

На правах рукописи

Шэнь Синь

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ТЕСНОСВЯЗАННОЙ
СИСТЕМЫ НАВИГАЦИИ, ИНТЕГРИРУЮЩЕЙ ПОКАЗАНИЯ
ИНЕРЦИАЛЬНОЙ, ВИЗУАЛЬНОЙ И СПУТНИКОВОЙ
СИСТЕМ**

Специальность 2.3.1 – Системный анализ, управление и обработка
информации, статистика (в технических системах)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Синь.

Москва – 2025

Работа выполнена на кафедре «Системы автоматического управления» федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования «Московский государственный технический университет имени Н.Э. Баумана (национальный исследовательский университет)» (МГТУ им. Н.Э. Баумана)

Научный руководитель: **Лукьянов Вадим Викторович**, кандидат технических наук, доцент, доцент кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Официальные оппоненты: **Афанасьев Валерий Николаевич**, д.т.н., Профессор-исследователь Московский институт электроники и математики им. А.Н. Тихонова, МИЭМ-ВШЭ.
Андриков Дмитрий Анатольевич, к.т.н., доцент департамента механики и процессов управления инженерной академии ФГАОУ ВО РУДН.

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Московский авиационный институт (национальный исследовательский университет)»

Защита состоится 20 мая 2025 г. в 14 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 « » _____ 2025 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета
24.2.331.14
кандидат технических наук,
доцент

Муратов Игорь Валентинович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы диссертации обусловлена необходимостью повышения точности и надежности определения навигационных параметров интегрированных навигационных систем при пропадании сигналов ГНСС (Глобальная Навигационная Спутниковая Система) в городских ситуациях и в помещении для подвижных беспилотных объектов на открытой местности и в помещениях.

Неточное описание шумов системы и ошибок измерения приводят к ненадежной оценке и снижению точности определения навигационных параметров, особенно во время пропадания сигналов ГНСС, когда ФК (Фильтр Калмана) работает в режиме прогнозирования на основе предопределенных моделей ошибок состояния, которые не всегда являются достоверными.

Одной из важнейших проблем, связанных с интегрированными навигационными системами, является снижение точности определения навигационных параметров при пропадании сигналов ГНСС из-за блокировки высокими зданиями, мостами или в помещении.

Проблема повышения точности интегрированной навигационной системы при пропадании сигналов ГНСС исследовалась в трудах ведущих российских и зарубежных ученых. Решением этой проблем занимаются: в мире – N. El-Sheimy (University of Calgary, Канада), Crassidis J.L. (University at Buffalo, США), J. J. Wang (University of Technology Sydney, Австралия), Kaiming He (Massachusetts Institute of Technology, США), Andrew Yan-Tak Ng (Stanford University, США) и Алексей Бочковский (Инженер в компании Apple, США). В России – Г. И. Емельянцев и О. А. Степанов (Университет ИТМО, Санкт-Петербург), О.С. Салычев, К.А. Неусыпин (МГТУ им. Н.Э. Баумана, Москва) и другие.

Цель диссертационной работы – разработка и исследование методов и алгоритмов тесно связанной системы навигации, интегрирующей показания инерциальной, визуальной и спутниковой систем.

В соответствии с целью и задачами диссертационной работы **объектом исследования** является интегрированная навигационная система, состоящая из БИНС (бесплатформенной инерциальной навигационной системы) на базе МЭМС (микроэлектромеханических систем), приемника ГНСС и оптических камер для визуальной навигации, **предметом исследования** – алгоритмы тесно связанной системы навигации, интегрирующей показания инерциальной, визуальной и спутниковой систем.

В соответствии с указанной целью были поставлены и решены следующие **научные задачи**:

1. Провести анализ существующих схем применения методов фильтрации и оптимальности в интегрированных навигационных системах и исследовать особенности их реализации;
2. Разработать математическую модель измерений навигационных систем;
3. Разработать методику интеграции БИНС/ГНСС на основе тесносвязанной схемы комплексирования с использованием разновидностей ФК – расширенного (РФК), ансамблевого (АФК), кубатурного (КФК) и др.;
4. Разработать адаптивный и робастный алгоритм нелинейного фильтра Калмана на основе критерия максимальной коррентропии;
5. Проанализировать точность существующих алгоритмов SLAM-навигации (одновременная локализация и построение карты окружающей среды, от англ. Simultaneous Localization and Mapping);
6. Разработать робастную систему визуальной навигации, которая использует как точечные, так и линейные признаки для повышения точности;
7. Разработать систему визуальной одометрии и построения карт с использованием методов глубокого обучения;
8. Провести сравнительный анализ эффективности разработанных и существующих методов.

Научная новизна проведенных исследований и полученных результатов состоит в следующем:

1. Разработана много-источниковая тесносвязанная навигационная система с новым критерием, которая гибко переключается между БИНС/ГНСС на открытой местности и визуально-инерциальной системой при блокировке спутниковых сигналов. В систему интегрирован новый нелинейный робастный адаптивный фильтр Калмана на основе критерия максимальной коррентропии, что позволило улучшить точность по сравнению с РФК в условиях шумов и выбросов, а также по сравнению с КФК.

2. Разработана робастная система визуальной навигации под названием LSD-ORB-SLAM, которая использует как точечные, так и линейные признаки, обладающая более высокой точностью по сравнению с ORB-SLAM и LSD-SLAM.

3. Разработана система визуальной одометрии и построения карт с использованием методов глубокого обучения. Для распознавания динамических объектов был использован модифицированный YOLOv8 с предложенным механизмом внимания под названием ESEA, что позволило повысить точность по сравнению с оригинальной версией и по сравнению с классическими модулями механизма внимания CBAM и SE. Также для распознавания сцен при замыкании траекторий была применена нейросеть, который под названием VLADNet, позволившая увеличить точность. Традиционные методы ORB и SURF заменены нейросетью под названием

ConvPoint, что позволило повысить точность навигации и построения карт в зависимости от условий освещения.

Практическая значимость работы

1. Предложенная интегрированная навигационная схема подвижного объекта с тесной связью комбинирует два различных режима навигационных систем: для внутренних помещений и для внешних городских условий. Разработанное программное обеспечение и алгоритмы могут быть использованы не только для мобильных устройств, поддерживающих позиционирование и навигацию в специфических условиях, но и для решения других задач, рассматриваемых в данной работе.

2. Схема также применима в универсальных сервисных машинах, для исследования шахт, в системах автономного вождения и для исследования внеземных условий на Луне и Марсе. Материалы исследования могут быть использованы для разработки методов на основе искусственных нейронных сетей, что повысит точность навигации с помощью недорогих визуальных сенсоров.

3. Разработано программное обеспечение в среде ROS (Robot operating system, Операционная система для роботов) на операционной системе Ubuntu 18.04 для моделирования визуальной системы SLAM. Также разработаны методы для повышения точности систем БИНС/ГНСС на основе МАТЛАБ в среде Windows 10 при отсутствии сигналов ГНСС.

Результаты диссертационного исследования использованы в учебных процессах кафедры системы автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана и ООО “ShanXi vector-control aerospace Technology Co.Ltd”.

Методология и методы исследования. Для решения поставленных в работе задач использованы методы теории управления, теории инерциальных, спутниковых и интегрированных навигационных систем, теории цифровой обработки сигналов, линейной алгебры, математического анализа, теории вероятностей, теории фильтрации Калмана, теории искусственного интеллекта и машинного обучения. Экспериментальное исследование выполнялось методом математического моделирования в среде MATLAB, версия R2021a.

Положения, выносимые на защиту:

1. Новый нелинейный робастный адаптивный фильтр Калмана на основе критерия максимальной коррентропии, позволяющий улучшить точность по сравнению с расширенным и кубатурным фильтрами Калмана в условиях зашумленных и аномальных измерений.

2. Робастная система визуальной навигации LSD-ORB-SLAM, которая использует как точечные, так и линейные признаки, обладающая более высокой точностью по сравнению с известными системами ORB-SLAM и LSD-SLAM.

3. Модифицированный алгоритм YOLOv8 с предложенным механизмом

внимания ESEA, позволяющий повысить точность навигации. По сравнению с оригинальной версией и классическими методами, такими как CBAM и SE.

Степень достоверности результатов исследований. Достоверность результатов, полученных в работе – улучшение показателей точности навигации по сравнению с известными методами, подтверждается данными имитационных и натурных экспериментов.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на международных и всероссийских конференциях: Конференция XLV Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С. П. Королева и других выдающихся отечественных ученых – пионеров освоения космического пространства («Королевские чтения-2021») (Москва, 30 марта – 02 апреля 2021 года 2023 года); Конференция XLVI Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С. П. Королева и других выдающихся отечественных ученых – пионеров освоения космического пространства («Королевские чтения-2022») (Москва, 25–28 января 2022 года); Конференция XLVII Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С. П. Королева и других выдающихся отечественных ученых – пионеров освоения космического пространства («Королевские чтения-2023») (Москва, 24–27 января 2023 года); 21-й Всероссийская конференция с международным участием «Математические методы распознавания образов» (ММРО-2023) (Москва, 12-15 Декабря, 2023 года); Конференция XLVIII Академические чтения по космонавтике, посвященные памяти академика С. П. Королева и других выдающихся отечественных ученых – пионеров освоения космического пространства («Королевские чтения-2024») (Москва, 24–27 января 2024 года); Международная научно-техническая конференция "Автоматизация" (27-29 Сентября 2024 г., Сочи, Россия) и на научных семинарах и заседаниях кафедры «Системы автоматического управления» МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Публикации. По теме диссертации опубликовано 14 работ, из них 3 – в изданиях из перечня ВАК РФ и 5 – в изданиях, индексируемых международной базой научного цитирования (Web of Science, Scopus).

Структура и объем работы. Диссертация состоит из списка сокращений, введения, пяти глав, заключения, рекомендаций и списка литературы. В начале каждой главы дается краткий обзор состояния соответствующих исследований. Общий объем диссертации составляет 179 страниц текста с 83 рисунками и 9 таблицами. Список цитированной литературы из 103 наименований.

ОСНОВНОЕ СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы диссертации, определены цель и задачи исследования, отражены научная новизна работы и

практическая значимость полученных результатов, приведено краткое содержание диссертации по главам.

В первой главе представлены современные мобильные роботы и их навигационные системы, описаны основные методы инерциально-спутниковой и инерциально-визуальной навигации, а также проанализированы методы представления вращений в математике. В последние годы исследователи активно развивают интеграцию инерциальной и визуальной информации для повышения устойчивости и точности работы навигационных систем в условиях отсутствия или нарушения спутниковых сигналов.

Для решения задач навигации и локализации в сложных условиях, таких как движение в городских пространствах с высоким уровнем зашумленности сигналов и в помещениях с полным отсутствием ГНСС-сигналов, используется комбинирование данных с различных датчиков, включая инерциальные модули и камеры. Такая тесно связанная интеграция данных позволяет значительно повысить точность навигации, сократить вероятность ошибок в определении местоположения и улучшить адаптацию к сложным условиям окружающей среды.

Помимо точного определения позиции, важным аспектом является построение карты окружающей среды, что особенно актуально для мобильных объектов, работающих в условиях, требующих высокой автономности, таких как автоматизированные склады, спасательные операции в замкнутых пространствах и работы в шахтах. Методы оценки состояния и алгоритмы навигации, представленные в этой главе, направлены на обеспечение устойчивой работы системы в условиях ограниченных данных и высокой неопределенности внешней среды.

Вторая глава посвящена основным понятиям интегрированной навигации. Представлены основные компоненты интегрированной навигационной системы ИНС/ГНСС.

Кроме того, предложена адаптивная структура фильтрации, которая, по сравнению с традиционными подходами, демонстрирует лучшую способность адаптации к изменениям входных сигналов. Такой подход значительно улучшает устойчивость и точность фильтрации, особенно в условиях сложных шумовых характеристик, что ранее не удавалось добиться в классических работах из-за их недостаточной гибкости и устойчивости к негауссовским возмущениям.

Предположим, что нелинейная дискретная система может быть смоделирована следующим образом: $x_k = f(x_{k-1}) + \omega_{k-1}$, $y_k = h(x_k) + r_k$, где x_k — это вектор состояния с ковариационной матрицей P_k , а остальные термины имеют те же значения, что и в уравнении (5). Начальное состояние оценки и его ковариационная матрица заданы как $\hat{x}_0 = E(x_0)$ и $P_0 = E[(x_0 - \hat{x}_0)(x_0 - \hat{x}_0)^T]$. Аналогично, состояние оценки и его ковариационная матрица в момент времени $k - 1$ заданы как $\hat{x}_{k-1} = E(x_{k-1})$.

Аналогично, состояние оценки и его ковариационная матрица в момент времени $k - 1$ заданы как

$$\hat{x}_{k-1} = E(x_{k-1}), \quad (1)$$

$$P_{k-1} = E[(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1})(x_{k-1} - \hat{x}_{k-1})^T]. \quad (2)$$

Процедура предложенного адаптивно-робастного кубатурного фильтра Калмана с квадратным корнем, описывается следующим образом:

Шаг 1: Применение несмещённого преобразования с симметричными сигма-точками

Здесь выполняется несмещённое преобразование для нелинейной системы с $2n + 1$ сигма-точками. Каждая сигма-точка $\chi_{(i,k-1)}$ генерируется из априорной оценки состояния $\hat{x}_{(k-1)}$ и ковариационной матрицы состояния $P_{(k-1)}$.

Формулы:

$$\chi_{(0,k-1)} = \hat{x}_{(k-1)} - \text{центральная сигма - точка.}$$

$$\chi_{(i,k-1)} = \hat{x}_{(k-1)} + \sqrt{n + \delta} \left(\sqrt{P_{(k-1)}} \right)_i, \quad i = 1, 2, \dots, n. \quad (3)$$

$$\chi_{(i,k-1)} = \hat{x}_{(k-1)} - \sqrt{n + \delta} \left(\sqrt{P_{(k-1)}} \right)_i, \quad i = n + 1, n + 2, \dots, 2n.$$

Здесь $\delta = \phi^2(n + \kappa) - n$, где ϕ контролирует распределение сигма-точек, а $\sqrt{P_{(k-1)}}$ это фактор Холецкого для ковариационной матрицы состояния $P_{(k-1)}$.

Шаг 2: Обновление по времени (Time update)

На этом этапе происходит предсказание состояния системы и ковариационной матрицы на текущий момент времени k , основываясь на предыдущем состоянии $k - 1$ и динамике системы.

$$\hat{x}_{(k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m \chi_{(i,k|k-1)}, \quad (4)$$

где ω_i^m — это веса сигма-точек. Это предсказанное состояние в момент времени k , основанное на динамике системы.

Ковариационная матрица предсказания состояния:

$$P_{(k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\chi_{(i,k|k-1)} - \hat{x}_{(k|k-1)}) (\chi_{(i,k|k-1)} - \hat{x}_{(k|k-1)})^T + Q_k, \quad (5)$$

где Q_k — это ковариационная матрица процесса.

Шаг 3: Обновление ковариационной матрицы измерений

На этом этапе выполняется обновление оценки измерений и ковариационной матрицы с учётом нелинейной зависимости от сигма-точек.

Формула для вычисления нелинейных измерений:

$$y_{(i,k|k-1)} = h(\chi_{(i,k-1)}), \quad (6)$$

где h — это нелинейная функция, которая связывает состояние системы с наблюдениями.

Среднее предсказанное значение измерений:

$$\hat{y}_{(k|k-1)} = \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^m y_{(i,k|k-1)}, \quad (7)$$

Обновлённое значение ковариации измерений:

$$\xi_k = R_k^{-1/2} (\hat{y}_{(k|k-1)} - y_k), \quad (8)$$

Здесь ξ_k – это вектор инноваций, а Ψ – диагональная матрица, которая описывает взвешенные ошибки измерений.

Обновлённая ковариационная матрица измерений:

$$\tilde{R}_k = R_k^{T/2} \Psi^{-1} R_k^{-1/2}, \quad (9)$$

Шаг 4: Обновление фактора затухания

Фактор затухания α_k используется для увеличения влияния новых измерений, если они более важны, чем предсказанные значения.

Вычисление остатка измерений:

$$v_k = y_k - \hat{y}_{(k|k-1)}, \quad (10)$$

Ковариация инноваций:

$$C_{(0,k)} = \begin{cases} v_k v_k^T, & k = 1 \\ \frac{\lambda C_{(0,k-1)} + v_k v_k^T}{1 + \lambda}, & k > 1 \end{cases} \quad (11)$$

Фактор затухания:

$$\alpha_0 = \frac{\text{tr}(C_{(0,k)} - R_k)}{\text{tr}(\sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (y_{(k,i)} - \hat{y}_{(k|k-1)})(y_{(k,i)} - \hat{y}_{(k|k-1)})^T)}, \quad (12)$$

Финальное значение фактора затухания:

$$\alpha_k = \begin{cases} \alpha_0, & \alpha_0 > 1 \\ 1, & \alpha_0 \leq 1 \end{cases} \quad (13)$$

Шаг 5: Обновление по измерениям (Measurement update)

На заключительном этапе происходит корректировка состояния системы на основе полученных измерений.

Ковариационная матрица обновляется с учётом фактора затухания:

$$\tilde{R}_k = R_k^{T/2} \Psi^{-1} R_k^{-1/2}, \quad (14)$$

$$P_{(k|k-1)} = \alpha_k \left[\sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\chi_{(i,k|k-1)} - \hat{x}_{(k|k-1)})(\chi_{(i,k|k-1)} - \hat{x}_{(k|k-1)})^T + Q_k \right], \quad (15)$$

Ковариация измерений:

$$P_{y_k y_k} = \alpha_k \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (y_{(k,i)} - \hat{y}_{(k|k-1)})(y_{(k,i)} - \hat{y}_{(k|k-1)})^T + \tilde{R}_k, \quad (16)$$

Кросс-ковариация между состоянием и измерениями:

$$P_{x_k y_k} = \alpha_k \sum_{i=0}^{2n} \omega_i^c (\chi_{(k,i)} - \hat{x}_{(k|k-1)})(y_{(k,i)} - \hat{y}_{(k|k-1)})^T, \quad (17)$$

Окончательное обновление ковариационной матрицы состояния:

$$P_{((k|k)} = P_{(k|k-1)} - K_k P_{y_k y_k} K_k^T, \quad (18)$$

Оценка состояния:

$$\hat{x}_{(k|k)} = \hat{x}_{(k|k-1)} + K_k (y_k - \hat{y}_{(k|k-1)}), \quad (19)$$

где K_k – это матрица Калмана, которая взвешивает новые измерения относительно предсказанного состояния.

Основные различия между предложенным алгоритмом и классическим фильтром Калмана в кубатуре заключаются в коэффициенте α_k и улучшенной матрице шума \tilde{R}_k .

В третьей главе разработаны алгоритмы инерциально-визуальной навигационной системы с повышенной точностью и производительностью.

Для работы визуальной навигационной системы в условиях слабой текстуры или плохого освещения, где точечные признаки оказываются недостаточно эффективными, предлагается введение линейных признаков с использованием координат Плюккера, что значительно улучшает производительность системы в таких ситуациях. Координаты Плюккера для представления отрезка в трёхмерном пространстве состоят из двух векторов: направления \mathbf{d} и момента \mathbf{n} . Если отрезок проходит через две точки \mathbf{p}_1 и \mathbf{p}_2 , то координаты Плюккера задаются следующими формулами: Вектор направления: $\mathbf{d} = \mathbf{p}_2 - \mathbf{p}_1$, Вектор момента: $\mathbf{n} = \mathbf{p}_1 \times \mathbf{p}_2$. Эти векторы \mathbf{d} и \mathbf{n} удовлетворяют ограничению: $\mathbf{d} \cdot \mathbf{n} = 0$. Таким образом, координаты Плюккера избыточны, но это ограничение делает их удобными для различных вычислений в задачах трёхмерной геометрии.

Введение линейных признаков (линий) в визуальную SLAM-систему наряду с точечными признаками приносит несколько преимуществ. Линейные признаки отличаются устойчивостью к изменениям освещения и шумам, обладают простотой обработки и сопоставления данных. Кроме того, линии предоставляют дополнительные геометрические данные, что способствует точной локализации камеры и построению карты.

Таблица 1

Сравнение результатов оценивании траектории мобильных объектов на основе различных визуальных навигационных систем на наборе данных TUM

Последовательности набора данных	ORB- SLAM2	LSD-SLAM	PL-SLAM	(LSD-ORB- SLAM)
fr1_xyz	1.38	9.00	1.21	0.60
fr1_floor	8.71	38.07	7.59	1.76
fr2_xyz	0.54	2.15	0.43	0.29
fr3_sitting_xyz	0.08	7.73	0.066	0.057

В таблице 1 приведены сравнения результатов оценивании траектории на основе этих различных систем.

Далее отмечено, что методы глубокого обучения и CNN (свёрточных нейронных сетей) играют важную роль в области компьютерного зрения, и их применение в навигационных системах открывает возможности для значительных улучшений. В этой связи рассматривается возможность

замены трёх ключевых модулей классической системы ORB-SLAM на методы глубокого обучения.

На Рис.1 показана общая схема структуры предложенной визуальной навигационной системы. Во-первых, для повышения способности обнаружения и локализации объектов в изображении предлагается улучшенная версия сети YOLOv8 называется YOLOv8s-Strongest. Она позволяет точно идентифицировать и различать статические и динамические объекты. Во-вторых, лёгкий нейросетевой модуль ConvPoint предлагается в качестве замены для традиционных алгоритмов извлечения признаков, таких как ORB или SURF. ConvPoint позволяет извлекать ключевые точки, но при этом навигационная система отбрасывает те из них, которые попадают на динамические объекты, идентифицированные YOLOv8s-Strongest, чтобы предотвратить искажения при построении карты. Во-третьих, внесённые изменения также касаются модуля обнаружения замыканий (loop closure), который играет решающую роль в повышении точности навигации, минимизируя как локальные, так и глобальные ошибки в оценке траектории. В этом контексте используется сеть VLADNet, разработанная для извлечения глобальных векторов признаков типа VLAD, что заменяет традиционные методы «мешка слов» и способствует улучшению вычислительной эффективности и снижению требований к памяти системы.

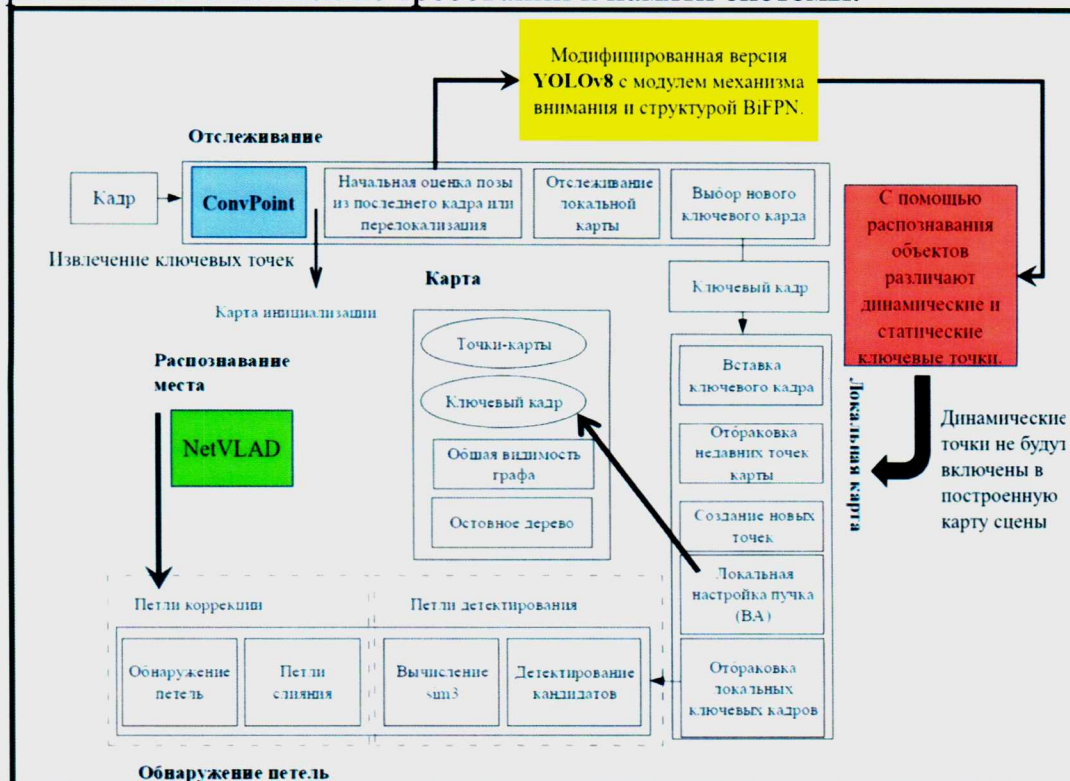


Рис.1. Общая схема структуры предложенной и улучшенной визуальной навигационной системы (цветные части обозначают модули на основе глубокого обучения)

Все три предложенные нейросетевые модели являются лёгкими и интегрированы с исходной архитектурой ORB-SLAM, сохраняя преимущества многопоточности C++ для обеспечения работы системы в реальном времени. Модифицированная инерциально-визуальная навигационная система CNN-SLAM демонстрирует заметное повышение точности в статических и динамических сценах.

В четвертой главе представлены результаты всех экспериментов исследования. Для оценивания эффективности различных методов и алгоритмов использованы реальные данные из известных наборов данных.

Согласно результатам экспериментов, было показано, что использование ИНС позволяет тесно связанной интегрированной навигационной системе достигать значительно лучших результатов по сравнению с использованием только ГНСС. Разработанный робастный адаптивный КФК продемонстрировал более высокую производительность по сравнению с классическим КФК, а также обеспечил большую надежность в работе системы. Ошибки в оценке скорости и местоположения были значительно снижены, что подтверждает эффективность предложенного подхода.

Таким образом, реальный набор данных в городской среде, содержащий сцены, богатые окклюзией и аномальным шумом, является идеальным местом для проверки рациональности и эффективности предложенного нами алгоритма. Был выбран набор данных с открытым исходным кодом (UrbanNav, <https://github.com/IPNL-POLYU/UrbanNavDataset>), полученный в Токио, Япония, типичных бетонных джунглях со множеством высоких зданий и мостов, которые создают помехи интегрированной навигационной системе, создавая множество негауссовских шумов.

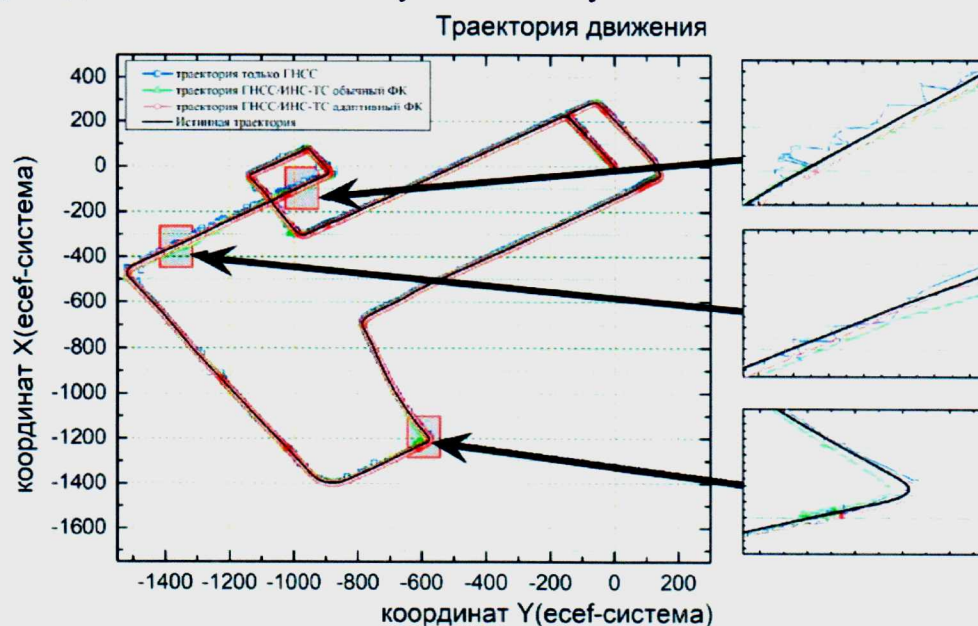


Рис. 2. Результаты оценивания траектории разных алгоритмов

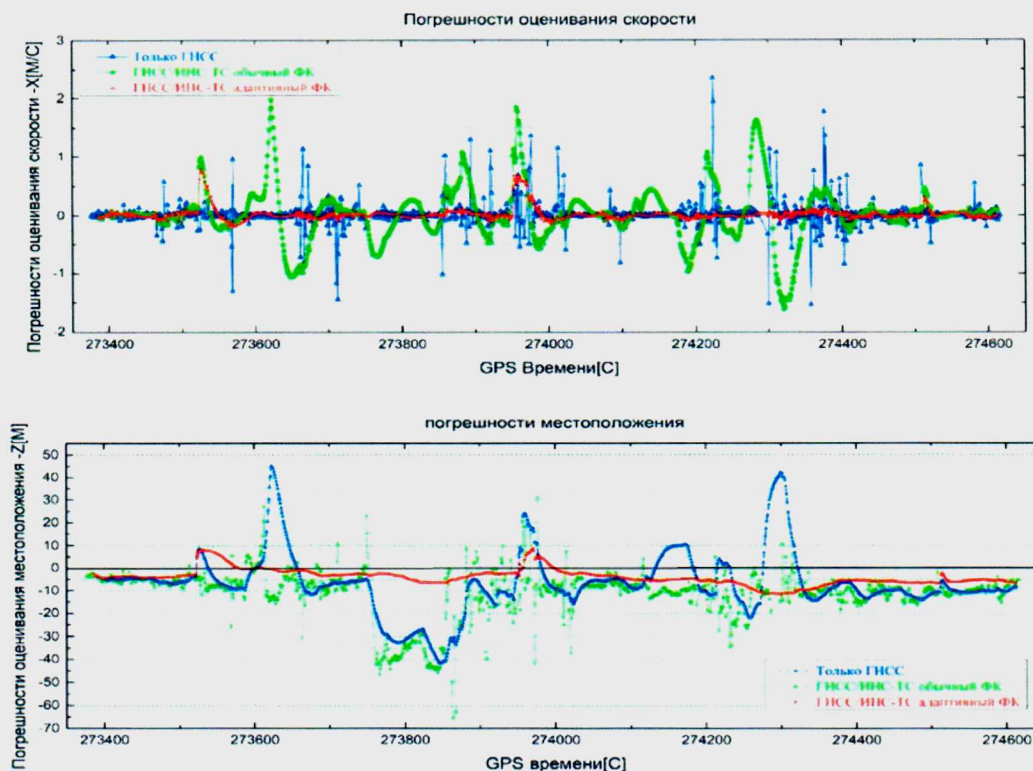


Рис. 3. Результаты оценивания траектории разных алгоритмов

На Рис. 2 и на Рис. 3 представлены результаты экспериментов и оценки траекторий различных алгоритмов. Результаты показывают, что предложенный нами алгоритм обеспечивает более плавную оценку траекторий, а анализ ошибок свидетельствует о повышенной точности навигации.

Тестирование обновлённой системы проводилось на широко используемых наборах данных TUM и KITTI, что позволило оценить её производительность как в условиях внутренних помещений, так и на открытых площадках. Для оценки эффективности SLAM-систем используются четыре основных критерия: точность, время реакции, память и вычислительная сложность. Точность включает такие параметры, как абсолютная ошибка траектории (ATE) и относительная ошибка позы (RPE), позволяющие оценить уровень соответствия оцененной траектории реальной. Время реакции определяется задержкой вычислений и частотой обработки кадров. Память характеризуется объемом, необходимым для хранения данных о карте, траектории и промежуточных вычислениях, а также эффективностью использования памяти благодаря оптимизации хранения данных. Вычислительная сложность отражает потребление ресурсов процессора. В нашей исследовательской работе основное внимание уделяется оценке траектории и движения, поэтому глобальная ошибка оценки траектории (ATE) является ключевым показателем и была выбрана в качестве основного критерия. В то же время в области навигации

чрезвычайно важна реальная временная обработка, поэтому также учитывается количество кадров в секунду.

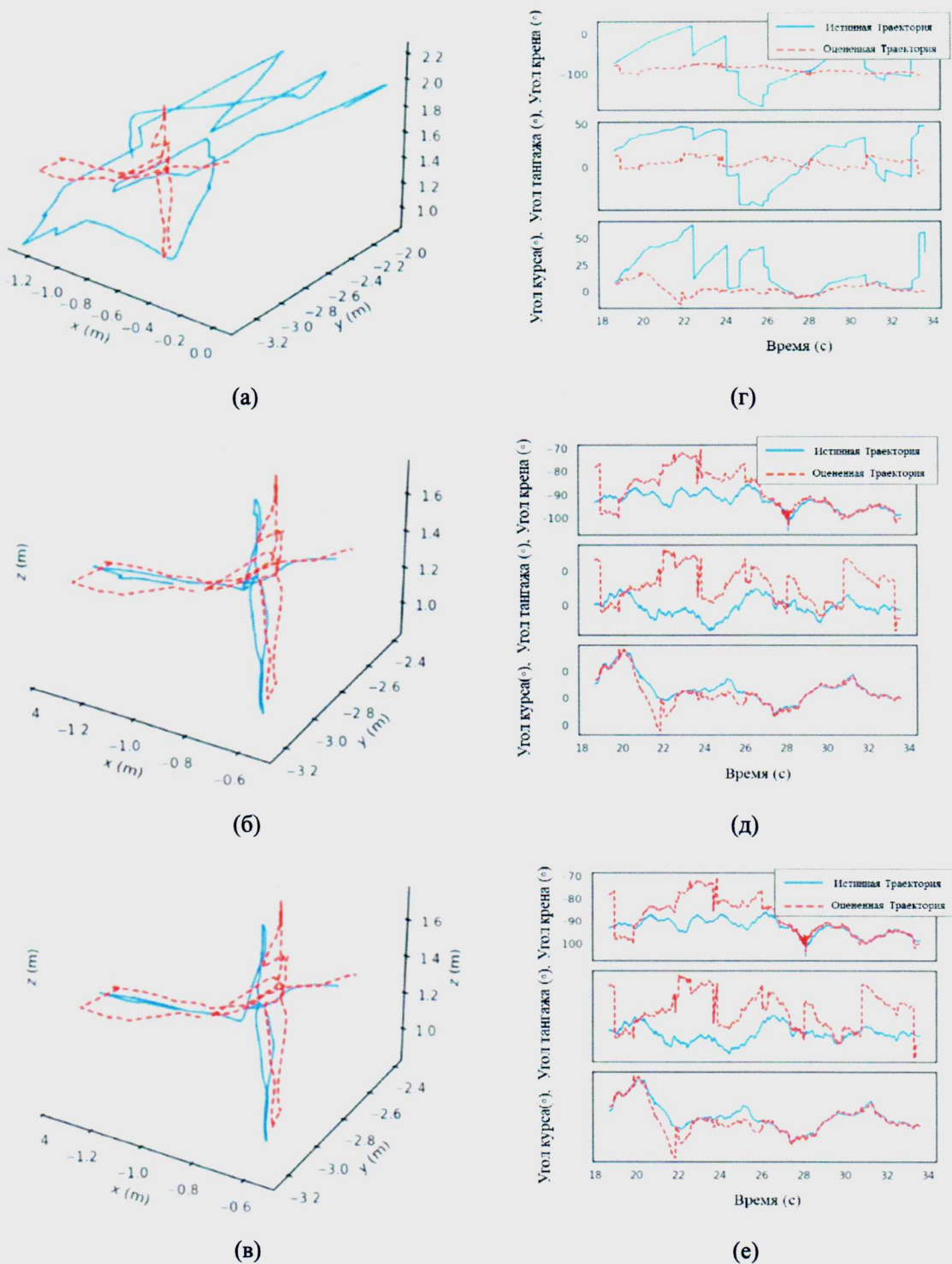


Рис. 4. Сравнение результатов оценок и погрешностей траектории робота на основе различных визуальных навигационных систем

На Рис.4(а–в) показано сравнение систем ORB-SLAM2, Dyna-SLAM и CNN-SLAM с траекторией позиционирования и реальной траекторией движения камеры в динамической сцене. На Рис.4(г–е) продемонстрирована

отклонения между оценёнными значениями и реальными значениями углов крена, тангажа и курса в трёхмерной декартовой системе координат. Красная линия представляет эталонную траекторию, а синяя линия — оценённую траекторию.

Таблица 2

Сравнение результатов оценивании траектории мобильных объектов на основе различных визуальных навигационных систем на наборе данных TUM

Sequence	DynaSLAM	DS-SLAM	ORB-SLAM	YPD-SLAM	CNN-SLAM
<i>w_halfsphere</i>	0.025	0.033	0.351	0.0297	0.0272
<i>w_xyz</i>	0.015	0.019	0.459	0.0161	0.0160
<i>w_rpy</i>	0.035	0.039	0.662	0.0345	0.0330
<i>w_static</i>	0.006	0.013	0.090	0.0072	0.0095
<i>s_halfsphere</i>	0.017	0.022	0.020	—	0.0181
<i>s_xyz</i>	0.015	0.016	0.009	—	0.0114

В таблице 2 приведены сравнения результатов оценивании траектории мобильных объектов. Усовершенствованная версия визуальной системы на основе ORB-SLAM, называемая CNN-SLAM, использует модифицированную версию под названием YOLOv8s-Strongest для семантической сегментации, что обеспечивает более высокую скорость по сравнению с Mask-RCNN и позволяет работать в режиме реального времени. Для сравнения были выбраны DS-SLAM и DynaSLAM, так как они являются ведущими решениями в области динамического SLAM, успешно сочетающими семантическую сегментацию и визуальный SLAM. Особенно DynaSLAM демонстрирует наивысшую точность в динамических сценах. Несмотря на то, что ORB-SLAM изначально не предназначен для работы в динамической среде и демонстрирует значительные ошибки в таких условиях, он включен в сравнение, поскольку является основой для разработанного алгоритма. Сравнение с ORB-SLAM наглядно демонстрирует значимость предложенных улучшений для работы в динамических условиях, так как предлагаемая система визуального SLAM достигает высокой точности и устойчивости в таких сценах.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Основные результаты исследования можно резюмировать следующим образом:

1. Разработан новый алгоритм адаптивного и робастного КФК по сравнению с традиционным РФК и КФК для задачи интеграции ИНС/ГНСС на основе тесно связанной схемы комплексирования, который повышает точность на 10–25% по сравнению с РФК и на 5–15% по сравнению с КФК.
2. Разработана новая система, называемая CNN-SLAM, с использованием глубокого обучения и сверточных сетей под названием модифицированная YOLOv8, ConvPoint, и VLADNet, позволяющая повысить точность метода визуального SLAM (погрешность уменьшена максимум на 57,3% в динамических средах чем классическая система ORB-SLAM).
3. Разработана новая система LSD-ORB-SLAM с использованием линейных и точечных особенностей в пространстве, которая повышает точность на 5% по сравнению с ORB-SLAM и на 15% по сравнению с LSD-SLAM.

Полученные результаты могут быть полезны в перспективных исследованиях, где используется технология робастного и адаптивного фильтра или метода ИИ для повышения точности определения навигации при пропадании сигналов ГНСС.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Шэнь Синь, Лукьянов В.В., Неусыпин К.А., У Го. Методы нелинейной фильтрации для оценки состояния динамических систем и применения в навигации // Приборы и системы, управление, контроль, диагностика. 2024, № 3, С. 49–57. (0.92 п.л. / 0.23 п.л.).
2. Шэнь Синь, У Го, Лукьянов В.В., Неусыпин К.А. Применение модифицированной нейронной сети YOLOv5 для распознавания движущихся людей в помещении // Автоматизация. Современные технологии. 2024. С. 362-370. (1.04 п.л. / 0.26 п.л.).
3. Шэнь Синь. Серебряный В. В., Шеруев М. А., Го У., Пак Л. А. Супервизорная система для коллаборативной робототехнической ячейки на основе RGBD-камеры // Автоматизация. Современные технологии. 2024. Т. 78. № 8. С. 350-358. (1.04 п.л. / 0.21 п.л.).
4. Shen Xin, and Vadim Lukyanov. November. Nonlinear filtering methods for the state estimation of dynamic systems and applications in navigation // AIP Conference Proceedings. Volume 2549. 2023. <https://doi.org/10.1063/5.0107936>. (1.39 п.л. / 0.70 п.л.).
5. Shen Xin, Wu Guo and Vadim Lukyanov, Moving Person Detection Based on Modified YOLOv5 // 8th International Conference on Interactive Collaborative Robotics (ICR, Baku, Azerbaijan). 2023. P. 47-58. (1.39 п.л. / 0.46 п.л.).
6. Wu Guo, Shen Xin and Vladimir Serebrenny. Attention Guided In-hand Mechanical Tools Recognition in Human-Robot Collaborative Process // 8th International Conference on Interactive Collaborative Robotics (ICR Baku, Azerbaijan). 2023, P. 1-12. (1.39 п.л. / 0.46 п.л.).

7. Shen Xin, Lukyanov V.V. Application of Adaptively Maximum Correntropy Based Robust Kalman Filter in Integrated Navigation System // IEEE International Conference Russian Automation Conference (RusAutoCon). 2024. P. 708-714. (0.69 п.л. / 0.35 п.л.).
8. Shen Xin, Lukyanov V.V. An Improved Lightweight Network for Real-Time Detection of Potential Risks for Autonomous Vehicles // IEEE International Conference Russian Automation Conference (RusAutoCon). 2024. P. 583-588. (0.69 п.л. / 0.35 п.л.).
9. Шэнь Синь., Лукьянов В.В. Методы нелинейной фильтрации для оценки состояния динамических систем и применения в навигации // Тез. докл. Конференции «XLV Академические чтения по космонавтике, Москва, 30 марта-02 апреля 2021 г.», 2021. С. 404-405. (0.23 п.л. / 0.12 п.л.).
10. Шэнь Синь., Лукьянов В.В. Адаптивный расширенный фильтр Калмана для обработки аномальных измерений спутниковых навигационных систем // Тез. докл. Конференции «XLVI Академические чтения по космонавтике, Москва, 25 января-28 января 2022 г.», 2022. С. 458-460. (0.35 п.л. / 0.18 п.л.).
11. Шэнь Синь., Лукьянов В.В. Применение особенности линии в визуальной навигационной системе. // Тез. докл. Конференции «XLVII Академические чтения по космонавтике, Москва, 24 января-27 января 2023 г.», 2023. С. 192-194. (0.35 п.л. / 0.18 п.л.).
12. Шэнь Синь, Цзинь Цзюнь, У Го, Лукьянов В.В. Применение механизмов внимания и увеличения набора данных для задач обнаружения мелких объектов. // Тезисы докладов 21-й Всероссийской конференции с международным участием. Москва, 2023, С. 134-136. (0.35 п.л./0.09 п.л.).
13. Шэнь Синь, Цзинь Цзюнь, У Го, Лукьянов В.В. Применение технологии динамического отслеживания и семантической сегментации для визуальной навигационной системы мобильных беспилотных объектов // Тезисы докладов 21-й Всероссийской конференции с международным участием. Москва, 2023, С. 82-84. (0.35 п.л. / 0.09 п.л.).
14. Цзинь Цзюнь., Шэнь Синь., У Го, Веселовская О.А. Метод ассоциации данных семантического SLAM на основе моделей вероятностного вывода // Тезисы докладов 21-й Всероссийской конференции с международным участием. Москва, 2023, С. 125-127. (0.35 п.л. / 0.09 п.л.).