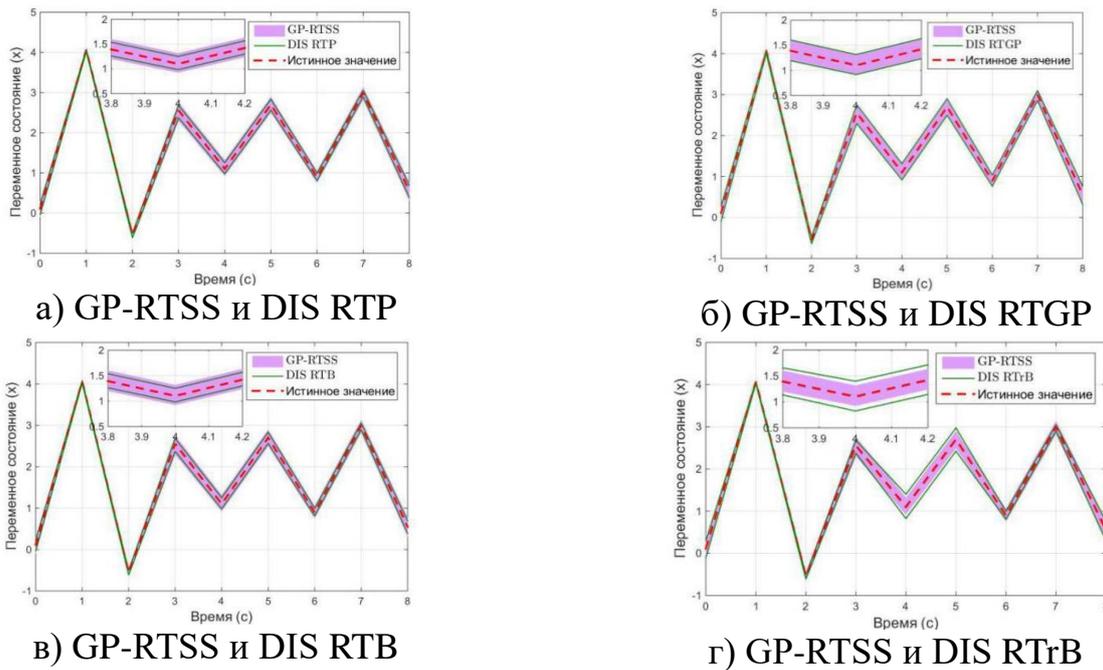


Рис. 4. Результаты сравнения четырех модификаций алгоритма с алгоритмом GP-RTSS по математическому ожиданию и дисперсии (количество экспертов $S=5$, уровень доверия 95%)

На Рис. 4 показан результат сравнения четырех модификаций алгоритма при количестве экспертов $S=5$. Из графиков видно, что дисперсия, обеспечиваемая алгоритмами DIS RTP и DIS RTB, меньше чем у алгоритма GP-RTSS, а дисперсия алгоритма DIS RTrB – больше. Дисперсии по алгоритмам DIS RTGP и GP-RTSS практически одинаковые. Поэтому среди четырех модификаций алгоритма DIS RTSS, алгоритм DIS RTGP является наиболее рациональным решением.

В третьей главе разработан комплексный алгоритм VI-UKF, использующий измерительную информацию, получаемую от ИНС и ВНС. Алгоритм обеспечивает высокую точность решения задачи навигации в режиме реального времени.

Отличие разработанного нового тесно-связанного алгоритма VI-UKF от алгоритмов EKF (слабосвязанный) и MSCKF (объем вычисления большой), заключается в следующем: наличие этапа предварительной интеграции ИНС; решение задачи прогнозирования с помощью алгоритма UKF на основе аппарата групп Ли; этап обновления с использованием улучшенного фильтра Калмана с несколькими

состояниями (МССКФ-2.0).

Предварительная интеграция. Основные соотношения для этапа предварительной интеграции ИНС на временном интервале $[t_k, t_{k+1}]$ имеют вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{v}_G^{k+1} &= \mathbf{v}_G^k + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{R}_I^G (\mathbf{a}_m^k(\tau) - \mathbf{b}_g^k(\tau)) d\tau + \mathbf{g}(t_{k+1} - t_k), \\ \mathbf{p}_G^{k+1} &= \mathbf{p}_G^k + \mathbf{v}_G^k \Delta t + \int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{R}_I^G (\mathbf{a}_m^k(\tau) - \mathbf{b}_g^k(\tau)) d\tau^2 + \frac{1}{2} \mathbf{g} \Delta t^2, \\ \mathbf{q}_G^{k+1} &= \mathbf{q}_G^k \otimes \int_{t_k}^{t_{k+1}} \frac{1}{2} \Omega(\boldsymbol{\omega}_I^k(\tau) - \mathbf{b}_g(\tau)) \mathbf{q}_G^T d\tau, \end{aligned}$$

где \mathbf{p}_G и \mathbf{v}_G – векторы положения и скорости в наземной системе координат; \mathbf{q}_G – кватернион преобразования; \mathbf{R} – матрица преобразования из системы координат ИНС в наземную системы координат; \mathbf{b}_g и \mathbf{b}_a – смещения «нулевых» сигналов датчиков угловой скорости и линейного ускорения; \mathbf{g} – гравитационное ускорение; \mathbf{a}_m – линейное ускорение ИНС; $\boldsymbol{\omega}_I$ – вектор угловой скорости, измеряемой датчиками угловой скорости в системе координат, связанной с ИНС;

$$\Omega(\boldsymbol{\omega}_I(t)) = \begin{bmatrix} -[\boldsymbol{\omega}_G \times] & \boldsymbol{\omega}_I \\ \boldsymbol{\omega}_I^T & 0 \end{bmatrix}; \quad [\boldsymbol{\omega}_G \times] = \begin{bmatrix} 0 & -\omega_z & \omega_y \\ \omega_z & 0 & -\omega_x \\ -\omega_y & \omega_x & 0 \end{bmatrix}.$$

Прогнозирование. Ковариационная матрица обновления на временном интервале $[t_k, t_{k+1}]$ с учетом данных визуальной системы имеет вид:

$$\begin{aligned} \mathbf{C}'_{k+1|k} &= \begin{bmatrix} \mathbf{C}_{k+1|k}^{II} & \boldsymbol{\Phi}_k \mathbf{C}_{k|k}^{IC} \\ \mathbf{C}_{k|k}^{CI} \boldsymbol{\Phi}_k^T & \mathbf{C}_{k|k}^{CC} \end{bmatrix}, \quad \boldsymbol{\Phi}_k = \exp\left(\int_{t_k}^{t_{k+1}} \mathbf{F}(\tau) d\tau\right), \\ \mathbf{F} &= \begin{bmatrix} [(\boldsymbol{\omega}_m - \mathbf{b}_g - \mathbf{R}_G^I \boldsymbol{\omega}_G) \times] & -\mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{I}_3 & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ -(\mathbf{R}_G^I)^T [(\mathbf{a}_m - \mathbf{b}_a) \times] & \mathbf{0} & -2[\boldsymbol{\omega}_G \times] & -(\mathbf{R}_G^I)^T & -[\boldsymbol{\omega}_G \times]^2 \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \\ \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} & \mathbf{0} \end{bmatrix}_{15 \times 15}, \end{aligned}$$

где \mathbf{C}_k^{II} – ковариационная матрица ИНС; $\mathbf{C}_k^{IC}, \mathbf{C}_k^{CI}$ – кросс-корреляционная ковариационная матрица между ИНС и ВНС; \mathbf{C}_k^{CC} – ковариационная матрица ВНС; $\boldsymbol{\omega}_m$ – угловая скорость ИНС; \mathbf{R}_G^I – матрица преобразования из наземной системы координат в систему координат ИНС.

При поступлении нового изображения, обновленная ковариационная матрица имеет вид:

$$\mathbf{C}_{k+1|k} \leftarrow \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{J} \end{bmatrix} \mathbf{C}'_{k+1|k} \begin{bmatrix} \mathbf{I} \\ \mathbf{J} \end{bmatrix}^T, \quad \mathbf{J} = \begin{bmatrix} \mathbf{R}_I^C & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{0}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6N} \\ [(\mathbf{R}_G^I)^T (\mathbf{I}_{p_c}) \times] & \mathbf{0}_{3 \times 9} & \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 6N} \end{bmatrix},$$

где \mathbf{J} – матрица Якоби, \mathbf{R}_I^C – матрица преобразования из системы координат ИНС в систему координат ВНС, \mathbf{I}_{p_c} – положение начала координат кадра камеры относительно системы координат ИНС, \mathbf{R}_G^I – матрица преобразования из наземной системы координат в систему координат ИНС.

Обновление. Согласно методу наименьших квадратов, для одной характерной точки l_j ошибка измерения данной характерной точки соответствующего i -го

кадра изображения во всех кадрах изображения с отношением общей видимости определяется следующим образом:

$$\mathbf{r}_i^j = {}^{UKF} \bar{\mathbf{z}}_i^j - \mathbf{z}_i^j = \mathbf{H}_{ij}^l \xi_I + \mathbf{H}_{ij}^C \xi_C + \mathbf{H}_{ij}^l \xi_l + \mathbf{n}_i^j,$$

где $\bar{\mathbf{z}}_i^j$ – среднее значение результатов наблюдений; \mathbf{H} – соответствующая матрица регрессии; ξ_I , ξ_C , ξ_l – ошибка системы ИНС, системы ВНС и системы характерной точки; \mathbf{n} – случайные процессы.

Матрица ошибок общей видимости для данной характерной точки имеет вид:

$$\mathbf{r}^j = {}^{UKF} \bar{\mathbf{z}}^j - \mathbf{z}^j = \mathbf{H}_j^l \xi_I + \mathbf{H}_j^C \xi_C + \mathbf{H}_j^l \xi_l + \mathbf{n}^j.$$

Тогда, согласно теории нулевого пространства, ковариационная матрица для следующего момента времени обновляется в виде:

$$\mathbf{C}_{k+1/k+1} = \mathbf{C}_{k+1/k} \left(\mathbf{I} - \frac{\mathbf{C}_{k+1/k} \mathbf{H}_0^T}{\mathbf{Q}_1^T \mathbf{R}_0 \mathbf{Q}_1 + \mathbf{H}_0 \mathbf{C}_k \mathbf{H}_0^T} \mathbf{H}_0 \right), \quad \mathbf{r}_0 = \mathbf{H}_0 \tilde{\xi} + \mathbf{n}_0 = [\mathbf{Q}_1 \quad \mathbf{Q}_2] \begin{bmatrix} \mathbf{T} \\ \mathbf{0} \end{bmatrix} \tilde{\xi} + \mathbf{n}_0,$$

где $\tilde{\xi} = [\xi_I, \xi_C]$; \mathbf{Q}_1 , \mathbf{Q}_2 – унитарные матрицы, которые образуют базис для диапазона и нулевого пространства в \mathbf{H}_0 ; \mathbf{T} – верхняя треугольная матрица; $\mathbf{n}_0 \sim \mathbf{N}(\mathbf{0}, \mathbf{R}_0)$.

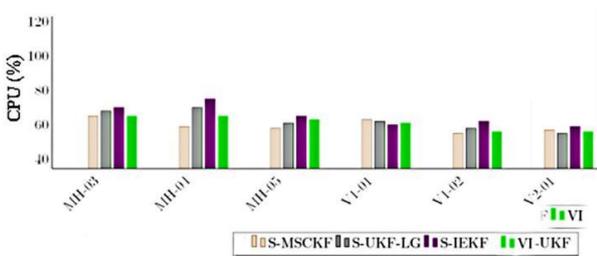


Рис. 5. Уровень загрузки процессора

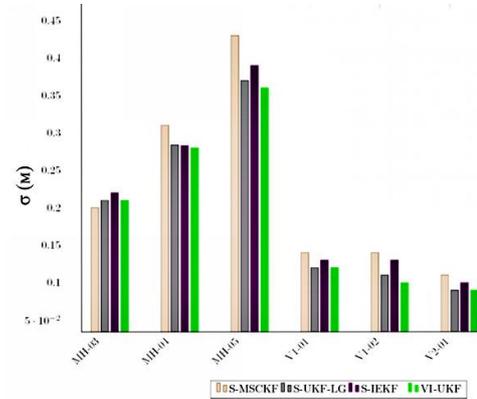


Рис. 6. Среднеквадратическая ошибка определения местоположения σ (м)

Тестирование проводилось на экспериментальном наборе визуаль-но-инерциальных данных для беспилотного подвижного объекта (БПО), полученных из системы EuRoc. Наборы данных содержат стереоизображения, синхронизированные с измерениями ИНС, а также точные данные о движении БПО по поверхности Земли и в помещении. Критерии сравнения алгоритмов: вычислительная сложность алгоритма (уровень загрузки процессора CPU, %); точность позиционирования (среднеквадратичная ошибка местоположения σ , м).

Из диаграммы на Рис. 5 и Рис. 6 следуют, что объем вычислений и точность с использованием алгоритма VI-UKF преимущественно меньше по сравнению с алгоритмами S-MSCKF, S-UKF-LG и S-IEKF.

Разработанный алгоритм VI-UKF будет применяться в визуальном SLAM.

В четвёртой главе разработан безопасный алгоритм ПТЛН планетохода с учетом рельефа поверхности планеты.

Порядок обхода вершин при движении по маршруту определяется эвристической функцией f , имеющей следующий вид

$$f(n) = g(n) + h(n),$$

где $f(n)$ – значение эвристической функции; n – обозначение (номер) рассматриваемой вершины; $g(n)$ – значение функции стоимости достижения рассматриваемой вершины из начальной; $h(n)$ – значение функции эвристической оценки расстояния от рассматриваемой (текущей) вершины до конечной.

Известный алгоритм Lazy Theta* обеспечивает движение в любом направлении по более короткому пути и требует меньше времени на вычисления при планировании маршрута движения.

Разработанный алгоритм Lazy АТ требует выполнения меньшего количества условий при поиске единственной расширенной вершины, чем алгоритм Lazy Theta*. Алгоритм Lazy АТ также проверяет прямую видимость между родительской вершиной родителя и единственной расширенной вершиной, поэтому с помощью алгоритма Lazy АТ можно получить более короткий путь с меньшим объёмом вычислений, чем при использовании Lazy Theta*.

Исходя из требований устойчивости положения планетохода при его движении и преодолении препятствий, в работе были выбраны следующие показатели опасности рельефа местности $R_1(i, j)$ – показатель опасности наклона; $R_2(i, j)$ – показатель опасности шероховатости; $R_3(i, j)$ – показатель опасности размаха рельефа. Комплексный показатель опасности местности $R(i, j)$ определяется как максимальная величина одного из трех показателей опасности. Тогда показатель опасности маршрута от точки s_0 до точки s_g :

$$c(s_0, s_g) = \sum_{(i,j)|s_0}^{(i,j)|s_g} \alpha R(i, j),$$

где α – весовой коэффициент; i, j – координаты ячейки сетки (индексы).

Эвристическая функция с учетом показателя опасности маршрута $c(n)$ для разработанного алгоритма Risk Lazy АТ имеет вид:

$$f(n) = g(n) + h(n) + c(n).$$

Результаты моделирования в области $100 \times 100 \text{ м}^2$ приведены в Таблице 5 ($L(m)$ – длина пути; $t(c)$ – время вычисления). Анализ полученных результатов показывает, что путь, полученный с помощью алгоритма Lazy АТ, самый короткий из всех. Хотя время вычисления для данного алгоритма больше, чем для алгоритма А*, но по сравнению со временем вычисления с помощью алгоритмов ПТЛН (Basic Theta*, Lazy Theta*), оно оказывается меньше.

Таблица 5

Количество случайных препятствий	А*		Basic Theta*		Lazy Theta*		Lazy АТ	
	$L, (m)$	$t, (c)$	$L, (m)$	$t, (c)$	$L, (m)$	$t, (c)$	$L, (m)$	$t, (c)$
10%	142,350	0,480	142,350	0,608	142,350	0,532	140,757	0,518
20%	149,279	0,468	146,688	0,565	160,305	0,524	145,025	0,506
30%	153,622	0,440	151,318	0,512	150,590	0,503	148,347	0,469

Результаты моделирования алгоритмов Risk Lazy АТ и Lazy Theta* на координатной сетке в области размером $30 \times 30 \text{ м}^2$ приведены в Таблице 6. Анализ полученных результатов показывает, что показатель опасности маршрута $c(n)$, построенного с помощью алгоритма Risk Lazy АТ, меньше чем аналогичный показа-

тель $c(n)$, полученный с помощью алгоритма Lazy Theta*.

Таблица 6

Количество препятствий	Risk Lazy AT		Lazy Theta*	
	$L, (м)$	$c(n)$	$L, (м)$	$c(n)$
2%	43,147	1,213	43,401	3,378

На основе реальных данных о рельефе поверхности Марса, полученных из материалов USGS (United States Geological Survey), создана трёхмерная карта участка поверхности планеты размером $330 \times 330 \text{ м}^2$ (Рис. 7). На топографической карте поверхности Марса выбран участок размером $30 \times 30 \text{ м}^2$. Проведено моделирование выбора маршрута на данной карте с учётом рельефа местности, наличия опасностей и препятствий с помощью алгоритма Risk Lazy AT (Рис. 8).

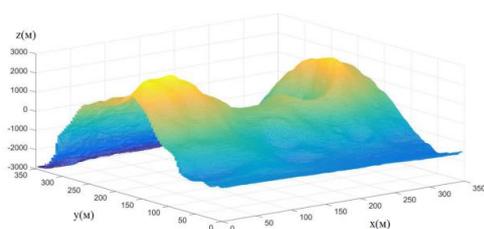


Рис. 7. Трёхмерная карта участка поверхности Марса

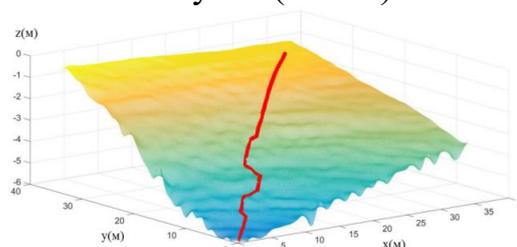
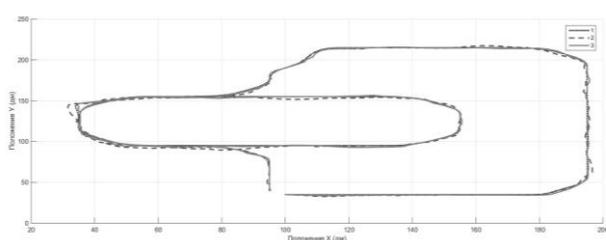


Рис. 8. Пространственный маршрут движения планетохода по участку поверхности Марса

Все результаты доказывают возможность применения метода Risk Lazy AT.

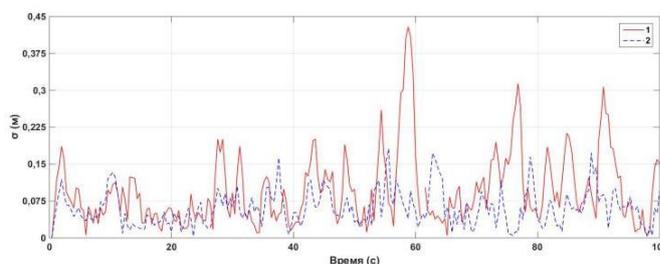
В пятой главе проведено исследование разработанных моделей и алгоритмов средствами математического моделирования и экспериментально.

Этап 1. Математическое моделирование лазерного SLAM. Gmapping SLAM – метод реализации лазерного SLAM, имеющий небольшой объем вычислений и высокую надежность. Применяя разработанный алгоритм DIS RTGP в методе Gmapping SLAM, получен новый метод DIS RTGP-Gmapping SLAM.



а)

1 – истинная траектория;
2, 3 – траектории, построенные с помощью метода Gmapping SLAM и метода DIS RTGP-Gmapping



б)

1, 2 – график погрешности построения траекторий с помощью метода Gmapping SLAM и метода DIS RTGP-Gmapping

Рис. 9. Вид траекторий (а) и погрешностей (б), полученных по методу Gmapping SLAM и методу DIS RTGP-Gmapping SLAM

Этап 1.1. Моделирование в среде Matlab для сравнения предложенного алгоритма DIS RTGP-Gmapping SLAM и алгоритма Gmapping SLAM. Результаты

моделирования (Рис. 9) показали, что максимальная погрешность траектории, полученной с помощью метода Gmapping SLAM больше, чем в случае использования метода DIS RTGP-Gmapping SLAM. Поэтому можно считать, что метод DIS RTGP-Gmapping может обеспечить более точное построение карты и, как следствие, более высокую точность навигации.

Этап 1.2. Моделирование движения виртуальной модели планетохода (Рис. 10) по поверхности планеты с учетом препятствий (Рис. 11) с помощью операционной системы для роботов ROS и программной среды Gazebo.

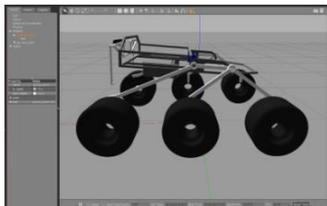


Рис. 10. Общий вид модели планетохода, построенной в среде Gazebo

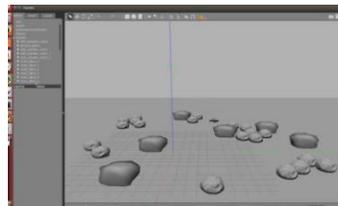


Рис. 11. Результаты моделирования препятствий в среде Gazebo на поверхности планеты

Процесс построения карты поверхности планеты методом DIS RTGP-Gmapping SLAM (Рис. 12) показывают, что разработанный метод DIS RTGP-Gmapping SLAM позволяет более четко различать края препятствий и предоставлять надежную информацию о карте поверхности планеты.

Все результаты доказывают применения метода на практике.

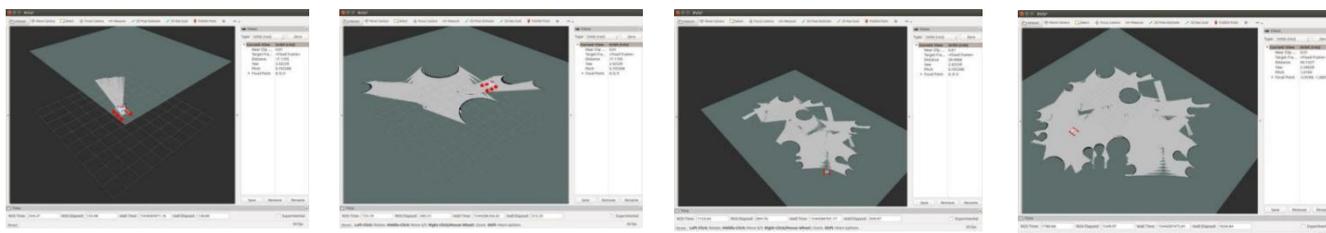


Рис. 12. Этапы построения в среде ROS карты участка поверхности планеты с помощью метода DIS RTGP-Gmapping SLAM

Этап 2. Экспериментальное исследование визуального SLAM. На этапе экспериментального исследования было проведено применение разработанного алгоритма VI-UKF в методе ORB-SLAM, который является одной из наиболее популярных реализаций метода визуального SLAM.



Рис. 13. Общий вид испытательного полигона



Рис. 14. Экспериментальной платформы с оборудованием

Экспериментальная платформа (Рис. 14) на испытательном полигоне (Рис. 13) с установленным оборудованием, имеющим следующие характеристики: бортовой компьютер с процессором Intel i7-5500U (частота – 2,4 ГГц, объем памяти – 8 Гб

RAM); камера USB-CAM (частота дискретизации – 60 кадров в секунду, разрешение – 640×480); ИНС с частотой дискретизации выдаваемой информации 200 Гц.

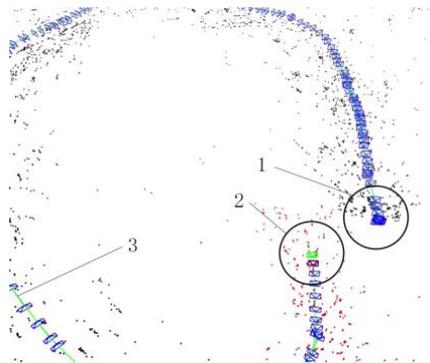


Рис. 15. Траектория движения робота, использующего метод ORB-SLAM с алгоритмом VI-UKF

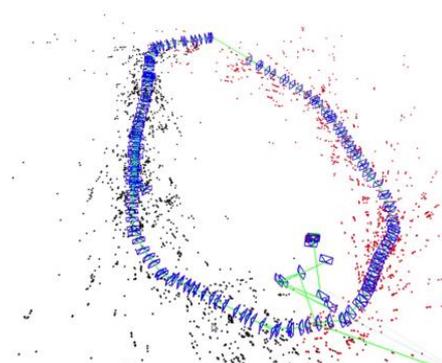


Рис. 16. Обнаружение петли при движении робота в методе ORB-SLAM

На Рис. 15 обозначено: 1 – начальное местоположение робота; 2 – местоположение робота в ближайшей окрестности от исходной точки (перед завершением обнаружения петли); 3 – траектория движения робота.

Результат решения задачи определения петли при движении робота в методе ORB-SLAM с алгоритмом VI-UKF (Рис. 16) доказывает возможность применения разработанного комплексного алгоритма для решения задач визуального SLAM.

В заключении подводятся итоги диссертационного исследования, излагаются его основные выводы и обобщающие результаты.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

1. Разработан на основе системы распределенных вычислений новый алгоритм DIS RTSS и его четыре модификации, которые повышают точность обработки информации, позволяют значительно сократить количество вычислений, чем у известных алгоритмов EKF, UKF и PF, а также обрабатывать крупномасштабные массивы данных (при условии, что точность не снижается, а неопределенность снижается максимум на 4,4%, время вычислений сокращается максимум на 82,1%).

2. Разработан новый алгоритм DIS RTGP-Gmapping SLAM, который является модификацией алгоритма DIS RTSS и метода лазерного SLAM – Gmapping SLAM, позволяющий повысить точность метода лазерного SLAM (погрешность уменьшена максимум на 57,3%).

3. Разработан новый визуально-инерциальный алгоритм VI-UKF для метода визуального SLAM, основанный на комплексной обработке информации, получаемой из ИНС и ВИС. Отличие разработанного нового алгоритма VI-UKF от известных алгоритмов заключается во введении этапа предварительной интеграции ИНС, использовании математического аппарата Групп Ли и улучшенного фильтра Калмана с несколькими состояниями MSCKF-2.0. Данный алгоритм обладает меньшей вычислительной сложностью и позволяет повысить точность определения местоположения планетохода с использованием визуального SLAM (производительности CPU повышается максимум на 13,3%, точность позиционирования повышается максимум на 16,7%).

4. Разработан новый алгоритм планирования траектории движения планетохода в любом направлении Lazy AT, который обеспечивает расчет кратчайшего маршрута движения и меньшее время вычислений по сравнению с известными аналогичными алгоритмами Basic Theta* и Lazy Theta*, путем оптимизации механизма поиска точек расширения (длина пути сокращается максимум на 4,4%, время вычислений снижается максимум на 19,7%).

5. Разработана новая модификация алгоритма планирования траектории движения Lazy AT – Risk Lazy AT, в которой для учета особенностей рельефа поверхности планеты и повышения безопасности движения планетохода введён эвристический показатель опасности (степень опасности снижается на 64,1%).

РАБОТЫ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Фомичев А.В., Ван Гуоянь. Сравнительный анализ методов планирования маршрута движения для планетохода // Информационные системы и технологии (ИСТ-2017). Труды XXIII Международной научно-технической конференции, посвященной 100-летию НГТУ – Нижегородского политехнического института. Нижний Новгород. 2017. С. 794-796. (0,38 п.л. / 0,19 п.л.).

2. Ван Гуоянь, Фомичев А.В. Быстрый алгоритм навигации и планирования маршрута движения для комплексной системы автономной навигации планетохода / XLII Академические чтения по космонавтике. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2018, Т. 2. С. 320-321. (0,25 п.л. / 0,13 п.л.).

3. Фомичев А.В., Ван Гуоянь. Эффективный алгоритм фильтра Гаусса для метода SLAM / 11-я Российская мультikonференция по проблемам управления. Материалы заседаний конференции «Управление в аэрокосмических системах» (УАС-2018). СПб.: АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор», 2018. С. 260-269. (1,25 п.л. / 0,6 п.л.).

4. Ван Гуоянь, Фомичев А.В. Алгоритм планирования безопасного маршрута движения марсохода с учётом рельефа местности // Мехатроника, автоматизация, управление. М.: Изд-во «Новые технологии». 2018. Т. 19, № 11. С. 734 – 743. (**ВАК**) (1,25 п.л. / 0,6 п.л.).

5. Фомичев А.В., Ван Гуоянь, Ду Ижань. Эффективный фильтр GP-RTP SLAM для обработки навигационной информации марсохода / XLIII Академические чтения по космонавтике. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2019, Т. 2. С. 123-124. (0,25 п.л. / 0,1 п.л.).

6. Wang G., Fomichev A.V. Simultaneous localization and mapping method for a planet rover based on a Gaussian filter // AIP Conference Proceedings 2171, 160003 (2019); <https://doi.org/10.1063/1.5133307> (**Scopus**). (0,88 п.л. / 0,45 п.л.)

7. Ван Гуоянь, Фомичев А.В., Ду Ижань. Исследование модификаций сглаживающего фильтра Гаусса для их применения совместно с методом SLAM // Мехатроника, автоматизация, управление. М.: Изд-во «Новые технологии». 2019. Т. 20, № 12. С. 756 – 764. (**ВАК и Scopus**) (1 п.л. / 0,3 п.л.).

8. Фомичев А.В., Ван Гуоянь. Высокоточный алгоритм визуально-инерциальной навигации / XLIV Академические чтения по космонавтике. М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана. 2020, Т. 2. С. 240-242. (0,38 п.л. / 0,19 п.л.).