

На правах рукописи

Ван Чжун

**МЕТОДЫ И АЛГОРИТМЫ ОЦЕНКИ ВЗАИМОПОЛОЖЕНИЯ
БЕСПИЛОТНЫХ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ**

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

АВТОРЕФЕРАТ
диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Ван Чжун

Москва – 2026 г.

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

Научный руководитель: **Смирнова Елена Валентиновна**, д.т.н., доцент
кафедры компьютерных систем и сетей
МГТУ им. Н. Э. Баумана

Официальные
оппоненты: **Саксонов Евгений Александрович**, д.т.н.,
профессор, профессор кафедры математической
кибернетики и информационных технологий
Ордена Трудового Красного Знамени ФГБОУ ВО
"Московский технический университет связи и
информатики"

Алексейчук Андрей Сергеевич, к.ф.-м.н.,
доцент, доцент кафедры 805 математической
кибернетики института №8 компьютерных наук и
прикладной математики ФГАОУ ВО "Московский
авиационный институт (национальный
исследовательский университет)"

Ведущая организация: **Общество с ограниченной ответственностью
«РТСофт-Смарт Грид», г. Москва**

Защита состоится "23" июня 2026 г. в 14 час. 30 мин. на заседании диссертационного совета 24.2.331.14 при МГТУ им. Н.Э. Баумана по адресу: 105005, г. Москва, Госпитальный пер., д. 10, ауд. 613м.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке федерального государственного автономного образовательного учреждения высшего образования МГТУ им. Н.Э. Баумана и на сайте <http://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 «___» _____ 2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета 24.2.331.14,
кандидат технических наук
доцент



Глазков Виталий Владимирович

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы. В последние годы происходит широкое внедрение беспилотных воздушных судов (БВС) в грузовых перевозках, экологическом мониторинге, реагировании на чрезвычайные ситуации, сельском хозяйстве, индустрии развлечений и геодезии. Для групп БВС точное и непрерывное позиционирование является необходимым условием формирования и координации строя. Поддержание, коррекция и реконфигурация формации в соответствии с требованиями миссии и изменениями внешней среды возможны только при наличии достоверной трёхмерной информации о положении каждого БВС в группе.

В настоящее время позиционирование БВС в основном опирается на глобальные навигационные спутниковые системы (ГНСС): одиночное решение обеспечивает метровую, а технология кинематики в реальном времени Real-Time Kinematic (RTK) обеспечивает дециметрово–сантиметровую точность, но требует сети базовых станций и устойчивого канала связи, что повышает стоимость. В городской застройке из-за затенения и многолучевости одной ГНСС недостаточно для обеспечения требуемых точности и доступности. Поэтому для повышения надежности данные ГНСС, инерциальной навигационной системы (ИНС) и других датчиков интегрируются в единую схему оценивания состояния, повышающую доступность и устойчивость в условиях кратковременных потерь результатов измерений.

Объединение данных от нескольких датчиков используется не только при позиционировании одиночного БВС, но и в группах. На архитектурном уровне требуется переход от внутрибортового объединения к единой системе оценивания, совмещающей бортовые данные с межбортовыми наблюдениями и обеспечивающей надежные оценки относительного положения, скорости и ориентации даже при недоступности или помехах ГНСС, что критично для управления строем и координации всех БВС.

Схема совместной навигации в конфигурации «ведущий–ведомый» задаёт чёткую системную структуру: ведущее БВС, используя результаты многодатчиковой интеграции, измерения дальностей модуля сверхширокой полосы (СШП), данные лазерных дальномеров и относительные угловые наблюдения по каналу связи передаёт ведомым БВС оценки их относительного состояния в реальном времени. Эти оценки используются при управлении строем, распределении подзадач и планировании обхода препятствий, формируя замкнутый контур «восприятие – оценивание – координация – управление» без необходимости в развитой наземной инфраструктуре, что повышает автономность и адаптивность системы.

В настоящее время на практике движение ведомого БВС описывается нелинейным уравнением при наличии неопределённых возмущений и шумов измерений, поэтому статические и правила-ориентированные модели не обеспечивают устойчивости. Актуальной становится разработка алгоритмов

оценивания состояния, устойчивых к неопределённости и помехам, учитывающих априорные динамические модели и ограничения строя и обеспечивающих согласованную ассоциацию и взвешенное объединение разнородных наблюдений в реальных условиях.

Степень разработанности темы. Большой вклад в развитие теории оценивания состояния динамических объектов и алгоритмического обеспечения внесли Б.И. Шахтарин, А.И. Перов, Xiao-Rong Li. Разработкой алгоритмов повышения точности навигационных систем успешно занимались и занимаются А.А. Голован, К.А. Неусыпин, О.С. Салычев, М.С. Селезнева, О.А. Степанов, Шень Кай, Чжан Лифэй и др.

Целью диссертационного исследования являлась разработка методов и алгоритмов повышения надёжности, устойчивости и эффективности навигационного комплекса БВС на основе оценки взаимного положения «ведущий–ведомые».

Задачи исследования:

1. Проектирование и обоснование общей архитектуры оценки взаимного положения БВС на базе относительных межбортовых измерений.

2. Разработка алгоритма оценки относительного состояния БВС с использованием критерия степени наблюдаемости и модуля распознавания на основе Трансформера (МРТ).

3. Разработка метода оценки взаимного положения минимальной группы БВС на основе объединения информации ИНС и информации о расстоянии/угле.

4. Разработка адаптивного надежного федеративного фильтра Калмана (ФФК) для навигации групп БВС в условиях недоступности сигналов ГНСС.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Построена архитектура совместной навигации «ведущий–ведомый», объединяющая относительные измерения с инерциальными данными за счёт применения интерактивного многомодельного алгоритма (ИММ-алгоритма) с несколькими моделями движения и циклического контура «измерение–оценка–коррекция», что обеспечивает эффективное комплексирование разнородных источников.

2. Модифицирован ИММ-алгоритм за счёт использования матрицы переходных вероятностей Маркова (МПВ) при выборе оценок в фильтре.

3. Разработан алгоритм оценки состояния на основе критерия степени наблюдаемости и модуля распознавания на базе трансформера, который динамически корректирует и матрицу переходных вероятностей Маркова ИММ, и апостериорные вероятности моделей, что повышает точность при быстрых изменениях динамики положения цели.

4. Разработан алгоритм повышения надёжности измерений ведущего БВС, включающий диагностику по критерию Пирсона и построение модели измерений методом группового учёта аргументов (МГУА).

5. Разработан метод оценки взаимного положения ведущего и ведомого

БВС, в котором оценка относительного состояния ведомого, вычисляемая на ведущем ИММ-фильтром, объединяется с оценками ИНС ведомого в ФФК с модулем псевдоизмерений и адаптивной настройкой ковариаций шумов, что компенсирует дрейф ИНС и повышает точность оценки позиционирования и надёжность системы в сложных условиях наблюдения и при отсутствии ГНСС.

Достоверность и обоснованность полученных теоретических положений и практических результатов обеспечиваются строгим математическим анализом, основанным на алгоритмической обработке экспериментальных данных моделирования навигационных комплексов, а также на результатах обработки сигналов от мультимодальных датчиков. В процессе исследования использованы методы теории управления и навигации, численные методы и математическое моделирование, что позволило провести всестороннюю верификацию и количественную оценку разработанных метода и алгоритмов.

Практическая значимость результатов исследования заключается в возможности применения разработанных метода и алгоритмов при построении навигационного комплекса групп БВС в условиях ограничения или отсутствия сигналов ГНСС. Разработанные алгоритмы могут быть интегрированы в бортовое программное обеспечение для повышения точности и устойчивости позиционирования при выполнении групповых полётов в сложных условиях.

Результаты работы использованы в ООО «Нанкинская интеллектуальная технология „Шуйчжун Юй“» (КНР) и в учебном процессе кафедры систем автоматического управления МГТУ им. Н.Э. Баумана.

Методы исследования. При решении сформулированных задач использовались методы теории автоматического управления, теории навигационных систем, глубокого обучения, теории системного анализа, математического анализа, математического моделирования и программные пакеты MATLAB.

Основные положения диссертационной работы, выносимые на защиту.

1. Алгоритм оценки относительного состояния в конфигурации «ведущий–ведомый» на основе модели Трансформера и критерия степени наблюдаемости переменных состояния, что обеспечивает повышение точности оценки позиционирования в условиях нестационарной динамики.

2. Алгоритм оценки взаимного положения БВС с использованием информации об относительных измерениях, обеспечивающий более высокую точность и устойчивость по сравнению с существующими методами в условиях отсутствия сигналов ГНСС.

3. Навигационный комплекс на основе ФФК с модулем псевдоизмерений, адаптивной настройкой ковариаций шумов и механизмом построения моделей, повышающий точность и надёжность в сложных

условиях наблюдения.

Апробация работы. Основные результаты диссертационной работы докладывались и обсуждались на следующих конференциях: XXXI Санкт-Петербургская международная конференция по интегрированным навигационным системам (Санкт-Петербург, 2024 г.), Будущее машиностроения России: XVII Всероссийская конференция молодых ученых и специалистов (Москва, 2024 г.), Международная научно-практическая конференция «Индустрия 4.0» (Сочи, 2025 г.), I Международная научная конференция «Теория и реализация информационных систем» (Москва, 2025 г.), III Международный конгресс «Русский инженер» (Москва, 2025 г.).

Публикации. По теме диссертации опубликовано 14 научных работ, из них 7 статей в журналах, входящих в перечень ВАК РФ и 1 статья в международном научном издании, индексируемом в базе Scopus.

Структура и объем работы. Работа состоит из введения, четырех глав, заключения, списка литературы из 115 наименований. Текст диссертации изложен на 142 страницах, содержит 60 рисунков и 6 таблиц.

СОДЕРЖАНИЕ РАБОТЫ

Во введении обоснована актуальность темы, определены цели, задачи и методы исследования, отмечены научная новизна и практическая значимость, приведены сведения об апробации, о внедрении результатов, о публикациях, о структуре и объеме диссертации.

В первой главе представлены обзор исследований в области совместной навигации групп БВС, дана классификация основных системных архитектур формаций и описано текущее состояние развития ключевых технологий, а также определены основные проблемы и технологические пути для создания высоконадежных и адаптивных навигационных систем. Там же поставлены задачи исследования.

Во второй главе рассмотрены используемые системы координат, показанные ниже математические модели погрешностей ИНС, измерения расстояний сверхширокой полосы, относительного измерения угла, архитектура совместной навигации.

Модель инерциальной навигационной системы позволяет оценивать ориентацию, скорость и положение по измерениям гироскопов и акселерометров; автономность и помехоустойчивость обусловили её широкое применение, особенно на беспилотных платформах. Бесплатформенная ИНС проще и надежнее, однако интегральные вычисления накапливают шумы и смещения, вызывая дрейф, поэтому требуются модели динамики/ошибок и интеграция с ГНСС и дальномерными измерениями или другими датчиками.

Процесс инерциального вычисления следует последовательности из трех шагов обновления ориентации, скорости и положения:

Шаг 1) В навигационной системе координат дифференциальное уравнение матрицы ориентации имеет следующий вид:

$$\dot{\mathbf{C}}_b^n = \mathbf{C}_b^n [\boldsymbol{\omega}_{ib}^b \times] - [\boldsymbol{\omega}_{in}^n \times] \mathbf{C}_b^n, \quad (1)$$

где $\mathbf{C}_b^n$ – матрица ориентации; $\boldsymbol{\omega}_{ib}^b$ – угловая скорость; $\boldsymbol{\omega}_{in}^n = \boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n$ и $\boldsymbol{\omega}_{ie}^n$ – угловая скорость вращения геоцентрической системы координат относительно инерциальной системы координат; $\boldsymbol{\omega}_{en}^n$ – угловая скорость вращения навигационной системы координат относительно геоцентрической системы координат.

Шаг 2) В навигационной системе координат дифференциальное уравнение скорости имеет следующий вид:

$$\dot{\mathbf{v}}^n = \mathbf{C}_b^n \mathbf{f}_{ib}^b - (2\boldsymbol{\omega}_{ie}^n + \boldsymbol{\omega}_{en}^n) \times \mathbf{v}^n + \mathbf{g}^n, \quad (2)$$

где $\mathbf{v}^n$ – скорость; $\mathbf{f}_{ib}^b$ – ускорение БВС; $\mathbf{g}^n$ – ускорение свободного падения.

Шаг 3) В навигационной системе координат дифференциальное уравнение положения имеет следующий вид:

$$\dot{\mathbf{p}}^n = \mathbf{R}_c \mathbf{v}^n, \quad (3)$$

где $\mathbf{p}^n$ – положение; $\mathbf{R}_c$ – матрица радиусов кривизны.

В связанной системе координат ускорение и угловая скорость, выдаваемые акселерометром и гироскопом, а также основные погрешности могут быть представлены следующим образом:

$$\begin{cases} \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b = \boldsymbol{\omega}_{ib}^b + \mathbf{b}_g + \mathbf{w}_g \\ \boldsymbol{\epsilon}^b = \tilde{\boldsymbol{\omega}}_{ib}^b - \boldsymbol{\omega}_{ib}^b = \mathbf{b}_g + \mathbf{w}_g \\ \tilde{\mathbf{f}}_{ib}^b = \mathbf{f}_{ib}^b + \mathbf{b}_a + \mathbf{w}_a \\ \boldsymbol{\nabla}^b = \tilde{\mathbf{f}}_{ib}^b - \mathbf{f}_{ib}^b = \mathbf{b}_a + \mathbf{w}_a \end{cases}, \quad (4)$$

где $\mathbf{b}_g$ – нулевое смещение гироскопа; $\mathbf{b}_a$ – нулевое смещение акселерометра; $\mathbf{w}_g$ – белый шум измерения угловой скорости гироскопа; $\mathbf{w}_a$ – белый шум измерения ускорения акселерометра.

Модель измерения расстояния СШП. Реальные координаты ведущего БВС с известным абсолютным положением обозначаются как $\mathbf{p}_m = [x_m \ y_m \ z_m]^T$, а реальные координаты ведомого БВС с неизвестным абсолютным положением обозначаются как $\mathbf{p}_s = [x_s \ y_s \ z_s]^T$. С помощью устройства СШП можно получить расстояние между i -м и j -м БВС:

$$\hat{d}_{ij} = d_{ij} + \nu_{ij}; \quad (5)$$

$$d_{ij} = \|\mathbf{p}_i - \mathbf{p}_j\| = \sqrt{(x_i - x_j)^2 + (y_i - y_j)^2 + (z_i - z_j)^2}, \quad (6)$$

где d_{ij} – евклидово расстояние между i -м и j -м БВС; ν_{ij} – ошибка измерения расстояния устройством СШП. В идеальном случае можно моделировать ошибку как гауссовый белый шум $\nu \sim N(0, \sigma_d^2)$.

Модель относительного измерения угла. Модель наблюдения азимута и угла места:

$$\tilde{\phi} = \phi + \nu_{\phi}; \quad \tilde{\theta} = \theta + \nu_{\theta}, \quad (7)$$

где $\tilde{\phi}$, $\tilde{\theta}$ – измеренные камерой значения азимута и угла места между БВС; ϕ , θ – истинные значения азимута и угла места; ν_{ϕ} , ν_{θ} – белые шумы измерений азимута и угла места.

Архитектура совместной навигации. Предложен метод оценки взаимоположения минимальной кооперативной единицы БВС (ведущий–ведомый) с объединением измерений расстояния/угла (Рисунок 1), обеспечивающий высокую точность позиционирования в сложных условиях.

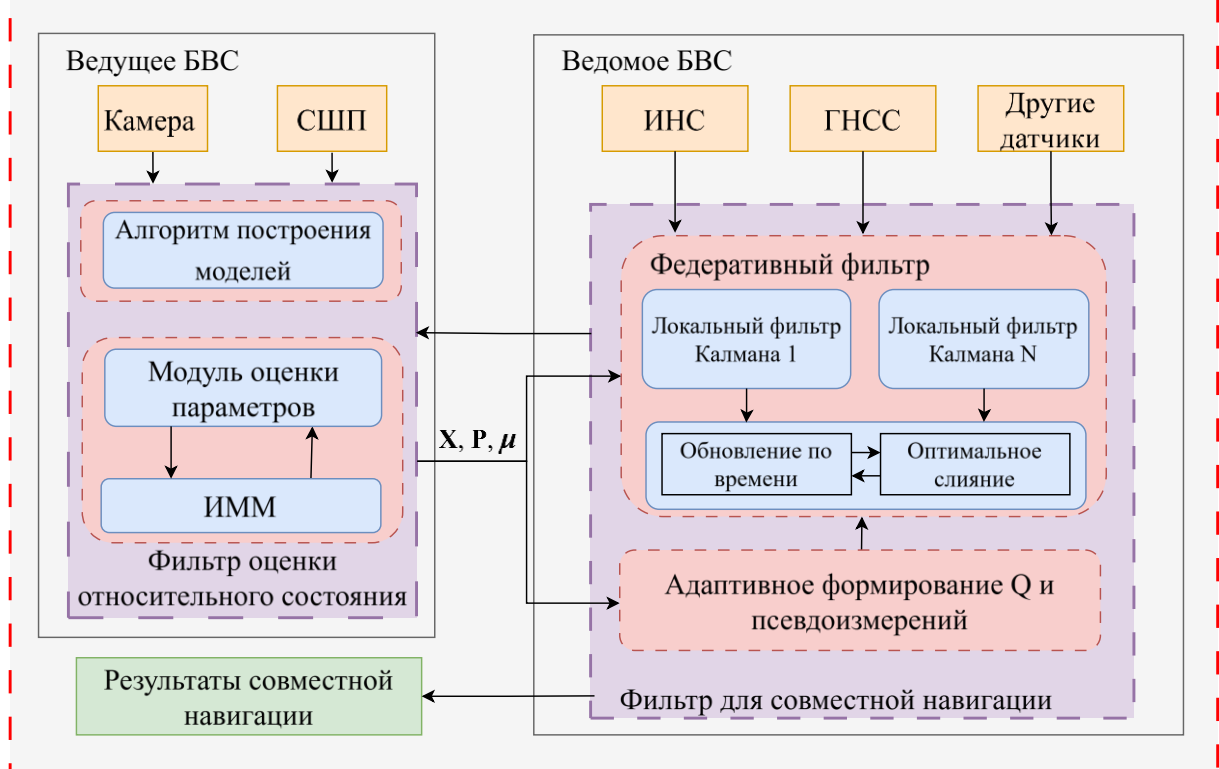


Рисунок 1 – Общая схема взаимоположения минимального совместного узла на основе объединения данных о расстоянии/угле

В третьей главе разработаны алгоритмы для реализации оценки взаимоположения ведущего и ведомого БВС.

Алгоритм оценки относительного состояния с использованием критерия степени наблюдаемости, который основан на ИММ-алгоритме и отличается адаптивной модификацией МПВ. Система оценки состояния ведомого БВС выражена следующим уравнением:

$$\begin{aligned} \mathbf{x}_k &= \Phi_{k/k-1} \mathbf{x}_{k-1} + \Gamma_{k-1} \omega_{k-1}; \\ \mathbf{z}_k &= \mathbf{H}_k \mathbf{x}_k + \nu_k. \end{aligned} \quad (8)$$

где $\mathbf{x}_k \in \mathbb{R}^n$ – вектор состояния; $\mathbf{z}_k \in \mathbb{R}^m$ – вектор измерений; $\omega_k \in \mathbb{R}^l$ и $\nu_k \in \mathbb{R}^m$ – белые гауссовы шумы процесса и измерений ($E[\omega_k \nu_k^T] = 0$); $\Phi_{k/k-1} \in \mathbb{R}^{n \times n}$ – матрица системы задаётся для каждой модели в ИММ, при этом рассматриваются две модели движения: равномерное прямолинейное

движение и равномерный поворот; $\mathbf{\Gamma}_{k-1} \in \mathbb{R}^{n \times l}$ – матрица входного шума; $\mathbf{H}_k \in \mathbb{R}^{m \times n}$ – матрица измерений.

Численный критерий степени наблюдаемости (DoO) имеет вид:

$$D_k^i = \frac{E_k[(x^i)^2]}{E_k[(y^i)^2] \sum_{j=1}^n (a_{j,k}^i)^2}, \quad (9)$$

где $E_k[(x^i)^2]$ – дисперсия произвольной i -ой компоненты вектора состояния; $E_k[(y^i)^2]$ – дисперсия приведенной измеряемой i -ой компоненты вектора измерений.

Предложено использовать DoO для онлайн-модификации МПВ для вычисления точности оценок и скорости сходимости соответствующих фильтров, что позволяет динамически вычислять поправочные коэффициенты к элементам МПВ с учётом текущих условий наблюдения:

$$\Lambda_{i,k}^\xi = \frac{d_{i,k}^\xi}{d_{i,k}^1 + d_{i,k}^2 + \dots + d_{i,k}^N}, \quad (10)$$

где $\Lambda_{i,k}^\xi$ – поправочные коэффициенты для локального фильтра; $d_{i,k}^\xi$ – значение DoO для состояния $x_{i,k}^\xi$ ($\xi = 1, \dots, N, i = 1, \dots, n$).

Обновление матрицы переходных вероятностей $\mathbf{\Pi}_k = [\pi_{ij}^{k,1}]$ в ИММ по критерию DoO имеет вид:

$$\pi_{ij}^{k,1} = \frac{\pi_{ij}^{k,0}}{\sum_{j=1}^N \pi_{ij}^{k,0}} = \frac{(\Lambda_{i,k}^\xi)^\lambda \pi_{ij}^{k-1}}{\sum_{j=1}^N (\Lambda_{i,k}^\xi)^\lambda \pi_{ij}^{k-1}}, \quad (11)$$

где: $0 \leq \lambda \leq 1$ – коэффициент адаптации, задающий скорость изменения МПВ под действием критерия DoO.

Адаптивный алгоритм оценки вероятностей моделей на основе глубокого обучения, реализованный в МРТ предназначен для анализа информации, содержащейся во входной последовательности $\mathbf{z}_{1:k}$, с целью получения оценок матрицы системы $\mathbf{\Phi}_{k/k-1}$ и апостериорных вероятности модели движения μ_k^i . Помимо этого, при условии адекватного обучения сети, МРТ способна непосредственно предоставлять эти оценки в пределах допустимых погрешностей без использования дополнительной априорной информации. Структура МРТ представлена на Рисунке 2 и содержит три слоя: извлечения признаков, распознавания и линейного слоя вывода. Таким образом, МРТ может определить набор матриц системы $\mathbf{\Phi}_{k/k-1}$, соответствующих каждой точке траектории.

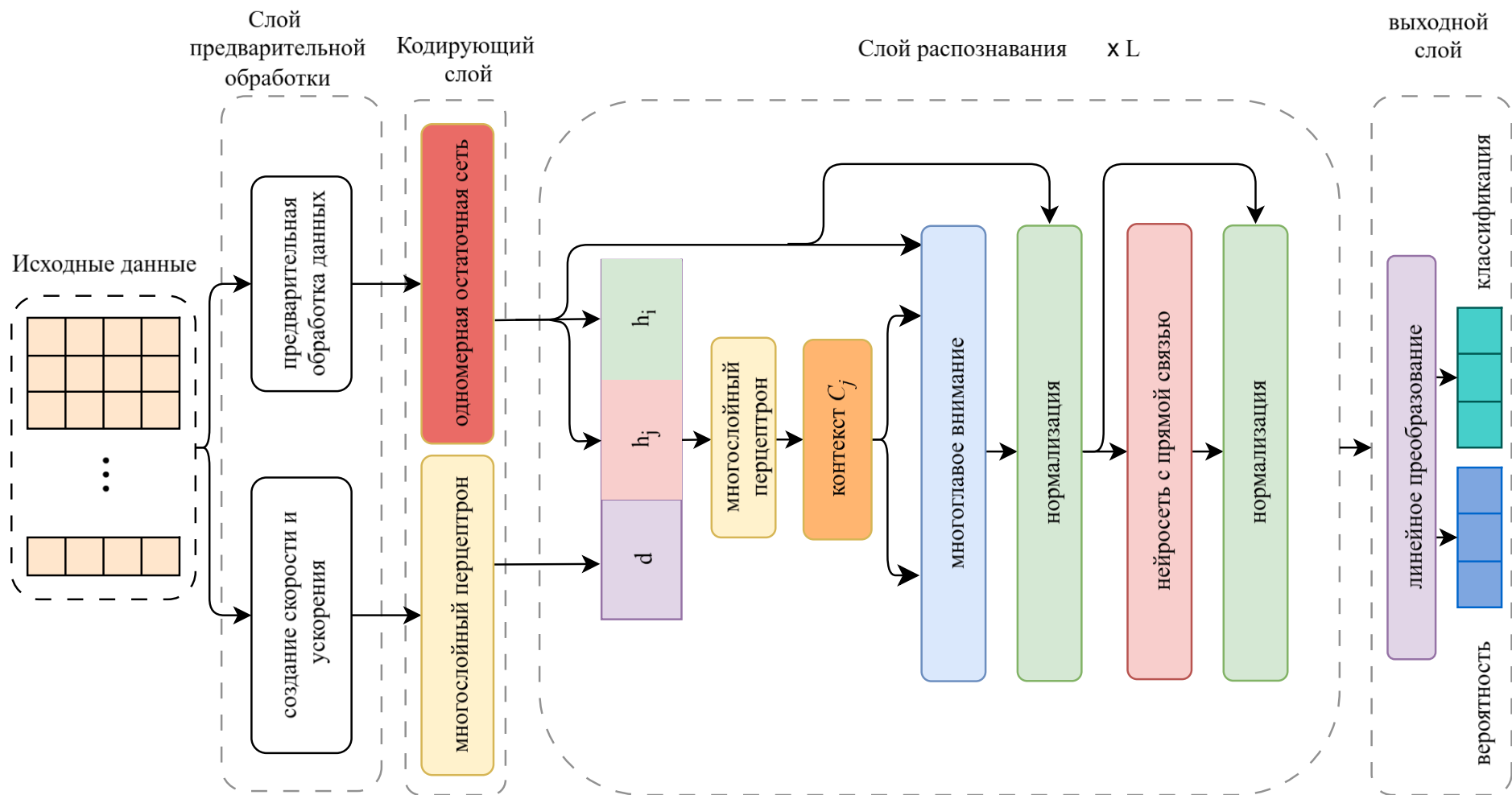


Рисунок 2 – Функциональная схема МРТ

Модификация ИММ-алгоритма с использованием DoO и глубокого обучения (МИММ), точность которого обеспечивается двумя механизмами: оценка различия наблюдаемости подмоделей DoO в реальном времени корректирует матрицу МПВ, оптимизируя переключения между подмоделями ИММ-алгоритма; МРТ по историческим траекториям прогнозирует режим движения ведомого БВС и выдаёт априорные вероятности моделей. Эти априорные вероятности не заменяют классическое обновление в ИММ-алгоритме, а объединяются с ним в динамическую смесь; на этапе ввода взаимодействия МИММ выполняется взвешивание вероятностей:

$$\mu_{j,k}^C = (1 - \alpha_k) \cdot \mu_{j,k}^\Gamma + \alpha_k \cdot \mu_{j,k}^{\text{ИММ}}, \quad (12)$$

где $\mu_{j,k}^\Gamma$ – вероятность модели, выданная глубокой сетью МРТ, $\mu_{j,k}^{\text{ИММ}}$ – вероятность модели, рассчитанная традиционным ИММ-алгоритмом на основе функции правдоподобия; коэффициент объединения α_k адаптивно корректируется в зависимости от ковариации вектора инновации и определяется следующим образом:

$$\alpha_k = \frac{1}{1 + \beta \cdot \text{tr}(\mathbf{S}_k)}, \quad (13)$$

где $\text{tr}(\mathbf{S}_k)$ – след матрицы ковариации инноваций в момент времени k ; β – регулирующий параметр. Резкие манёвры ведомого БВС вызывают рост инновации и $\text{tr}(\mathbf{S}_k)$, что по (13) снижает α_k и перераспределяет вес в (12) в пользу $\mu_{j,k}^\Gamma$. Это ускоряет переключение режимов по сравнению с традиционным ИММ; при стабильном движении след матрицы $\text{tr}(\mathbf{S}_k)$ малый, $\alpha_k \approx 1$, и доминирует $\mu_{j,k}^{\text{ИММ}}$, обеспечивая устойчивость.

Алгоритм оценки взаимоположения ведущего и ведомого БВС включает следующие шаги:

Шаг 1) На ведущем БВС с помощью МИММ вычисляются оценки состояния ведомого БВС:

$$\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^{\text{МИММ}} = \sum_{j=1}^M \hat{\mathbf{x}}_{k/k}^j \mu_{j,k}^C; \quad (14)$$

где $\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^j$ – апостериорная оценка по j -й модели, $\mu_{j,k}^C$ – её апостериорная вероятность. Итоговая ковариация учитывает как неопределённость внутри каждой модели $\mathbf{P}_{k/k}^j$, так и расхождение между модельными оценками:

$$\mathbf{P}_{k/k}^{\text{МИММ}} = \sum_{j=1}^M \mu_{j,k}^C [\mathbf{P}_{k/k}^j + [\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^j - \hat{\mathbf{x}}_{k/k}] [\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^j - \hat{\mathbf{x}}_{k/k}]^T]. \quad (15)$$

Шаг 2) Формирование псевдоизмерений для коррекции ИНС ведомого БВС:

$$\mathbf{y}_k = \hat{\mathbf{x}}_k^{\text{МИММ}} - \mathbf{z}_k^{\text{ИНС}} = \begin{bmatrix} \hat{x}_{k/k}^{\text{МИММ}} - x_k^{\text{ИНС}} \\ \hat{y}_{k/k}^{\text{МИММ}} - y_k^{\text{ИНС}} \\ \hat{z}_{k/k}^{\text{МИММ}} - z_k^{\text{ИНС}} \end{bmatrix} = \mathbf{H}_k \begin{bmatrix} \Delta x_k \\ \Delta y_k \\ \Delta z_k \end{bmatrix} + \mathbf{v}_k. \quad (16)$$

где $\hat{\mathbf{x}}_k^{\text{МИММ}}$ – оценка состояния ведомого БВС, полученная МИММ на ведущем БВС; $\mathbf{z}_k^{\text{ИНС}}$ – оценка по ИНС ведомого БВС; $\mathbf{y}_k$ – псевдоизмерение; $\mathbf{H}_k$ – матрица измерений; $\mathbf{v}_k$ – белый шум, его ковариационная матрица – $\mathbf{R}_k$, значения которой взяты из ковариационной матрицы $\mathbf{P}_{k/k}^{\text{МИММ}}$.

Шаг 3) Для динамической компенсации погрешности ИНС ведомого БВС в данной работе использован фильтр Калмана для онлайн-оценки и корректировки состояния погрешности ИНС:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} &= \mathbf{F}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} \hat{\mathbf{x}}_{k-1/k-1}^{\text{ИНС}}; \\ \mathbf{P}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} &= \mathbf{F}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} \mathbf{P}_{k-1/k-1}^{\text{ИНС}} (\mathbf{F}_{k/k-1}^{\text{ИНС}})^T + \mathbf{G}_{k-1}^{\text{ИНС}} \mathbf{Q}_{k-1}^{\text{ИНС}} (\mathbf{G}_{k-1}^{\text{ИНС}})^T; \\ \mathbf{K}_k &= \mathbf{P}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} \mathbf{H}_k^T (\mathbf{H}_k \mathbf{P}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k)^{-1}; \\ \hat{\mathbf{x}}_{k/k}^{\text{ИНС}} &= \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^{\text{ИНС}} + \mathbf{K}_k (\mathbf{y}_k - \mathbf{H}_k \hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^{\text{ИНС}}); \\ \mathbf{P}_{k/k}^{\text{ИНС}} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_{k/k-1}^{\text{ИНС}}. \end{aligned} \quad (17)$$

где $\hat{\mathbf{x}}_{k/k-1}^{\text{ИНС}}$ и $\hat{\mathbf{x}}_{k/k}^{\text{ИНС}}$ – априорная и апостериорная оценки вектора ошибки ИНС; $\mathbf{F}_{k/k-1}^{\text{ИНС}}$ – матрица модели ИНС; $\mathbf{G}_{k-1}^{\text{ИНС}}$ и $\mathbf{Q}_{k-1}^{\text{ИНС}}$ – матрица входа и матрица ковариации шума соответственно; $\mathbf{K}_k$ – матрица усиления фильтра.

Алгоритм построения модели. Перед обновлением фильтра МИММ вводится модуль построения модели, как показано на Рисунке 1, для повышения надежности наблюдений в сложных условиях. Он включает диагностику на основе критерия Пирсона по невязке и реконструкцию измерительной модели методом МГУА. При валидных данных модуль выполняет онлайн-обучение; при выявлении условий отсутствия прямой видимости NLOS (Non-Line of Sight) формирует псевдоизмерения из обученной модели и подаёт их в контур коррекции вместо недостоверных измерительных обновлений, поддерживая устойчивость и точность навигации ведомого БВС.

Адаптивная настройка ковариации входного шума ИНС и формирование псевдоизмерений. Ведущее БВС в реальном времени распознаёт режим движения ведомого БВС, выбирает подходящий шаблон шума из заранее заданного набора и адаптивно настраивает ковариационную матрицу входного шума в модели ошибок ИНС. Это согласует параметры фильтра со сменой режимов полёта и повышает точность навигационных оценок:

$$\begin{aligned} \mathbf{Q}_{\text{ИНС}}^{\text{CV}} &= \text{diag}(\mathbf{q}_a, \mathbf{q}_b); \\ \mathbf{Q}_{\text{ИНС}}^{\text{CA}} &= \text{diag}(\mathbf{q}'_a, \mathbf{q}'_b). \end{aligned} \quad (18)$$

Чтобы избежать скачков при смене режимов, ковариации шумов нескольких моделей объединяют, взвешивая их по вероятностям моделей:

$$\tilde{\mathbf{Q}}_{\text{ИНС},k} = \sum_{i=1}^N \mu_{i,k}^C \mathbf{Q}_{\text{ИНС},k}^{(i)}. \quad (19)$$

Для повышения наблюдаемости ИНС в разных режимах полёта применяются три вида псевдоизмерений, получаемых из внешнего распознавания:

$$\begin{aligned} h_{\text{ZV}}(\mathbf{x}) &= \delta \mathbf{v}, \quad \mathbf{H}_{\Pi}^{\text{ZV}} = [\mathbf{0}_{3 \times 3} \quad \mathbf{I}_3 \quad \mathbf{0}_{3 \times 9}]; \\ h_{\text{CV}}(\mathbf{x}) &= -(\mathbf{C}_s^O \mathbf{f}^b) \times \delta \boldsymbol{\theta} - \mathbf{C}_s^O \mathbf{b}_a, \quad \mathbf{H}_{\Pi}^{\text{CV}} = [\mathbf{0}_{3 \times 6} \quad -(\mathbf{C}_s^O \mathbf{f}^b) \times \quad \mathbf{0}_{3 \times 3} \quad -\mathbf{C}_s^O]; \\ h_{\text{CA}}(\mathbf{x}) &= \mathbf{b}_a, \quad \mathbf{H}_{\Pi}^{\text{CA}} = [\mathbf{0}_{3 \times 12} \quad \mathbf{I}_3]. \end{aligned} \quad (20)$$

где $\mathbf{b}_a$ – нулевое смещение акселерометра; $\delta \mathbf{v}$ – ошибка оценки скорости; $\mathbf{H}_{\Pi}$ – матрица измерений; $\delta \boldsymbol{\theta}$ – ошибка оценки ориентации; $\mathbf{C}_s^O$ – матрица поворота; $\mathbf{f}^b$ – ускорение БВС.

Алгоритм оценки взаимоположения БВС. Применен ФФК, как показано на Рисунке 3, где два локальных подфильтра работают параллельно, а глобальный фильтр объединяет их оценки. Такая схема повышает точность и устойчивость при прерывистом ГНСС и сложной динамике движения. Кроме оценки состояния, МИММ определяет текущую модель движения и через блок определения входных возмущений (БОВ) адаптирует ковариацию входного шума ИНС; дополнительно формируются псевдоизмерения блоком формирования измерений (БФ), что улучшает наблюдаемость и подавляет дрейф ИНС.

Формулы для локального фильтра имеют вид:

$$\begin{aligned} \hat{\mathbf{x}}_{i,k/k-1} &= \Phi_{k/k-1} \hat{\mathbf{x}}_{i,k-1/k-1}; \\ \mathbf{P}_{i,k/k-1} &= \Phi_{k/k-1} \mathbf{P}_{i,k-1/k-1} \Phi_{k/k-1}^T + \mathbf{G}_{i,k-1} \mathbf{Q}_{i,k-1} (\mathbf{G}_{i,k-1})^T; \\ \mathbf{K}_{i,k} &= \mathbf{P}_{i,k/k-1} \mathbf{H}_{i,k}^T (\mathbf{H}_{i,k} \mathbf{P}_{i,k/k-1} \mathbf{H}_{i,k}^T + \mathbf{R}_{i,k})^{-1}; \\ \hat{\mathbf{x}}_{i,k/k} &= \hat{\mathbf{x}}_{i,k/k-1} + \mathbf{K}_{i,k} (\mathbf{z}_{i,k} - \mathbf{H}_{i,k} \hat{\mathbf{x}}_{i,k/k-1}); \\ \mathbf{P}_{i,k} &= (\mathbf{I} - \mathbf{K}_{i,k} \mathbf{H}_{i,k}) \mathbf{P}_{i,k/k-1}. \end{aligned} \quad (21)$$

где $\hat{\mathbf{x}}_{i,k/k-1}$ и $\hat{\mathbf{x}}_{i,k/k}$ – априорная и апостериорная оценки состояния i -го локального фильтра; $\Phi_{k/k-1}$ – матрица модели ИНС; $\mathbf{z}_{i,k}$ – вектор измерений i -го локального фильтра; $\mathbf{H}_{i,k}$ – матрица измерений.

Комплексирование в глобальном фильтре:

$$\begin{aligned} \mathbf{P}_{\Gamma,k/k}^{-1} &= \mathbf{P}_{1,k/k}^{-1} + \mathbf{P}_{2,k/k}^{-1} + \dots + \mathbf{P}_{N,k/k}^{-1}; \\ \mathbf{P}_{\Gamma,k/k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{\Gamma,k/k} &= \mathbf{P}_{1,k/k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{1,k/k} + \mathbf{P}_{2,k/k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{2,k/k} + \dots + \mathbf{P}_{N,k/k}^{-1} \hat{\mathbf{x}}_{N,k/k}. \end{aligned} \quad (22)$$

где $\hat{\mathbf{x}}_{\Gamma,k/k}$ – глобальный вектор оценки состояния; $\mathbf{P}_{\Gamma,k/k}$ – глобальная ковариационная матрица; и $i = 1$ (ГНСС) и 2 (МИММ).

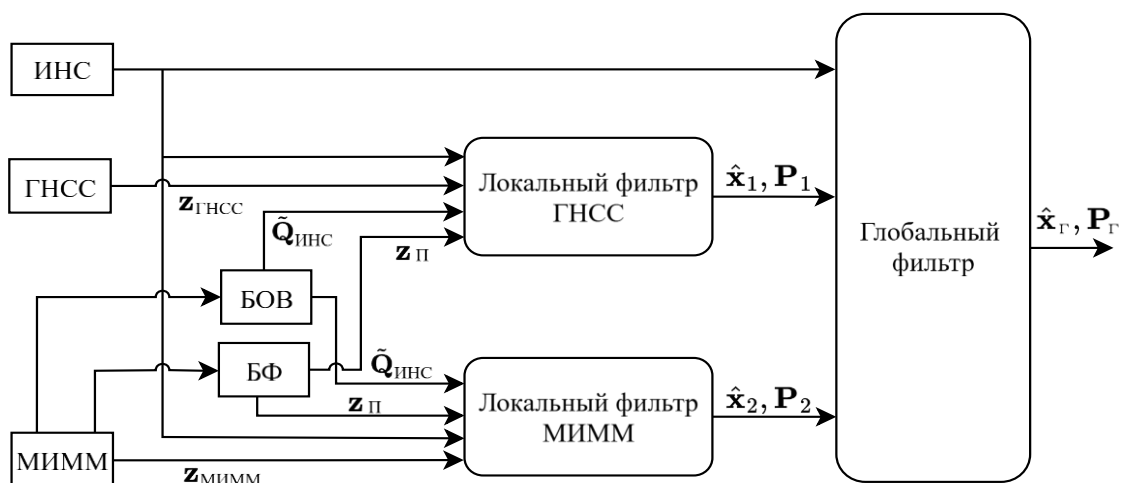


Рисунок 3 – Функциональная схема ФФК с использованием дополнительной информации

В четвертой главе представлены результаты экспериментальных исследований разработанных алгоритмических решений.

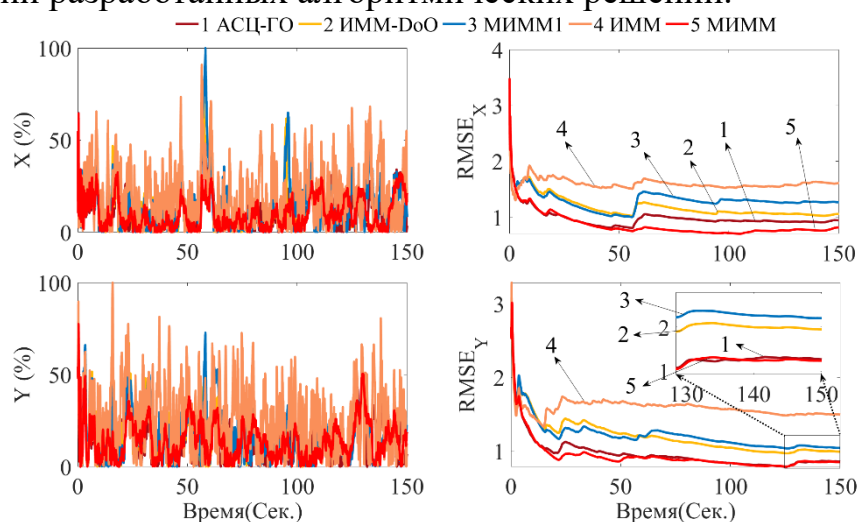


Рисунок 4 – Относительные ошибки и среднеквадратичные ошибки (RMSE, Root Mean Square Error) оценки положения по осям X и Y

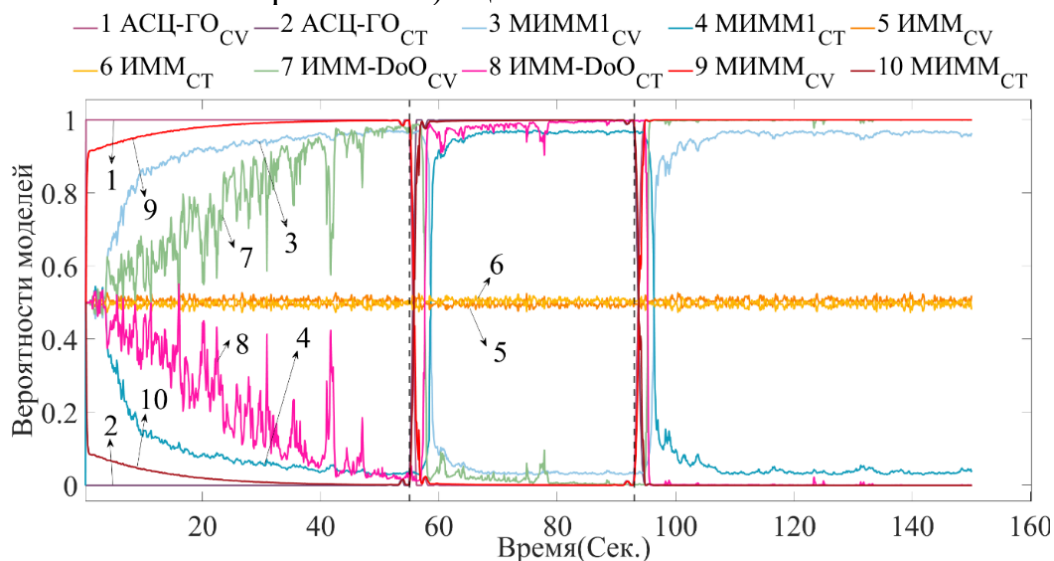


Рисунок 5 – Динамика вероятностей переключения моделей

Анализа производительности МИММ. На Рисунке 4 и 5 показано, что разработанный МИММ в задаче оценки состояния ведомого БВС показывает лучшие результаты: наиболее гладкие кривые ошибок, устойчивую динамику вероятностей моделей и минимальное расхождение траектории с истинной. Совмещение априорного прогноза с адаптивной оценкой наблюдаемости обеспечивает высокую точность оценки позиционирования как при резких, так и при продолжительных манёврах.

Оценка взаимоположения ведущего и ведомого БВС. На Рисунке 6 представлены результаты сравнения алгоритма совместной навигации на основе оценки относительного состояния (АСН-ОС) с МИММ, использующим только наблюдения ведущего БВС. В фазах поворота ведомого ошибка по широте у МИММ достигает значительных величин, тогда как АСН-ОС снижает колебания; по долготе у МИММ наблюдается накопительный дрейф, тогда как АСН-ОС удерживает ошибку в допустимых пределах; по высоте у МИММ ошибка колеблется в большом диапазоне, тогда как у АСН-ОС она существенно меньше.

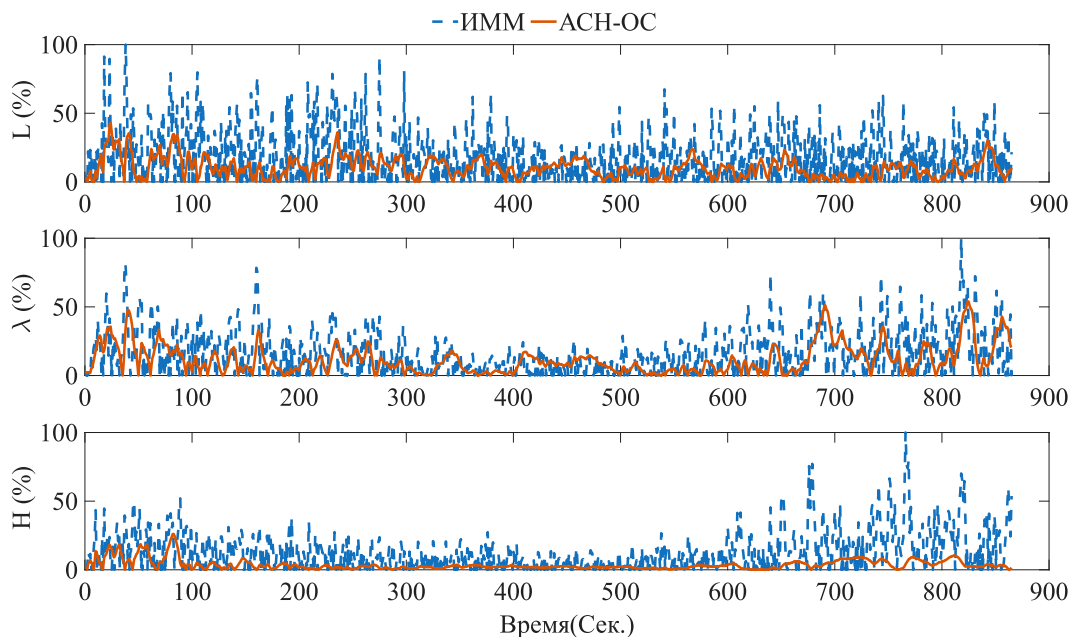


Рисунок 6 – Сравнение относительных ошибок положения: ИММ-алгоритм ведущего БВС и алгоритм, реализующий АСН-ОС

На Рисунке 7–9 представлены результаты сравнения с традиционными подходами совместного позиционирования: базовые решения демонстрируют выраженные колебания ошибок положения и не устраняют пиковые значения при резких изменениях скорости. АСН-ОС динамически распознаёт режимы движения ведомого БВС и использует взвешенную оценку его положения для коррекции ИНС, что позволяет эффективно подавлять ошибки в фазах разгонов, торможений и поворотов; по скоростям, особенно по компонентам v_N и v_U , достигается существенно меньшие значения RMSE и повышенная устойчивость в поворотах.

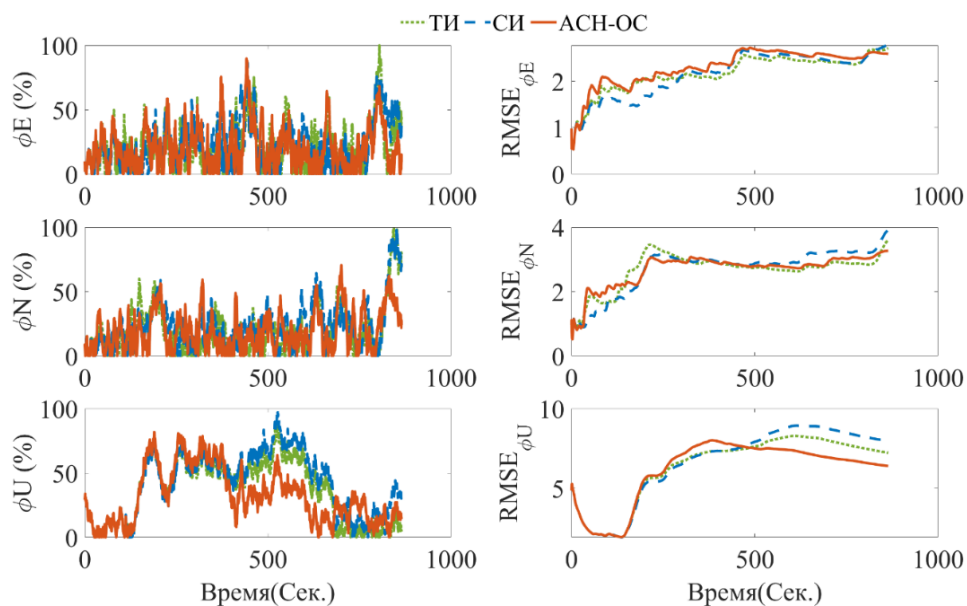


Рисунок 7 – Сравнение относительных ошибок и RMSE углов ориентации

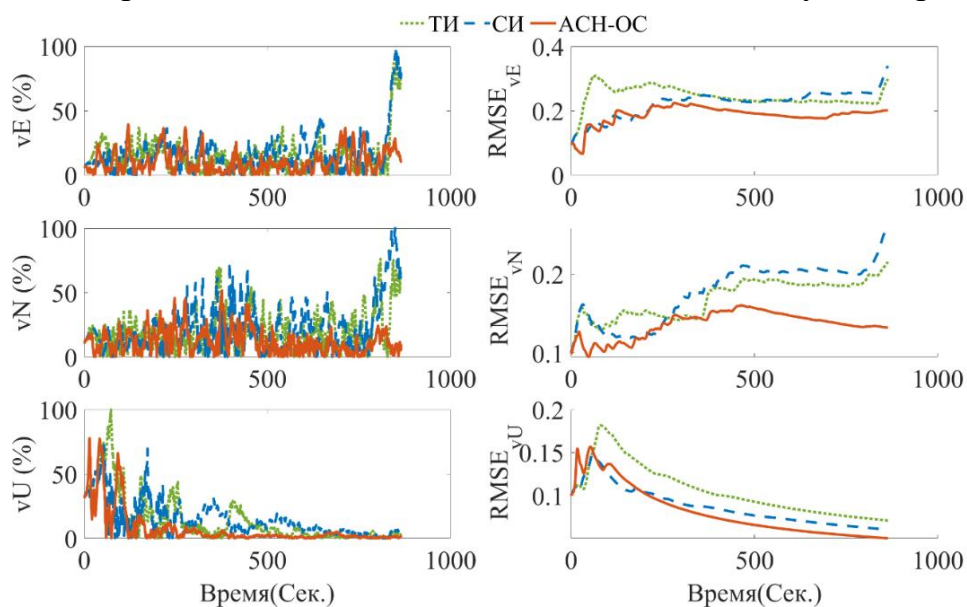


Рисунок 8 – Сравнение относительных ошибок и RMSE скорости

На Рисунке 10–13 представлены результаты комплексного эксперимента по совместному позиционированию на основе федеративного фильтра Калмана: ведомое БВС, оснащённое ГНСС, корректирует ИНС за счёт объединения собственных измерений ГНСС, оценок положения от ведущего и псевдодалномерной информации; при ослаблении/прерывании ГНСС коррекция поддерживается за счёт данных МИММ от ведущего, что повышает непрерывность и надёжность. По положению и скоростям разработанный метод обеспечивает стабильно низкие ошибки и заметно превосходит одноканальные подходы (только ГНСС или только МИММ ведущего); по ориентации его RMSE в среднем между ИММ и ГНСС: несколько выше, чем у чистого ГНСС, но при этом сохраняется требуемая точность положения и высокая устойчивость в различных режимах работы.

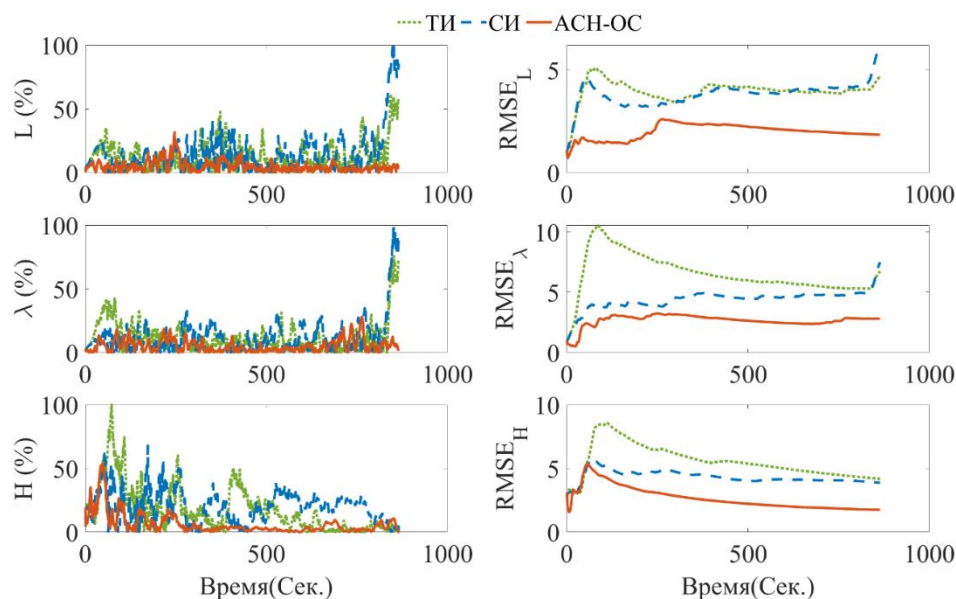


Рисунок 9 – Сравнение относительных ошибок и RMSE положения

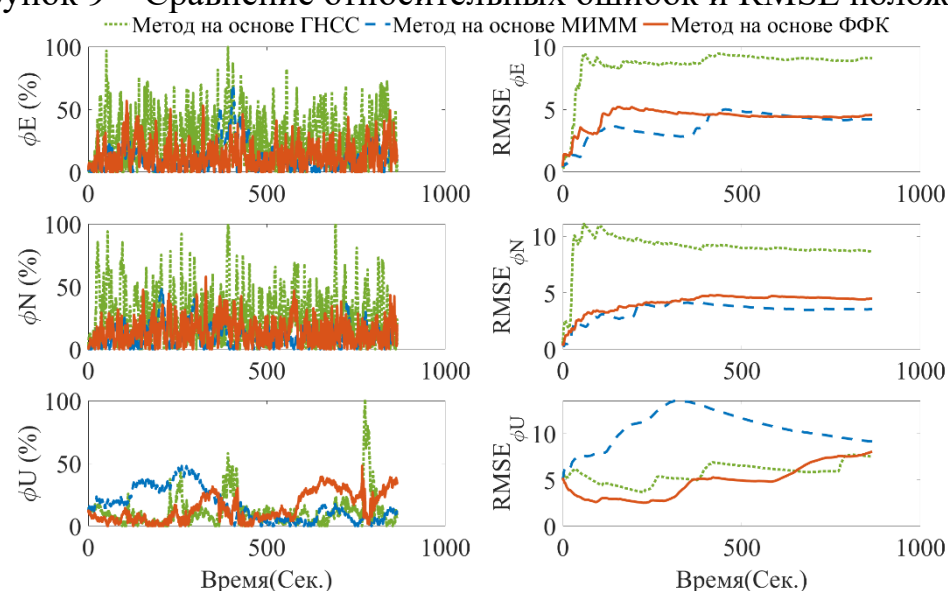


Рисунок 10 – Сравнение относительных ошибок и RMSE углов ориентации

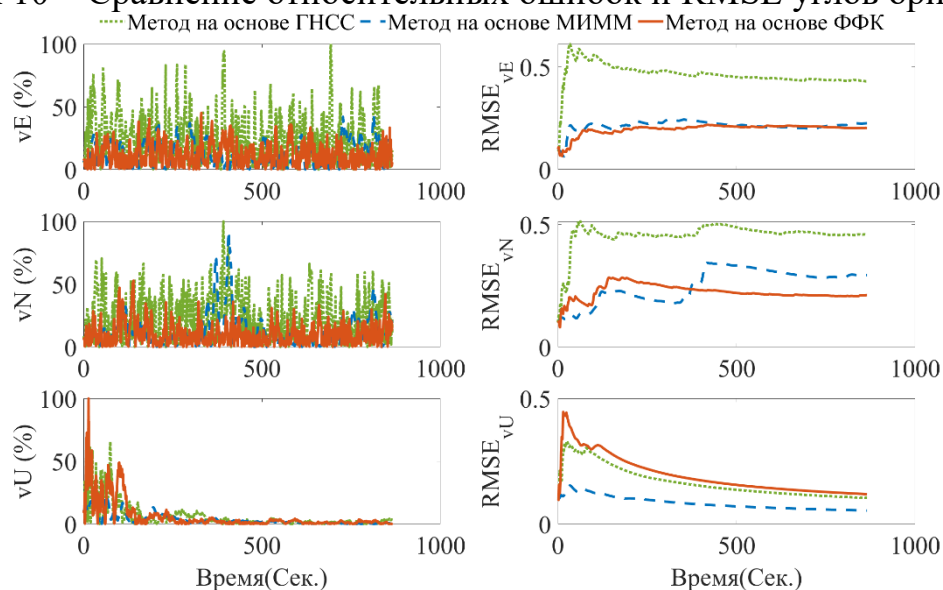


Рисунок 11 – Сравнение относительных ошибок и RMSE скорости

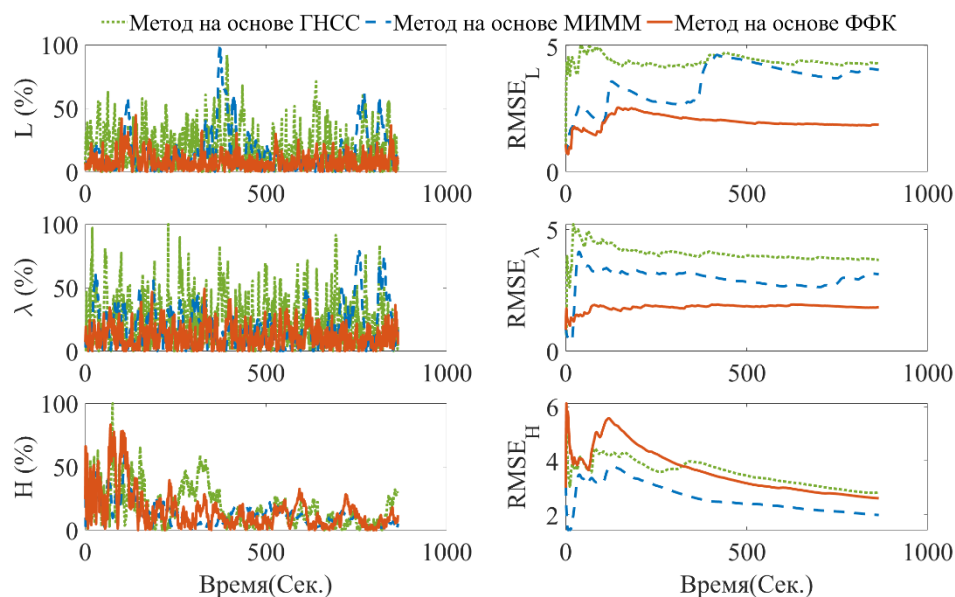


Рисунок 12 – Сравнение относительных ошибок и RMSE положения. Дополнительно, из Рисунка 13 видно, что подключение вспомогательного (БОВ и БФ) модуля также способствует снижению ошибок и повышению точности.

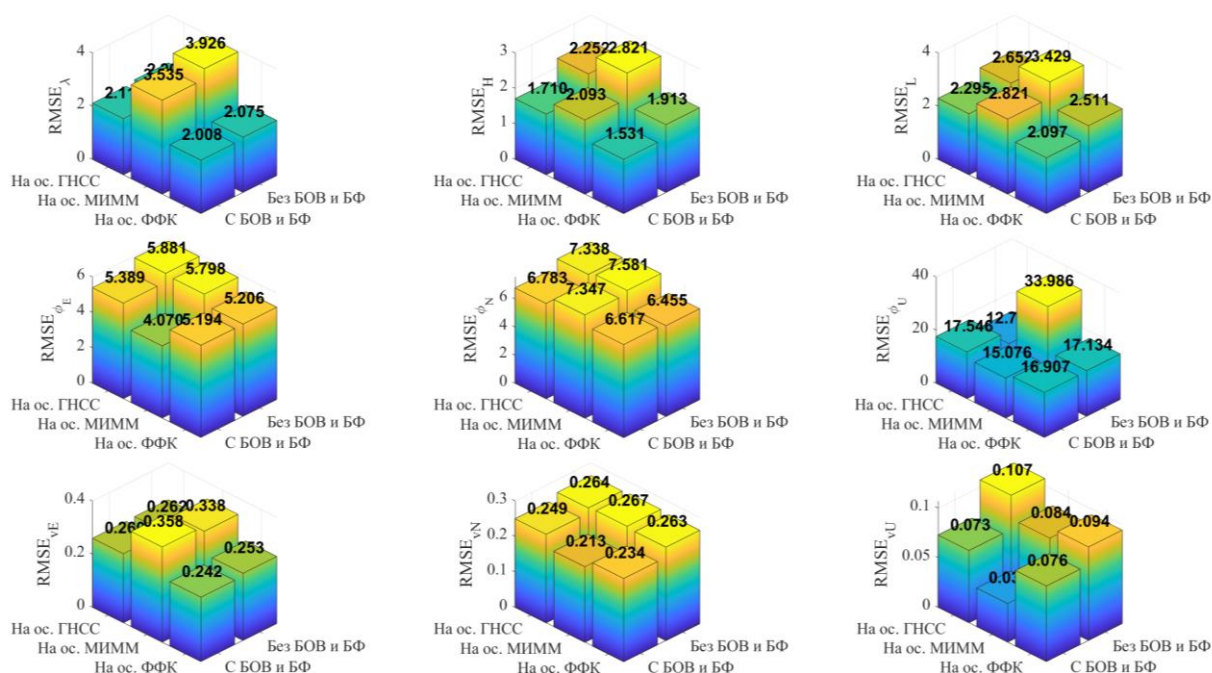


Рисунок 13 – RMSE при наличии и отсутствии вспомогательного модуля

В заключении сформулированы основные полученные результаты.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ ДИССЕРТАЦИИ

1. Предложены методы позиционирования по схеме «ведущий–ведомый» и архитектура, объединяющая относительные измерения с данными ИНС ведомого, что компенсирует ошибки ИНС, обеспечивает непрерывность и надежность при ограниченном использовании ГНСС.
2. Разработан алгоритм оценки относительного состояния с критерием степени наблюдаемости и модулем распознавания на основе трансформера.

Коррекция МПВ и вероятности моделей ИММ-алгоритма по результатам наблюдаемости и распознавания режимов повышают относительную точность позиционирования на 8-10 % по сравнению с традиционными методами.

3. Реализован метод позиционирования ведомого БВС, интегрирующий его ИНС с относительными измерениями от ведущего БВС. Компенсация ошибок ИНС и формирование точных оценок при ослаблении/прерывании ГНСС; по сравнению с аналогом разработанный метод повышает точность позиционирования, основной выигрыш достигается по параметрам положения и скорости, а по угловым составляет 9–12 %.

4. Предложен комплекс методов повышения точности и надёжности позиционирования в условиях ухудшения наблюдаемости, включающий распознавание NLOS по критерию Пирсона, построение и прогнозирование моделей погрешностей измерений методом МГУА, а также адаптивные механизмы на базе МИММ и ФФК для объединения информации от различных источников. Совместное использование предложенных методов обеспечивает повышение точности позиционирования. По сравнению с прототипом точность распознавания повышена в среднем на 6-12 %.

5. Работоспособность и эффективность разработанных алгоритмов подтверждены математическим моделированием.

СПИСОК ПУБЛИКАЦИЙ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

1. Ван Ч., Неусыпин К.А., Ду К. Алгоритм сопровождения маневрирующих целей на основе Трансформера // Авиакосмическое приборостроение. 2025. №3. С. 48-59. (1,3 п.л./0,5 п.л.).

2. Ван Ч., Неусыпин К.А. Исследование технологии многоагентной совместной навигации // Перспективы науки. 2025. №4(187). С. 36-40. (0,9 п.л./0,5 п.л.).

3. Разработка надежного алгоритма совместного позиционирования ведущих-ведомых беспилотных воздушных судов на основе относительного оценивания состояния / Ч. Ван [и др.] // Авиакосмическое приборостроение. 2025. №12. С. 14-27. (1,0 п.л./ 0,4 п.л.).

4. Модифицированная мультимасштабная сеть YOLO для детектирования объектов дорожной сцены / Ч. Ван [и др.] // Перспективы науки. 2025. №4(187). С. 28-35. (0,9 п.л./0,4 п.л.).

5. Облегченная модифицированная сеть YOLO для детектирования объектов дорожной сцены / Ч. Ван [и др.] // Инженерный вестник Дона. 2025. №8(128). С. 173-180. (0,8 п.л./0,3 п.л.).

6. Оптимизация максимальной горизонтальной скорости беспилотного воздушного судна с учетом ветровых возмущений и вариаций плотности воздуха на основе улучшенного генетического алгоритма / Ч. Ван [и др.] // Авиакосмическое приборостроение. 2025. №8. С. 13-22. (1,1 п.л./0,4 п.л.).

7. Улучшенный генетический алгоритм с гарантированной глобальной сходимостью: теоретическое обоснование и экспериментальная верификация

- / Ч. Ван [и др.] // Авиакосмическое приборостроение. 2025. №8. С. 37-48. (1,3 п.л./0,6 п.л.).
8. Navigation System UWB-INS Based on Attention-LSTM / Z. Wang [et al.] // Science prospects. 2025. No. 10(193). P. 139-143. (0,8 п.л./0,3 п.л.).
9. A quality evaluation algorithm of target tracking model based on observability / Z. Wang [et al.] // 31st Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems. 2024. P. 52-55. (0,5 п.л./0,2 п.л.).
10. Feedback Linearization and Adaptive Sliding Mode Control System for UAV / Z. Wang [et al.] // 31st Saint Petersburg International Conference on Integrated Navigation Systems. 2024. P. 56-59. (0,5 п.л./ 0,2 п.л.).
11. Wang Z. Improved IMM Algorithm based on Deep Learning for Maneuvering Target Tracking // 2025 International Russian Smart Industry Conference (SmartIndustry Con). 2025. P. 878-882. (0,4 п.л.).
12. Ван Ч., Неусыпин К.А., Чэнь Х. Способы использования критерия степени наблюдаемости переменных состояния в интерактивном многомодельном алгоритме // Будущее машиностроения России : Сборник докладов XVII Всероссийской конференции молодых ученых и специалистов (с международным участием) (Москва, 24–27 сентября 2024 г.). В 2 т. Т. 2. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2025. С. 131-134. (0,4 п.л./0,2 п.л.).
13. Ван Ч. Разработка методов совместной навигации беспилотных транспортных средств на основе оценки относительного состояния // Теория и реализация информационных систем : Сборник статей I международной научной конференции (Москва, 15 мая 2025 г.). М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2025. С. 82-88. (0,5 п.л.).
14. Чэнь Х., Ван Ч., Неусыпин К.А. Коррекция навигационной системы на основе самообучающегося кубатурного фильтра Калмана с использованием квадратного корня // Будущее машиностроения России : Сборник докладов XVII Всероссийской конференции молодых ученых и специалистов (с международным участием) (Москва, 24–27 сентября 2024 г.). В 2 т. Т. 2. М.: Издательство МГТУ им. Н.Э. Баумана, 2025. С. 173-176. (0,3 п.л./0,1 п.л.).