

Федеральное агентство железнодорожного транспорта
Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего
образования
«Ростовский государственный университет путей сообщения»
ФГБОУ ВО РГУПС

На правах рукописи

Куриненко Марианна Витальевна

«ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНАЯ ИНТЕГРИРОВАННАЯ НАВИГАЦИОННАЯ
СИСТЕМА С ОБУЧЕНИЕМ АЛГОРИТМА СТОХАСТИЧЕСКОЙ ОЦЕНКИ
ПАРАМЕТРОВ ДВИЖЕНИЯ ПОДВИЖНЫХ ЕДИНИЦ
ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА
ПО НЕПЕРИОДИЧЕСКИМ ТОЧНЫМ ИЗМЕРЕНИЯМ»

2.9.8. Интеллектуальные транспортные системы

Диссертация на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Научный руководитель –
доктор технических наук, профессор
Соколов Сергей Викторович

Ростов-на-Дону – 2025

ОГЛАВЛЕНИЕ

ВВЕДЕНИЕ	5
1 АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ИНТЕГРИРОВАННЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ И ВОЗМОЖНОСТИ ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НА ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОМ ТРАНСПОРТЕ	13
1.1 Современные интегрированные навигационные системы и анализ их применения на железнодорожном транспорте	13
1.2 Особенности интеграции инерциальных и неинерциальных чувствительных элементов в бесплатформенных навигационных системах подвижных единиц железнодорожного транспорта	28
1.3 Анализ методов искусственного интеллекта, применяемых при построении интеллектуальных интегрированных навигационных систем	39
1.4 Постановка частных задач исследования	44
1.5 Выводы по главе	47
2 СИНТЕЗ СТОХАСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ПАРАМЕТРОВ СОСТОЯНИЯ ИНТЕГРИРОВАННЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ ПОДВИЖНЫХ ЕДИНИЦ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА	48
2.1 Обобщенная нелинейная стохастическая модель бесплатформенной инерциальной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями	48
2.2 Линейная стохастическая модель бесплатформенной инерциальной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями	54
2.3 Математическая модель нелинейного стохастического наблюдателя параметров состояния бесплатформенной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями	61

2.4 Математическая модель линейного стохастического наблюдателя параметров состояния бесплатформенной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями	66
2.5 Дискретная нелинейная модель вектора состояния интегрированной навигационной системы подвижной единицы железнодорожного транспорта	69
2.6 Линейная дискретная модель вектора состояния интегрированной навигационной системы подвижной единицы железнодорожного транспорта	72
2.7 Выводы по главе	75
3 СИНТЕЗ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ПОДВИЖНЫХ ЕДИНИЦ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА НА ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ ФИЛЬТРА КАЛМАНА.....	76
3.1 Общие принципы построения алгоритмов стохастической фильтрации параметров движения подвижных единиц железнодорожного транспорта, реализуемые в интегрированной навигационной системе	76
3.2 Дискретные алгоритмы стохастической фильтрации навигационных параметров подвижной единицы железнодорожного транспорта	80
3.3 Анализ методов машинного обучения, используемых при синтезе систем управления и навигации интеллектуальных транспортных систем	83
3.4 Информационные модели сигналов спутниковых сообщений, используемых при высокоточном определении навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта	89
3.5 Синтез алгоритма обучения линейного фильтра Калмана на основе неперiodических точных измерений	98
3.6 Интеллектуальный алгоритм обучения нелинейного фильтра Калмана, использующий неперiodические точные измерения	104

3.7 Интеллектуальный алгоритм принятия решений по высокоточной оценке параметров движения подвижных единиц железнодорожного транспорта	108
3.8 Выводы по главе	114
4 АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ РАЗРАБОТАННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ НА ОСНОВЕ ЧИСЛЕННОГО ЭКСПЕРИМЕНТА	116
4.1 Экспериментальная оценка навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием линейного фильтра Калмана	116
4.2 Экспериментальная оценка нелинейного вектора навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием расширенного фильтра Калмана	121
4.3 Экспериментальная оценка навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием линейного фильтра, обучаемого по непериодическим точным измерениям ...	126
4.4 Экспериментальная оценка навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием обучаемого расширенного фильтра Калмана	131
4.5 Использование результатов диссертационной работы в фундаментальных и научно-практических исследованиях, реализованных на железнодорожном транспорте	136
4.6 Выводы по главе	138
ЗАКЛЮЧЕНИЕ	141
СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ	144
СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ	145
ПРИЛОЖЕНИЕ 1	160
ПРИЛОЖЕНИЕ 2	163

ВВЕДЕНИЕ

Актуальность темы исследования. Развитие интеллектуальных транспортных систем является одним из ключевых факторов повышения конкурентоспособности транспортной отрасли и экономического роста. Технологии транспортных процессов играют важную роль в повышении эффективности транспортной системы, а их применение становится все более актуальным.

С целью развития транспортной системы России и повышения конкурентоспособности российских транспортных услуг на мировом рынке была разработана и утверждена «Транспортная стратегия Российской Федерации до 2030 года с прогнозом на период до 2035 года» (далее – Транспортная стратегия). При реализации Транспортной стратегии учитываются современные тенденции в области международной экономической и транспортной политики, одной из основных целей которой в части развития новых технологий и решений является развитие инновационной железнодорожной инфраструктуры, подвижного состава и систем управления.

В соответствии с основополагающими национальными целями и задачами развития Российской Федерации в Транспортной стратегии определены миссия, стратегические приоритеты, цели и задачи развития транспортного комплекса, среди которых важное место занимает «Цифровая и низкоуглеродная трансформация отрасли и ускоренное внедрение новых технологий» [97].

Внедрение спутниковой навигации на железнодорожном транспорте было определено постановлением Правительства от 25 августа 2008 г. № 641, согласно которому «автомобильные и железнодорожные транспортные средства, используемые для перевозки пассажиров, специальных и опасных грузов должны быть оснащены аппаратурой спутниковой навигации ГЛОНАСС или ГЛОНАСС/GPS» [72].

Использование спутниковой навигации на железнодорожном транспорте позволяет: отслеживать перемещение подвижного состава, информировать

пассажиров, грузоотправителей и грузополучателей о местоположении поездов, вагонов и грузов, контролировать соблюдение требований безопасности при управлении движением поездов.

Применение интеллектуальных комбинированных информационно-управляющих навигационных систем, основанных на использовании инерциальных датчиков в совокупности с высокоточными приемниками спутниковой навигации, позволяет определять местоположение объекта при различных условиях и типах движений, в том числе в условиях полного отсутствия спутниковых навигационных сигналов в заданной точке местности, например, в тоннелях. Интеграция интенсивно развивающихся методов машинного обучения в традиционные способы обработки информации позволяет достигать необходимых точностей в определении параметров движения объекта, удовлетворяющих потребностям современных транспортных систем.

Таким образом, обеспечение получения надежной и высокоточной информации о местоположении объекта является одной из актуальных проблем современной навигации, а, следовательно, и транспортных систем в целом.

Степень разработанности темы исследования. В решение задачи построения интегрированных навигационных систем (НС), обеспечивающих высокоточное позиционирование, большой вклад внесли ученые Харисов В.Н., Перов А.И., Анучин Н.О., Емельянцеv Г.И., Ярлыков М.С., Гупалов В.И., Гапанович В.А., Дмитриев С.П., Степанов О.А., Боронахин А.М., Уманский В.И., Демидов О.В. и др.

Вопросы регрессии (фильтрации) в машинном обучении в своих трудах рассматривали: Ковалев С.М., Уманский В.И., Попов В.А., Иванов В.Ф., Таран В.Н. и др.

В вопросах развития интеллектуальных систем на железнодорожном транспорте большой вклад внесли: Баранов Л.А., Горелик А.В., Бестемьянов П.Ф., Никитин А.Б., Матюхин В.Г., Розенберг Е.Н., Воронин В.А., Долгий И.Д., Давыдов Б.И., Феофилов А.Н., Клепов А.В., Обухов А.Д. и др.

Объект исследования – интеллектуальные бортовые НС подвижных единиц железнодорожного транспорта (ПЕ ЖДТ) на основе интеграции неинерциальных, инерциальных и спутниковых НС.

Предмет исследования – алгоритмы машинного обучения интегрированных НС ПЕ ЖДТ на основе интеллектуальной адаптации (обучения) стохастического фильтра навигационных параметров с использованием непериодических точных наблюдений.

Цель исследования: повышение безопасности движения за счет разработки и использования интеллектуальной интегрированной навигационной системы ПЕ ЖДТ, обеспечивающей высокоточное позиционирование и определение угловой ориентации ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерения.

Основные задачи исследования. Достижение поставленной цели потребовало разработки нового подхода, обеспечивающего решение задачи интеллектуальной интеграции спутниковых (СНС), инерциальных (ИНС) и неинерциальных навигационных систем с целью высокоточного позиционирования и определения угловой ориентации ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерения, на основе решения следующих частных задач исследования:

1. Синтез полной нелинейной модели вектора состояния интегрированной НС, справедливой для произвольного временного интервала и характера движения ПЕ ЖДТ.

2. Разработка моделей автономных наблюдателей вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ для режимов интеллектуальной интеграции НС.

3. Анализ эффективности применения полных нелинейных моделей вектора состояния интегрированной НС и автономных наблюдателей вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерения.

4. Разработка интеллектуальных алгоритмов функционирования интегрированной НС ПЕ ЖДТ на основе методов теории навигации и адаптивной нелинейной стохастической фильтрации.

5. Разработка интеллектуальных алгоритмов интегрированных НС на основе обучения стохастического фильтра параметров движения ПЕ ЖДТ с использованием непериодических точных наблюдений.

Научная новизна работы заключается в следующем:

1. Разработана полная нелинейная модель вектора состояния интегрированной НС ПЕ ЖДТ, инвариантная к характеру движения ПЕ ЖДТ и виду действующих возмущений.

2. Разработаны модели автономных наблюдателей вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ для различных режимов интеллектуальной интеграции НС.

3. Синтезированы интеллектуальные алгоритмы функционирования НС ПЕ ЖДТ в различных режимах интеграции на основе методов теории стохастической нелинейной фильтрации.

4. Разработаны интеллектуальные алгоритмы интегрированных НС на основе обучения стохастического фильтра параметров движения путем настройки коэффициента адаптации алгоритма фильтрации по непериодическим точным наблюдениям, а не традиционной замены вектора состояния оценок на известные измерения.

Теоретическая и практическая значимость работы. Разработанные алгоритмы интеграции НС и обучения алгоритмов стохастической оценки навигационных параметров ПЕ ЖДТ с использованием непериодических точных наблюдений позволяют обеспечить высокоточное решение навигационной задачи ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерений навигационного комплекса.

Результаты исследования были использованы: при выполнении исследования, финансируемого грантом РФФИ 18-07-00126 А «Аналитическое адаптивное извлечение динамических знаний в нечетко-стохастических нелинейных средах на основе непериодических точных измерений»; в программном обеспечении Двунаправленного интерфейсного преобразователя в составе распределенного контролируемого пункта (РКП ДИП).

Методология и методы исследования. Методологической основой работы являются основные положения и методы теории инерциальной и спутниковой

навигации, адаптивной калмановской фильтрации, машинного обучения, а также имитационного моделирования.

Положения, выносимые на защиту:

1. Синтезированная полная нелинейная модель вектора состояния интегрированной НС ПЕ ЖДТ за счет ее инвариантности к характеру ее движения и виду действующих возмущений обеспечивает возможность, во-первых, ее универсального использования в любых навигационных режимах без потери точности решения задачи навигации за счет традиционных упрощений модели, а во-вторых, возможность синтеза различных вариантов интеллектуальной интеграции неинерциальных, инерциальных и спутниковых НС, ориентированных на высокоточное решение навигационной задачи ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех.

2. Разработанные модели автономных наблюдателей вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ за счет комплексирования измерителей параметров движения на различных физических принципах обеспечивают, в отличие от существующих, возможность наблюдения всех навигационных параметров – как линейных, так и угловых. Это, в свою очередь, обеспечивает существенное повышение точности и устойчивости решения навигационной задачи ПЕ ЖДТ на основе методов стохастической фильтрации в различных режимах интеллектуальной интеграции НС по сравнению с традиционными схемами текущей оценки параметров движения ПЕ ЖДТ.

3. Синтезированные полная нелинейная модель вектора состояния интегрированной НС ПЕ ЖДТ и модели автономных наблюдателей вектора ее навигационных параметров обеспечивают принципиальную возможность строгого решения задачи стохастической оценки полного вектора параметров движения ПЕ ЖДТ в различных режимах интеллектуальной интеграции НС на основе методов теории стохастической фильтрации.

4. Разработанные навигационные алгоритмы интеллектуальных интегрированных НС на основе обучения алгоритмов стохастической оценки параметров движения с использованием непериодических точных наблюдений

позволяют существенно повысить точность решения навигационной задачи ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерений. Высокоточное позиционирование и определение угловой ориентации ПЕ ЖДТ обеспечиваются использованием разработанных навигационных алгоритмов, впервые обучающихся по непериодическим точным наблюдениям за счет настройки коэффициента адаптации алгоритма фильтрации, а не традиционной замены вектора состояния оценок на известные измерения.

Область исследования. Тематика работы соответствует паспорту научной специальности 2.9.8. Интеллектуальные транспортные системы; технические науки:

1. Теоретические основы, методы и алгоритмы интеллектуализации решения прикладных задач управления транспортными системами, процессами и транспортными средствами.

6. Средства и методы проектирования технического, математического, лингвистического, информационного и других видов обеспечения интеллектуальных транспортных систем, систем управления транспортными технологическими процессами и транспортными средствами.

Обоснованность и достоверность полученных в работе результатов подтверждается достаточной полнотой анализа области исследования, физической и математической обоснованностью поставленных задач, корректностью применения математического аппарата теории стохастической фильтрации, а также корректным проведением компьютерного моделирования и адекватностью полученных результатов требованиям, предъявляемым к существующим и перспективным ИС ПЕ ЖДТ, положительным заключением экспертов на работы автора, включая заключения на отчет по исследованиям, финансируемым РФФИ, а также опубликованными работами в рецензируемых журналах, рекомендованных ВАК для кандидатских диссертаций, и докладами на всероссийских и международных конференциях.

Апробация результатов. Результаты диссертационного исследования обсуждались и были положительно оценены на международных научно-

практических конференциях «Транспорт-2015», «Транспорт-2016» (г. Ростов-на-Дону), Международной научно-практической конференции «Перспективы развития и эффективность функционирования транспортного комплекса юга России» (г. Ростов-на-Дону), VII Международной научно-технической конференции «Технологии и разработки информационных систем ТРИС-2016» (г. Таганрог), X Международной научно-практической конференции «ИНФОКОМ-2017» (г. Ростов-на-Дону), II Международной научной конференции «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве» (ИТИ'17) (г. Варна, Болгария), Всероссийской национальной научно-практической конференции «Современное развитие науки и техники» («Наука-2017») (г. Ростов-на-Дону), Международной научно-технической конференции «Автоматизация» (RusAutoCon 2018) (г. Сочи), III Международной научной конференции «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве» (ИТИ'18) (г. Сочи), IV Международной научно-практической конференции «Транспорт и логистика: пространственно-технологическая синергия развития» (г. Ростов-на-Дону), Международной научно-практической конференции «Транспорт: наука, образование, производство» («Транспорт-2020») (г. Ростов-на-Дону), V Международной научно-практической конференции «Транспорт и логистика: тренды и барьеры развития в условиях пространственно-технологических ограничений и неопределенности» (г. Ростов-на-Дону), VI Международной научной конференции «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве» (ИТИ'22) (г. Стамбул, Турция), Международной научно-технической конференции «Автоматизация» (RusAutoCon 2022, г. Сочи), VII Международной научной конференции «Интеллектуальные информационные технологии в технике и на производстве» (ИТИ'23) (г. Санкт-Петербург).

Результаты исследования были представлены в конкурсе «Молодые учёные транспортной отрасли-2017» (г. Москва), по итогам которого присуждено 1 место в номинации «Беспилотные технологии на транспорте».

Внедрение результатов работы. Результаты диссертационной работы используются в программно-аппаратных средствах позиционирования при строительстве систем диспетчерского управления Республики Сербия в рамках договора № 522 от 22.10.2024 г., исполняемого на базе ФГБОУ ВО РГУПС. Акт об использовании результатов диссертационного исследования при выполнении научно-исследовательских работ представлен в Приложении 2.

Результаты научных исследований используются в программном обеспечении Двухнаправленного интерфейсного преобразователя в составе распределенного контролируемого пункта (РКП ДИП), производимого Обществом с ограниченной ответственностью «ТРАНСПОРТНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ» (ООО «ТСУ»). Соответствующий акт представлен в Приложении 2.

Публикации. Основные результаты исследований в рамках данного диссертационного работы опубликованы в 46 работах. Из них 11 статей в журналах, входящих в перечень рецензируемых научных изданий, в которых должны быть опубликованы основные научные результаты диссертаций на соискание ученой степени кандидата наук, на соискание ученой степени доктора наук, 18 статей в журналах наукометрических баз Web of Science и SCOPUS, глава в книге «Advances in Engineering Research».

Структура работы. Диссертационная работа состоит из введения, четырех глав, заключения, библиографического списка из 133 наименования, списка сокращений и 2 приложения, включая 35 рисунков, 12 таблиц и 76 формул.

1 АНАЛИЗ СОВРЕМЕННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ИНТЕГРИРОВАННЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ И ВОЗМОЖНОСТИ ИХ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ НА ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОМ ТРАНСПОРТЕ

1.1 Современные интегрированные навигационные системы и анализ их применения на железнодорожном транспорте

Современные интеллектуальные интегрированные навигационные системы представляют собой комплексные решения для обеспечения навигации и управления транспортными средствами, включая автомобили, корабли, самолеты и даже роботов. Эти системы используют передовые технологии, такие как GPS, инерциальные навигационные системы, системы связи и сенсоры, чтобы обеспечить точное позиционирование, ориентацию и управление транспортными средствами в различных условиях и средах.

Сегодня существует множество различных методов, способных обеспечить высокую точность позиционирования подвижного объекта. Одним из наиболее перспективных являются корреляционно-экстремальные навигационные системы, основанные на сравнении изображений земной поверхности или совокупности ориентиров текущего изображения с эталонными, полученными заранее. Применение данных систем позволяет с высокой точностью определять местоположение объекта за счет коррекции текущих параметров объекта эталонными данными, полученными при сопоставлении измеренных параметров объекта с априори известными. Однако применение корреляционно-экстремальных навигационных систем подразумевает хранение и использование сверхбольшого объема данных, а, следовательно, и соответствующего дорогостоящего оборудования, что затрудняет использование данных систем на железнодорожном транспорте. Помимо этого, корреляционно-экстремальные навигационные системы хороши при использовании на территориях с резким

изменением рельефа местности, что также не позволяет в полной мере использовать их на железнодорожном транспорте.

Основу современных методов построения информационно-измерительных комплексов, обеспечивающих автономное устойчивое решение навигационной задачи ПЕ ЖДТ, функционирующих в условиях действия внешних возмущающих воздействий различной физической природы, должна составлять инерциальная навигационная система (ИНС) [5,11,12,54,74,75]. Основные преимущества ее применения в измерительном комплексе (ИК) подвижных объектов (ПО) очевидны: автономность, помехозащищенность, стабильность уровня точности определения навигационных параметров, возможность обеспечения непрерывного измерения навигационных параметров при любых маневрах подвижного объекта и внешних возмущающих воздействиях и т.д. [30].

Существующие методы разработки ИНС можно условно разделить на два независимых направления. Первое основано на использовании бесплатформенных (бескарданных) инерциальных навигационных систем (БИНС) [5,12,28,33,34,36,51,54,60,87,90], второе – на использовании гиостабилизированной платформы (ГСП) [22,25,39,54,57,62].

В сравнении с платформенными навигационными системами (НС) преимуществами БИНС, отмеченным еще в работах 60-х годов [3,4], являются:

- отсутствие сложной электромеханической системы – гиостабилизированной платформы;
- полная автономность системы;
- повышение надежности и ремонтпригодности;
- высокая помехозащищенность;
- уменьшение габаритов, массы и энергопотребления;
- повышение универсальности системы;
- непрерывность и глобальность функционирования в любое время года и суток;
- сокращение времени начальной выставки;
- меньшая стоимость системы;

- отсутствие ошибок, возникающих в связи с погрешностями стабилизации гироскопа, а также с неточностью изготовления карданова подвеса;
- упрощенный способ комплексирования с навигационными системами и их чувствительными элементами, основанными на других физических принципах.

Особую важность эти преимущества приобретают в связи с резко возросшими требованиями к точности позиционирования ПЕ ЖДТ и перспективой широкого внедрения интегрированных НС на железнодорожном транспорте [63]. Поэтому далее рассмотрим возможность использования в интегрированных НС только БИНС.

Также, необходимо отметить, что требования к точности чувствительных элементов (ЧЭ) и быстродействию бортового цифрового вычислительного комплекса (БЦВК) подвижного объекта во многом обусловлены способами приборной реализации БИНС. Эти способы можно условно разделить на три типа [74]:

- БИНС, построенные с использованием шести пространственно распределенных акселерометров [32-34],
- БИНС на основе трех одноосных гиростабилизаторов (ОГС) [74];
- БИНС на основе трех акселерометров и трех датчиков угловой скорости (ДУС) [28,90].

Проведем анализ возможностей использования перечисленных типов БИНС в навигационных системах ПЕ ЖДТ.

В работе [34] отмечалось, что использование БИНС первого типа при измерении вектора абсолютной угловой скорости возможно только при наличии акселерометров с точностью измерения кажущегося ускорения в пределах 10^{-11} – 10^{-12} g. Вместе с тем, анализ современного уровня развития приборостроения показывает, что построение НС ПЕ ЖДТ на базе БИНС первого типа нецелесообразно, так как предельная точность измерения современными акселерометрами кажущегося ускорения находится в диапазоне 10^{-4} – 10^{-7} g. Проведенный анализ возможностей использования представленных типов БИНС в навигационных системах ПЕ ЖДТ показал, что имеющиеся на

сегодняшний день достижения в области высокоточного приборостроения не позволяют решить проблему построения НС объектов на базе БИНС с шестью пространственно распределенными акселерометрами с помощью традиционного подхода, так как требуют разработки новых методов, учитывающих стохастический характер их помех измерения.

Навигационные системы, построенные на базе БИНС второго типа, менее требовательны к точности работы ЧЭ. Достоинством таких систем является применение современных устройств, а также снижение уровня внешних воздействующих шумов на ЧЭ. Однако, несмотря на то, что прототипы БИНС на основе трех ОГС уже разработаны, этот тип НС до сих пор не нашел широкого практического применения в навигации. Это связано с необходимостью решения задачи высокоточной начальной ориентации НС на подвижном основании, а также с основными характеристиками (масса, габариты) и с ростом погрешностей, возникающих при маневрировании подвижных объектов. Возможность использования БИНС второго типа в составе НС имеется, однако требует решения вышеуказанных проблем.

Наиболее перспективным вариантом построения НС подвижных объектов на сегодняшний день является БИНС третьего типа (рисунок 1.1). В России разработкой БИНС на основе трех акселерометров и трех ДУС в настоящее время занимаются АО «Раменское приборостроительное конструкторское бюро» (г. Москва), ЗАО «Инерциальные технологии «Технокомплекса» (г. Москва), АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор» (г. Санкт-Петербург), ООО «Гиrolаб» (г. Москва), ООО «ТеКнол» (г. Москва), ПАО «Пермская научно-производственная приборостроительная компания» (г. Пермь), ООО Научно-Производственная Компания «Оптолинк» (г. Москва), АО «ВНИИ «Сигнал» (г. Ковров), НПО Прогресс (г. Москва), ООО «Научно-производственный комплекс «Электрооптика» (г. Москва), «Роскосмос» (г. Москва), АО «ЦНИИмаш» (г. Королев) и др. В качестве примера зарубежных производителей можно отметить фирмы Litton Industries (США), Northrop Grumman LITEF GmbH и iMAR Navigation (Германия), SAGEM и IXBLUE (Франция).



Рисунок 1.1 – Структурная схема ИНС

Отличительная особенность тенденций развития современных БИНС заключается в широком использовании волоконно-оптических гироскопов (ВОГ), которые позволяют сохранить требуемую точность решения навигационной задачи, существенно снизив стоимость НС [5,16,18,58,60].

Так, БИНС LN-200 (фирма Litton) на основе использования ВОГ и миниатюрных кремниевых акселерометров показала в процессе полевых испытаний точность 4 м в режиме коррекции от дифференциальной GPS и нарастание ошибки до 100 м за 22 мин после отключения коррекции от спутниковой навигационной системы (СНС).

В России из-за отсутствия ВОГ с требуемыми тактико-техническими характеристиками БИНС разрабатываются на основе сочетания ВОГ с более точными лазерными гироскопами (ЛГ). Их изготовлением занимаются АО «Раменское приборостроительное конструкторское бюро», ЗАО «Исток-ЭОС», АО «ЦНИИмаш», АО «Гранит-16» и некоторые другие фирмы.

Значительных достижений в области проектирования БИНС с ВОГ добился НИИ прикладной механики им. акад. В.И. Кузнецова. Этим НИИ были разработаны БИНС-006к и БИНС-026б, построенные на основе ВОГ, двух микромеханических гироскопов и трех микромеханических акселерометров.

Основные тактико-технические характеристики (ТТХ) этих БИНС приведены в таблице 1.1.

Таблица 1.1 – Основные тактико-технические характеристики БИНС с ВОГ НИИ прикладной механики им. акад. В.И. Кузнецова

Параметры	БИНС-006к	БИНС-026б	БИНС-025б	БИНС-025к
Диапазон измеряемых параметров угловых скоростей, град/ч линейных ускорений, g	500/300 5	300 5	300 5	300 5
Случайная составляющая скорости ухода гироскопа в запуске, град/ч	11/360	360	360	360
Относительная погрешность масштабных коэффициентов акселерометров	0,001	0,001	0,001	0,001

ООО Научно-производственная компания «Оптолинк» освоила выпуск БИНС-500К, БИНС-501 и БИНС-500М [8]. Все БИНС интегрированы с СНС и являются компактными, надежными, экономичными и не требующими технического обслуживания приборами. В них предусмотрена возможность отображения навигационной информации, поступающей через аналоговые или цифровые блоки на внешние устройства по последовательному интерфейсу. В таблице 1.2 приведены ТТХ БИНС-500К, БИНС-500М, БИНС-501 и БИНС-1000.

Среди отечественных БИНС третьего типа можно выделить БИНС ООО «Гиrolаб», которые построены с использованием микромеханических акселерометров и гироскопов. Для улучшения характеристик, изделие имеет возможность комплексирования с одометром, приемником спутниковых навигационных сигналов GPS/GLONASS и указателем воздушной скорости. Сегодня ООО «Гиrolаб» производит БИНС на базе микроэлектромеханических систем (МЭМС). GL-VG110 – популярная модель, пришедшая на смену снятой с производства ГЛ-ВГ109, обладающая следующими характеристиками (таблица 1.3) [20].

Таблица 1.2 – Основные тактико-технические характеристики БИНС ООО

Научно-производственная компания «Оптолинк»

Характеристики	БИНС-500К	БИНС-500М	БИНС-501	БИНС-1000
Инерциальный режим				
Погрешность определения координат	20 км/ч	8 км/ч	4 км/ч	1,6
Погрешность определения скорости	20 км/ч	1,5 м/с	1 м/с	0,5 м/с
Точность определения курса sec(lat)	0,5°	0,4°	0,1°	0,03°
Точность определения крена и тангажа	0,1°	0,1°	0,05°	0,02°
Комбинированный режим (GPS-GLONASS-SINS)				
Погрешность определения координат	20 м	20 м	20 м	20 м
Погрешность определения скорости	0,1 м/с	0,1 м/с	0,1 м/с	0,1 м/с
Время достижения готовности, мин	10	5–10	10	10

Таблица 1.3 – Основные тактико-технические характеристики БИНС ООО

«Гиrolаб»

Угол рыскания, уход (σ),	50° / час
Крен, Тангаж (σ),°	0,4 (наличие одометра / СВС / лага или СНС) 1,0 (отсутствие одометра / СВС / лага или СНС)
Точность счисления пройденного пути (σ) (требуется одометр / СВС / лаг)	5 % (от пройденного пути в течении 60 с после потери данных от СНС)
Погрешность приращения угла рыскания (σ)	0,8 %
Курс (σ) при условиях: 1) скорость движения > 2 м/с; 2) наличие достоверных данных от СНС; 3) погрешность координат СНС соответствует паспортным (2,5 м, СКО)	4°
Время: готовности / начальной выставки, с	0,5/60
Частота выдачи данных, Hz	610

ООО «ТеКнол» на протяжении ряда лет разрабатывает БИНС для решения задач управления движением и навигации различного класса ПО. БИНС производства ООО «ТеКнол» сочетают миниатюрные размеры с точностными характеристиками, сопоставимыми с характеристиками полноразмерных авиационных систем.

Имея в своем составе триады инерциальных датчиков (микромеханических гироскопов и акселерометров), а также барометрический высотомер и трехосный магнитометр, и комплексируя данные этих датчиков с данными приемника GPS, система вырабатывает полное навигационное решение по координатам и углам ориентации.

БИНС разработки ООО «ТеКнол» – это полная инерциальная система, в которой реализован алгоритм БИНС, интегрированной с приемником системы спутниковой навигации. По сути, одновременно работают три навигационные системы в одном вычислителе по одним и тем же данным. Каждая из систем реализует свои принципы управления, имея свои частоты (низкие или высокие).

Мастер-фильтр выбирает оптимальное решение с любой из трех систем в зависимости от характера движения. Этим обеспечивается устойчивость системы не только в прямолинейном движении, но и при виражах, некоординированных разворотах, боковом порывистом ветре. Система никогда не теряет горизонт, что гарантирует правильные реакции автопилота на внешние возмущения и адекватное распределение воздействий между органами управления.

В таблице 1.4 приведены основные ТТХ БИНС производства ООО «ТеКнол».

Таблица 1.4 – Основные тактико-технические характеристики БИНС ООО «ТеКнол»

Характеристика	КомпаНав-3	КомпаНав-5.2	БИНС-ТЭК-С2
Габаритные размеры, мм	127×74×39	208×146×125	224×176×135
Масса, кг	0,3	6	7
Готовность к работе	30 с	10 мин	10 мин
Угловая скорость, °/с	-250...+250	-200...+200	-150...+150
Ускорение, g	-5...+5	-10...+10	-10...+10

В настоящее время БИНС «КомпаНав-2» оборудованы серийные аппараты АО СКБ «Топаз», экспериментальный комплекс БЛА «Дозор», разрабатываемый компанией «Транзас». Также Кыштымский радиозавод заключил договор на оснащение своих беспилотных самолетов класса 25 кг БИНС производства ООО «ТеКнол».

Учитывая возрастающий интерес к применению микроэлектромеханических ЧЭ (MEMS) в ИК ПЕ ЖДТ (см. ниже), подобный опыт может рассматриваться в качестве отправной точки для перспективных железнодорожных НС. Необходимо также отметить весьма перспективные образцы БИНС следующих разработчиков:

- АО «Гранит-16»: БИНС на базе ЛГ, погрешность определения курса не превышает 1° , углов крена и тангажа – $0,3^\circ$; вес системы 16 кг, время готовности – не более 10 мин, среднее время наработки на отказ – 8000 ч, потребляемая мощность – 80 Вт;

- АО «ЦНИИмаш»: миниатюрная БИНС, масса не более 1 кг, объем 9 л и энергопотребление 15 Вт;

- ЦНИИ «Электроприбор»: БИНС на базе электростатических гироскопов с полым и сплошным ротором; недорогие и компактные БИНС на ВОГ, предназначенные для использования на малых судах, катерах и т.д.

Несмотря на все отмеченные выше достоинства бесплатформенных систем, при их применении в ИК ПЕ ЖДТ необходимо также учитывать и их следующие недостатки [5,6,12,17,28,91]:

- высокие требования, предъявляемые к точности ЧЭ и диапазону изменения измеряемых параметров;

- большой объем вычислений, обусловленный необходимостью аналитического воспроизведения базовой системы координат и сложностью обработки сигналов акселерометров и гироскопов;

- трудности при считывании выходных сигналов в условиях большого диапазона их изменения;

- отсутствие абсолютных методов начальной выставки и калибровки системы.

Кроме того, ЧЭ подвергаются сильным возмущающим воздействиям при непосредственном креплении их на борту ПЕ ЖДТ. Данные недостатки могут быть компенсированы, как показано далее, интеграцией БИНС и СНС.

Стремительное развитие СНС и методов обработки информации в комплексированных навигационных системах стало причиной появления и существенного развития поколения интегрированных НС, в которых оптимально сочетаются преимущества как БИНС, так и СНС [5]. В этих системах СНС обеспечивает высокую точность навигационной системы на длительных временных интервалах, а ИНС позволяет:

- увеличить точность и устойчивость оценивания параметров движения благодаря сглаживанию флуктуаций в измерениях СНС;
- увеличить надежность системы, сохраняя необходимую точность определения навигационных параметров при кратковременном пропадании навигационных измерений от необходимого количества спутников и исключая сбои в измерительной информации;
- расширить вектор навигационных параметров интегрированной системы за счет оценивания углов ориентации;
- увеличить помехоустойчивость СНС и исключить неоднозначности фазового определения при работе системы в дифференциальном режиме.

В результате использования спутниковой информации обеспечивается требуемая точность оценивания всех навигационных параметров БИНС, которая сохраняется даже при кратковременном пропадании измерений СНС. В силу того, что современные многоканальные приемники СНС уже имеют достаточно компактные размеры (близкие к микрокалькуляторам или встраиваемой в компьютер платы), перспективная НС, обладающая вышеуказанными преимуществами, не будет значительно отличаться по стоимости и габаритам от традиционной БИНС. Особенно перспективным является сочетание такой системы с цифровой картой местности (в частности, с рассматриваемыми далее цифровыми моделями пути). Такая карта местности отображается совместно с заданным и

пройденным маршрутами и содержит всю необходимую дорожную информацию, в том числе результаты решения задачи и выбора оптимального маршрута и т.п.

В качестве примеров зарубежных интегрированных НС следует отметить



Рисунок 1.2 – НС LN-100 на лазерных гироскопах фирмы Litton

LN-100 (рисунок 1.2), LN-200G, LN-270 фирмы Litton, SIGMA, SAPHIR фирмы SAGEM и TOTEM-300 фирмы SEXTANT Avionique, P-MIGITSII, M-MIGITSII, C-MIGITSIIH (Boeing, Rockwell Collins), P-764G (Honeywell). Это интегрированные

НС широкого назначения – для использования на самолетах, подводных судах, в артиллерии и для геодезической

съемки. Основные их характеристики приведены в таблице 1.5.

Таблица 1.5 – Основные характеристики зарубежных интегрированных НС широкого назначения

Компания, страна	Honeywell, США	Litton, США	British Aerospace, Великобритания	Sagem, Франция
Марка	H-423	LTN-92	FIN-3020	Sigma RL-90
КВО за 1 ч, м	1500	3600	1850	915
Время подготовки, мин (широта 60)	4	10	4	4
Ошибка (1 σ) Танг./курс, град	0,5/0,5	0,05/0,4	0,1/0,1	/0,05
Мощность, Вт	140	175	100	
Наработка на отказ, ч	4000	5000	Более 2000	
Размер ИНС, мм	460×193×200	23,7	12	380×194×191
Масса, кг	22	20	20	18

Весьма интересна с точки зрения применения в НС ПЕ ЖДТ схема интегрированной с СНС инерциальной системы LCR-94 фирмы LITEF GmbH (Германия), использующей ВОГ и кремниевые акселерометры, а также

P-MIGITSI, в состав которой входят цифровой блок твердотельных инерциальных датчиков, включающий кварцевые датчики угловой скорости и кварцевые акселерометры, и 5-канальный спутниковый навигационный приемник.

В качестве одного из лидеров среди интегрированных НС следует отметить высокоточную НС LN-200G фирмы Litton, включающую блок БИНС LN-200 на базе ВОГ и кварцевых микромеханических акселерометров, и 12-канальный двухчастотный GPS-приемник. LN-200G является первой интегрированной НС, удовлетворяющей требованиям GRAM/SAASM.

В России разработкой интегрированных НС на базе ВОГ успешно занимаются АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор» (г. Санкт-Петербург), АО «Раменское приборостроительное конструкторское бюро» (г. Москва), ООО Научно-Производственная Компания «Оптолинк» (г. Москва), ООО «Научно-производственный комплекс «Электрооптика» (г. Москва), ПАО «Пермская научно-производственная приборостроительная компания» (г. Пермь).

На сегодняшний день основную долю российских интегрированных систем на базе ВОГ составляют НС со слабосвязанным комплексированием. Так, в АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор» разработана интегрированная НС «Мининавигация-1» (рисунок 1.3), состоящая из модуля БИНС на ВОГ и миниатюрных акселерометрах, микровычислителя и приемника СНС GPS/ГЛОНАСС [49]. ТТХ данного устройства представлены в таблице 1.6.



Рисунок 1.3 – Интегрированная НС «Мининавигация-1» АО «Концерн «ЦНИИ «Электроприбор»

Таблица 1.6 – Основные характеристики интегрированной НС «Мининавигация-1»

Углы качки и рыскания	0,1 °
Вертикальная качка	0,1 м
Составляющие угловой скорости	0,1 %/с
Энергопотребление	50 Вт
Габаритные размеры	280×180×120 мм
Масса	5,5 кг

Раменским ПКБ разработаны инерциально-спутниковые системы ИСС-1 (на основе ГСП), ЛИНС-2000 (на базе кольцевого трехосного ЛГ фирмы Thales), инерциальная система ИНС-2000 (на основе ГСП с ДНГ) и система определения ориентации БКВ-95 (на базе ДНГ и кремниевых акселерометров). Все эти системы интегрируются с СНС GPS и ГЛОНАСС.

В 2020 г. АО «Раменский приборостроительный завод» в ходе Международного военно-технического форума «Армия-2020» представил инерциальный блок БИНС-СП-Б, который позволяет ориентироваться в пространстве самолетам, вертолетам и беспилотникам, в частности БПЛА-разведчик «Охотник» [35].

Базовым блоком бесплатформенной инерциальной навигационной системы БИНС-РТ является БИНС-СП-Б, который построен на базе трех кольцевых лазерных гироскопов и трех кварцевых акселерометров. Система, содержащая данный блок, способна работать как в отдельности по GPS и ГЛОНАСС, так и в совмещенном режиме. Она способна формировать и выдавать по отдельным каналам автономную инерциальную, гибридную и спутниковую информацию.

БИНС-СП-Б – уникальный высокоточный прибор, позволяющий определять координаты и параметры движения объекта даже в условиях отсутствия наземных, морских или космических сигналов. ТТХ блока представлены в таблице 1.7.

Таблица 1.7 – Основные характеристики БИНС-СП-Б

Погрешность по географическим координатам в инерциальном режиме	1,85 км за 1 ч полета
Погрешность по путевой скорости и ее составляющим в инерциальном режиме	1 м/с
Точность определения географической координаты в гибридном режиме	до 20 м
Точность определения путевой скорости и ее составляющим в гибридном режиме	до 0,2 м/с
Масса	не более 17 кг
Рабочая температура окружающей среды	от – 60°С до + 60°С
Средняя наработка на отказ	7000 ч

Помимо спутниковых сигналов в качестве точных измерений можно рассмотреть и другие источники, например, лидары.

Принцип работы лидара заключается в направлении перед собой инфракрасного излучения, которое частично рассеивается, а частично отражается встречными объектами и фиксируется принимающим фотодиодом, после чего процессор определяет расстояние до объекта согласно скорости распространения инфракрасных лучей. Одновременная обработка множества инфракрасных лучей позволяет создать трехмерное изображение окружающих объектов, состоящее из массива точек. Сегодня применение лидаров активно внедряется в сферу создания беспилотных автомобилей и беспилотных летательных аппаратов. Однако, лидары не позволяют определить параметры угловой ориентации ПЕ ЖДТ и требуют больших затрат, что ограничивает их применение в рассматриваемых далее навигационных алгоритмах.

Также следует отметить такую технологию, как компьютерное зрение, которое сможет обеспечить полностью автоматический контроль путей и вагонов в сортировочном парке. Системы технического зрения – это одно из звеньев более крупного проекта «Цифровая железнодорожная станция». Помимо сортировочных станций, техническое зрение поможет определять нештатные ситуации на любых железнодорожных путях (наличие посторонних людей, отсутствие сигнальных жилетов и пр.). Компьютерное зрение в целом и техническое зрение в частности представляют большой интерес в сфере цифровизации железнодорожного

транспорта, однако данная технология является весьма критичной к воздействию помех, требует больших вычислительных затрат и более дорогостоящей, чем спутниковые измерения, поэтому применение в рассматриваемых далее алгоритмах не актуально.

Сегодня активно развивается и внедряется в цифровые системы железнодорожного транспорта такая технология, как RFID. В основе RFID-технологии лежит радиочастотное электромагнитное излучение, посредством которого происходит бесконтактный обмен сигналами между меткой, расположенной на отслеживаемом предмете, и считывателем. Одним из главных преимуществ RFID-технологии является возможность её применения в процессах технического обслуживания, ремонта и эксплуатации железнодорожных объектов. Также данная технология может использоваться для определения местоположения поезда. Для этого необходимо, чтобы по всей траектории движения располагались считыватели меток, что приводит к удорожанию системы. RFID-технология не способна измерять углы ориентации объекта, что делает невозможным её применение в рассматриваемых далее алгоритмах. Поэтому, несмотря на многочисленные преимущества и большие перспективы внедрения в цифровую железнодорожную структуру, RFID-технология все же уступает спутниковым измерениям при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ.

Проведенный краткий обзор современного состояния интегрированных НС и их ЧЭ показывает, что, несмотря на непрерывное совершенствование технологий их изготовления, точность решения навигационных задач интегрированными НС не соответствует не только перспективным, но и сегодняшним требованиям к точности определения параметров движения ПЕ ЖДТ. В связи с этим первостепенное значение приобретает разработка интеллектуального алгоритма обеспечения интегрированных НС, позволяющего принципиально повысить точность определения навигационных параметров при уже существующей технологии их изготовления.

1.2 Особенности интеграции инерциальных и неинерциальных чувствительных элементов в бесплатформенных навигационных системах подвижных единиц железнодорожного транспорта

1.2.1 Датчики угловой скорости

При построении интеллектуальных алгоритмов оценивания навигационных параметров по показаниям ИК ПЕ ЖДТ принципиально важным оказывается учет характера и уровня помех измерителей НС. В связи с этим рассмотрим классические источники и модели погрешностей ЧЭ БИНС, применяемых сегодня, а также предполагаемых к использованию в перспективных железнодорожных НС. Предварительно проведем анализ современного уровня развития ДУС с точки зрения их применимости в НС ПЕ ЖДТ.

Анализ современных разработок в области гироскопов, приведенный в [7,22,48,53,54,76,77,108], позволяет сформировать 8 диапазонов точностных характеристик различных типов гироскопов (рисунок 1.4), которые можно разделить на три области: сверхвысокие точности, высокие и средние точности, а также низкие точности.

Сверхвысокие точности ($10^{-6} - 5 \cdot 10^{-4}$ град/час) обеспечивают гироскопы с механическим носителем кинетического момента, такие как поплавковый гироскоп, гироскоп с магниторезонансным подвесом ротора и гироскоп с электростатическим подвесом ротора (ЭСГ).

Наиболее распространенным и широко используемым в современных НС является поплавковый гироскоп. Его изготавливают по хорошо отработанным технологиям на мощной производственной базе [53,80]. Несмотря на существующие недостатки, присущие поплавковым гироскопам, в том числе невозможность увеличения точностных характеристик, разработка данных устройств продолжается. Эти устройства незаменимы в применении на объектах, ресурс которых должен составлять 10–15 лет.

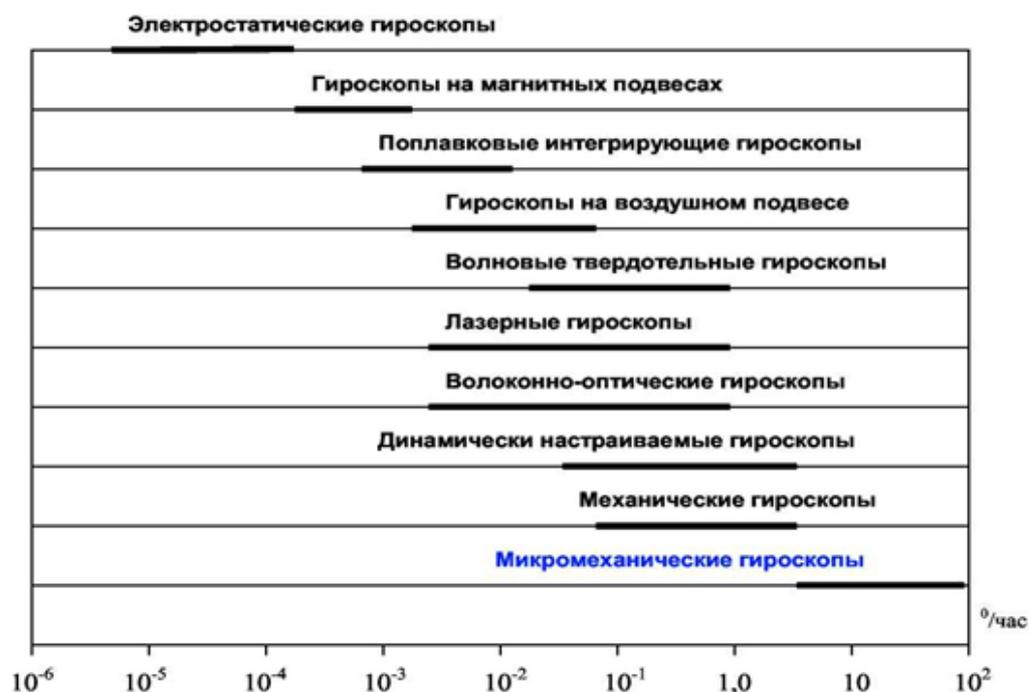


Рисунок 1.4 – Скорости дрейфа ДУС

Гироскоп с магниторезонансным подвесом ротора оказался менее точным по сравнению с ЭСГ, поэтому не нашел широкого практического применения. В настоящее время этот гироскоп иногда используют в БИНС среднего класса точности, что обусловлено его низкой стоимостью.

В НС различного назначения все большее практическое использование находит электростатический гироскоп (рисунок 1.5). Перспективными областями его применения считают системы навигации космических аппаратов, гиротеодолиты с улучшенными эксплуатационными характеристиками, БИНС летательных аппаратов [5]. Применение ЭСГ в БИНС ПЕ ЖДТ на данный момент нецелесообразно в связи с его высокой стоимостью и значительным уровнем возмущающих моментов, а также до сих пор не решена проблема съема информации об ориентации ротора относительно внешней камеры.

Высокие и средние точности ($5 \cdot 10^{-4}$ – 10^{-1} град/час) обеспечиваются динамически настраиваемыми гироскопами (ДНГ) (рисунок 1.6), ЛГ, ВОГ и волновым твердотельным гироскопом (ВТГ). Выделим перспективы применения каждого из них в НС.



Рисунок 1.5 – Электростатический гироскоп



Рисунок 1.6 – Динамически настраиваемый гироскоп ГВК-16

Такие преимущества использования ДНГ в БИНС, как малое время готовности, высокая устойчивость к механическим воздействиям, малое потребление мощности и малые массогабаритные характеристики [13,71] обусловили успешное серийное внедрение ДНГ как ДУСа среднего класса точности для ПО самого различного назначения. Однако в настоящее время эксплуатация ДНГ существенно затруднена, что обусловлено большими затратами на калибровку и обслуживание, а также необходимостью использования дорогостоящей и сложной аппаратуры управления. Среди фирм-разработчиков ДНГ можно выделить: Singer, Litton, Litef, АО «Раменское ПКБ», НИИ ПМ им. акад. В.И. Кузнецова, НПО «Электромеханика» и ЦНИИ «Дельфин». Основные характеристики ДНГ представлены в таблице 1.8.

Необходимо при этом отметить, что на сегодняшний день перспективы использования ДНГ в НС связаны по большей части с разработкой интегрированных навигационных систем, а в точностных характеристиках они проигрывают рассматриваемым далее ЛГ.

Лидером среди ДУСов являются ЛГ (рисунок 1.7) в силу диапазона измерений, точности, а также учитывая устойчивость к значительным перегрузкам. За последние 40 лет ЛГ прошли все этапы от лабораторных образцов до серийно выпускаемых приборов [19,36,83,133]. При этом основное влияние на точность работы ЛГ оказывают его случайный дрейф и смещение нуля выходной характеристики.

Таблица 1.8 – Основные характеристики ДНГ

Характеристики, размерность	Модель, разработчик									
	КИ-05-5А	Кинд 05-049	РВГ-1М	ГВК-6-1	ГВК-10	ГВК-16	ГВК-17	ГВК-18	МГ-4	ДНГ-4
	НИИ ПМ		ОКБ «Темп»	РПКБ						ПНППК
Диапазон измеряемых угловых скоростей, град/с	±15	±30	±150	±160	±50	±200	±120	–	±60	±90
Случайный дрейф, град/ч (от запуска к запуску)	±0,3	±0,15	±5,0	±0,01	±(0,03-0,2)	±(0,1-1,0)	±(0,05-0,2)	±0,01	±0,2	±0,5
Дрейф, не зависящий от ускорения, град/ч	–	–	–	±3	±25	±50	±25	±3	±25	±50
Дрейф, пропорциональный ускорению, град/ч	–	–	–	±1	±3	±25	±15	±3	±25	±6
Нестабильность масштабного коэффициента, %	0,05	0,05	0,1	–	0,1	–	–	–	–	–
Крутизна датчиков момента, град/(с-Л)	–	–	–	23	130	1000	600	80	400	450±70
Питание: В, кГц; двигатель; датчики угла; обогрев	–	–	–	18(11);0,48 2,5; 19,2 115;0,4	18(11);0,48 2,5; 19,2 115;0,4	18(11);0,48 2,5; 19,2 36;0,4	18(11);0,48 2,5; 19,2 36;0,4	18(11);0,48 2,5; 19,2 115;0,4	15(11);0,48 2,5; 19,2 115;0,4	7,4;0,5 2,5; 32
Время готовности, мин	–	–	–	10	–	–	–	8	–	–
Габаритные размеры, мм	054×78	033×27	025×30	054×45	056×63	032×31,5	039×33	054×45	042×46	–
Масса, г	430	80	50	265	460	85	125	250	200	80
Механическая прочность при ускорении, g	–	–	–	–	–	100	100	–	–	75



Рисунок 1.7 – Трехосный лазерный гироскоп ТЛГ-1

После калибровки ЛГ и компенсирующего учета модели дрейфа годовая стабильность нуля для серийно выпускаемых гироскопов оценивается на сегодняшний день величиной менее 0,004 град/ч. В наиболее простом виде, широко используемом при синтезе алгоритмов фильтрации навигационных параметров (в т.ч. и в данной работе), модель дрейфа ЛГ имеет вид [88]:

$$\omega_{\text{ЛГ}} = m_d + W(t),$$

где m_d – смещение нуля выходной характеристики ЛГ;

$W(t)$ – флуктуация частоты, которая в диапазоне измерений ЛГ рассматривается как белый шум с известной интенсивностью.

В настоящее время наилучшими точностными и габаритно-массовыми характеристиками обладают ЛГ фирмы Honeywell, Litton и SFENA. Технические характеристики современных ЛГ приведены в таблице 1.9.

Достаточно высокая стоимость ЛГ обусловила все возрастающее применение ВОГ, являющегося высокочувствительным прибором и позволяющим измерять малые угловые скорости [16,18,19,58,60,102], что дает ему существенные преимущества перед ЛГ с аналогичными размерами. Так, например, ЛГ с оптическим путем длиной 120 мм имеет масштабный коэффициент 4 угл. с на одну интерференционную полосу. В то же время, аналогичный по габаритам ВОГ обеспечивает разрешение 0,025 угл. с. Работы по созданию ВОГ ведутся в настоящее время как многими известными зарубежными фирмами: Honeywell, Litton, Rockwell International, Northrop и др., так и отечественными: ООО Научно-Производственная Компания «Оптолинк» (г. Москва), АО «Физоптика»

(г. Москва) и Пермской научно-производственной приборостроительной компанией (г. Пермь).

Таблица 1.9 – Технические характеристики современных ЛГ

Модель, фирма	GG-1300, Honeywell	GG-1328, Honeywell	LG-2717, Litton	ASLG, Sperry	SLIG, Sperry	HSD, Dylag	RB-25, Rayton
Дрейф нуля, град/час	0,007	0,070	0,100	0,100	1,000	0,080	0,005
Случайный уход, град/час	0,003	0,010	0,005	0,010	0,125	0,012	0,001
Цена импульса, угл.с	1,57	3,14	3	3,3	6,6	1,6	1,5
Стабильность масштабного коэффициента	$5 \cdot 10^{-6}$	$5 \cdot 10^{-6}$	$1 \cdot 10^{-4}$	$5 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-4}$	–	–
Линейность масштабного коэффициента	$1 \cdot 10^{-5}$	$1 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-4}$	$1 \cdot 10^{-4}$	$2 \cdot 10^{-4}$	$5 \cdot 10^{-5}$	$5 \cdot 10^{-6}$
Время готовности	<1 с	<1 с	–	30 мин	<1 с	–	–
Диапазон измеряемых угловых скоростей,	± 400	± 800	± 800	± 100	± 1500	–	± 1800
Средняя наработка на отказ, тыс.ч.	>20	>20	–	>30	–	–	>20
Масса, кг	2,95	–	1,36	1,80	2,30	–	–
Объем, см ³	1840	–	1120	1230	1586	–	820

Такие преимущества ВОГ как низкая стоимость, малые габариты и энергопотребление, высокая помехоустойчивость и др. позволяют считать его одним из наиболее перспективных гироскопов средней точности для навигационных приложений. Можно предположить, что ВОГ вытеснит в перспективе ЛГ в диапазоне точностей 10^{-2} град /час и ниже, что весьма актуально для разработки интегрированных НС и, в частности, НС ПЕ ЖДТ.

В качестве отечественных разработок ВОГ можно рассмотреть ряд гироскопов, разработанных фирмой «ООО Научно-Производственная Компания «Оптолинк» (г. Москва), АО «Физоптика» (г. Москва) и Пермской приборостроительной компанией (г. Пермь). В таблице 1.10 приведены основные

характеристики ВОГ, выпускаемых ООО Научно-Производственная Компания «Оптолинк» [15].

Таблица 1.10 – Основные характеристики ВОГ, выпускаемых ООО Научно-Производственная Компания «Оптолинк»

Характеристика	ОИУС-5000 (одноосный)	ОИУС-2000 (одноосный)	ОИУС-1000 (одноосный)	ОИУС-501 (одноосный)	ТИУС-500 (трехосный)	ВОБИС (трехосный (космический))
Диапазон измеряемых угловых скоростей, °/с	±12	±40	±550	±300	±300	±30
Дрейф нулевого сигнала при постоянной температуре, °/ч	0,0006	0,002	0,005	0,03	0,1	0,03
Погрешность масштабного коэффициента, ppm	20	100	100	300	700	500
Спектральная плотность мощности шума, °/√ч	0,0001	0,0003	0,0007	0,005	0,007	0,001
Масса прибора (нетто), кг	2,5	1,5	0,8	0,35	1,2	2,6
Габаритные размеры, мм	250×45	250×40	150×40	100×30	110×110×90	172×176×110

Область низких точностей (более 10^{-1} град/час) может быть представлена микромеханическими гироскопами (ММГ) (рисунок 1.8), активную работу над которыми с начала 80-х годов ведут такие известные фирмы как Systron Donner, British Aerospace System & Equipment, Analog Devices, Murata и ряд других.

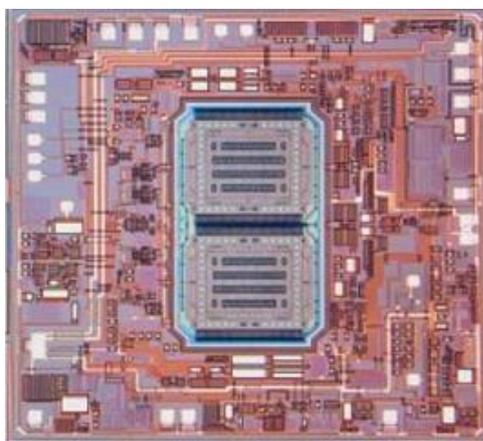


Рисунок 1.8 – Микромеханический гироскоп

ММГ представляют собой одноосные вибрационные гироскопы в виде электронного чипа с кварцевой подложкой площадью в несколько квадратных миллиметров. При изготовлении ММГ применяются технологии и материалы современной интегральной микроэлектроники (фотолитографии, травления, ионной имплантации и т.д.), а также высокодобротные неметаллические материалы (монокристаллического кремния, плавного кварца и т.п.) [77,108,123], что принципиально отличает эти ЧЭ от других. ММГ имеют встроенные схемы обработки информации и управления, незначительные габариты и массу, малое энергопотребление, достаточно устойчивы к возмущающим воздействиям. Вследствие применения современных производственных технологий интегральной микроэлектроники ММГ имеют невысокую стоимость, что повышает возможность их применения в интегрированных НС на транспорте (микромеханические датчики при работе спутникового канала постоянно калибруются, что позволяет обеспечить требуемую точность непродолжительной автономной навигации) [44,78,106,111,123]. В таблице 1.11 приведены характеристики современных ММГ.

Таблица 1.11 – Основные характеристики современных ММГ

Характеристика, размерность	ADXRS150	ADXRS300	ADXRS401	ADXRS610	ADXRS612	ADXRS614
Диапазон измеряемых угловых скоростей, град/с	+150	±300	+75	+300	±300	±75
Чувствительность, мВ/°/с	12,5	5	15	6	7	25
Нелинейность, %	0,1	0,1	0,1	0,1	0,1	од
Нулевой сигнал, В	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5	2,5
Время включения, мс	35	35	35	50	50	50
Чувствительность к линейному ускорению, °/с/g	0,2	0,2	0,2	0,1	0,1	0,1
Нулевой сигнал от напряжения питания, °/с/В	1	1	–	–	–	–
Коэффициент передачи датчика температуры, мВ/°К	8,4	8,4	8,4	9	9	9

Постоянно растущие требования к точности и надежности гироскопов и систем навигации провоцируют поиски путей создания гироскопов на новых принципах. Одно из направлений – так называемые квантовые гироскопы, в основу действия которых положены гироскопические свойства частиц: атомных ядер, электронов, фотонов и т. д.

1.2.2 Акселерометры

Рассмотрим далее особенности применения современных акселерометров в НС ПЕ ЖДТ и модели их погрешностей. Современные НС подвижных объектов включают различные типы акселерометров: струнные, микромеханические, оптические, гироскопические интеграторы линейных ускорений и доминирующий класс в настоящее время – маятниковые позиционные акселерометры (акселерометры компенсационного типа) [2,5,28,33,34,77,91,101].

Как и любые другие измерительные устройства, акселерометры имеют погрешности измерений, основные из которых:

- погрешность смещения нуля (практически не изменяется в течение достаточно долгого времени, может быть описана случайной или детерминированной постоянной величиной);
- погрешность масштабного коэффициента (определяет составляющую, пропорциональную измеряемому ускорению);
- шумовую составляющую (характеризует флуктуационные погрешности датчиков, как правило, описывается белым гауссовским шумом).

Модель помех акселерометров, содержащая перечисленные погрешности, имеет линейный вид и позволяет представить сигнал помехи W_a акселерометра в обобщенном виде [64]:

$$W_a = a_w + ka + v ,$$

где a_w – смещение нуля акселерометра;

$k = \begin{vmatrix} k_x & k_y & k_z \end{vmatrix}$ – вектор-строка, случайные компоненты которой определяют степень влияния перекрестных ускорений (например, k_x, k_z) и величину отклонения масштабного коэффициента от номинального значения (например, k_y),

$a = \begin{vmatrix} a_x & a_y & a_z \end{vmatrix}^T$ – вектор ускорений объекта,

v – флуктуационная составляющая, в большинстве практических приложений аппроксимируется белым гауссовским шумом с известной интенсивностью и нулевым средним [88].

Проведя статистический анализ смещения нуля a_w , можно представить a_w двумя способами:

- гауссовской случайной константой с известными математическим ожиданием и дисперсией или детерминированной величиной, определяемой в результате процесса калибровки;

- в виде стационарного нормального процесса с экспоненциальной корреляционной функцией с достаточно большой постоянной времени.

Так как использование и той, и другой моделей не оказывает принципиального влияния на ход последующих рассуждений, то с целью методического упрощения формируемых далее аналитических выражений полагаем смещение нуля a_w детерминированной величиной, компенсируемой аналитически, влияние перекрестных ускорений – нулевым, а помеху акселерометра W в целом аппроксимируем белым гауссовским шумом с нулевым средним и известной интенсивностью.

В таблице 1.12 приведены основные характеристики серийно выпускаемых линейных акселерометров.

В наше время, вместе с перечисленными выше традиционными типами линейных акселерометров, активно разрабатываются измерители, в основе которых лежат совершенно новые конструктивные и физические принципы. Примером этого является серия акселерометров Q-Flex, которым отводится одно из центральных мест при использовании в перспективных НС, в том числе и интегрированных НС ПЕ ЖДТ.

Таблица 1.12 – Основные характеристики серийно выпускаемых линейных акселерометров

Разработчик, изготовитель	Фирма JAE, Япония	НПО «Авиаприбор» (МИЭА), Москва		ОКБ «Темп», Арзамас	Раменское ПКБ	ЦНИИ «Электроприбор», С.-Петербург	ЦНИИ «Дельфин» Москва
Марка акселерометра	JA-6	AK-6	AL-1	ДЛУВД	A-12	Д-10	AK-10/4
Диапазон измеряемых линейных ускорений, g	±20	±10	±7	±3–60	±25	±0,7	±2
Порог чувствительности, g	10^{-6}	$2 \cdot 10^{-5}$	$5 \cdot 10^{-5}$		$5 \cdot 10^{-7}$	10^{-7}	10^{-6}
Рабочий диапазон частот, Гц	300		100	500		100	45–80
Погрешность (дрейф нуля), g	$3 \cdot 10^{-4}$	$3 \cdot 10^{-5}$	$2 \cdot 10^{-5}$	0,001	10^{-5}	10^{-5}	10^{-5}
Крутизна выходной характеристики	0,5 В/g		1,2 В/g		1,5 mA/g		5,1 В/g
Нелинейность характеристики, %	0,0003	0,005		0,1	0,02	0,001	
Время наработки на отказ, ч	50 000	10 000	10000	3000	5000	15000	
Температурная погрешность, g/C ⁰	10^{-7}	$3 \cdot 10^{-5}$	$5 \cdot 10^{-6}$				$2 \cdot 10^{-5}$
Масса акселерометра, г		50	220	40	38	250	115

Очевидно, что при выборе класса точности предполагаемых к использованию в НС ПЕ ЖДТ акселерометров необходимо учитывать максимальный уровень рассмотренных выше помех и диапазон измерений соответствующего прибора.

Анализ описанных выше измерителей позволяет выделить три класса точности акселерометров:

1. Низкая – диапазон измеряемых линейных ускорений 600 м/с^2 , погрешность измерения линейных ускорений $\geq 10^{-3} \text{ м/с}^2$.
2. Средняя – диапазон измеряемых линейных ускорений 250 м/с^2 , погрешность измерения линейных ускорений $10^{-4} \text{--} 10^{-5} \text{ м/с}^2$.

3. Высокая – диапазон измеряемых линейных ускорений 100 м/с^2 , погрешность измерения линейных ускорений $\leq 10^{-7} \text{ м/с}^2$.

Из такой классификации следует, что для акселерометров, предполагаемых к применению в интегрированных НС ПЕ ЖДТ, обеспечивающих автономный режим позиционирования при длительном пропадании спутниковых сообщений, погрешность измерения должна составлять около $10^{-4} - 10^{-5} \text{ м/с}^2$.

1.3 Анализ методов искусственного интеллекта, применяемых при построении интеллектуальных интегрированных навигационных систем

Современное развитие интеллектуальных транспортных систем (ИТС) происходит в направлении создания более сложных интеллектуальных систем навигации и управления на основе технологий машинного обучения, распознавания образов, нейронных сетей, генетических алгоритмов и других технологий искусственного интеллекта, которые позволяют системам принимать решения на основе анализа больших объемов данных [10]. Например, системы автоматического управления дорожным движением могут использовать данные, полученные от системы навигации о скорости, направлении движения, местоположении и других параметрах транспортных средств, чтобы принимать решения о регулировании движения в режиме реального времени.

Интеграция различных навигационных систем позволяет повысить точность и надежность навигации, а также улучшить управляемость и безопасность транспортных средств. Интеллектуальная составляющая таких систем включает в себя алгоритмы машинного обучения и искусственного интеллекта (ИИ) для обработки и анализа данных от различных датчиков и сенсоров, что позволяет адаптироваться к изменяющимся условиям и принимать решения на основе контекста.

Сегодня выделяют следующие методы искусственного интеллекта, применяемые при построении интеллектуальных интегрированных навигационных систем:

1. Экспертные системы. Это метод ИИ, основанный на использовании базы знаний и логического вывода для принятия решений. Экспертные системы могут быть использованы для предоставления рекомендаций по навигации, таких как оптимальные маршруты или информация о дорожной ситуации.

Преимущества экспертных систем:

- точность: экспертные системы способны к выполнению сложных логических и аналитических задач, что позволяет им предоставлять точные и полезные ответы на вопросы и решать проблемы;

- скорость: благодаря своей способности обрабатывать большие объемы данных и выполнять сложные вычисления, экспертные системы могут быстро предоставлять ответы и решения;

- постоянное обновление: поскольку экспертные системы основаны на знаниях, они могут быть постоянно обновляемы и улучшаемы путем добавления или обновления существующих знаний;

- экономия времени: экспертные системы освобождают пользователей от необходимости проводить исследования и анализ самостоятельно, позволяя им сосредоточиться на более важных задачах.

Следует отметить такие недостатки экспертных систем, как:

- ограниченность знаний: несмотря на то, что экспертные системы способны обрабатывать и анализировать большие объемы данных, они все еще ограничены своими знаниями и опытом. Если возникает ситуация, которая не была предусмотрена системой, она может оказаться неспособной предоставить точный ответ;

- сложность разработки: создание экспертной системы может быть сложным и трудоемким процессом, требующим специализированных знаний и опыта в области искусственного интеллекта, логики и программирования;

- высокая стоимость: разработка и внедрение экспертной системы могут быть дорогостоящими, особенно если требуется разработка специализированного программного обеспечения.

2. Нейронные сети. Этот метод ИИ основан на имитации работы человеческого мозга и использовании большого количества связанных между собой узлов для обработки данных. Нейронные сети могут быть использованы в навигационных системах для распознавания голосовых команд, прогнозирования трафика или определения наиболее подходящих маршрутов.

Преимущества нейронных сетей:

- универсальность: нейронные сети могут быть использованы для решения широкого спектра задач, от классификации изображений до прогнозирования финансовых рынков;

- обучение на больших объемах данных: нейросети могут обучаться на огромных объемах данных, что позволяет им достигать высокой точности в задачах классификации и регрессии.

- параллельная обработка: нейросети обучаются параллельно, что позволяет ускорить процесс обучения и улучшить производительность.

Однако у нейронных сетей есть и недостатки. Среди них:

- сложность интерпретации: нейросети часто рассматриваются как «черные ящики», поскольку их внутренние механизмы сложно интерпретировать и объяснить;

- необходимость большого количества данных для обучения: нейросетям требуется большое количество данных для обучения, что может быть недоступно в некоторых случаях;

- вероятность переобучения: нейросети могут страдать от переобучения, когда они слишком хорошо обучаются на обучающих данных и плохо работают на новых данных.

3. Генетические алгоритмы. Это метод, основанный на принципах естественного отбора и эволюции. Генетические алгоритмы могут быть использованы при поиске оптимальных маршрутов или для адаптации к изменяющимся условиям на дороге.

Одним из преимуществ генетических алгоритмов является их способность работать с большими и сложными задачами. Они могут обрабатывать большое

количество переменных и находить оптимальные решения даже в условиях высокой сложности.

Однако генетические алгоритмы также имеют некоторые недостатки. Одним из них является то, что они могут быть медленными и требовать большого количества вычислений. Кроме того, они могут не всегда находить оптимальное решение, особенно в случаях, когда задача имеет много локальных оптимумов.

4. Методы нечеткой логики. Эти методы основаны на использовании нечетких множеств для представления неопределенности в данных. Нечеткая логика может быть использована для определения наиболее подходящего маршрута в зависимости от предпочтений пользователя или в условиях неполной информации о дорожной ситуации.

Основными преимуществами нечеткой логики являются ее способность работать с неточными и неполными данными, а также ее гибкость и адаптивность к изменяющимся условиям. Кроме того, нечеткая логика может использоваться для создания систем, которые могут обучаться на основе опыта, что делает ее привлекательной для применения в различных областях.

Одним из главных недостатков нечеткой логики является сложность ее понимания и интерпретации, особенно для тех, кто не знаком с этой областью. Кроме того, она может быть менее эффективной, чем другие методы логического вывода, такие как классическая логика или вероятностные методы.

5. Глубокое обучение. Это подвид нейронных сетей, который использует множество слоев для обработки сложных данных. Он позволяет компьютерам изучать сложные функции и отношения в больших наборах данных. Глубокое обучение может быть использовано для распознавания объектов на изображениях с камер или для определения наиболее безопасного маршрута на основе анализа изображений с дорожных камер.

Преимущества глубокого обучения включают его способность обрабатывать большие объемы данных, его точность в распознавании образов и его способность обучаться на своих ошибках. Однако у глубокого обучения есть и недостатки, такие

как его потребность в больших объемах данных для обучения и его потенциальная сложность в интерпретации.

6. Роботизированное обучение. Этот метод заключается в обучении роботов выполнению определенных задач, таких как вождение автомобиля или навигация. Оно может включать в себя обучение на основе программирования, обучение с подкреплением и другие методы. Роботы могут использовать различные методы ИИ для выполнения своих задач.

Преимущества роботизированного обучения включают возможность роботов выполнять задачи быстрее и точнее, чем люди, а также их способность работать в опасных условиях. Однако роботизированное обучение также имеет недостатки, такие как высокая стоимость и сложность разработки и обслуживания роботов.

7. Машинное обучение. Это область искусственного интеллекта, которая изучает методы обучения компьютеров на основе анализа данных. Машинное обучение может быть применено в навигационных системах для различных задач, включая распознавание голосовых команд и адаптацию к дорожной ситуации.

Преимущества машинного обучения включают его способность к автоматизации, точность и скорость обработки данных, а также возможность использования различных методов обучения. Недостатки машинного обучения включают необходимость больших объемов данных для обучения, сложность интерпретации результатов и возможность ошибок в анализе данных.

Развитие искусственного интеллекта и, в частности, методов машинного обучения, поможет создать более точные и эффективные системы управления движением, уже сегодня использующие алгоритмы машинного обучения для анализа данных о движении поездов и прогнозирования задержек на станциях и перегонах. Это позволяет операторам более эффективно планировать маршруты поездов и минимизировать задержки.

1.4 Постановка частных задач исследования

Анализ основных недостатков современных подходов к синтезу алгоритмов оценки навигационных параметров подвижных объектов показал, что невозможность обеспечения устойчивости процесса оценивания навигационных параметров ПЕ ЖДТ в автономном режиме БИНС (т.е. при отсутствии спутниковых измерений) связана, прежде всего, с использованием линеаризованных уравнений БИНС – так называемых «уравнений ошибок». Основные недостатки «уравнений ошибок» – это их привязка к траектории движения объекта, которая должна быть известной, а также допущение о малости ошибок измерения навигационных параметров [3-6,9,28,54,76,102,104]. С этими недостатками тесно связана и основная проблема использования современных методов фильтрации в СНС – в них также должна быть известна модель движения объекта [23,28,84,99]. Подобные ограничения резко снижают возможность использования существующих подходов к оценке параметров движения на железнодорожном транспорте. В связи с этим, требуется разработать стохастическую нелинейную модель БИНС, инвариантную к виду физической модели ПЕ ЖДТ, характеру ее движения и виду действующих на нее возмущений. Данная модель должна быть свободна от недостатков существующих моделей БИНС, построенных на уравнениях ошибок, и должна допускать представление в форме Ланжевена, что, в свою очередь, позволит использовать ее в качестве уравнений объекта при последующем построении алгоритмов фильтрации навигационных параметров.

Для возможности принципиального решения задачи автономного апостериорного оценивания навигационных параметров ПЕ ЖДТ при отсутствии спутниковых измерений целесообразно выбрать в качестве их наблюдателей измерительные датчики, уже используемые на железнодорожном транспорте. При этом необходимо построить модели их информационных сигналов, обеспечивающие возможность синтеза алгоритмов фильтрации на основе предложенных стохастических моделей объекта.

Так как решение задачи фильтрации всегда связано с существенными вычислительными затратами, то одна из главных задач работы – это исследование возможности их уменьшения на основе использования аналитических цифровых моделей пути – моделей изменения высоты в зависимости от географических координат и изменения долготы в зависимости от текущей широты объекта. При этом необходимо рассматривать как общий случай зависимости долготы от широты, так и характерный для железной дороги вариант постоянного азимутального угла текущего участка железнодорожного пути. В развитие данного подхода необходимо также исследовать вариант совместного применения моделей изменения долготы и высоты в функции широты объекта как с точки зрения сокращения размерности уравнений фильтрации, так и с целью создания новых автономных структур наблюдения.

Помимо допущения о постоянстве азимутального угла текущего участка железнодорожного пути, для железной дороги весьма характерно допущение о постоянстве угла наклона пути к плоскости горизонта. Данное допущение может существенно упростить навигационные алгоритмы. В связи с этим необходимо исследовать возможность обобщения цифровых моделей пути и соответствующих им решений навигационной задачи на случай постоянства угла наклона пути к плоскости горизонта. Более того, полученные в этом случае цифровые модели пути могут существенно изменить структуру системы наблюдения параметров движения, повысив, тем самым, информативность наблюдения и, соответственно, общую точность оценивания. Новые структуры наблюдения необходимо при этом рассмотреть с точки зрения комплексирования с традиционными железнодорожными измерителями параметров движения подвижного объекта.

Для решения задачи тесной интеграции БИНС и СНС необходимо разработать информационные стохастические модели сигналов спутниковых измерений как в непрерывной форме, так и в дискретной, учитывающей дискретизацию спутниковых навигационных сообщений во времени. Данные модели должны быть ориентированы на представление параметров движения в

сопровождающей системе координат (СК), в которой описываются навигационные параметры БИНС, т.е. в сопровождающей географической СК.

Модели интегрированной НС должны быть при этом получены в классической стохастической форме «объект – наблюдатель» и должны обеспечить, используя аппарат непрерывно-дискретной нелинейной фильтрации, возможность решения задачи устойчивого субоптимального оценивания вектора параметров движения ПЕ ЖДТ как на интервалах времени между спутниковыми измерениями, так и в моменты времени приема последних, – путем интегрирования спутниковых и наземных измерений.

Необходимо также исследовать возможность и варианты использования в разработанной интегрированной НС рассмотренных выше цифровых моделей пути с точки зрения:

а) сокращения размерности комплексированных алгоритмов фильтрации интегрированной НС и, соответственно, объема вычислительных затрат на борту ПЕ ЖДТ;

б) построения структуры наблюдения навигационных параметров, обеспечивающей устойчивое автономное оценивание параметров движения ПЕ ЖДТ на временных интервалах между спутниковыми измерениями;

в) повышения точности оценки как угловых параметров ПЕ ЖДТ, так и вектора навигационных параметров объекта в целом, за счет возможности комплексирования спутниковых измерений с наземными.

В силу того, что параметры пространственных моделей пути могут быть неизвестны или известны неточно, разработанный подход к синтезу интегрированных НС должен обеспечивать при использовании цифровых моделей пути теоретически строгую идентификацию их параметров, например, за счет реализации возможности явного наблюдения последних как автономными, так и спутниковыми измерителями. В этом случае разработанные алгоритмы, помимо повышения точности решения навигационной задачи ПЕ ЖДТ, могут существенно повысить эффективность экспресс-диагностики технического состояния железнодорожного пути.

1.5 Выводы по главе

1. Проведенный анализ существующих современных отечественных и зарубежных инерциальных и неинерциальных чувствительных элементов, применяемых в бесплатформенных навигационных системах, и их истории развития показал возможные перспективы применения инерциальных и неинерциальных чувствительных элементов в навигационных системах железнодорожного транспорта.

2. Рассмотренные современные интегрированные навигационные системы, оценка их достоинств и недостатков также подтвердили возможность применения таких систем на железнодорожном транспорте.

3. Проведен анализ методов искусственного интеллекта, применяемых при построении современных интеллектуальных интегрированных навигационных систем, который позволил определить основные направления исследования.

2 СИНТЕЗ СТОХАСТИЧЕСКИХ МОДЕЛЕЙ ПАРАМЕТРОВ СОСТОЯНИЯ ИНТЕГРИРОВАННЫХ НАВИГАЦИОННЫХ СИСТЕМ ПОДВИЖНЫХ ЕДИНИЦ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА

2.1 Обобщенная нелинейная стохастическая модель бесплатформенной инерциальной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями

В связи с обоснованным в главе 1 отказом от использования любых упрощений вида движения ПЕ ЖДТ, характера ее возмущающих воздействий и т.п., дальнейший синтез математической модели БИНС ПЕ ЖДТ осуществим в предположении ее инвариантности ко всем перечисленным факторам.

Для синтеза уравнений вектора состояния БИНС используем далее нижеперечисленные СК (рисунок 2.1) [3,5,25]:

- геоцентрическую СК (ГцСК) $O\xi\eta\zeta$ с началом в центре Земли и вращающуюся вместе с Землей;
- приборную СК (ПСК) $Oxyz$ с началом в центре масс объекта, оси которой направлены по взаимно ортогональным осям чувствительности ЧЭ, образующих измерительный комплекс объекта;
- инерциальную СК (ИСК) $O\xi_1\eta_1\zeta_1$ с началом в центре Земли,
- сопровождающую СК (ССК) $OXYZ$ с началом в центре масс объекта, ось Z направлена от центра Земли, а ось X дополняет систему координат до правой.

Считаем также, что инерциальный измерительный комплекс БИНС состоит из трех акселерометров и трех ДУС, оси чувствительности которых направлены по осям ПСК.

Для описания моделей шумов измерений ЧЭ НС будем использовать далее белый гауссовский шум (БГШ). Подобная аппроксимация помех измерений не накладывает никаких принципиальных ограничений на дальнейшее решение задачи, так как известный прием расширения вектора состояния за счет введения

формирующих фильтров, используемый по необходимости, позволяет получить требуемую модель помехи ЧЭ с известными временными статистическими характеристиками.

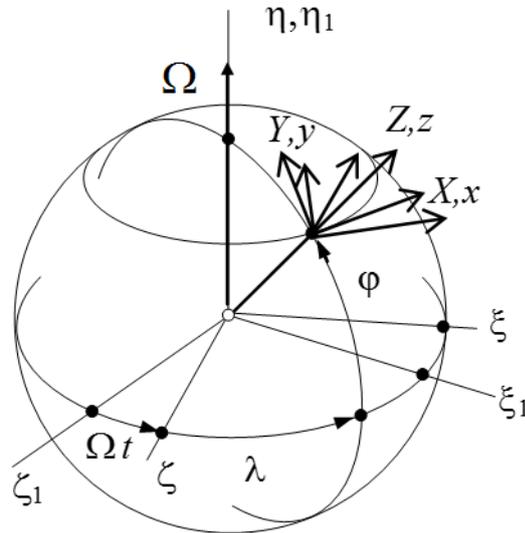


Рисунок 2.1 – Ориентация осей СК

Для решения задачи синтеза вектора состояния БИНС необходимо сначала описать текущую ориентацию ССК относительно ПСК через переменные состояния БИНС. С этой целью проведем следующие построения.

Текущая ориентация трехгранника ССК относительно триэдра ГцСК (в силу принятого определения ССК) описывается уравнениями [5,25]:

$$\begin{vmatrix} \dot{\lambda} \\ \dot{\phi} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} 0 & (\cos \varphi)^{-1} \\ -1 & 0 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} -V_Y (r+h)^{-1} \\ V_X (r+h)^{-1} \end{vmatrix}; \quad (2.1)$$

$$\dot{h} = V_Z;$$

$$\lambda(0) = \lambda_0; \varphi(0) = \varphi_0; h(0) = h_0,$$

где λ – долгота объекта; φ – широта объекта; V_X, V_Y – проекции линейной скорости объекта на оси ССК; r – радиус Земли; h – текущая высота объекта; V_Z – вертикальная скорость объекта в ССК.

В силу характера исследуемого объекта – ПЕ ЖДТ, полагаем, что она движется по сфере Земли с нулевой вертикальной скоростью ($V_Z = 0, h = \text{const}$). В

дальнейшем это предположение будет расширено до модели случайных колебаний h .

Траектория реального движения ПЕ ЖДТ всегда может быть аппроксимирована с требуемой точностью последовательностью локсодромических интервалов – участков движения с постоянным азимутальным углом θ .

Тогда проекции линейной скорости объекта на оси x и y определяются как $V_x = V \cdot \sin\theta$, $V_y = V \cdot \cos\theta$, где V – модуль скорости ПЕ ЖДТ.

Для последующего построения уравнений полного навигационного вектора ПЕ ЖДТ используем возможность комплексирования БИНС с одометрами, применение которых весьма характерно для подобных навигационных систем. Это продиктовано тем, что, во-первых, сигналы измерения одометров содержат информацию о параметрах движения ПЕ ЖДТ (модуля его линейной скорости), а во-вторых, устойчивостью процесса оценивания параметров движения ПЕ ЖДТ при пропадании сигналов от СНС (т.е. автономностью интегрированной НС), обеспечиваемой возможностью непрерывного получения информации от одометров. При этом в качестве одометра рассмотрим далее дифференциальный датчик пути (хронометрический спидометр), выходной сигнал которого пропорционален модулю скорости ПЕ ЖДТ (приращению длины пути за такт измерения). Не снижая общности рассматриваемой задачи, считаем выходные сигналы одометра непрерывными, что соответствует современным скоростям ПЕ ЖДТ и технологическому уровню исполнения современных одометров.

Тогда модель одометра, комплексируемого с БИНС и измеряющего модуль скорости ПЕ ЖДТ, в общем случае описывается стохастическим уравнением:

$$Z_{\text{од}} = V + W_{\text{од}}, \quad (2.2)$$

где $W_{\text{од}}$ – погрешность измерений одометра.

Погрешность измерений одометра, в свою очередь, в общем случае может быть задана уравнением

$$\dot{W}_{\text{од}} = f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) + \chi, \quad (2.3)$$

где $f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t)$ – известная нелинейная функция, χ – БГШ с нулевым матожиданием и интенсивностью D_χ .

Таким образом, модуль скорости движения ПЕ ЖДТ, согласно (2.2), может быть представлен выражением:

$$V = Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}. \quad (2.4)$$

Принимая во внимание выражения для определения проекций линейной скорости ПЕ ЖДТ на оси X и Y , а также для модуля скорости движения ПЕ ЖДТ (2.4), можно представить его уравнения движения в следующем виде:

$$\dot{\varphi} = \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta}{r + h}; \quad \dot{\lambda} = \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta}{\cos \varphi (r + h)}. \quad (2.5)$$

Динамика изменения ориентации триэдра ПСК (трехгранника БИНС) относительно ИСК описывается известными уравнениями Эйлера – Крылова:

$$\begin{vmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \frac{\sin \gamma}{\cos \beta} & \frac{\cos \gamma}{\cos \beta} & 0 \\ \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma \operatorname{tg} \beta & \cos \gamma \operatorname{tg} \beta & 1 \end{vmatrix} \begin{vmatrix} \omega_x \\ \omega_y \\ \omega_z \end{vmatrix} = \Phi(\beta, \gamma) \omega_J; \quad (2.6)$$

$$\alpha(0) = \alpha_0, \beta(0) = \beta_0, \gamma(0) = \gamma_0,$$

где α, β, γ – углы Эйлера – Крылова, определяющие ориентацию ПСК относительно ИСК; $\omega_J = |\omega_x \ \omega_y \ \omega_z|^T$ – вектор абсолютной угловой скорости вращения ПСК, который может быть получен по измерениям $Z_d = |Z_x \ Z_y \ Z_z|^T$ трех ортогональных ДУС, расположенных на ПЕ ЖДТ:

$$\omega_J = Z_d - W_d, \quad (2.7)$$

$W_d = |W_{dx} \ W_{dy} \ W_{dz}|^T$ – аддитивный вектор помех измерения ДУС, аппроксимируемый далее БГШ с нулевым математическим ожиданием и матрицей интенсивностей D_d .

Стохастическое представление вектора абсолютной угловой скорости (2.7) позволяет сразу записать кинематические уравнения (2.6) в форме Ланжевена:

$$\begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} \frac{\sin \gamma}{\cos \beta} & \frac{\cos \gamma}{\cos \beta} & 0 \\ \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma \operatorname{tg} \beta & \cos \gamma \operatorname{tg} \beta & 1 \end{pmatrix} (Z_d - W_d) = \Phi(\beta, \gamma)(Z_d - W_d) \quad (2.8)$$

Учитывая уравнения движения ПЕ ЖДТ (2.5), а также полученные выше уравнения и соотношения, представим искомую систему уравнений навигационных параметров БИНС ПЕ ЖДТ, движущейся по локсодромии, в следующем виде:

$$\begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{pmatrix} = \Phi(\beta, \gamma)(Z_d - W_d),$$

$$\dot{\varphi} = \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta}{r + h};$$

$$\dot{\lambda} = \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta}{\cos \varphi (r + h)},$$

$$\dot{W}_{\text{од}} = f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) + \chi \quad (2.9)$$

В канонической форме Ланжевена стохастические уравнения исследуемой НС, полученные, как видно из вышеизложенного, при самых общих предположениях о стохастическом характере помех измерительного комплекса ПЕ ЖДТ, можно представить как:

$$\dot{Y} = F(Y, t) + F_1(Y) \sigma, \quad (2.10)$$

где $Y = |\alpha \ \beta \ \gamma \ \varphi \ \lambda \ W_{\text{од}}|^T$, $Y(0) = Y_0$, $\sigma = |W_d^T \ \chi|^T$,

$$F(Y, t) = \begin{pmatrix} \Phi(\beta, \gamma) Z_d \\ \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta}{r + h} \\ \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta}{\cos \varphi (r + h)} \\ f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) \end{pmatrix}; \quad F_1(Y) = \begin{pmatrix} -\Phi(\beta, \gamma) & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 0 \\ 0 & 1 \end{pmatrix}.$$

Полученная модель (2.10) является полной стохастической моделью БИНС, инвариантной к физическому характеру объекта и характеру его движения, и будет

использована далее при синтезе интегрированной навигационной системы в качестве базовой модели вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ.

Некоторого упрощения данной системы и сокращения ее размерности можно добиться, полагая помеху измерения одометра центрированным БГШ с известной интенсивностью $D_{\text{од}}$. В этом случае искомая система уравнений состояния исследуемой БНС примет следующий вид:

$$\begin{cases} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{cases} = \Phi(\beta, \gamma) Z_d - \Phi(\beta, \gamma) W_d; \\ \dot{\phi} = \frac{\cos \theta}{r+h} Z_{\text{од}} - \frac{\cos \theta}{r+h} W_{\text{од}}; \\ \dot{\lambda} = \frac{\sin \theta}{\cos \varphi (r+h)} Z_{\text{од}} - \frac{\sin \theta}{\cos \varphi (r+h)} W_{\text{од}}. \end{cases} \quad (2.11)$$

В канонической форме Ланжевена стохастические уравнения (2.11) можно представить как:

$$\dot{Y} = F(Y, t) + F_1(Y) \sigma, \quad (2.12)$$

где $Y = |\alpha \ \beta \ \gamma \ \phi \ \lambda|^T$; $Y(0) = Y_0$, $\sigma = |W_d^T \ W_{\text{од}}|^T$,

$$F(Y, t) = \begin{vmatrix} \Phi(\beta, \gamma) Z_d \\ \frac{\cos \theta}{r+h} Z_{\text{од}} \\ \frac{\sin \theta}{\cos \varphi (r+h)} Z_{\text{од}} \end{vmatrix}, \quad F_1(Y) = \begin{vmatrix} -\Phi(\beta, \gamma) & 0 \\ 0 & -\frac{\cos \theta}{r+h} \\ 0 & -\frac{\sin \theta}{\cos \varphi (r+h)} \end{vmatrix}.$$

Помимо общего характера полученных уравнений (2.10), другой их важной принципиальной особенностью является возможность осуществления синтеза интегрированных НС на основе использования известных методов теории стохастической фильтрации, позволяющих получать теоретически строгие оптимальные оценки навигационных параметров.

2.2 Линейная стохастическая модель бесплатформенной инерциальной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями

В п. 2.1 была получена полная модель БИНС, комплексированной с одомером, являющаяся существенно нелинейной. Так как подобная нелинейность значительно увеличивает вычислительные затраты при оценке вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ, далее рассмотрим возможность снижения нагрузки на бортовой вычислитель за счет упрощения полученной модели.

Ранее было сделано предположение, адекватное для исследуемого объекта – ПЕ ЖДТ, что она перемещается по поверхности Земли ($h = \text{const}$). Более того, в силу характера движения объекта (относительно небольшой скорости, отсутствия больших углов разворота корпуса, незначительного изменения долготы и широты в течение времени движения по отдельному локсодромическому участку) изменения всех его навигационных параметров оказываются незначительны. Это позволяет использовать линейризованный вариант полученных выше навигационных уравнений:

$$\dot{\varphi}(t) = \frac{V_Y \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} - \frac{V_Y}{(r + h_0)^2} W_h; \quad (2.13)$$

$$\dot{\lambda}(t) = \frac{V_X}{\cos \varphi_0 (r + h_0)} \cdot \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \frac{\sin \varphi_0 \cdot \varphi_0}{\cos \varphi_0} \right] + \frac{V_X \cdot \sin \varphi_0}{\cos^2 \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi - \frac{V_X}{\cos \varphi_0 (r + h_0)^2} \cdot W_h, \quad (2.14)$$

где h_0 – исходная высота ПЕ ЖДТ;

W_h – случайное изменение профиля местности (высоты h), аппроксимируемое далее центрированным БГШ с интенсивностью D_h ;

φ_0 – широта ПЕ ЖДТ в точке линейризации.

Адекватность такой линейризации иллюстрируется на рисунках 2.2–2.4. Графики изменения широты и долготы ПЕ ЖДТ при движении по сфере Земли с постоянным азимутальным углом, полученные при интегрировании нелинейных уравнений движения (2.11) с параметрами $r = 6371 \cdot 10^3$, $h_0 = \text{const}$,

$V_x = V \cdot \sin A$, $V_y = V \cdot \cos A$, где $V = \sin(0.01t)$ – скорость движения объекта, $A = 0,2$ рад – азимутальный угол, t – время движения объекта, имеют вид:

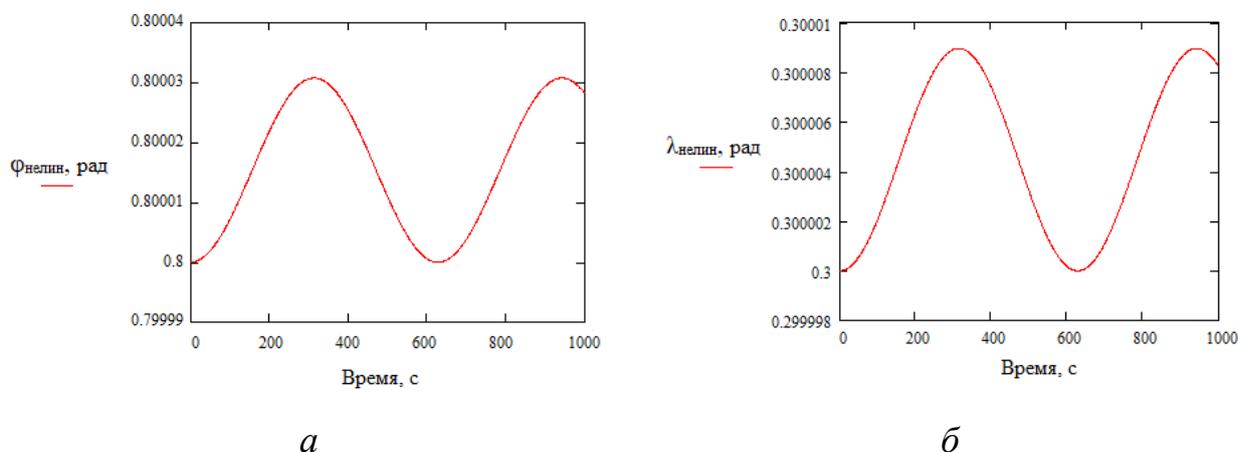


Рисунок 2.2 – Графики изменения широты (а) и долготы (б) ПЕ ЖДТ при использовании нелинейной модели движения по сфере Земли

Графики изменения широты и долготы ПЕ ЖДТ при движении по сфере Земли с постоянным азимутальным углом, полученные при интегрировании линеаризованных уравнений движения (2.13), (2.14) с теми же параметрами представлены на рисунке 2.3.

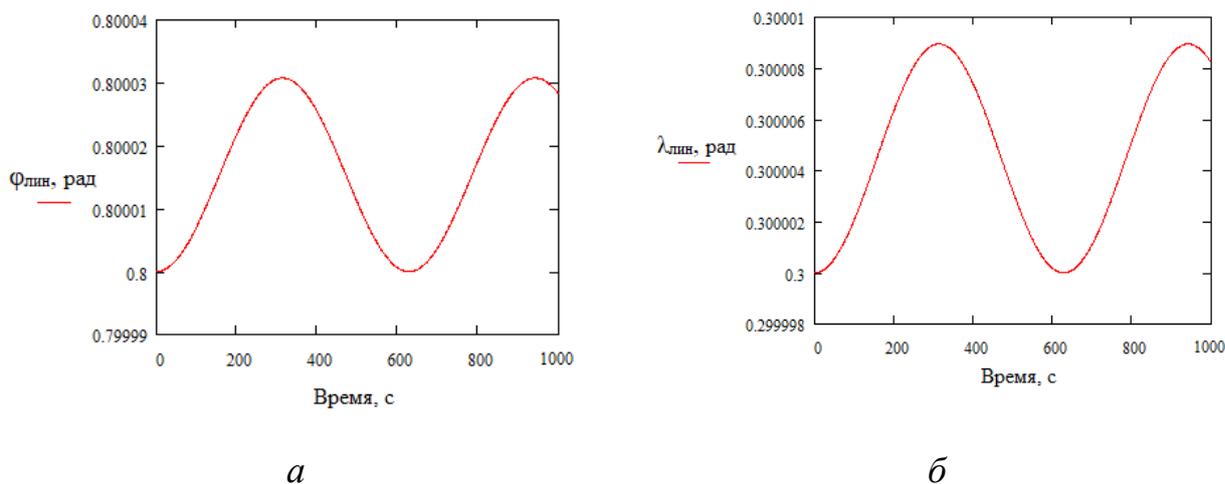


Рисунок 2.3 – Графики изменения широты (а) и долготы (б) ПЕ ЖДТ при использовании линеаризованной модели движения по сфере Земли

Ошибки изменения широты и долготы ПЕ ЖДТ при движении по сфере Земли с постоянным азимутальным углом, полученных при интегрировании

нелинейных уравнений движения относительно изменений широты и долготы ПЕ ЖДТ, полученных при интегрировании линеаризованных уравнений движения представлены на рисунке 2.4.

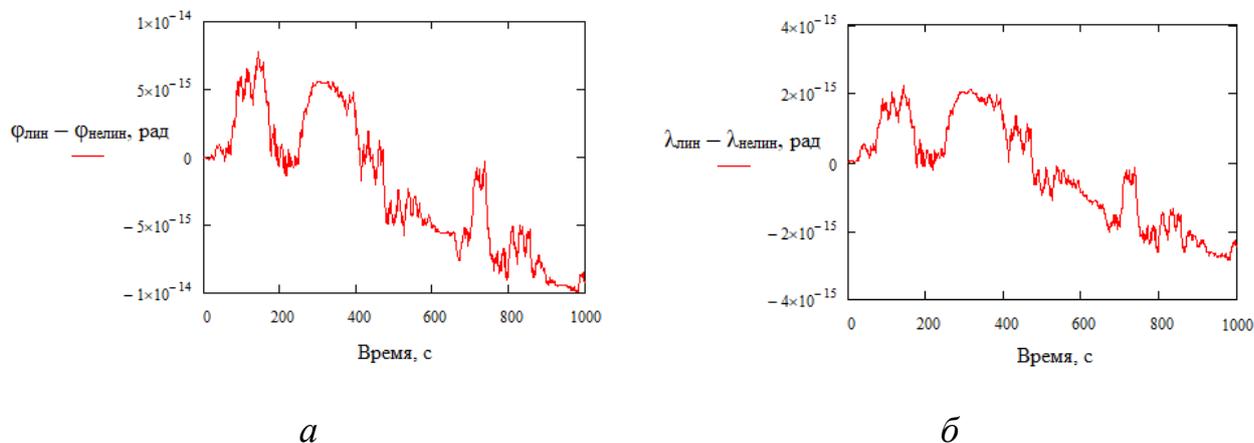


Рисунок 2.4 – Разница определения широты (а) и долготы (б) ПЕ ЖДТ, при интегрировании нелинейной модели движения по сфере Земли и линеаризованной модели движения по сфере Земли

Как видно из рисунка 2.4, разница в определении широты и долготы ПЕ ЖДТ при использовании линеаризованной и нелинейной моделях движения объекта на всем интервале моделирования ничтожно мала (порядка $1 \cdot 10^{-14}$ по широте и порядка $3 \cdot 10^{-15}$ по долготе), что позволяет в дальнейшем использовать линеаризованные уравнения движения с высокой степенью адекватности.

В свою очередь, линеаризованные уравнения Эйлера – Крылова, описывающие аппроксимированную динамику изменения ориентации триэдра ПСК (трехгранника БИНС) относительно ИСК, имеют вид:

$$\begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma}_{\text{лин}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} l_{11} + \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta + \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma & l_{12} + \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta - \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma & 0 \\ l_{21} - \sin \gamma_0 \cdot \gamma & l_{22} - \cos \gamma_0 \cdot \gamma & 0 \\ l_{31} + \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta + \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma & l_{32} + \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta - \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma & 1 \end{pmatrix} (Z_d - W_d),$$

где выражения переменных l_{ij} , $i, j = 1, 2, 3$, приведены в Приложении 1,

β_0, γ_0 – начальные углы разворота ПСК относительно ИСК.

Так как произведения углов β и γ на компоненты вектора W_d являются малыми второго порядка, то данными слагаемыми можно пренебречь. Тогда линеаризованные уравнения Эйлера – Крылова примут вид:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{pmatrix}_{\text{лин}} &= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 & : & \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 & : & -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 & : & \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\otimes} Z_d \cdot \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{pmatrix}_{\text{лин}} + \\ &+ \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot Z_d - \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot W_d, \end{aligned} \quad (2.15)$$

где $\hat{\otimes}$ – знак блочного произведения матрицы на вектор.

Приведенные выражения (2.13)–(2.15) представляют собой стохастическую линейную систему уравнений вектора навигационных параметров БНС:

$$\begin{aligned} \begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{pmatrix}_{\text{лин}} &= \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 & : & \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 & : & -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 & : & \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\otimes} Z_d \cdot \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{pmatrix}_{\text{лин}} + \\ &+ \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot Z_d - \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot W_d; \\ \dot{\varphi}(t) &= \frac{V_Y \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} - \frac{V_Y}{(r + h_0)^2} W_h; \end{aligned} \quad (2.16)$$

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}(t) &= \frac{V_X}{\cos \varphi_0 (r + h_0)} \cdot \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \frac{\sin \varphi_0 \cdot \varphi_0}{\cos \varphi_0} \right] + \frac{V_X \cdot \sin \varphi_0}{\cos^2 \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi - \\ &- \frac{V_X}{\cos \varphi_0 (r + h_0)^2} \cdot W_h. \end{aligned}$$

Учитывая выражения проекций линейной скорости ПЕ ЖДТ на оси ССК, выражение для его модуля скорости движения, определяемого (2.4), а также

полагая пометку измерения одометра в аппроксимированном варианте неизвестной константой, линеаризованную систему уравнений движения комплексированной БНС окончательно представим далее в виде:

$$\begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma}_{\text{лин}} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 & : & \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 & : & -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 & : & \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & 0 \end{pmatrix} \hat{\otimes} Z_d \cdot \begin{pmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma_{\text{лин}} \end{pmatrix} +$$

$$+ \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot Z_d - \begin{pmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{pmatrix} \cdot W_d;$$

$$\begin{aligned} \dot{\varphi}(t) = & \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cdot \cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cdot \cos \theta}{(r + h_0)^2} \cdot W_h = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} - \\ & - \frac{\cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} W_{\text{од}} - \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta}{(r + h_0)^2} \cdot W_h + \frac{\cos \theta}{(r + h_0)^2} \cdot W_{\text{од}} \cdot W_h; \end{aligned} \quad (2.17)$$

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}(t) = & \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \frac{\sin \varphi_0 \cdot \varphi_0}{\cos \varphi_0} \right] + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cdot \sin \theta \cdot \sin \varphi_0}{\cos^2 \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi - \\ & - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2} \cdot W_h = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \operatorname{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] - \\ & - \frac{W_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \operatorname{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] + \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta \cdot \sin \varphi_0}{\cos^2 \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi - \\ & - \frac{\sin \theta \cdot \sin \varphi_0}{\cos^2 \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi \cdot W_{\text{од}} - \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2} \cdot W_h + \frac{\sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2} \cdot W_{\text{од}} \cdot W_h, \end{aligned}$$

$$\dot{W}_{\text{од}} = 0,$$

$$\lambda(0) = \lambda_0, \varphi(0) = \varphi_0, W_{\text{од}}(0) = W_{\text{од}}^*$$

Учитывая, что на практике произведения $W_{\text{од}} \cdot W_h$, $\varphi \cdot W_{\text{од}}$ являются малыми

второго порядка, слагаемыми $\frac{\cos \theta}{(r + h_0)^2} \cdot W_{\text{од}} \cdot W_h$, $\frac{\sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2} \cdot W_{\text{од}} \cdot W_h$ и

$\frac{\sin \theta \cdot \sin \varphi_0}{\cos^2 \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi \cdot W_{\text{од}}$ далее можно пренебречь. Тогда система уравнений (2.17)

принимает вид:

$$\begin{aligned} \begin{vmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{vmatrix}_{\text{лин}} &= \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0 \text{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \text{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 & : & \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 & : & -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 & : & \cos \gamma_0 \text{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \text{tg} \beta_0 & 0 \end{bmatrix} \hat{\otimes} Z_d \cdot \begin{vmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{vmatrix}_{\text{лин}} + \\ &+ \begin{vmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{vmatrix} \cdot Z_d - \begin{vmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{vmatrix} \cdot W_d; \\ \dot{\varphi}(t) &= \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} - \frac{\cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2} W_{\text{од}} - \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta}{(r + h_0)^2} \cdot W_h; \end{aligned} \quad (2.18)$$

$$\begin{aligned} \dot{\lambda}(t) &= \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \text{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] \cdot \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)} + \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta \cdot \text{tg} \varphi_0}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot \varphi - \\ &- \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \text{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] \cdot \frac{\sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)} \cdot W_{\text{од}} - \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2} \cdot W_h, \\ \dot{W}_{\text{од}} &= 0. \end{aligned}$$

Для дальнейшего упрощения записи уравнений (2.18), а также для сокращения вычислительных объемов введем следующие обозначения:

$$G_1 = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0 \text{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \text{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 & : & \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 & : & -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 & : & \cos \gamma_0 \text{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \text{tg} \beta_0 & 0 \end{vmatrix};$$

$$G_2 = \begin{vmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{vmatrix};$$

$$J_{\varphi 1} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2}; J_{\varphi 2} = \frac{\cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2}; J_{\varphi 3} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta}{(r + h_0)^2};$$

$$L_{\lambda 1} = \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \text{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] \cdot \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)}; L_{\lambda 2} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta \cdot \text{tg} \varphi_0}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)};$$

$$L_{\lambda 3} = \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \text{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] \cdot \frac{\sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)}; L_{\lambda 4} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2}.$$

Подставим введенные обозначения в систему уравнений (2.18), тогда полученная система примет окончательный вид:

$$\begin{vmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{vmatrix} = \left[G_1 \hat{\otimes} Z_d \right] \cdot \begin{vmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \end{vmatrix} + G_2 \cdot Z_d - G_2 \cdot W_d;$$

$$\dot{\varphi}(t) = J_{\varphi 1} - J_{\varphi 2} \cdot W_{\text{од}} - J_{\varphi 3} \cdot W_h; \quad (2.19)$$

$$\dot{\lambda}(t) = L_{\lambda 1} + L_{\lambda 2} \cdot \varphi - L_{\lambda 3} \cdot W_{\text{од}} - L_{\lambda 4} \cdot W_h,$$

$$\dot{W}_{\text{од}} = 0.$$

Представим полученную систему уравнений (2.19) с принятыми обозначениями в векторной форме Ланжевена:

$$\dot{Y} = C_{\text{сис}} Y + C_{1\text{сис}} + C_{2\text{сис}} \sigma, \quad (2.20)$$

где $Y = \begin{vmatrix} \alpha & \beta & \gamma & \varphi & \lambda & W_{\text{од}} \end{vmatrix}^T$; $Y(0) = Y_0$; $\sigma = \begin{vmatrix} W_d^T & W_h \end{vmatrix}^T$,

$$C_{\text{сис}} = \begin{vmatrix} G_1 \hat{\otimes} Z_d & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -J_{\varphi 2} \\ 0 & L_{\lambda 2} & 0 & -L_{\lambda 3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{vmatrix} - \text{матрица нестационарных параметров системы};$$

$$C_{1\text{сис}} = \begin{vmatrix} G_2 Z_d \\ J_{\varphi 1} \\ L_{\lambda 1} \\ 0 \end{vmatrix}; \quad C_{2\text{сис}} = - \begin{vmatrix} G_2 & 0 \\ 0 & J_{\varphi 3} \\ 0 & L_{\lambda 4} \end{vmatrix}.$$

После формирования данной системы (уравнений «объекта») для дальнейшего применения методов стохастической фильтрации необходим предварительный синтез апостериорной плотности распределения вектора навигационных параметров, требующий, в свою очередь [9,26,61,73,93,96,99], формирования уравнения «наблюдателя» компонентов вектора Y (т.е. информационной модели сигнала измерения, явно зависящей от составляющих вектора Y).

2.3 Математическая модель нелинейного стохастического наблюдателя параметров состояния бесплатформенной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями

Для построения уравнения наблюдения вектора Y используем основное уравнение инерциальной навигации [5,25,47], записанное в ССК для вектора ускорений, измеряемых акселерометрами при движении объекта по поверхности сферы Земли, которое имеет вид:

$$a_s = \dot{V}_s + (2\Omega_s + \omega_s) \times V_s - g_s, \quad (2.21)$$

где a_s – вектор ускорений, измеряемых акселерометрами, в ССК;

$V_s = |V_x \quad V_Y \quad V_z|^T$ – вектор скорости ПЕ ЖДТ относительно Земли;

$\Omega_s = |\Omega_x \quad \Omega_Y \quad \Omega_z|^T$ – вектор угловой скорости вращения Земли, проекции которого на оси выбранной ССК имеют вид: $\Omega_x = 0$, $\Omega_Y = \Omega \cos \varphi$, $\Omega_z = \Omega \sin \varphi$ (Ω – угловая скорость вращения Земли);

$\omega_s = |\omega_x \quad \omega_Y \quad \omega_Y \operatorname{tg} \varphi|^T$ – вектор угловой скорости ССК, обусловленной движением ПЕ ЖДТ относительно Земли;

g_s – вектор ускорения силы тяжести.

Для рассматриваемой ориентации осей ССК проекции вектора $g_s = |g_x \ g_y \ g_z|^T$ на оси ССК определяются как:

$$g_x = 0; \quad g_y = -\Omega^2 (r+h) \cos \varphi \sin \varphi; \quad g_z = \Omega^2 (r+h) \cos^2 \varphi - g,$$

где g – гравитационное ускорение.

Система уравнений (2.21) в проекциях на оси выбранной ССК с учетом приведенных выше проекций векторов g_s и Ω_s и допущения $h = \text{const}$ ($V_z = 0$) в скалярном виде выглядит следующим образом:

$$a_x = \dot{V}_x - (2\Omega \sin \varphi + V_x \text{tg} \varphi (r+h)^{-1}) V_y; \quad (2.22)$$

$$a_y = \dot{V}_y + (2\Omega \sin \varphi + V_x \text{tg} \varphi (r+h)^{-1}) V_x + \Omega^2 (r+h) \cos \varphi \sin \varphi;$$

$$a_z = -\Omega^2 (r+h) \cos^2 \varphi - (2\Omega \sin \varphi + V_x (r+h)^{-1}) V_x - V_y^2 (r+h)^{-1} + g.$$

Для дальнейшего построения искомого наблюдателя компонентов навигационного вектора ПЕ ЖДТ будем использовать факт комплексирования БНС с одометрами и преобразуем систему уравнений (2.22), учитывая проекции линейной скорости ПЕ ЖДТ на оси ССК и (2.4):

$$\begin{aligned} a_x &= (\dot{Z}_{\text{од}} - \dot{W}_{\text{од}}) \sin \theta - \left[2\Omega \sin \varphi + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta \text{tg} \varphi}{r+h} \right] \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta = \\ &= (\dot{Z}_{\text{од}} - \dot{W}_{\text{од}}) \sin \theta - 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \sin \theta \cos \theta \text{tg} \varphi}{r+h} = \\ &= \dot{Z}_{\text{од}} \sin \theta - 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \text{tg} \varphi \cdot \sin 2\theta}{2 \cdot (r+h)} - \dot{W}_{\text{од}} \sin \theta; \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} a_y &= (\dot{Z}_{\text{од}} - \dot{W}_{\text{од}}) \cos \theta + \left[2\Omega \sin \varphi + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta \text{tg} \varphi}{r+h} \right] \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta + \\ &+ \Omega^2 (r+h) \cos \varphi \sin \varphi = \dot{Z}_{\text{од}} \cos \theta + 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta + \\ &+ \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \sin^2 \theta \text{tg} \varphi}{r+h} + \frac{\Omega^2 (r+h) \sin 2\varphi}{2} - \dot{W}_{\text{од}} \cos \theta; \end{aligned} \quad (2.23)$$

$$\begin{aligned} a_z &= \Omega^2 (r+h) \cos^2 \varphi - \left[2\Omega \cos \varphi + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta}{r+h} \right] \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \cos^2 \theta}{r+h} + \\ + g &= \Omega^2 (r+h) \cos^2 \varphi - 2\Omega \cos \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \sin^2 \theta}{r+h} - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \cos^2 \theta}{r+h} + \\ + g &= \Omega^2 (r+h) \cos^2 \varphi - 2\Omega \cos \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2}{r+h} + g. \end{aligned}$$

Так как погрешность измерений одометра представляет собой известную нелинейную функцию с наложением БГШ с нулевым матожиданием и интенсивностью D_χ

$$\dot{W}_{\text{од}} = f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) + \chi,$$

то систему уравнений (2.23) можно представить как:

$$\begin{aligned} a_x &= \dot{Z}_{\text{од}} \sin \theta - f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) \cdot \sin \theta - 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta - \\ &\quad - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \operatorname{tg} \varphi \cdot \sin 2\theta}{2 \cdot (r + h)} - \chi \cdot \sin \theta; \\ a_y &= \dot{Z}_{\text{од}} \cos \theta - f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) \cdot \cos \theta + 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta + \\ &\quad + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \sin^2 \theta \operatorname{tg} \varphi}{r + h} + \frac{\Omega^2 (r + h) \sin 2\varphi}{2} - \chi \cdot \cos \theta; \\ a_z &= \Omega^2 (r + h) \cos^2 \varphi - 2\Omega \cos \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2}{r + h} + g. \end{aligned} \quad (2.24)$$

Для дальнейшего удобства вычислений введем следующие обозначения, которые позволят значительно упростить систему уравнений (2.24):

– для проекции вектора ускорения на ось x – a_x :

$$\begin{aligned} \dot{Z}_{\text{од}} \sin \theta - f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) \cdot \sin \theta - 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta - \\ - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \operatorname{tg} \varphi \cdot \sin 2\theta}{2 \cdot (r + h)} = A_x(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi); \end{aligned} \quad (2.25)$$

– для проекции вектора ускорения на ось y – a_y :

$$\begin{aligned} \dot{Z}_{\text{од}} \cos \theta - f(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, t) \cdot \cos \theta + 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta + \\ + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \sin^2 \theta \operatorname{tg} \varphi}{r + h} + \frac{\Omega^2 (r + h) \sin 2\varphi}{2} = A_y(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi); \end{aligned} \quad (2.26)$$

– для проекции вектора ускорения на ось z – a_z :

$$\begin{aligned} \Omega^2 (r + h) \cos^2 \varphi - 2\Omega \cos \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2}{r + h} = \\ = A_z(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi). \end{aligned} \quad (2.27)$$

Подставим введенные обозначения (2.25)–(2.27) в систему уравнений (2.24) и запишем ее в новом виде:

$$a_x = A_x(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) - \chi \cdot \sin \theta;$$

$$a_Y = A_Y(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) - \chi \cdot \cos \theta; \quad (2.28)$$

$$a_Z = A_Z(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi).$$

В свою очередь, вектор ускорений a_s , измеряемых акселерометрами, может быть представлен в ССК следующим образом:

$$a_s = C^T (Z_a - W_a), \quad (2.29)$$

где $a_s = |a_x \ a_y \ a_z|^T$; C – матрица поворота (текущей ориентации) ССК относительно ПСК; $Z_a = |Z_{ax} \ Z_{ay} \ Z_{az}|^T$ – вектор выходных сигналов акселерометров, расположенных на ПЕ ЖДТ; $W_a = |W_{ax} \ W_{ay} \ W_{az}|^T$ – вектор помех акселерометров, описываемый далее БГШ с нулевым средним и матрицей интенсивностей D_a .

Матрица поворота (текущей ориентации) ССК относительно ПСК определяется по формуле [46]

$$C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) = D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\varphi, \lambda), \quad (2.30)$$

где $D(\alpha, \beta, \gamma)$ – матрица текущей ориентации ПСК относительно ИСК [51];

B – матрица текущей ориентации ССК относительно ИСК.

Матрица текущей ориентации ПСК относительно ИСК определяется выражением:

$$D(\alpha, \beta, \gamma) = \begin{vmatrix} \sin \beta \sin \alpha \sin \gamma + \cos \beta \cos \gamma & \cos \alpha \sin \gamma & \cos \beta \sin \alpha \sin \gamma - \sin \beta \cos \gamma \\ \sin \beta \sin \alpha \cos \gamma - \cos \beta \sin \gamma & \cos \alpha \cos \gamma & \cos \beta \sin \alpha \cos \gamma + \sin \beta \sin \gamma \\ \sin \beta \cos \alpha & -\sin \alpha & \cos \beta \cos \alpha \end{vmatrix} \quad (2.31)$$

Матрица текущей ориентации ССК относительно ИСК, соответственно определяется выражением:

$$B = B(\lambda, \varphi, t) = \begin{vmatrix} \cos(\lambda + \Omega t) & 0 & \sin(\lambda + \Omega t) \\ \sin(\lambda + \Omega t) \sin \varphi & \cos \varphi & -\cos(\lambda + \Omega t) \sin \varphi \\ -\sin(\lambda + \Omega t) \cos \varphi & \sin \varphi & \cos(\lambda + \Omega t) \cos \varphi \end{vmatrix} \quad (2.32)$$

Из выражения для вектора ускорений, измеряемых акселерометрами, (2.29) выразим вектор выходных сигналов акселерометров, расположенных на ПЕ ЖДТ Z_a , и подставим полученные ранее в (2.28) уравнения вектора ускорений с введенными обозначениями:

$$Z_a = C \cdot a_s + W_a, \quad (2.33)$$

$$Z_a = C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) \cdot \begin{bmatrix} a_x & a_y & a_z \end{bmatrix}^T + W_a = C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) \cdot \begin{bmatrix} A_X(Z_{од}, W_{од}, \varphi) - \chi \cdot \sin \theta \\ A_Y(Z_{од}, W_{од}, \varphi) - \chi \cdot \cos \theta \\ A_Z(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \end{bmatrix} +$$

$$+ W_a = C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) \cdot \begin{bmatrix} A_X(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \\ A_Y(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \\ A_Z(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \end{bmatrix} - C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) \cdot \begin{bmatrix} \chi \cdot \sin \theta \\ \chi \cdot \cos \theta \\ 0 \end{bmatrix} + W_a =$$

$$= C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) \cdot \begin{bmatrix} A_X(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \\ A_Y(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \\ A_Z(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \end{bmatrix} - \begin{bmatrix} \sin \theta \\ \cos \theta \\ 0 \end{bmatrix} \cdot E_3 \cdot \begin{bmatrix} \chi \\ W_a \end{bmatrix}.$$

В более общем (каноническом) виде приведенное уравнение наблюдения (2.33) имеет вид:

$$Z_a = H + H_1 \cdot \begin{bmatrix} \chi \\ W_a \end{bmatrix}, \quad (2.34)$$

где

$$H = C(\alpha, \beta, \gamma, \varphi, \lambda) \cdot \begin{bmatrix} A_X(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \\ A_Y(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \\ A_Z(Z_{од}, W_{од}, \varphi) \end{bmatrix}; \quad H_1 = - \begin{bmatrix} \sin \theta \\ \cos \theta \\ 0 \end{bmatrix} \cdot E_3.$$

В этом случае в уравнении (2.34) функция наблюдения H зависит от всех навигационных параметров, что существенно влияет на стохастическую наблюдаемость параметров состояния и, следовательно, на общую устойчивость и точность процесса оценивания. Поэтому в дальнейших построениях будем использовать модель наблюдателя (2.34) и уравнение вектора состояния (модель объекта) (2.10).

Разработанные уравнения состояния бесплатформенной НС в каноническом виде «объект – наблюдатель» позволяют далее теоретически строго осуществить автономную оценку навигационных параметров ПЕ ЖДТ на основе апостериорной измерительной информации о текущем изменении компонентов ее вектора состояния.

2.4 Математическая модель линейного стохастического наблюдателя параметров состояния бесплатформенной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями

Полученные в предыдущем параграфе нелинейные стохастические уравнения интегрированной навигационной системы хотя и обеспечивают в полной мере решение задачи апостериорной оценки всех навигационных параметров ПЕ ЖДТ, но, тем не менее, при практической реализации алгоритмов оценивания требуют значительного объема вычислительных затрат. С целью сокращения последних рассмотрим далее возможность использования линеаризованных уравнений «объект – наблюдатель». Линеаризованные уравнения объекта были получены выше, поэтому ниже исследуем линеаризованную модель стохастического наблюдателя.

Для построения искомого линеаризованного стохастического наблюдателя компонентов навигационного вектора рассмотрим полученную ранее математическую модель нелинейного стохастического наблюдателя параметров состояния бесплатформенной навигационной системы, комплексированной с одомером [1].

С этой целью предварительно используем полученную ранее систему уравнений (2.25)–(2.27) для вектора ускорений, измеряемых акселерометрами:

$$a_X = A_X(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) = \dot{Z}_{\text{од}} \sin \theta - 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \cos \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \operatorname{tg} \varphi \cdot \sin 2\theta}{2 \cdot (r+h)};$$

$$a_Y = A_Y(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) = \dot{Z}_{\text{од}} \cos \theta + 2\Omega \sin \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta + \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2 \sin^2 \theta \operatorname{tg} \varphi}{r+h} + \frac{\Omega^2 (r+h) \sin 2\varphi}{2};$$

$$a_Z = A_Z(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) = \Omega^2 (r+h) \cos^2 \varphi - 2\Omega \cos \varphi \cdot (Z_{\text{од}} - W_{\text{од}}) \sin \theta - \frac{(Z_{\text{од}} - W_{\text{од}})^2}{r+h}.$$

В соответствии с данными выражениями и уравнением (2.33) для построения линейного наблюдателя необходимо осуществить линеаризацию векторной функции

$$D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) \begin{vmatrix} A_X(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) \\ A_Y(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) \\ A_Z(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) \end{vmatrix}.$$

Обозначим для упрощения записи вектор $\begin{vmatrix} A_X(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) \\ A_Y(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) \\ A_Z(Z_{\text{од}}, W_{\text{од}}, \varphi) \end{vmatrix}$ как $A(W_{\text{од}}, \varphi)$ и

проведем линеаризацию выражения для определения вектора (2.33) выходных сигналов акселерометров, расположенных на ПЕ ЖДТ:

$$\begin{aligned}
& D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{\text{од}}, \varphi) \Big|_{\text{лин}} \approx \\
& \approx D(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0) B^T(\lambda_0, \varphi_0) A(W_{\text{од}}^*, \varphi_0) + \frac{\partial \{D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{\text{од}}, \varphi)\}}{\partial |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{\text{од}}|^T} \Big|_{\substack{\alpha=\alpha_0 \\ \beta=\beta_0 \\ \gamma=\gamma_0 \\ \lambda=\lambda_0 \\ \varphi=\varphi_0 \\ W_{\text{од}}=W_{\text{од}}^*}} \cdot \begin{vmatrix} \alpha - \alpha_0 \\ \beta - \beta_0 \\ \gamma - \gamma_0 \\ \lambda - \lambda_0 \\ \varphi - \varphi_0 \\ W_{\text{од}} - W_{\text{од}}^* \end{vmatrix} = \\
& = D(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0) B^T(\lambda_0, \varphi_0) A(W_{\text{од}}^*, \varphi_0) - \frac{\partial \{D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{\text{од}}, \varphi)\}}{\partial |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{\text{од}}|^T} \Big|_{\substack{\alpha=\alpha_0 \\ \beta=\beta_0 \\ \gamma=\gamma_0 \\ \lambda=\lambda_0 \\ \varphi=\varphi_0 \\ W_{\text{од}}=W_{\text{од}}^*}} \cdot \begin{vmatrix} \alpha_0 \\ \beta_0 \\ \gamma_0 \\ \lambda_0 \\ \varphi_0 \\ W_{\text{од}}^* \end{vmatrix} + \\
& + \frac{\partial \{D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{\text{од}}, \varphi)\}}{\partial |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{\text{од}}|^T} \Big|_{\substack{\alpha=\alpha_0 \\ \beta=\beta_0 \\ \gamma=\gamma_0 \\ \lambda=\lambda_0 \\ \varphi=\varphi_0 \\ W_{\text{од}}=W_{\text{од}}^*}} \cdot \begin{vmatrix} \alpha \\ \beta \\ \gamma \\ \lambda \\ \varphi \\ W_{\text{од}} \end{vmatrix} = H_{*\text{лин}}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{\text{од}}^*) + \\
& + H_{\text{лин}}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{\text{од}}^*) \Big| \alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{\text{од}} \Big|^T.
\end{aligned}$$

Таким образом, вектор выходных сигналов акселерометров, расположенных на ПЕ ЖДТ, в линеаризованной форме имеет вид:

$$\begin{aligned}
Z_a &= H_{*\text{лин}}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{\text{од}}^*) + \\
& + H_{\text{лин}}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{\text{од}}^*) \Big| \alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{\text{од}} \Big|^T + W_a,
\end{aligned} \tag{2.35}$$

где

$$H_{*лин}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{од}^*) = D(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0) B^T(\lambda_0, \varphi_0) A(W_{од}^*, \varphi_0) -$$

$$\frac{\partial \{D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{од}, \varphi)\}}{\partial |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{од}|^T} \cdot \begin{matrix} \alpha_0 \\ \beta_0 \\ \gamma_0 \\ \lambda_0 \\ \varphi_0 \\ W_{од}^* \end{matrix} ;$$

$$H_{лин}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{од}^*) = \frac{\partial \{D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{од}, \varphi)\}}{\partial |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{од}|^T} \begin{matrix} \alpha = \alpha_0 \\ \beta = \beta_0 \\ \gamma = \gamma_0 \\ \lambda = \lambda_0 \\ \varphi = \varphi_0 \\ W_{од} = W_{од}^* \end{matrix} ;$$

W_a – вектор помех акселерометров.

В свою очередь, уравнение (2.35) позволяет окончательно сформировать уравнение линейного наблюдателя в общем (каноническом) виде следующим образом:

$$Z = Z_a - H_{*лин}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{од}^*) = H_{лин}(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0, \lambda_0, \varphi_0, W_{од}^*) |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{од}|^T + W_a \text{ или}$$

$$Z = H_{лин}(Y_0) Y_{лин} + W_a \quad (2.36)$$

Так как в реальных БНС частота измерений зачастую не позволяет их аппроксимировать непрерывными, далее рассмотрим возможность решения навигационной задачи ПЕ ЖДТ в дискретном варианте.

2.5 Дискретная нелинейная модель вектора состояния интегрированной навигационной системы подвижной единицы железнодорожного транспорта

В дискретном виде система уравнений состояния исследуемой БИНС принимает следующий вид:

$$\begin{matrix} \alpha_k \\ \beta_k \\ \gamma_k \end{matrix} = \begin{matrix} \alpha_{k-1} \\ \beta_{k-1} \\ \gamma_{k-1} \end{matrix} + \tau \cdot [\Phi(\beta_{k-1}, \gamma_{k-1}) Z_{d_{k-1}} - \Phi(\beta_{k-1}, \gamma_{k-1}) W_{d_{k-1}}];$$

$$\varphi_k = \varphi_{k-1} + \tau \cdot \left[\frac{\cos \theta}{r+h} Z_{\text{од}_{k-1}} - \frac{\cos \theta}{r+h} W_{\text{од}_{k-1}} \right]; \quad (2.37)$$

$$\lambda_k = \lambda_{k-1} + \tau \cdot \left[\frac{\sin \theta}{\cos \varphi_{k-1} (r+h)} Z_{\text{од}_{k-1}} - \frac{\sin \theta}{\cos \varphi_{k-1} (r+h)} W_{\text{од}_{k-1}} \right].$$

В системе уравнений (2.37) приведены следующие обозначения:

$\alpha_k, \beta_k, \gamma_k$ – углы Эйлера – Крылова, определяющие ориентацию ПСК относительно ИСК на текущем шаге измерения;

$\alpha_{k-1}, \beta_{k-1}, \gamma_{k-1}$ – углы Эйлера – Крылова, определяющие ориентацию ПСК относительно ИСК на предыдущем шаге измерения;

τ – шаг дискретизации;

φ_k, λ_k – широта и долгота объекта на текущем шаге измерения;

$\varphi_{k-1}, \lambda_{k-1}$ – широта и долгота объекта на предыдущем шаге измерения;

$Z_{d_{k-1}}$ – измерения угловой скорости трех ортогональных ДУС, расположенных на ПЕ ЖДТ, на предыдущем шаге измерения;

$W_{d_{k-1}}$ – аддитивный вектор помех измерения ДУС на предыдущем шаге измерения;

r – радиус Земли;

h – текущая высота объекта, т.к. объект (ПЕ ЖДТ) движется по траектории земли, и высота относительно радиуса Земли несоизмеримо мала, можем принять $h = 0$;

$Z_{\text{од}_{k-1}}$ – измерения одометра на предыдущем шаге измерения;

$W_{\text{од}_{k-1}}$ – погрешность одометра на предыдущем шаге измерения;

$$\Phi(\beta_{k-1}, \gamma_{k-1}) = \begin{vmatrix} \frac{\sin \gamma_{k-1}}{\cos \beta_{k-1}} & \frac{\cos \gamma_{k-1}}{\cos \beta_{k-1}} & 0 \\ \cos \gamma_{k-1} & -\sin \gamma_{k-1} & 0 \\ \sin \gamma_{k-1} \operatorname{tg} \beta_{k-1} & \cos \gamma_{k-1} \operatorname{tg} \beta_{k-1} & 1 \end{vmatrix}.$$

Стохастические уравнения состояния исследуемой БИНС в дискретной форме Ланжевена тогда примут вид:

$$Y_k = F(Y_{k-1}, t) + F_1(Y_{k-1})\sigma_{k-1}, \quad (2.38)$$

где $Y_k = [\alpha_k \ \beta_k \ \gamma_k \ \varphi_k \ \lambda_k]^T$; $Y(0) = Y_0$, $\sigma_{k-1} = [W_{d_{k-1}}^T \ W_{од_{k-1}}]^T$,

$$F(Y_{k-1}, t) = \begin{bmatrix} \alpha_{k-1} \\ \beta_{k-1} \\ \gamma_{k-1} \\ \varphi_{k-1} \\ \lambda_{k-1} \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} \Phi(\beta_{k-1}, \gamma_{k-1}) Z_{d_{k-1}} \\ \frac{\cos \theta}{r+h} Z_{од_{k-1}} \\ \frac{\sin \theta}{\cos \varphi_{k-1} (r+h)} Z_{од_{k-1}} \end{bmatrix} \cdot \tau, \quad F_1(Y_{k-1}) = \begin{bmatrix} -\Phi(\beta_{k-1}, \gamma_{k-1}) & 0 \\ 0 & -\frac{\cos \theta}{r+h} \\ 0 & -\frac{\sin \theta}{\cos \varphi_{k-1} (r+h)} \end{bmatrix} \cdot \tau.$$

Представим уравнение наблюдения в дискретной форме:

$$Z_{a_k} = H_k + H_{1_k} \cdot \begin{bmatrix} \chi_k \\ W_{a_k} \end{bmatrix}, \quad (2.39)$$

где Z_{a_k} – вектор выходных сигналов акселерометров, расположенных на ПЕ ЖДТ, на текущем шаге измерения;

χ_k – БГШ с нулевым матожиданием и интенсивностью D_χ на текущем шаге измерения;

W_{a_k} – вектор помех акселерометров на текущем шаге измерения;

$$H_k = C(\alpha_k, \beta_k, \gamma_k, \varphi_k, \lambda_k) \cdot \begin{bmatrix} A_X(Z_{од_k}, W_{од_k}, \varphi_k) \\ A_Y(Z_{од_k}, W_{од_k}, \varphi_k) \\ A_Z(Z_{од_k}, W_{од_k}, \varphi_k) \end{bmatrix};$$

$$H_{1_k} = - \begin{bmatrix} \sin \theta \\ \cos \theta \\ 0 \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \cdot \\ \cdot \\ \cdot \end{bmatrix} - E_3.$$

Полученные уравнения объекта и наблюдателя позволяют в дальнейшем построить нелинейный фильтр Калмана в дискретной форме [45].

2.6 Линейная дискретная модель вектора состояния интегрированной навигационной системы подвижной единицы железнодорожного транспорта

Представим линеаризованную систему уравнений движения комплексированной БИНС в дискретном виде:

$$\begin{bmatrix} \alpha_k \\ \beta_k \\ \gamma_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \alpha_{k-1} \\ \beta_{k-1} \\ \gamma_{k-1} \end{bmatrix} + \tau \cdot \left[\begin{bmatrix} G_1 \hat{\otimes} Z_{d_{k-1}} \end{bmatrix} \cdot \begin{bmatrix} \alpha_{k-1} \\ \beta_{k-1} \\ \gamma_{k-1} \end{bmatrix} + G_2 \cdot Z_{d_{k-1}} - G_2 \cdot W_{d_{k-1}} \right];$$

$$\varphi_k = \varphi_{k-1} + \tau \cdot (J_{\varphi 1} - J_{\varphi 2} \cdot W_{од_{k-1}} - J_{\varphi 3} \cdot W_{h_{k-1}}); \quad (2.40)$$

$$\lambda_k = \lambda_{k-1} + \tau \cdot (L_{\lambda 1} + L_{\lambda 2} \cdot \varphi_{k-1} - L_{\lambda 3} \cdot W_{од_{k-1}} - L_{\lambda 4} \cdot W_{h_{k-1}}),$$

$$W_{од_k} = W_{од_{k-1}}.$$

В системе уравнений (2.40) введены следующие обозначения:

$\alpha_k, \beta_k, \gamma_k$ – углы Эйлера – Крылова, определяющие ориентацию ПСК относительно ИСК на текущем шаге измерения;

$\alpha_{k-1}, \beta_{k-1}, \gamma_{k-1}$ – углы Эйлера – Крылова, определяющие ориентацию ПСК относительно ИСК на предыдущем шаге измерения;

τ – шаг дискретизации;

φ_k, λ_k – широта и долгота объекта на текущем шаге измерения;

$\varphi_{k-1}, \lambda_{k-1}$ – широта и долгота объекта на предыдущем шаге измерения;

$Z_{d_{k-1}}$ – измерения угловой скорости трех ортогональных ДУС, расположенных на ПЕ ЖДТ, на предыдущем шаге измерения;

$W_{d_{k-1}}$ – аддитивный вектор помех измерения ДУС на предыдущем шаге измерения;

G_1 и $G_2, J_{\varphi 1}, J_{\varphi 2}, J_{\varphi 3}, L_{\lambda 1}, L_{\lambda 2}, L_{\lambda 3}, L_{\lambda 4}$ – замены, введенные для упрощения уравнений (2.18)

$$G_1 = \begin{vmatrix} 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 & : & \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & 0 & 0 & 0 & : & -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & : & \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 & : & \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & 0 \end{vmatrix};$$

$$G_2 = \begin{vmatrix} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{vmatrix};$$

$$J_{\varphi 1} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2}; \quad J_{\varphi 2} = \frac{\cos \theta \cdot (r + 2h_0)}{(r + h_0)^2}; \quad J_{\varphi 3} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \cos \theta}{(r + h_0)^2};$$

$$L_{\lambda 1} = \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \operatorname{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] \cdot \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)}; \quad L_{\lambda 2} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta \cdot \operatorname{tg} \varphi_0}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)};$$

$$L_{\lambda 3} = \left[\frac{r + 2h_0}{r + h_0} - \operatorname{tg} \varphi_0 \cdot \varphi_0 \right] \cdot \frac{\sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)}; \quad L_{\lambda 4} = \frac{Z_{\text{од}} \cdot \sin \theta}{\cos \varphi_0 \cdot (r + h_0)^2};$$

$W_{\text{од}_{k-1}}$ – погрешность одометра на предыдущем шаге измерения;

$W_{h_{k-1}}$ – случайное изменение профиля местности (высоты h), аппроксимируемое далее центрированной гауссовской случайной последовательностью с дисперсией D_h , на предыдущем шаге измерения.

Для удобства дальнейших вычислений сведем систему уравнений (2.40) в единое уравнение движения комплексированной БИНС в дискретном виде с учетом введенных выше замен:

$$\begin{pmatrix} \alpha_k \\ \beta_k \\ \gamma_k \\ \varphi_k \\ \lambda_k \\ W_{\text{од}k} \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} E + (G_1 \hat{\otimes} Z_{d_{k-1}}) \cdot \tau & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -J_{\varphi 2} \cdot \tau \\ 0 & L_{\lambda 2} \cdot \tau & 1 & -L_{\lambda 3} \cdot \tau \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} \alpha_{k-1} \\ \beta_{k-1} \\ \gamma_{k-1} \\ \varphi_{k-1} \\ \lambda_{k-1} \\ W_{\text{од}k-1} \end{pmatrix} + \begin{pmatrix} G_2 \cdot Z_{d_{k-1}} \\ J_{\varphi 1} \\ L_{\lambda 1} \\ 0 \end{pmatrix} \cdot \tau -$$

$$- \begin{pmatrix} G_2 & 0 \\ 0 & J_{\varphi 3} \\ 0 & L_{\lambda 4} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \begin{pmatrix} W_{d_{k-1}} \\ W_{h_{k-1}} \end{pmatrix} \cdot \tau, \quad (2.41)$$

Представим полученное уравнение движения комплексированной БИНС (2.41) в упрощенном виде:

$$Y_k = C_{\text{сис}k-1} \cdot Y_{k-1} + C_{1\text{сис}k-1} - C_{2\text{сис}k-1} \cdot \begin{pmatrix} W_{d_{k-1}} \\ W_{h_{k-1}} \end{pmatrix}, \quad (2.42)$$

$$\text{где } Y_k = \begin{pmatrix} \alpha_k \\ \beta_k \\ \gamma_k \\ \varphi_k \\ \lambda_k \\ W_{\text{од}k} \end{pmatrix}; \quad C_{\text{сис}k-1} = \begin{pmatrix} E + (G_1 \hat{\otimes} Z_{d_{k-1}}) \cdot \tau & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -J_{\varphi 2} \cdot \tau \\ 0 & L_{\lambda 2} \cdot \tau & 1 & -L_{\lambda 3} \cdot \tau \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{pmatrix};$$

$$C_{1\text{сис}k-1} = \begin{pmatrix} G_2 \cdot Z_{d_{k-1}} \\ J_{\varphi 1} \\ L_{\lambda 1} \\ 0 \end{pmatrix} \cdot \tau; \quad C_{2\text{сис}k-1} = \begin{pmatrix} G_2 & 0 \\ 0 & J_{\varphi 3} \\ 0 & L_{\lambda 4} \\ 0 & 0 \end{pmatrix} \cdot \tau.$$

Линеаризованное уравнение наблюдения в дискретной форме имеет вид:

$$Z_k = H_{\text{лин}}(Y_0)Y_{\text{лин}k} + W_{a_k} \quad (2.43)$$

где Z_k – вектор наблюдений на текущем шаге измерения;

$$Y_{\text{лин}k} = \left| \alpha_k \ \beta_k \ \gamma_k \ \lambda_k \ \varphi_k \ W_{\text{од}k} \right|^T;$$

$$H_{\text{лин}}(Y_0) = D(\alpha_0, \beta_0, \gamma_0) B^T(\lambda_0, \varphi_0) A(W_{\text{од}}^*, \varphi_0) - \frac{\partial \{D(\alpha, \beta, \gamma) B^T(\lambda, \varphi) A(W_{\text{од}}, \varphi)\}}{\partial |\alpha \beta \gamma \lambda \varphi W_{\text{од}}|^T} \cdot \begin{matrix} \alpha_0 \\ \beta_0 \\ \gamma_0 \\ \lambda_0 \\ \varphi_0 \\ W_{\text{од}}^* \end{matrix}$$

W_{a_k} – вектор помех акселерометров, описываемый далее центрированной гауссовской векторной случайной последовательностью с дисперсионной матрицей D_a , на текущем шаге измерения.

Полученные рекуррентные уравнения объекта и наблюдателя позволяют в дальнейшем построить линейный дискретный фильтр Калмана.

2.7 Выводы по главе

1. В главе рассмотрены обобщенная нелинейная и линеаризованная стохастические модели бесплатформенной инерциальной навигационной системы, комплексированной с неинерциальными измерителями в дискретной и непрерывной формах.

2. Построены математические модели рассмотренных систем. Показана возможность упрощения полученной нелинейной модели движения ПЕ ЖДТ путем снижения нагрузки на бортовой вычислитель за счет использования линеаризованной модели движения.

3. Представлены линейные и нелинейные уравнения движений объекта и наблюдателя в дискретной форме, которые позволяют в дальнейшем построить линейный и нелинейный дискретный фильтры Калмана.

3 СИНТЕЗ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ ПОДВИЖНЫХ ЕДИНИЦ ЖЕЛЕЗНОДОРОЖНОГО ТРАНСПОРТА НА ОСНОВЕ ОБУЧЕНИЯ ФИЛЬТРА КАЛМАНА

3.1. Общие принципы построения алгоритмов стохастической фильтрации параметров движения подвижных единиц железнодорожного транспорта, реализуемые в интегрированной навигационной системе

Полученные в гл. 2 уравнения состояния БИНС для различных параметров (2.9), (2.10), (2.29) и уравнения их наблюдателей (2.22), (2.33) обеспечивают возможность построения для вектора параметров движения Y его апостериорной плотности вероятности (АПВ) $\rho_z(Y, t)$ [9,26,61,73,82,93,96,99,105], что, в свою очередь, позволяет принципиально решить задачу синтеза любых требуемых вероятностных параметров вектора состояния Y . В общем случае синтез АПВ представляет собой решение интегро-дифференциального уравнения с частными производными (уравнения Стратоновича) [93,96], однозначно определяемого видом соответствующих функций уравнений объекта и наблюдателя. Так, уравнения Стратоновича принимают вид:

$$\frac{\partial \rho_z(Y, t)}{\partial t} = L\{q, b, \rho_z(Y, t)\} + [Q - Q_0]\rho_z; \quad (3.1)$$

$$L\{q, b, \rho_z(Y, t)\} = -\operatorname{div}\{q(Y, t)\rho_z(Y, t)\} + \frac{1}{2}\operatorname{div}\left[\overrightarrow{\operatorname{div}}\{b(Y, t)\rho_z(Y, t)\}\right];$$

$$q(Y, t) = F(Y, t) + \frac{1}{2} \frac{\partial F_1(Y, t)}{\partial Y} D_\xi [F_1^T(Y, t)]^{(v)};$$

$$b(Y, t) = F_1(Y, t) D_\xi F_1^T(Y, t);$$

$$Q = Q(Y, t) = -\frac{1}{2} [Z_a - H(Y, t)]^T D_S^{-1} [Z_a - H(Y, t)];$$

$$Q_0 = \int_{-\infty}^{\infty} Q(Y, t) \rho_z(Y, t) dY;$$

где $D_{\xi} = \begin{vmatrix} D_d & 0 \\ 0 & D_a \end{vmatrix}$ – дисперсионная матрица шумов системы;

(v) – введенная выше операция преобразования матрицы A в вектор;

div – символ дивергенции;

$\overrightarrow{\text{div}}$ – символ операции дивергенции строки матрицы.

В силу того, что уравнения (3.1) не имеют общего решения, в теории стохастической фильтрации при апостериорном оценивании наблюдаемых процессов вида (2.10) и (2.29) применяются, как правило, субоптимальные (приближенные) алгоритмы и методы, основанные на следующих процедурах аппроксимации АПВ и нелинейных функций, входящих в уравнения объекта и наблюдателя [9,26,61,73,82,93,96,99,105]:

- представлении нелинейных функций рядом Тейлора в окрестности оценки \hat{Y} или заданного движения по программной траектории;
- полиномиальной аппроксимации нелинейных функций на заданных интервалах изменения их аргументов;
- конечно-разностной аппроксимации АПВ;
- гауссовской аппроксимации АПВ;
- использовании вместо оценки нелинейной функции этой функции от оценки ее аргументов и т.д.

Эти и другие подходы породили значительное число современных алгоритмов нелинейной фильтрации [9,73,82,92,96,99,105,130], из которых самым широко известным и общеупотребительным является нелинейный (обобщенный) фильтр Калмана (или Калмана – Бьюси).

Следуя [61,73,82,92,95,98,104], уравнения (2.10), (2.22) и (2.29), (2.33), приведенные в гл. 2 в классическом виде «объект – наблюдатель», позволяют сформировать обобщенный (расширенный) фильтр Калмана для рассматриваемой БНС следующим образом [127]:

$$\hat{Y} = F(\hat{Y}, t) + K(\hat{Y}, t) [Z_a - H(\hat{Y}, t)]; \quad (3.2)$$

$$K(\hat{Y}, t) = R \frac{\partial H^T(\hat{Y}, t)}{\partial \hat{Y}} D_s^{-1};$$

$$\begin{aligned} \dot{R}(\hat{Y}, t) = & \frac{\partial F(\hat{Y}, t)}{\partial \hat{Y}} R(\hat{Y}, t) + R(\hat{Y}, t) \frac{\partial F^T(\hat{Y}, t)}{\partial \hat{Y}} + F_1(\hat{Y}) D_\xi F_1^T(\hat{Y}) - \\ & - K(\hat{Y}, t) D_s K^T(\hat{Y}, t); \end{aligned}$$

где $F(\hat{Y}, t)$ – вектор-функция детерминированной части системы, определяемая как

$$F(\hat{Y}, t) = \begin{pmatrix} \Phi(\hat{\beta}, \hat{\gamma}) Z_a \\ \frac{\cos \theta}{r+h} Z_{\text{од}} \\ \frac{\sin \theta}{\cos \varphi(r+h)} Z_{\text{од}} \end{pmatrix};$$

\hat{Y} – вектор оценки вектора текущего состояния БНС $Y(t)$;

$K(\hat{Y}, t)$ – матричный коэффициент усиления фильтра;

$H(\hat{Y}, t)$ – вектор-функция наблюдения,

$$H(\hat{Y}, t) = C(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\gamma}, \hat{\varphi}, \hat{\lambda}) \cdot \begin{pmatrix} A_X(Z_{\text{од}}, \hat{W}_{\text{од}}, \hat{\varphi}) \\ A_Y(Z_{\text{од}}, \hat{W}_{\text{од}}, \hat{\varphi}) \\ A_Z(Z_{\text{од}}, \hat{W}_{\text{од}}, \hat{\varphi}) \end{pmatrix};$$

D_s – матрица интенсивностей шумов измерений;

$$D_s = H_1(\hat{Y}, t) \begin{pmatrix} D_\lambda & 0 \\ 0 & D_a \end{pmatrix} H_1^T(\hat{Y}, t); \quad H_1(\hat{Y}, t) = -C(\hat{\alpha}, \hat{\beta}, \hat{\gamma}, \hat{\varphi}, \hat{\lambda}) \cdot \begin{pmatrix} \sin \theta \\ \cos \theta \\ 0 \end{pmatrix} \cdot -E_3.$$

$R(\hat{Y}, t)$ – апостериорная ковариационная матрица;

$$D_\xi = \begin{pmatrix} D_d & 0 \\ 0 & D_{od} \end{pmatrix} \text{ – матрица интенсивностей шумов системы;}$$

$F_1(\hat{Y}, t)$ – матричная функция веса шумового воздействия на систему,

$$\text{определяемая как } F_1(\hat{Y}, t) = \begin{vmatrix} -\Phi(\hat{\beta}, \hat{\gamma}) & 0 \\ 0 & -\frac{\cos \theta}{r+h} \\ 0 & -\frac{\sin \theta}{\cos \hat{\phi}(r+h)} \end{vmatrix};$$

$\hat{Y}_0 = M(Y_0)$ – начальное значение вектора оценки текущего состояния БНС;

$R_0 = M\left\{(Y_0 - \hat{Y}_0)(Y_0 - \hat{Y}_0)^T\right\}$ – начальное значение апостериорной ковариационной матрицы.

Для случая линейного (линеаризованного) движения в соответствии с уравнениями «объект – наблюдатель», полученными в главе 2, имеем:

$$\dot{\hat{Y}} = C_{\text{сис}}(t)\hat{Y} + C_{1\text{сис}} + K(\hat{Y}, t)[Z - H_{\text{лин}}(t)\hat{Y}]; \quad (3.3)$$

$$K(\hat{Y}, t) = R(\hat{Y}, t)H_{\text{лин}}^T(t)D_a^{-1};$$

$$\dot{R}(\hat{Y}, t) = C_{\text{сис}}(t)R(\hat{Y}, t) + R(\hat{Y}, t)C_{\text{сис}}^T(t) + C_{2\text{сис}}D_{\xi_{\text{лин}}}C_{2\text{сис}}^T - K(\hat{Y}, t)D_aK^T(\hat{Y}, t),$$

где $C_{\text{сис}}(t)$ – матрица нестационарных параметров системы,

$$C_{\text{сис}}(t) = \begin{vmatrix} G_1 \hat{\otimes} Z_d & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & -J_{\varphi 2} \\ 0 & L_{\lambda 2} & 0 & -L_{\lambda 3} \\ 0 & 0 & 0 & 0 \end{vmatrix}; \quad C_{1\text{сис}} = \begin{vmatrix} G_2 Z_d \\ J_{\varphi 1} \\ L_{\lambda 1} \\ 0 \end{vmatrix};$$

$K(\hat{Y}, t)$ – матричный коэффициент усиления фильтра;

$H(t)$ – вектор-функция наблюдения;

$R(\hat{Y}, t)$ – апостериорная ковариационная матрица;

D_a – матрица интенсивностей шумов измерений;

$$C_{2\text{сис}} = - \begin{vmatrix} G_2 & 0 \\ 0 & J_{\varphi 3} \\ 0 & L_{\lambda 4} \end{vmatrix} - \text{матричная функция веса шумового воздействия на систему};$$

$D_{\xi_{\text{лин}}} = \begin{vmatrix} D_d & 0 \\ 0 & D_h \end{vmatrix}$ – матрица интенсивностей шумов системы.

Так как в реальных современных системах вся информация проходит цифровую обработку – цифровой сигнал проще генерировать и управлять им, он более продуктивен и предсказуем, на него почти не влияют помехи из окружающей среды, то далее рассмотрим возможность решения задач нелинейной и линейной фильтрации в дискретном виде.

3.2. Дискретные алгоритмы стохастической фильтрации навигационных параметров подвижной единицы железнодорожного транспорта

Нелинейный фильтр Калмана в дискретном виде для рассматриваемого случая имеет вид [55,86,92,108,130,132]:

$$\hat{Y}_k = F(\hat{Y}_{k-1}, k-1) + K_k (Z_{a_k} - H_k [F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)]), \quad (3.4)$$

где \hat{Y}_k – оценка вектора состояния системы в k -й момент времени;

$F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)$ – экстраполированная оценка вектора состояния,

$$F(\hat{Y}_{k-1}, k-1) = \begin{vmatrix} \hat{\alpha}_{k-1} \\ \hat{\beta}_{k-1} \\ \hat{\gamma}_{k-1} \\ \hat{\phi}_{k-1} \\ \hat{\lambda}_{k-1} \end{vmatrix} + \begin{vmatrix} \Phi(\hat{\beta}_{k-1}, \hat{\gamma}_{k-1}) Z_{d_{k-1}} \\ \frac{\cos \theta}{r+h} Z_{од_{k-1}} \\ \frac{\sin \theta}{\cos \hat{\phi}_{k-1} (r+h)} Z_{од_{k-1}} \end{vmatrix} \cdot \tau;$$

K_k – коэффициент усиления фильтра;

Z_{a_k} – вектор измерений;

$H_k(\dots)$ – вектор-функция наблюдения параметров состояния;

$H_k [F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)]$ – экстраполированная оценка вектора наблюдений.

В свою очередь, коэффициент усиления определяется как [67,68,104,107]:

$$K_k = P_{k/k-1} \cdot H_k^T \cdot (H_k \cdot P_{k/k-1} \cdot H_k^T + D_{S_k})^{-1},$$

$$P_{k/k-1} = F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + D_{\xi_k},$$

$$P_k = (E - K_k \cdot H_k) \cdot P_{k/k-1},$$

где $H_k = \left. \frac{\partial H(Y)}{\partial Y} \right|_{Y=F(\hat{Y}_{k-1})}$; $F_k = \left. \frac{\partial F(Y)}{\partial Y} \right|_{Y=\hat{Y}_{k-1}}$,

$P_{k/k-1}$ – экстраполированная ковариационная матрица;

P_k – ковариационная матрица в k -й момент времени;

D_{ξ_k} – дисперсионная матрица шума системы;

D_{S_k} – дисперсионная матрица шума измерений;

E – единичная матрица.

Как показывает практика навигации, применение обобщенного фильтра Калмана (3.2) и (3.3), как правило, обеспечивает требуемый компромисс по критерию «точность – вычислительные затраты» при реализации как в вычислителях общего назначения, так и в специализированных бортовых вычислителях.

Так как вычислительные затраты могут быть критическими для существующих бортовых вычислителей, то их существенного сокращения далее рассмотрим линейный фильтр Калмана в дискретном виде.

Линейный фильтр Калмана в дискретном виде для рассматриваемого случая может быть представлен как:

$$\hat{Y}_k = C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} + C_{1\text{сис}_{k-1}} + K_k \left[Z_k - H_{\text{лин}_k} (C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} + C_{1\text{сис}_{k-1}}) \right], \quad (3.5)$$

где \hat{Y}_k – оценка вектора состояния системы в k -й момент времени,

$$\hat{Y}_k = \left[\hat{\alpha}_k \quad \hat{\beta}_k \quad \hat{\gamma}_k \quad \hat{\lambda}_k \quad \hat{\phi}_k \quad \hat{W}_{\text{од}_k} \right]^T;$$

$C_{\text{сис}_k}$ – переходная матрица состояния системы;

$$C_{\text{сис}_{k-1}} = \begin{vmatrix} E + (G_1 \hat{\otimes} Z_{d_{k-1}}) \cdot \tau & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -J_{\phi 2} \cdot \tau \\ 0 & L_{\lambda 2} \cdot \tau & 1 & -L_{\lambda 3} \cdot \tau \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}; \quad C_{1\text{сис}_k} = \begin{vmatrix} G_2 \cdot Z_{d_k} \\ J_{\phi 1} \\ L_{\lambda 1} \\ 0 \end{vmatrix} \cdot \tau;$$

K_k – матричный коэффициент усиления фильтра;

Z_k – вектор наблюдений на текущем шаге измерения;

$H_{\text{лин}_k}$ – матрица измерений, отображающая пространство векторов состояния системы в пространство векторов измерений.

В свою очередь, матричный коэффициент усиления фильтра определяется как:

$$K_k = P_{k/k-1} \cdot H_{\text{лин}_k}^T \cdot (H_{\text{лин}_k} \cdot P_{k/k-1} \cdot H_{\text{лин}_k}^T + D_{d_k})^{-1};$$

$$P_{k/k-1} = C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T + D_{\xi_{\text{лин}_k}};$$

$$P_k = (E - K_k \cdot H_{\text{лин}_k}) \cdot P_{k/k-1}$$

где $P_{k/k-1}$ – экстраполированная ковариационная матрица;

D_{d_k} – дисперсионная матрица интенсивностей шумов измерений;

$$D_{\xi_{\text{лин}_k}} = \begin{vmatrix} D_d & 0 \\ 0 & D_h \end{vmatrix} - \text{матрица интенсивностей шумов системы};$$

E – единичная матрица.

Следует подчеркнуть, что все эти фильтры – (3.2)–(3.5) и ему подобные, обеспечивают решение навигационной задачи в автономном режиме – при отсутствии спутниковых наблюдений.

Очевидно, что комплексирование рассмотренных выше измерителей со спутниковыми наблюдениями наряду с использованием интеллектуальных алгоритмов обработки информации позволит радикально повысить общую точность решения задачи навигации [98], в связи с чем проанализируем далее возможность построения интегрированной интеллектуальной инерциально-спутниковой навигационной системы на базе приведенных выше моделей БИНС и наблюдателей параметров ее движения [112,124].

3.3. Анализ методов машинного обучения, используемых при синтезе систем управления и навигации интеллектуальных транспортных систем

Машинное обучение (machine learning) – это важнейшая область искусственного интеллекта, представляющая собой процесс обучения компьютерной системы на основе данных, который позволяет ей автоматически извлекать закономерности и принимать решения на основе этих закономерностей [27]. На железнодорожном транспорте машинное обучение может применяться для различных задач, таких как контроль безопасности на путях, прогнозирование спроса на перевозки, оптимизация расписания поездов и др. Среди множества методов машинного обучения в качестве наиболее востребованных можно выделить следующие.

Классификация – это метод машинного обучения, который позволяет разделять данные на группы или классы на основе определенных признаков. Чтобы использовать классификацию в машинном обучении, сначала необходимо определить признаки, которые будут использоваться для разделения данных на классы. Затем необходимо обучить модель классификации, используя эти признаки и метки классов. После обучения модель может быть использована для классификации новых данных на основе тех же признаков. Классификация позволяет лучше понимать данные и принимать более точные решения на основе этих данных.

Основные преимущества классификации включают:

- простоту интерпретации результатов: классификация позволяет быстро определить, к какой категории относится каждый объект, что упрощает интерпретацию результатов;
- быстроту работы благодаря использованию алгоритмов, которые работают с данными за короткое время;
- возможность работы с большим количеством данных, что позволяет анализировать сложные проблемы.

Тем не менее, у классификации есть и некоторые недостатки:

- ограниченная точность: поскольку классификация работает на основе заранее определенных категорий, она может быть недостаточно точной для решения более сложных проблем;

- проблемы с обработкой пропущенных значений могут повлиять на точность классификации, что может снизить ее эффективность;

- зависимость от выбора признаков.

Кластеризация – это метод машинного обучения, используемый для группировки объектов на основе их сходства. В результате кластеризации объекты объединяются в группы, называемые кластерами. Каждый кластер представляет собой группу объектов, которые имеют схожие характеристики.

Кластеризация может использоваться для решения различных задач в машинном обучении, таких как классификация, анализ данных и поиск закономерностей. Она также может быть полезна при обработке больших объемов данных для упрощения их анализа и понимания.

Преимущества кластеризации:

1. Простота использования – кластеризация является простым и понятным методом, который может быть легко применен к различным типам данных.

2. Эффективность – кластеризация может быть использована для уменьшения размерности данных и уменьшения количества параметров модели, что способствует ускорению процесса обучения и улучшению результатов.

3. Гибкость – кластеризацию можно использовать для решения различных задач машинного обучения: как для классификации, так и для регрессии.

4. Возможность анализа – кластеризация позволяет анализировать данные и выявлять скрытые закономерности.

5. Автоматическое обнаружение кластеров – кластерный анализ может автоматически обнаруживать кластеры в данных, что делает его удобным для использования в задачах классификации и регрессии без необходимости явного указания числа кластеров.

К недостаткам кластеризации можно отнести:

1. Неопределенность – результат кластеризации зависит от того, как были выбраны параметры алгоритма кластеризации, такие как расстояние между точками и количество кластеров. Если параметры выбраны неправильно, то результат может быть неточным.

2. Ошибка кластеризации – иногда кластеризация может привести к ошибке, когда данные, которые должны быть в одном кластере, оказываются в разных кластерах. Это может произойти, если данные имеют сложную структуру или если алгоритм кластеризации не подходит для данного типа данных.

3. Ограничения на размерность – некоторые алгоритмы кластеризации ограничены по размеру данных, которые они могут обрабатывать. Если данные слишком большие, то кластеризация может стать неэффективной.

4. Недостаточная точность – если данные содержат шум или выбросы, то кластеризацию может быть трудно применить. В этом случае может потребоваться дополнительная обработка данных или использование других методов машинного обучения.

Регрессия – это метод машинного обучения, позволяющий предсказывать значение целевой переменной на основе одной или нескольких независимых переменных и широко используемый при обработке измерений в системах навигации и управления. Алгоритм регрессии использует методы математической статистики для построения модели, которая связывает независимые переменные с целевой переменной. Модель может быть линейной или нелинейной, в зависимости от типа данных и задачи, которую нужно решить.

После построения модели регрессии можно использовать ее для прогнозирования значений целевой переменной для новых данных. Точность и надежность моделей регрессии зависят от качества выбранных независимых переменных, а также от количества и качества данных, используемых для обучения модели.

Одним из основных преимуществ регрессионных методов является их способность описывать сложные нелинейные зависимости между переменными. Кроме того, к преимуществам регрессионной модели относятся:

1. Простота интерпретации результатов – результаты регрессионной модели легко интерпретируются, поскольку они представляют собой линейную комбинацию входных переменных.

2. Быстрый расчет – регрессионные модели обычно вычисляются быстро, что делает их полезными для анализа больших объемов данных.

3. Возможность работы с категориальными переменными – регрессионные модели могут работать с категориальными данными, что делает их подходящими для анализа данных, содержащих качественные переменные.

4. Отличная масштабируемость – регрессионные модели могут работать на больших наборах данных, что делает их эффективными для анализа сложных данных.

В качестве недостатка регрессионных моделей можно отметить невозможность их использования для задач классификации – регрессионные модели предназначены для предсказания непрерывных значений, а не для классификации.

Так как для решения поставленных в диссертационной работе задач аппарат регрессионных моделей является наиболее адекватным, то рассмотрим некоторые методы регрессионного анализа, которые могут быть эффективно использованы в машинном обучении.

1. Линейная регрессия – это простейший метод регрессионного анализа, который использует линейную модель для предсказания зависимой переменной на основе независимых переменных.

2. Логистическая регрессия – это метод регрессионного анализа для предсказания бинарных (дискретных) зависимых переменных. Он использует логистическую функцию для преобразования входных данных в вероятности.

3. Регрессия с деревьями решений – это метод, основанный на деревьях решений, который позволяет строить нелинейные модели. Он может использоваться для решения задач классификации и регрессии.

4. Метод опорных векторов (SVM) – это метод классификации, который может использоваться для задач регрессии путем изменения функции потерь.

5. Гауссовская регрессия – это метод для построения линейной модели, который учитывает корреляцию между переменными.

Каждый из этих методов имеет свои преимущества и недостатки, и выбор метода зависит от конкретной задачи и данных, которые используются, и должен быть основан на оценке точности и надежности модели.

Среди множества инструментов регрессионного анализа можно выделить следующие.

Метод наименьших квадратов – это наиболее простой и распространенный метод регрессионного анализа. Он заключается в поиске коэффициентов модели, которые минимизируют сумму квадратов отклонений между предсказаниями модели и фактическими значениями зависимой переменной.

Метод максимального правдоподобия – это метод, основанный на вероятности возникновения данных. Он позволяет оценить параметры модели на основе распределения вероятностей, связанных с данными.

Метод обобщенного метода наименьших квадратов – это метод, позволяющий учитывать ошибки измерения при анализе данных. Он основан на минимизации суммы квадратов ошибок измерения для каждой точки данных.

Метод множественной регрессии – это метод анализа данных, который позволяет изучать взаимосвязь между несколькими переменными. Он может быть использован для прогнозирования значений зависимой переменной на основе нескольких независимых переменных.

Метод регрессионной модели – это метод анализа данных, основанный на использовании статистических моделей для предсказания значений зависимой переменной по заданным значениям независимых переменных.

Фильтр Калмана – это алгоритм фильтрации данных, который используется в регрессионном анализе для улучшения качества модели. Основной принцип работы фильтра Калмана заключается в том, что он использует предыдущие значения модели для предсказания будущих значений, а затем корректирует эти предсказания с учетом текущей информации. Таким образом, фильтр Калмана учитывает изменения в данных и позволяет модели более точно предсказывать

будущие значения. Он использует метод наименьших квадратов для нахождения коэффициентов регрессии, которые наилучшим образом описывают наблюдаемые данные.

Преимущества фильтра Калмана включают его способность обрабатывать нелинейные системы, повышать точность модели, снижать ошибки прогнозирования, а также его устойчивость к шуму. Однако, как и любой другой метод регрессионного анализа, фильтр Калмана имеет свои ограничения и может быть недостаточно эффективным при работе с большими объемами данных или сложными нелинейными системами [89,113].

Фильтр Калмана является одним из наиболее эффективных методов фильтрации измерений в навигационных системах. Его применение для высокоточного позиционирования железнодорожных транспортных средств обусловлено следующими факторами.

Во-первых, железнодорожный транспорт движется с относительно большими скоростями, что приводит к высоким уровням вибрации и шума. Эти шумы могут значительно повлиять на точность измерений, особенно в случае использования инерциальных датчиков. Фильтр Калмана повышает точность позиционирования и снижает риск ошибок в определении местоположения.

Во-вторых, железнодорожные транспортные средства перемещаются в сложных условиях, включая изменение рельефа местности, наличие препятствий и другие факторы, которые могут повлиять на точность позиционирования. Фильтр Калмана помогает уменьшить влияние этих факторов и повысить точность определения местоположения.

В-третьих, основным условием использования железнодорожного транспорта является необходимость обеспечения безопасности движения железнодорожных транспортных средств и пассажиров. Использование фильтра Калмана позволяет повысить точность позиционирования и уменьшить риск ошибок, что, в свою очередь, может привести к снижению аварийности и улучшению безопасности на железнодорожных путях.

Таким образом, применение фильтра Калмана для высокоточного позиционирования железнодорожных транспортных средств является обоснованным и может значительно повысить точность определения местоположения и снизить риск ошибок. Поэтому именно дальнейшее развитие схемы фильтра Калмана будет рассмотрено в данной работе.

3.4. Информационные модели сигналов спутниковых сообщений, используемых при высокоточном определении навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта

Для того, чтобы повысить точность фильтрации при определении местоположения подвижного объекта, в качестве априори известных высокоточных данных, необходимых для калмановской фильтрации, целесообразно использовать спутниковые измерения, где их показания являются валидными [49,81].

При последующем анализе состояния интегрированной НС полагаем, что навигационные сообщения СНС поступают с высокой частотой, что позволяет считать непрерывным характер спутниковых измерений по отношению к динамике изменения параметров углового движения объекта. Такая система не использует показания инерциальных ДУС, что значительно снижает ее стоимость. Однако, возможность пропадания спутниковых измерений позволяет применять данную методику только в качестве дополнительной оценки навигационных параметров (в дальнейшем – для адаптации (обучения) фильтра Калмана).

Для последующего решения задачи интеграции СНС и БИНС (точнее, БНС, т.к. в составе рассматриваемой навигационной системы присутствуют неинерциальные измерители – одомер и др.) сначала проанализируем состав и структуру информационных моделей сигналов спутниковых сообщений, поступающих на навигационный приемник объекта.

При дальнейшем исследовании информационных моделей сигналов СНС используем стандартную схему потребления навигационной информации от СНС:

- расстояние между объектом и спутником, определяемое по времени прохождения сигналов от спутников к потребителю, называемое также псевдодальностью, определяется навигационным приемником, расположенным в ЦМ объекта (кодовые измерения);

- в навигационном приемнике осуществляются фазовые измерения, также содержащие информацию о расстоянии «спутник – объект» (измеряется разность фаз принятого спутникового сигнала и сигнала генератора опорной частоты приемника);

- также в навигационном приемнике осуществляются доплеровские измерения, содержащие информацию об относительной скорости «спутник-объект» – псевдоскорости (при этом измеряется доплеровский сдвиг частоты спутникового сигнала).

Для принципиального решения задачи интеграции будем использовать только доплеровские и кодовые измерения, как обеспечивающие полное теоретически строгое решение задачи построения интегрированной НС (т.к. структура информационной модели фазовых измерений аналогична структуре модели кодовых измерений [21,24]).

Эти измерения всегда содержат погрешности, обусловленные задержкой сигнала при прохождении ионосферы и тропосферы, погрешностями часов приемника и спутников, погрешностями многолучевости, инструментальными ошибками и т.д.

Также будем учитывать, что эфемеридные данные, передаваемые спутниками и позволяющие определять спутниковые координаты в момент передачи сигнала, обновляются наземными контрольно-измерительными станциями с заданной периодичностью.

В настоящее время используются два режима работы СНС – стандартный (автономный) и дифференциальный. Так как дифференциальный режим требует наличия двух приемников (один из них неподвижен), что не всегда реализуемо, то ниже будем рассматривать только стандартный режим.

В автономном (стандартном) режиме информационная модель сигнала псевдодальности (кодовых измерений) записывается как [21,24]:

$$Z_R = \sqrt{(\xi_c - \xi)^2 + (\eta_c - \eta)^2 + (\zeta_c - \zeta)^2} + c(\Delta\tau - \Delta T) + W_{И} + W_{Т} + W_{R}, \quad (3.6)$$

где c – скорость света в вакууме,

ξ_c, η_c, ζ_c – известные координаты спутника в ГрСК,

ξ, η, ζ – текущие координаты объекта в ГрСК,

$W_{И}, W_{Т}$ – погрешности из-за прохождения радиосигнала через тропосферу и ионосферу,

ΔT – погрешность часов спутника,

$\Delta\tau$ – погрешность часов приемника,

W_R – погрешность, включающая инструментальные погрешности передатчика спутника и приемника объекта, ошибки многолучевости и случайные погрешности измерения.

Для возможности алгоритмической компенсации и математического описания погрешностей, входящих в уравнение сигнала кодовых измерений (3.1), проанализируем их.

Ошибка часов спутника ΔT аппроксимируется в СНС ГЛОНАСС линейной зависимостью от времени с заданными параметрами (при ее аппроксимации в GPS применяется квадратичная зависимость), что обеспечивает простоту ее алгоритмической компенсации:

$$\Delta T = \alpha_0 + \alpha_1 t^* + T_P - T_{Г},$$

где t^* – время расчета погрешности на момент поступления спутниковой информации;

α_0, α_1 – известные параметры модели ошибки часов спутника;

$T_{Г}$ – время задержки спутникового сигнала;

T_P – релятивистская поправка, определяемая в процессе вычисления координат спутника.

Ошибка часов навигационного приемника объекта в момент времени t аппроксимируется аналогично:

$$c\Delta\tau(t) = c\Delta\tau(t_0) + \beta_0 t + W_\tau,$$

где $c\Delta\tau(t_0)$ – начальное значение ошибки часов навигационного приемника;

β_0 – начальное значение дрейфа часов навигационного приемника объекта;

W_τ – центрированный БГШ с известной интенсивностью D_τ ($\approx (10 \text{ м})^2 \text{ с}$).

Так как первые две составляющие в представленной модели легко компенсируются как алгоритмически, так и привязкой шкалы времени навигационного приемника к системному времени (периодической или постоянной), то далее в качестве модели ошибок часов навигационного приемника объекта будем использовать лишь случайную составляющую W_τ .

Ошибки $W_{И}$ и $W_{Т}$, обусловленные прохождением спутникового сигнала через тропосферу и ионосферу, на сегодняшний день тоже обладают своими моделями [21,24], также позволяющими скомпенсировать их алгоритмически. При наличии нескомпенсированной составляющей последняя является случайной и достаточно адекватно аппроксимируется центрированным БГШ с постоянной заданной интенсивностью $D_{ИТ}$.

Ошибки измерения W_R , включающие инструментальные погрешности передатчика спутника и приемника объекта, ошибки многолучевости и случайные погрешности измерения, для СНС ГЛОНАСС также аппроксимируются центрированным БГШ с постоянной заданной интенсивностью D_R , рассчитываемой в функции угла возвышения спутника φ : $D_R(t) = (20/\sin\varphi)^2 [\text{м}]^2 \text{с}$.

Обобщая вышеизложенное, с учетом алгоритмической компенсации рассмотренных измерительных ошибок и статистической независимости случайных погрешностей W_τ , W_R , $W_{И}$ и $W_{Т}$, модель информационного сигнала кодовых измерений (псевдодальности) (3.6) в итоге можно записать следующим образом:

$$Z_R = \sqrt{(\xi_c - \xi)^2 + (\eta_c - \eta)^2 + (\zeta_c - \zeta)^2} + W_{Z_R}, \quad (3.7)$$

где W_{Z_R} – БГШ с нулевым средним и известной интенсивностью

$$D_{Z_R}(t) = D_\tau + D_R + D_{ИТ}.$$

Структуру информационной модели сигнала доплеровских измерений (псевдоскорости) рассмотрим далее аналогично.

В стандартном режиме информационная модель сигнала доплеровских измерений Z_V в общем случае описывается как [23,31]:

$$Z_V = \left[(\xi_c - \xi)(V_{\xi_c} - V_\xi) + (\eta_c - \eta)(V_{\eta_c} - V_\eta) + (\zeta_c - \zeta)(V_{\zeta_c} - V_\zeta) \right] \times \left(\sqrt{(\xi_c - \xi)^2 + (\eta_c - \eta)^2 + (\zeta_c - \zeta)^2} \right)^{-1} + \lambda(f_{\Delta\tau} - f_{\Delta T}) + W_V, \quad (3.8)$$

где $V_{\xi_c}, V_{\eta_c}, V_{\zeta_c}$ – проекции вектора линейной скорости спутника на оси ГцСК;

V_ξ, V_η, V_ζ – проекции вектора линейной скорости объекта на оси ГцСК;

$\lambda f_{\Delta\tau}$ – скорость ухода временной шкалы навигационного приемника;

$\lambda f_{\Delta T}$ – скорость ухода временной шкалы передатчика спутника;

λ – длина волны спутникового сигнала;

W_V – ошибки доплеровских измерений, включающие инструментальные погрешности передатчика спутника и приемника объекта, ошибки многолучевости и случайные погрешности измерения.

Как показано выше, ошибки часов спутника ΔT в СНС ГЛОНАСС аппроксимируются с заданной точностью линейной зависимостью от времени с известными параметрами, поэтому ошибка скорости ухода временной шкалы передатчика спутника может быть описана как известная константа:

$$f_{\Delta T} = \alpha_1,$$

где α_1 – известный параметр модели дрейфа часов передатчика спутника, и легко скомпенсирована алгоритмически.

Для стохастического описания других измерительных помех, как правило, используют аппроксимации, приведенные ниже:

– дрейф часов навигационного приемника объекта $f_{\Delta\tau}$ представляется в виде:

$$f_{\Delta\tau}(t) = f_{\Delta\tau}(t_0) + W_f,$$

где $f_{\Delta\tau}(t_0)$ – его известное начальное значение;

W_f – центрированный БГШ с интенсивностью $D_f = (0,1 \text{ 1/c})^2 \text{ с}$;

– инструментальные погрешности доплеровских измерений W_V описываются центрированным БГШ с интенсивностью $D_{W_V}(t) = (0,2 \sin \varphi)^2 [\text{м/с}]^2 \text{ с}$.

С учетом простоты алгоритмической компенсации постоянного начального значения дрейфа, а также статистической независимости случайных погрешностей W_f и W_V , окончательно помеху доплеровских измерений W_{Z_V} можно аппроксимировать центрированным БГШ с интенсивностью

$$D_{Z_V}(t) = \lambda^2 D_f + D_{W_V}(t),$$

а информационную модель сигнала доплеровских измерений Z_V (3.8) описать как:

$$Z_V = \left[(\xi_c - \xi)(V_{\xi_c} - V_{\xi}) + (\eta_c - \eta)(V_{\eta_c} - V_{\eta}) + (\zeta_c - \zeta)(V_{\zeta_c} - V_{\zeta}) \right] \times \\ \times \left(\sqrt{(\xi_c - \xi)^2 + (\eta_c - \eta)^2 + (\zeta_c - \zeta)^2} \right)^{-1} + W_{Z_V}. \quad (3.9)$$

Из приведенных моделей видно, что сигналы доплеровских и кодовых измерений содержат информацию как о линейной скорости объекта, так и о его текущих координатах, в силу чего их можно использовать при формировании алгоритмов фильтрации параметров движения в качестве сигналов наблюдателя вектора навигационных параметров объекта. Так, для модели БИНС в геоцентрических координатах вектор кодовых (3.7) и доплеровских измерений (3.9) может быть непосредственно использован в качестве наблюдателя навигационных параметров, что придает этой модели особую привлекательность [56].

Но для возможности использования спутниковых измерений (3.7), (3.9) как наблюдателей параметров состояния моделей НС, приведенных выше, следует представить в спутниковых измерениях все навигационные параметры объекта в соответствующих переменных моделях БИНС, считая при этом, что все параметры линейного движения спутника (как скорости, так и координаты) в момент наблюдения заданы с требуемой точностью (что резко усложняет процесс фильтрации параметров состояния).

В связи с этим, далее используем так называемые вторичные спутниковые измерения, формируемые после обработки спутниковых сигналов псевдодальности и псевдоскорости в процессоре навигационного приемника, считая их точными при наличии признака валидности (т.е. долготу, широту и высоту объекта).

Если определение параметров линейного движения с использованием СНС является достаточно тривиальной задачей, то задача определения параметров угловой ориентации с помощью СНС выглядит гораздо сложнее. В связи с чем, рассмотрим ее подробнее.

Существующие методы определения угловых параметров объекта с применением СНС условно можно разделить на два класса: определение различных параметров угловой ориентации (например, направляющих косинусов) по заранее вычисленным базовым векторам и прямое определение углов ориентации. В первом классе решений, в свою очередь, можно выделить три метода определения ориентации [95].

1. В первом методе сначала определяется оценка матрицы текущего разворота, а затем, по известным алгоритмам перехода, определяются углы крена, курса и тангажа. Для этого метода [115,118] необходимо наличие не менее 4 антенн (не менее 3-х базовых линий), не лежащих в одной плоскости. На первом этапе осуществляется вычисление проекций базовых векторов на оси ПСК, применяя обычные средства измерения. На втором этапе с помощью псевдофазовых и псевдодальномерных измерений определяется неоднозначность и проецируются базовые векторы на оси ГцСК [14,133] и формируются две матрицы со столбцами, образованными проекциями базовых векторов на оси ПСК и ГцСК. На третьем этапе вычисляется оценка матрицы разворота из ПСК в ГцСК (направляющих косинусов). На заключительном этапе по известным формулам перехода определяются углы Эйлера. Основным достоинством данного метода является его простота (все вычисления, кроме заключительного этапа, – линейные). Основной недостаток заключается в том, что избыточность всех измерений не применяется при разрешении неоднозначности. Независимая реализация разрешения по каждой базовой линии значительно снижает вероятность правильного разрешения

неоднозначности по одномоментным измерениям. Системы, построенные по данному методу, применяются для слабо динамических или статических объектов, т.к. требуют много времени для разрешения фазовой неоднозначности.

2. Второй метод предполагает использование минимального числа базовых векторов – 2 (3 антенн). На первом этапе по псевдофазовым и кодовым измерениям отдельно определяются проекции на оси ГцСК для каждого базового вектора и с помощью стандартного пересчета вычисляются проекции этих базовых векторов на оси ПСК. На втором этапе для всех пар базовых векторов определяются их векторные произведения. Каждая пара базовых векторов образует по три вектора, формирующих матрицу для вычисления матрицы разворота СК. Вычисления третьего этапа такие же, как в первом методе. Сравнение оценок углов ориентации, полученных с помощью спутниковой системы, основанной на данном подходе, и гироскопической системы, определило, что разность показаний этих систем не превысила 3 угл.мин.

3. Третий метод [59] также основан на определении оценки матрицы разворота C . Но данный метод включает дополнительное условие ортогональности матрицы C , после чего, по известным формулам, вычисляются углы Эйлера. На первом шаге с помощью обычных измерительных средств вычисляют проекции всех базовых векторов на оси ПСК. Второй шаг – такой же, как и в первом методе. Далее формируют две матрицы A и B со столбцами, образованными проекциями базовых векторов на оси ГцСК и ПСК. Традиционный способ вычисления матрицы разворота $C = AB^{-1}$ не обеспечивает ее ортогональности из-за искажений оценки матрицы A шумами измерений. В связи с этим сначала находят матрицу, которая является ближайшей к матрице A (по норме Фробениуса) и минимизирует след Фробениуса. Далее вычисляют ортогональную матрицу разворота C , после чего по известным формулам осуществляют вычисление углов Эйлера. При этом условие ортогональности матрицы разворота позволяет оценить углы ориентации более точно по сравнению с первым методом.

Второй класс методов оценки ориентации включает методы прямой оценки углов Эйлера. Оценка матрицы разворота в этом случае вычисляется через углы

Эйлера [85,110]. Уменьшение количества оцениваемых параметров с девяти (число направляющих косинусов) до трех (углы Эйлера) дополнительно позволяет значительно повысить достоверность разрешения неоднозначности. Но применение углов Эйлера, в свою очередь, приводит к постановке проблемы разрешения неоднозначности в нелинейном аспекте, что затрудняет ее решение в силу отсутствия в настоящее время эффективных вычислительных алгоритмов. Поэтому углы Эйлера используются только после разрешения неоднозначности отдельно по всем базовым линиям [110]. Это обеспечивает ту же степень достоверности разрешения неоднозначности, что и в первом методе.

Общим недостатком всех перечисленных методов является, то, что все они базируются на использовании статических измерений и не учитывают динамику вращательного движения. Это способствует снижению общей точности оценивания угловых параметров и не позволяет использовать динамические методы теории нелинейной фильтрации, являющиеся на сегодняшний день наиболее универсальным аппаратом обеспечения требуемой точности оценивания стохастических динамических систем. В этой связи определенный интерес представляет работа [84], где рассмотрены методы стохастической фильтрации параметров ориентации объекта на основе использования измерений псевдофаз и псевдодальностей при интегрировании аппаратуры СНС с ИНС в условиях нелинейных связей неоднозначных измерений с вектором оцениваемых параметров. Недостатками предложенного алгоритма являются, во-первых, необходимость наличия значительного числа спутников (4–6), а во-вторых, применение нелинейной фильтрации только для разрешения неоднозначности измерений, а не для учета характера изменения во времени параметров углового движения.

В работе [95] подробно изложен алгоритм нелинейной фильтрации угловых параметров при пространственно-распределенном приеме спутниковых измерений (здесь не приводится в силу громоздкости его вывода).

Использование данного алгоритма, как показано в этой работе, позволяет при наличии валидных спутниковых измерений определять параметры угловой

ориентации объекта с высокой точностью, обеспечивающей возможность их использования в рассмотренной далее схеме обучения фильтра Калмана.

3.5 Синтез алгоритма обучения линейного фильтра Калмана на основе неперидических точных измерений

В настоящее время основная идея при построении различных интеллектуальных комплексированных измерительных систем состоит в коррекции первичных измерений датчиков, погрешности которых растут со временем, по измерениям других датчиков, которые выступают в качестве эталонных. Коррекция при этом производится, как правило, через некоторые интервалы времени, превышающие такт первичных измерений и не всегда одинаковые (зачастую случайные) [87].

Необходимость повышения точности оценивания параметров состояния объекта за счет использования точных измерений, поступающих в некоторые произвольные (в т.ч. случайные) моменты времени, возникает во многих технических системах: при оценке навигационных параметров робота (или человека) с учетом нулевой скорости его ступни (или нижней точки колеса) в момент касания поверхности земли [43,125], коррекции параметров ориентации и навигации различных транспортных систем (морских, железнодорожных и т.д.) в момент прохождения ими базовых (реперных) точек с точно известными координатами [70,101], при использовании комбинированных навигационных систем на базе инерциальных датчиков при обеспечении навигации внутри помещений и замкнутых пространств [103], а главное, в рассматриваемом в данной работе случае – в инерциально-спутниковых НС, где осуществляется коррекция измерений инерциальной НС, погрешности которых растут со временем, по измерениям спутниковой НС, которые выступают в качестве эталонных [79,90].

На сегодняшний день подобная коррекция производится, в основном, непосредственной заменой текущих оценок навигационных (или других) переменных соответствующими их точными измерениями без изменения

параметров алгоритма оценивания. Очевидно, что при таком подходе рост ошибок оценивания на временном интервале, определенном моментом следующего точного измерения, не уменьшится (что и происходит в вышеупомянутых измерительных системах) [43,66,103].

В связи с этим возникает необходимость адаптации (обучения) параметров самого алгоритма оценивания (далее – коэффициента усиления фильтра) по полученным точным измерениям, что позволит на временных интервалах между ними существенно повысить точность оценивания [65,69,87].

Так как точные измерения – в рассматриваемом случае спутниковые, производятся в дискретные моменты времени, то для решения поставленной задачи обучения параметров алгоритма оценивания по полученным точным измерениям рассмотрим далее дискретный вариант фильтра Калмана, рассмотренного выше для исследуемой БНС ПЕ ЖДТ. (В предположении движения ПЕ ЖДТ по сфере Земли с нулевой вертикальной скоростью ($V_z = 0$, $h = \text{const}$) и аппроксимации ее реальной траектории с требуемой точностью последовательностью локсодромических интервалов – участков движения с постоянным азимутальным углом). Т.к. в силу характера движения ПЕ ЖДТ (отсутствия больших углов разворота корпуса и незначительного изменения долготы и широты в течение времени движения по отдельному локсодромическому участку) изменения всех ее навигационных параметров оказываются незначительными, то далее при описании ее движения («объекта») и измерений параметров этого движения («наблюдателя») используем уравнения (2.42) и (2.43), полученные в главе 2.

В этом случае оценка вектора состояния системы \hat{Y}_k в k -й момент времени определяется как:

$$\hat{Y}_k = C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} + C_{\text{лсис}_{k-1}} + K_k \left[Z_k - H_{\text{лин}_k} (C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} + C_{\text{лсис}_{k-1}}) \right], \quad (3.10)$$

где \hat{Y}_k – оценка вектора состояния системы в k -й момент времени,

$$\hat{Y}_k = \left[\hat{\alpha}_k \quad \hat{\beta}_k \quad \hat{\gamma}_k \quad \hat{\lambda}_k \quad \hat{\phi}_k \quad \hat{W}_{\text{од}_k} \right]^T;$$

$C_{\text{сис}_k}$ – переходная матрица состояния системы;

$$C_{\text{сис}_{k-1}} = \begin{vmatrix} E + (G_1 \hat{\otimes} Z_{d_{k-1}}) \cdot \tau & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & -J_{\varphi 2} \cdot \tau \\ 0 & L_{\lambda 2} \cdot \tau & 1 & -L_{\lambda 3} \cdot \tau \\ 0 & 0 & 0 & 1 \end{vmatrix}; \quad C_{\text{исис}_k} = \begin{vmatrix} G_2 \cdot Z_{d_k} \\ J_{\varphi 1} \\ L_{\lambda 1} \\ 0 \end{vmatrix} \cdot \tau;$$

K_k – матричный коэффициент усиления фильтра;

Z_k – вектор наблюдений на текущем шаге измерения;

$H_{\text{лин}_k}$ – матрица измерений, отображающая пространство векторов состояния системы в пространство векторов измерений.

Вектор наблюдений в данном случае определяется по формуле:

$$Z_k = H_{\text{лин}_k} \cdot Y_k + W_k,$$

где W_k – случайная центрированная гауссовская последовательность с дисперсионной матрицей D_{d_k} .

Ввиду того, что формулируемая задача является задачей интеллектуального обучения алгоритма оценки, используем далее адаптивный вариант фильтра Калмана, в котором коэффициент усиления определяется как [87,107,120]:

$$K_k = P_{k/k-1} \cdot H_{\text{лин}_k}^T \cdot (H_{\text{лин}_k} \cdot P_{k/k-1} \cdot H_{\text{лин}_k}^T + D_{d_k})^{-1}; \quad (3.11)$$

$$P_{k/k-1} = \mu_k \cdot C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T + D_{\xi_{\text{лин}_k}}; \quad (3.12)$$

$$P_k = (E - K_k \cdot H_{\text{лин}_k}) \cdot P_{k/k-1}$$

где $P_{k/k-1}$ – экстраполированная ковариационная матрица;

D_{d_k} – дисперсионная матрица интенсивностей шумов измерений;

μ_k – диагональная матрица коэффициентов адаптации фильтра, использованная в [87];

$$D_{\xi_{\text{лин}_k}} = \begin{vmatrix} D_d & 0 \\ 0 & D_h \end{vmatrix} \text{ – матрица интенсивностей шумов системы;}$$

E – единичная матрица.

Исходя из представленной формы коэффициента усиления фильтра, задачу его обучения по точным измерениям сформулируем как задачу нахождения

матрицы μ_k из условия совпадения в соответствующий момент времени вектора оценок \hat{Y}_k (3.10) с точным вектором состояния системы Y_k (точными измерениями – показаниями валидных спутниковых навигационных сообщений).

Для решения поставленной задачи будем использовать далее полное выражение Калмановского коэффициента усиления, полученное подстановкой (3.12) в (3.11) [89]:

$$K_k = (\mu_k \cdot C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T + D_{\xi_{\text{лин}_k}}) \cdot H_{\text{лин}_k}^T \times \\ \times \left[H_{\text{лин}_k} \cdot (\mu_k \cdot C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T + D_{\xi_{\text{лин}_k}}) \cdot H_{\text{лин}_k}^T + D_{d_k} \right]^{-1},$$

где для удобства последующего решения введем обозначение $(\mu_k \cdot C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T + D_{\xi_{\text{лин}_k}}) \cdot H_{\text{лин}_k}^T = K_{\gamma_k}$ и запишем выражение коэффициента K_k следующим образом:

$$K_k = K_{\gamma_k} \cdot (H_{\text{лин}_k} \cdot K_{\gamma_k} + D_{d_k})^{-1}. \quad (3.13)$$

В этом случае уравнение (3.10) примет вид:

$$\hat{Y}_k - C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} - C_{1\text{сис}_{k-1}} = \\ = K_{\gamma_k} \cdot (H_{\text{лин}_k} \cdot K_{\gamma_k} + D_{d_k})^{-1} \cdot (Z_k - H_{\text{лин}_k} (C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} + C_{1\text{сис}_{k-1}})), \quad (3.14)$$

и относительно матрицы μ_k , входящей в матрицу K_{γ_k} , представляет собой векторное уравнение, решение которого традиционными численными методами требует многократного применения весьма затратной процедуры обращения матрицы. Для возможности его аналитического решения проведем следующие построения.

Так как по условиям задачи $\hat{Y}_k = Y_k$, то, вводя обозначения $Y_k - C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} - C_{1\text{сис}_{k-1}} = Y_*$, $Z_k - H_{\text{лин}_k} (C_{\text{сис}_{k-1}} \hat{Y}_{k-1} + C_{1\text{сис}_{k-1}}) = Z_*$, представим уравнение (3.14) как:

$$Y_* = K_{\gamma_k} \cdot (H_{\text{лин}_k} \cdot K_{\gamma_k} + D_{d_k})^{-1} \cdot Z_*. \quad (3.15)$$

Умножая обе части уравнения (3.15) на обратную матрицу

$\left[K_{\gamma_k} \cdot \left(H_{\text{лин}_k} \cdot K_{\gamma_k} + D_{d_k} \right)^{-1} \right]^{-1}$, имеем:

$$\left(H_{\text{лин}_k} \cdot K_{\gamma_k} + D_{d_k} \right) \cdot K_{\gamma_k}^{-1} \cdot Y_* = Z_*,$$

или

$$D_{d_k} \cdot K_{\gamma_k}^{-1} \cdot Y_* = Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*. \quad (3.16)$$

Продолжая далее умножение обеих частей уравнения (3.16) на матрицу $K_{\gamma_k} \cdot D_{d_k}^{-1}$, приведем его к виду, линейному относительно K_{γ_k} , а, следовательно, и относительно μ_k :

$$Y_* = K_{\gamma_k} \cdot D_{d_k}^{-1} \cdot (Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*). \quad (3.17)$$

Для окончательного решения данного уравнения относительно μ_k раскроем выражение $K_{\gamma_k} = (\mu_k \cdot C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T + D_{\xi_{\text{лин}_k}}) \cdot H_{\text{лин}_k}^T$ и получим:

$$Y_* = (\mu_k \cdot C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T \cdot H_{\text{лин}_k}^T \cdot D_{d_k}^{-1} + D_{\xi_{\text{лин}_k}} \cdot H_{\text{лин}_k}^T \cdot D_{d_k}^{-1}) \times \\ \times (Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*) \quad (3.18)$$

Вводя для упрощения последующего вывода обозначения $C_{\text{сис}_{k-1}} \cdot P_{k-1} \cdot C_{\text{сис}_{k-1}}^T \cdot H_{\text{лин}_k}^T \cdot D_{d_k}^{-1} = \Delta_{k,k-1}$ и $D_{\xi_{\text{лин}_k}} \cdot H_{\text{лин}_k}^T \cdot D_{d_k}^{-1} = U_k$, представим уравнение (3.18) в виде:

$$Y_* = \mu_k \cdot \Delta_{k,k-1} \cdot (Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*) + U_k \cdot (Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*). \quad (3.19)$$

Обозначая векторы $\Delta_{k,k-1} \cdot (Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*) = \Delta_*$, $U_k \cdot (Z_* - H_{\text{лин}_k} \cdot Y_*) = U_*$, приведем уравнение (3.19) к следующей форме:

$$Y_* - U_* = \mu_k \cdot \Delta_*. \quad (3.20)$$

Уравнение (3.20) легко допускает аналитическое решение относительно всех элементов диагональной матрицы μ_k , если учесть возможность представления произведения $\mu_k \cdot \Delta_*$ в виде $\Delta_*^{\text{diag}} \mu_{k \text{ vect}}$, где

$$\Delta_{*diag} = \begin{vmatrix} \Delta_{*1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Delta_{*2} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \Delta_{*n} \end{vmatrix}, \mu_{k vect} = \begin{vmatrix} \mu_{k1} \\ \mu_{k2} \\ \dots \\ \mu_{kn} \end{vmatrix},$$

$\Delta_{*i}, \mu_{ki}, i = 1, \dots, n$ – элементы, соответственно, вектора Δ_* и матрицы μ_k .

В этом случае имеем искомое выражение вектора элементов коэффициента адаптации в виде:

$$\Delta_{*diag}^{-1} (Y_* - U_*) = \mu_{k vect}, \quad (3.21)$$

где Δ_{*diag}^{-1} – обратная матрица, легко вычисляемая аналитически в силу ее диагональности:

$$\Delta_{*diag}^{-1} = \begin{vmatrix} 1/\Delta_{*1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1/\Delta_{*2} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & 1/\Delta_{*n} \end{vmatrix}.$$

Таким образом, найденное решение линейного векторного уравнения (3.14) в виде (3.21) позволяет аналитически решить поставленную задачу обучения интеллектуального калмановского алгоритма оценки по точным измерениям [94,122,126].

После определения текущего значения матрицы μ_k , возникает возможность альтернативного использования полученного результата: или сохранить ее значение в выражении (3.12) неизменным до получения следующего вектора точных измерений, или, учитывая, что значение матрицы P_k уже скорректировано, оставить матрицу μ_k единичной также до получения нового вектора точных измерений. Очевидно, что для каждого конкретного объекта этот вопрос должен решаться с учетом его особенностей.

3.6 Интеллектуальный алгоритм обучения нелинейного фильтра Калмана, использующий непериодические точные измерения

Учитывая высказанные ранее в гл. 2 соображения по повышению точности определения навигационных параметров ПЕ ЖДТ в случае отсутствия каких-либо упрощающих допущений о характере его движения – т.е. при использовании полного (нелинейного) описания динамики линейного и углового движения, рассмотрим далее в качестве исходных уравнений движения объекта и наблюдателя нелинейные уравнения (2.38) и (2.39), полученные в главе 2.

В этом случае оценка вектора состояния системы Y_k в k -й момент времени определяется по формуле [66,1195]:

$$\hat{Y}_k = F(\hat{Y}_{k-1}, k-1) + K_k (Z_{a_k} - H_k [F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)]), \quad (3.22)$$

где \hat{Y}_k – оценка вектора состояния системы в k -й момент времени;

$F(Y_{k-1})$ – векторная нелинейная функция системы;

$F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)$ – экстраполированная оценка вектора состояния;

K_k – коэффициент усиления фильтра;

Z_{a_k} – вектор выходных сигналов акселерометров, расположенных на ПЕ ЖДТ, на текущем шаге измерения;

$H_k(Y_k)$ – вектор-функция наблюдения параметров состояния;

$H_k[F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)]$ – экстраполированная оценка вектора наблюдений.

Учитывая, что формулируемая задача по-прежнему является задачей обучения алгоритма оценки, используем далее адаптивный вариант нелинейного фильтра Калмана, в котором коэффициент усиления определяется как [87,107,121]:

$$K_k = P_{k/k-1} \cdot H_k^T \cdot (H_k \cdot P_{k/k-1} \cdot H_k^T + D_{S_k})^{-1}, \quad (3.23)$$

$$P_{k/k-1} = \mu_k \cdot F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + D_{\xi_k}, \quad (3.24)$$

$$P_k = (E - K_k \cdot H_k) \cdot P_{k/k-1},$$

где
$$H_k = \left. \frac{\partial H(Y)}{\partial Y} \right|_{Y=F(\hat{Y}_{k-1})} ; F_k = \left. \frac{\partial F(Y)}{\partial Y} \right|_{Y=\hat{Y}_{k-1}},$$

$P_{k/k-1}$ – экстраполированная ковариационная матрица;

D_{S_k} – дисперсионная матрица шума измерений;

μ_k – диагональная матрица коэффициентов адаптации фильтра;

P_k – ковариационная матрица в k -й момент времени;

D_{ξ_k} – дисперсионная матрица шума системы;

E – единичная матрица.

Исходя из представленной формы коэффициента усиления фильтра, задачу его обучения по точным измерениям сформулируем как задачу нахождения матрицы μ_k из условия совпадения в соответствующий момент времени вектора оценок \hat{Y}_k (3.22) с точным вектором состояния системы Y_k (точными измерениями, в рассматриваемом случае – спутниковыми) [114,128,129].

Для решения поставленной задачи используем далее полное выражение Калмановского коэффициента усиления, полученное подстановкой (3.24) в (3.23):

$$K_k = \left(\mu_k \cdot F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + D_{\xi_k} \right) \cdot H_k^T \times \\ \times \left[H_k \cdot \left(\mu_k \cdot F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + D_{\xi_k} \right) \cdot H_k^T + D_{S_k} \right]^{-1},$$

где для удобства последующего решения введем обозначение

$$\left(\mu_k \cdot F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + D_{\xi_k} \right) \cdot H_k^T = \gamma_k \text{ и запишем выражение коэффициента } K_k$$

следующим образом:

$$K_k = \gamma_k \cdot \left(H_k \cdot \gamma_k + D_{S_k} \right)^{-1}. \quad (3.25)$$

В этом случае уравнение (3.22) примет вид:

$$\hat{Y}_k - F(\hat{Y}_{k-1}, k-1) = \gamma_k \cdot \left(H_k \cdot \gamma_k + D_{S_k} \right)^{-1} \left(Z_{a_k} - H_k [F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)] \right) \quad (3.26)$$

и относительно матрицы μ_k , входящей в матрицу γ_k , представляет собой нелинейное векторное уравнение, решение которого традиционными численными методами требует многократного применения весьма затратной процедуры

обращения матрицы. Для возможности его аналитического решения проведем следующие построения.

Т.к. по условиям задачи $\hat{Y}_k = Y_k$, то, вводя обозначения $\hat{Y}_k - F(\hat{Y}_{k-1}, k-1) = Y_*$, $Z_{a_k} - H_k [F(\hat{Y}_{k-1}, k-1)] = Z_*$, представим уравнение (3.26) как:

$$Y_* = \gamma_k \cdot (H_k \cdot \gamma_k + D_{S_k})^{-1} Z_*. \quad (3.27)$$

Умножая обе части уравнения (3.27) на обратную матрицу $\left[\gamma_k \cdot (H_k \cdot \gamma_k + D_{S_k})^{-1} \right]^{-1}$, имеем:

$$(H_k \cdot \gamma_k + D_{S_k}) \cdot \gamma_k^{-1} \cdot Y_* = Z_*,$$

или

$$D_{S_k} \cdot \gamma_k^{-1} \cdot Y_* = Z_* - H_k \cdot Y_*. \quad (3.28)$$

Продолжая далее умножение обеих частей уравнения (3.28) на матрицу $\gamma_k \cdot D_{S_k}^{-1}$, приведем его к виду, линейному относительно γ_k , а, следовательно, и относительно μ_k :

$$Y_* = \gamma_k \cdot D_{S_k}^{-1} \cdot (Z_* - H_k \cdot Y_*). \quad (3.29)$$

Для окончательного решения данного уравнения относительно μ_k раскроем выражение $\gamma_k = (\mu_k \cdot F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T + D_{\xi_k}) \cdot H_k^T$ и получим:

$$Y_* = (\mu_k \cdot F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T \cdot H_k^T \cdot D_{S_k}^{-1} + D_{\xi_k} \cdot H_k^T \cdot D_{S_k}^{-1}) \times (Z_* - H_k \cdot Y_*). \quad (3.30)$$

Вводя для упрощения последующего вывода обозначения $F_k \cdot P_{k-1} \cdot F_k^T \cdot H_k^T \cdot D_{S_k}^{-1} = \Delta_{k,k-1}$ и $D_{\xi_k} \cdot H_k^T \cdot D_{S_k}^{-1} = U_k$, представим уравнение (3.30) в виде:

$$Y_* = \mu_k \cdot \Delta_{k,k-1} \cdot (Z_* - H_k \cdot Y_*) + U_k \cdot (Z_* - H_k \cdot Y_*). \quad (3.31)$$

Обозначая векторы $\Delta_{k,k-1} \cdot (Z_* - H_k \cdot Y_*) = \Delta_*$, $U_k \cdot (Z_* - H_k \cdot Y_*) = U_*$, приведем уравнение (3.31) к следующей форме:

$$X_* - U_* = \mu_k \cdot \Delta_* \quad (3.32)$$

Уравнение (3.32) легко допускает аналитическое решение относительно всех элементов диагональной матрицы μ_k , если учесть возможность представления произведения $\mu_k \cdot \Delta_*$ в виде $\Delta_{*diag} \cdot \mu_{k vect}$, где

$$\Delta_{*diag} = \begin{vmatrix} \Delta_{*1} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \Delta_{*2} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \Delta_{*n} \end{vmatrix}, \quad \mu_{k vect} = \begin{vmatrix} \mu_{k1} \\ \mu_{k2} \\ \vdots \\ \mu_{kn} \end{vmatrix},$$

Δ_{*i} , μ_{ki} $i = 1, \dots, n$ – элементы, соответственно, вектора Δ_* и матрицы μ_k .

В этом случае имеем искомое выражение вектора элементов коэффициента адаптации в виде:

$$\Delta_{*diag}^{-1} (Y_* - U_*) = \mu_{k vect}, \quad (3.33)$$

где Δ_{*diag}^{-1} – обратная матрица, легко вычисляемая аналитически в силу ее диагональности:

$$\Delta_{*diag}^{-1} = \begin{vmatrix} \frac{1}{\Delta_{*1}} & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & \frac{1}{\Delta_{*2}} & 0 & \dots & 0 \\ \dots & \dots & \dots & \dots & \dots \\ 0 & 0 & 0 & \dots & \frac{1}{\Delta_{*n}} \end{vmatrix}.$$

Таким образом, найденное решение нелинейного векторного уравнения (3.26) в виде (3.33) позволяет аналитически решить поставленную задачу адаптации (обучения) интеллектуального нелинейного калмановского алгоритма оценки по точным измерениям.

После определения текущего значения матрицы μ_k , как и ранее, существует возможность альтернативного использования полученного результата: или сохранить ее значение в выражении (3.24) неизменным до получения следующего

вектора точных измерений, или, учитывая, что значение матрицы P_k уже скорректировано, оставить матрицу μ_k единичной также до получения нового вектора точных измерений. Выбор альтернативы определяют технические особенности конкретного объекта.

3.7 Интеллектуальный алгоритм принятия решений по высокоточной оценке параметров движения подвижных единиц железнодорожного транспорта

Для точного определения местоположения ПЕ ЖДТ на участках железнодорожного пути, необорудованных современными системами мониторинга и управления, чрезвычайно эффективным оказывается интеллектуальное комплексирование разработанного подхода с методикой грубого позиционирования, состоящей в следующем.

Для получения точных координат ПЕ ЖДТ на участок железнодорожного пути, представленный на рис. 3.1, на электронной карте условно накладывается сетка, состоящая из квадратов, в современной методике имеющих размеры 100×100 м² и строго привязанных к железнодорожному полотну. Большие размеры данных квадратов обусловлены ориентацией существующего подхода на сигналы GPS-трекеров, в условиях реальных помех имеющих значительные погрешности.

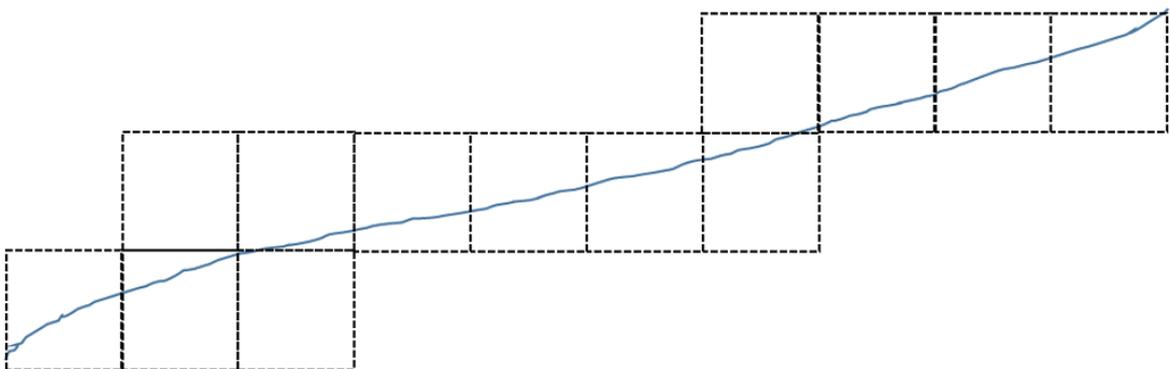


Рис. 3.1 – Пример участка железнодорожного пути с условно наложенной сеткой электронной карты

По сигналу с GPS-трекера о местонахождении подвижного объекта определяется соответствующий квадрат, позволяющий, в свою очередь, определить, на каком участке пути находится ПЕ ЖДТ. Так, например, для определения местоположения объекта А (рис. 3.2) от GPS-трекера были получены координаты, попадающие в квадрат 2.4. Значит, можно считать, что объект находится на участке пути, соответствующем этому квадрату. Очевидно, что в данном случае погрешность определения координат объекта может составлять до 100 м.

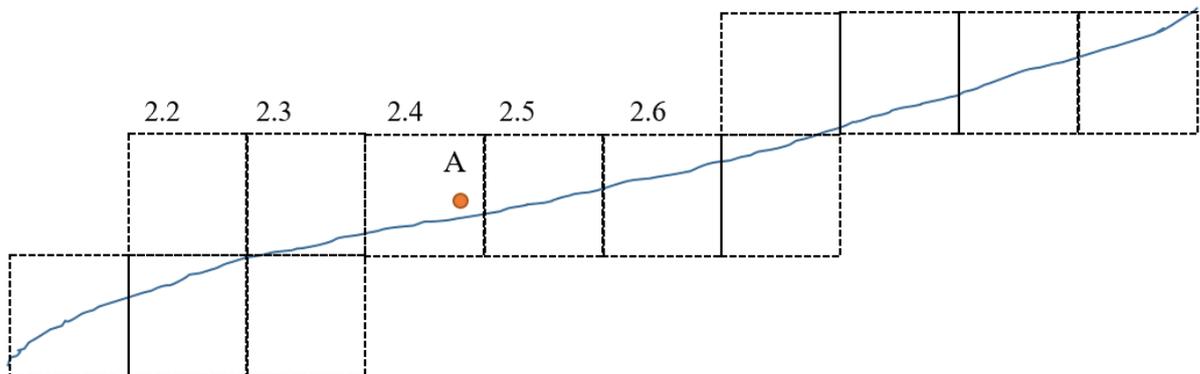


Рис. 3.2 – Пример определения местоположения объекта А на участке железнодорожного пути

Блок-схема описанного алгоритма определения местоположения ПЕ ЖДТ представлена на рис. 3.3.

Данный метод позволяет отслеживать местоположение ПЕ ЖДТ только при наличии сигнала GPS-трекера, причем, с большой погрешностью. Для определения нахождения ПЕ ЖДТ в случае пропадания спутникового сигнала, как правило, используется следующий метод, основанный на прогнозе местоположения по известным данным.

Данный метод предполагает использование дополнительных параметров движения, а именно – направления и скорости движения ПЕ ЖДТ. Зная эти параметры, можно существенно улучшить точность определения координат подвижного объекта.

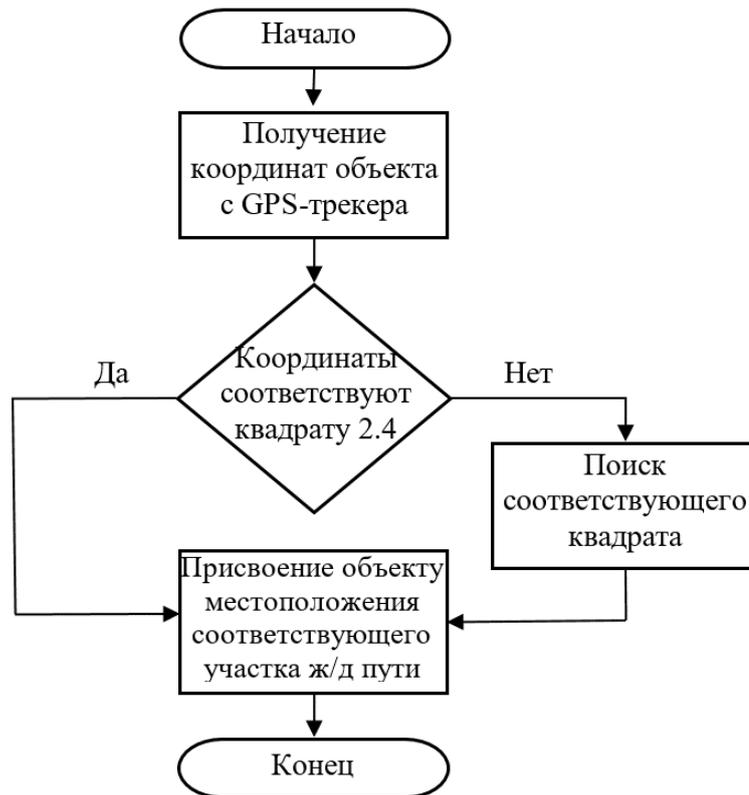


Рис. 3.3 – Блок-схема алгоритма определения местоположения ПЕ ЖДТ

Допустим, объект А находится в квадрате 3.2 (рис. 3.4). При этом данные, полученные с GPS-трекера, показывают, что объект перемещается в северо-восточном направлении со скоростью 30 км/ч.

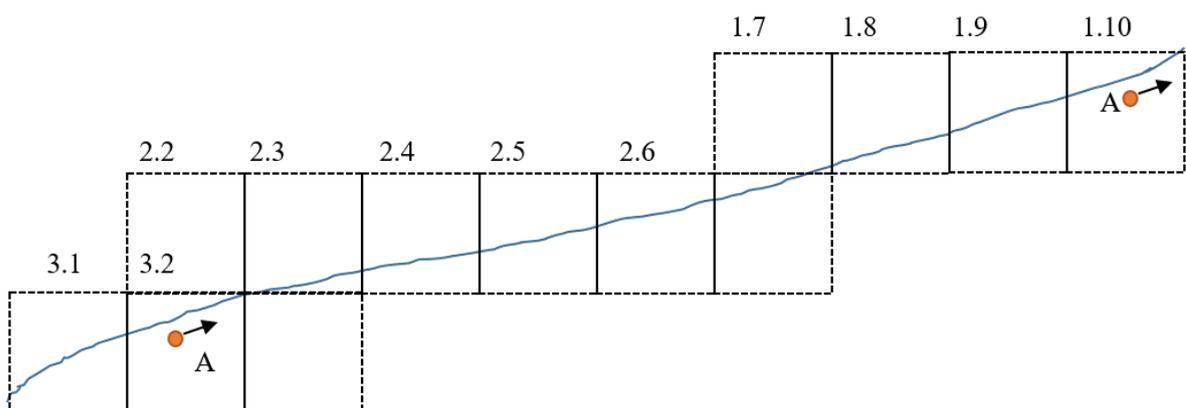


Рис. 3.4 – Пример определения местоположения объекта А на участке железнодорожного пути с учетом скорости и направления движения объекта

Зная эти параметры, можно спрогнозировать, что через 2 мин объект переместится в квадрат 1.10 и будет находиться на участке железнодорожного пути, соответствующем данному квадрату. Погрешность определения местоположения объекта в данном случае также составляет 100 м.

Блок-схема алгоритма определения местоположения ПЕ ЖДТ в случае временного пропадания сигнала GPS-трекера представлена на рис. 3.5.



Рис. 3.5 – Блок-схема алгоритма определения местоположения ПЕ ЖДТ в случае временного пропадания сигнала GPS-трекера

Точность решения навигационной задачи существенно возрастает при движении объекта по известным пространственным траекториям – так называемым цифровым траекториям. При возможности использования электронных карт

местности для задания траектории движения объекта в цифровом виде необходимо использовать ее интервальную аппроксимацию локсодромическими или ортодромическими траекторными отрезками. Это позволяет построить соответствующие алгоритмы фильтрации, в которых оценки координат объекта всегда лежат на заданной аналитической траектории.

Если же подобные алгоритмы фильтрации, ориентированные на движение по аналитической траектории, не используются, то необходимо предпринимать дополнительные меры по «привязке» полученных оценок координат объекта (например, при традиционной работе СНС или ИНС) к аналитической траектории, заданной в цифровом виде на электронной карте. Такая «привязка» может быть обеспечена за счет проецирования точки текущего местоположения объекта, определенной по измерениям СНС (или ИНС), на соответствующий траекторный отрезок (рис. 3.6).

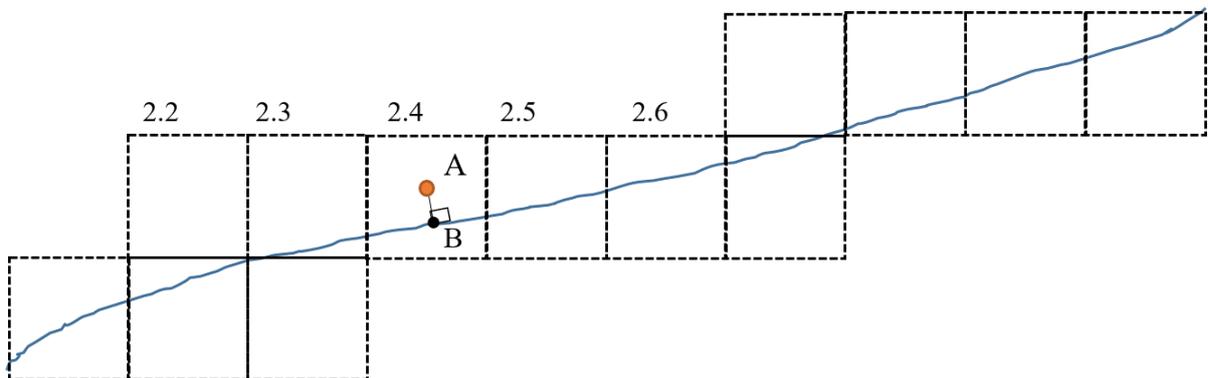


Рис. 3.6 – Пример определения местоположения объекта А методом «привязки» полученных оценок координат объекта

Блок-схема алгоритма определения местоположения ПЕ ЖДТ методом «привязки» полученных оценок координат объекта представлена на рис. 3.7.

Существующие алгоритмы подобной привязки используют или приближенное – плоское описание движения объекта (и, соответственно, линейную аппроксимацию траекторий), или непростые итеративные процедуры. Это существенно снижает точность позиционирования объекта, особенно при

больших отклонениях («выбросах») спутниковых или инерциальных измерений от истинной траектории и длительных интервалах движения, а также существенно увеличивает вычислительные затраты и задержку определения местоположения объекта. В [95] разработан алгоритм точного трехмерного проецирования координат объекта, определенных по навигационным измерениям, на истинную пространственную траекторию его движения при минимальных вычислительных затратах.

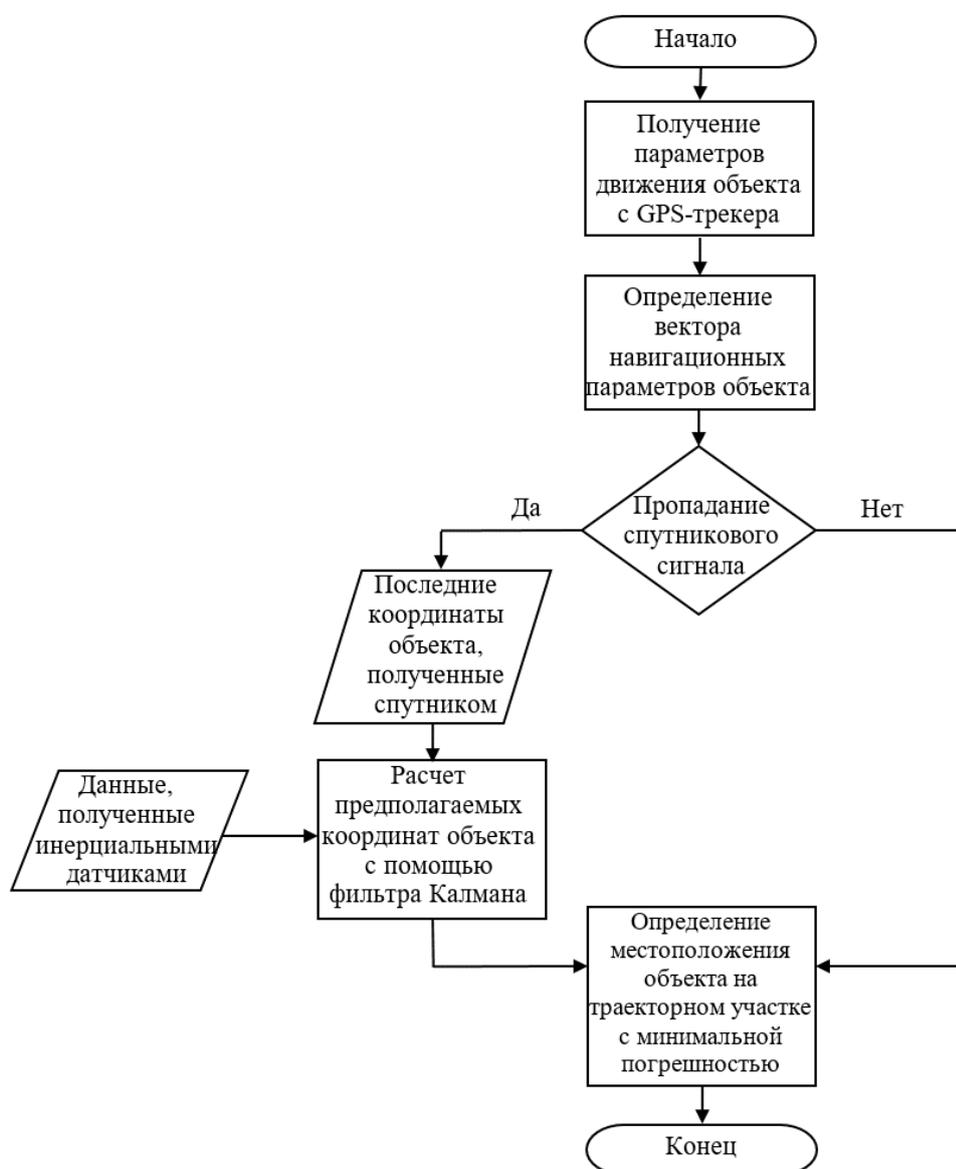


Рис. 3.7 – Блок-схема алгоритма определения местоположения ПЕ ЖДТ методом «привязки» полученных оценок координат объекта

Как показывают результаты моделирования (гл. 4), предложенный подход обеспечивает погрешность определения местоположения подвижной единицы в субметровом диапазоне – в пределах 1 м, что существенно превосходит точностные характеристики современных систем позиционирования, функционирующих в условиях интенсивных помех.

3.8 Выводы по главе

1. В главе рассмотрены общие принципы построения интеллектуальных алгоритмов стохастической фильтрации параметров движения бесплатформенной НС, сформированы уравнения расширенного (обобщенного) фильтра Калмана для рассматриваемой БНС, а также линеаризованные уравнения оценки параметров движения ПЕ ЖДТ.

2. Проведен анализ общих принципов построения систем навигации интеллектуальных транспортных систем, который показал актуальность использования алгоритмов машинного обучения, в частности, адаптивной калмановской фильтрации, в задачах высокоточного позиционирования железнодорожных транспортных средств.

3. Обоснована необходимость интеграции спутниковых и инерциальных навигационных систем для решения задач высокоточного позиционирования ПЕ ЖДТ: в силу специфики маршрутов их движения спутниковые сигналы зачастую оказываются невалидными, но в то же время ошибки инерциальных измерителей имеют свойство накапливаться, значительно искажая данные о позиционировании объекта.

4. Аналитически решена задача построения адаптивного дискретного фильтра Калмана для оценки параметров состояния как линейных, так и нелинейных динамических объектов. Показана возможность обучения параметров самого алгоритма оценивания (коэффициента усиления фильтра и коэффициента адаптации фильтра) по полученным непериодическим точным измерениям, что позволяет на временных интервалах между ними существенно повысить точность

оценивания вектора состояния объекта. При этом возможность нерегулярных точных измерений позволяет в такте их появления точно определять параметры фильтра, обеспечивающие нулевую ошибку оценивания. Подобная перестройка параметров алгоритма оценивания резко увеличивает его сходимость и точность.

5. Разработан интеллектуальный алгоритм принятия решения по высокоточной оценке параметров движения ПЕ ЖДТ на участках железнодорожного пути, необорудованных современными системами мониторинга и управления. Обоснована актуальность применения предложенного интеллектуального алгоритма в интеллектуальных системах железнодорожного транспорта. Показано, что предложенный алгоритм обеспечивает высокоточное определение местоположения ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерений.

4 АНАЛИЗ ЭФФЕКТИВНОСТИ РАЗРАБОТАННЫХ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ НАВИГАЦИОННЫХ АЛГОРИТМОВ НА ОСНОВЕ ЧИСЛЕННОГО ЭКСПЕРИМЕНТА

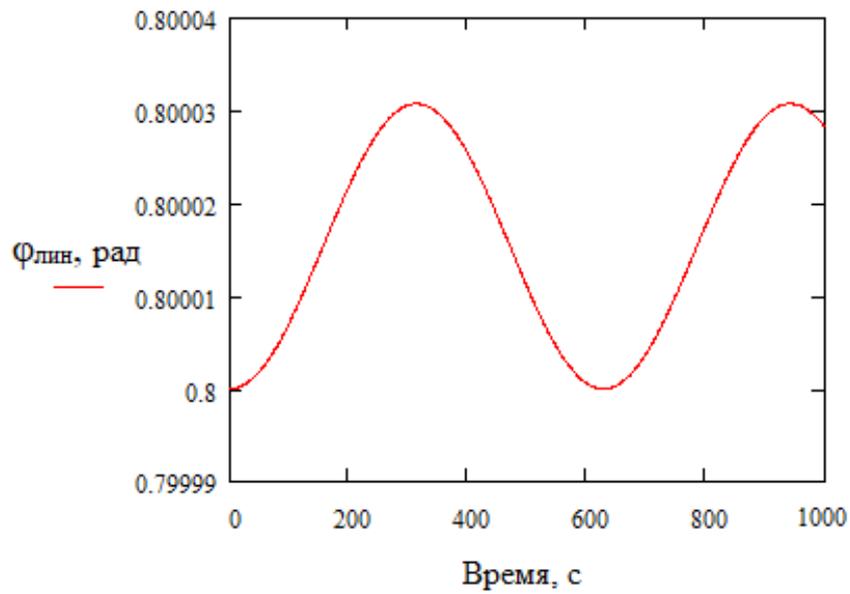
4.1 Экспериментальная оценка навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием линейного фильтра Калмана

Для иллюстрации корректности и эффективности предложенного подхода к синтезу интеллектуальных навигационных алгоритмов предварительно было проведено моделирование полученных уравнений линейного и нелинейного вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ.

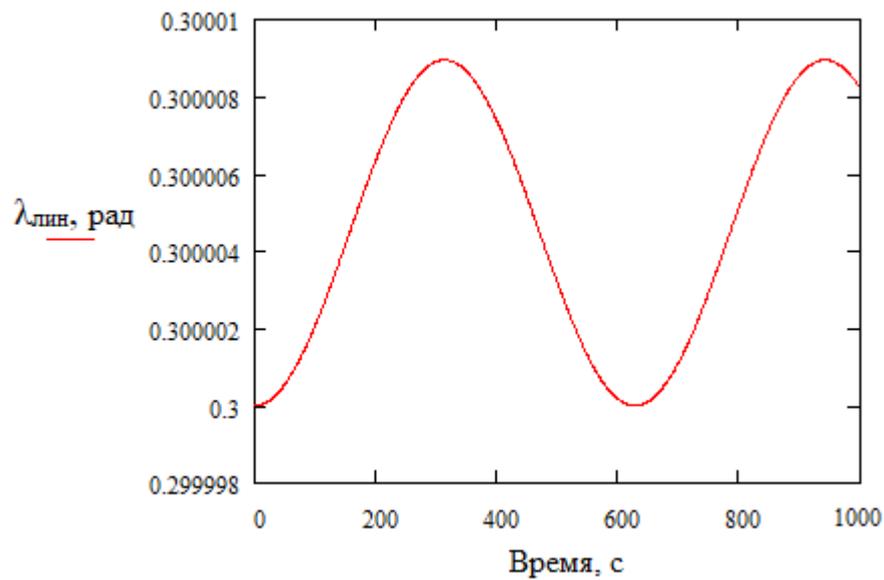
Движение ПЕ ЖДТ моделировалось из точки с координатами $\varphi_0 = 0,8$ рад, $\lambda_0 = 0,3$ рад в течение интервала времени $[0; 1000$ с] с постоянной скоростью $V = 20$ м/с по локсодромической траектории с азимутальным углом $A = 0,2$ рад по поверхности Земли, рельеф которой приводит к случайному незначительному изменению высоты объекта h с нулевым матожиданием и дисперсией $Q = (0,15 \text{ м})^2$. В силу характера движения объекта (ПЕ ЖДТ) высота ПЕ ЖДТ относительно уровня моря h принята постоянной и равна 150 м. Значения начальных углов ориентации Эйлера – Крылова: $\alpha_0 = 0,2$ рад; $\beta_0 = 0,8$ рад; $\gamma_0 = 0,3$ рад.

При выбранных начальных условиях изменение параметров движения ПЕ ЖДТ при моделировании линеаризованных навигационных уравнений (2.13) и (2.14), полученных в главе 2, представлено на рисунке 4.1.

Графики изменения углов Эйлера – Крылова, определяющих ориентацию ПСК относительно ИСК и полученных на основе линеаризованного уравнения (2.8), приведены на рисунке 4.2.



a



б

Рисунок 4.1 – Графики изменения координат объекта, построенные на основе линеаризованных уравнений движения объекта:

a – изменение широты объекта; *б* – изменение долготы объекта

Далее полагаем, что графики, приведенные на рисунках 4.1 и 4.2, описывают истинное линейное движение объекта. Данные модели использованы ниже для определения ошибок оценки параметров вектора состояния ПЕ ЖДТ.

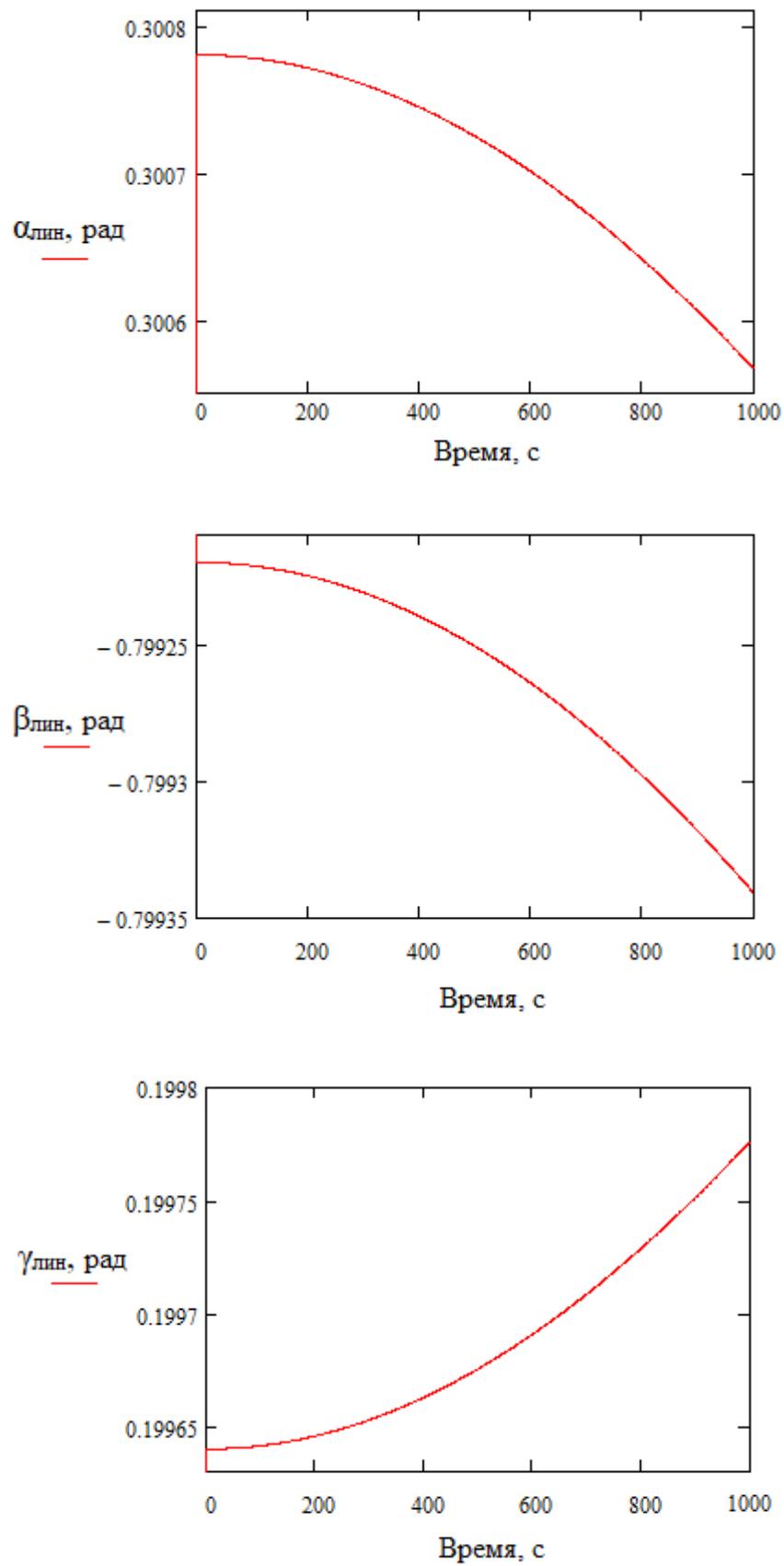
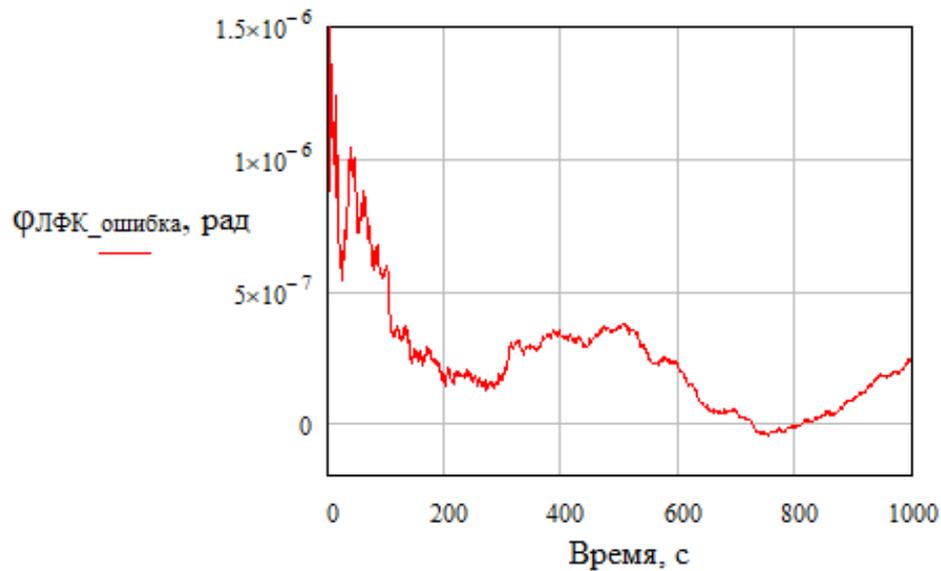
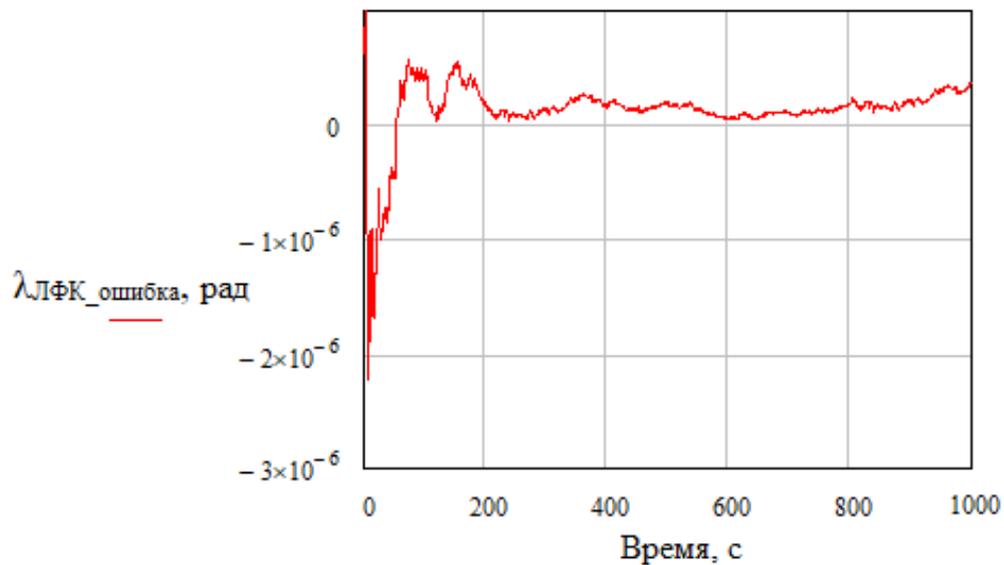


Рисунок 4.2 – Графики изменения углов ориентации ПСК относительно ИСК

На основании полученных результатов определены ошибки оценки вектора состояния системы (отдельно по каждому параметру движения ПЕ ЖДТ), определяемые как разница между истинным линейным движением ПЕ ЖДТ, рассчитанным по (2.13), (2.14) и (2.8), и оценкой вектора состояния системы, полученной в результате применения линейного фильтра Калмана. Графики ошибок оценки каждого параметра вектора состояния системы показаны на рисунках 4.3 и 4.4.



а



б

Рисунок 4.3 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы:

а – по широте; *б* – по долготе

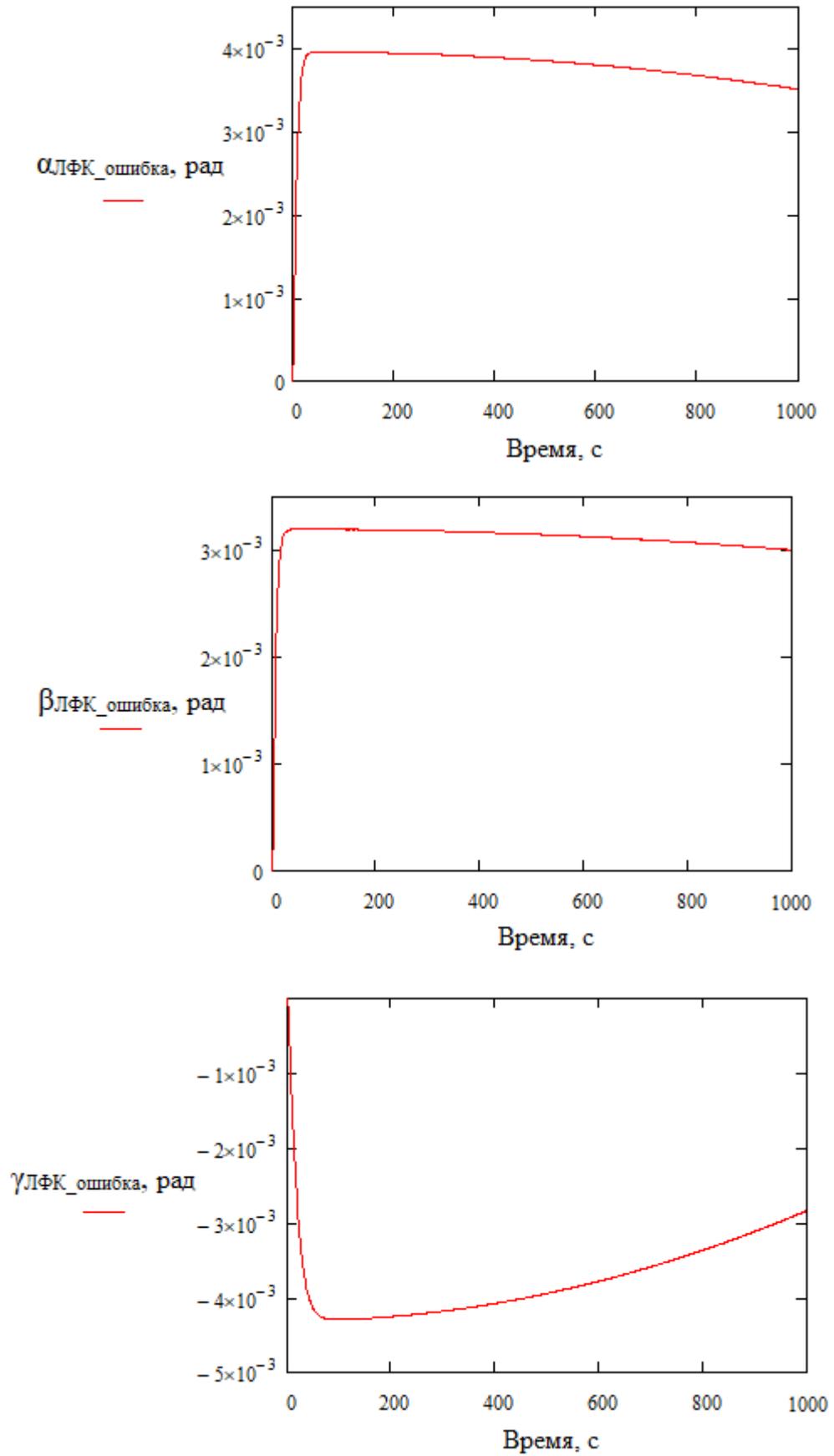


Рисунок 4.4 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы по углам Эйлера – Крылова

Представленные на рисунках 4.3 и 4.4 графики показывают, что ошибки оценок параметров вектора состояния системы:

- по углам Эйлера – Крылова имеют значения порядка $3 \cdot 10^{-3} - 4 \cdot 10^{-3}$ рад;
- по широте ошибки имеют значения порядка $1,5 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 9,4 м;
- по долготе ошибки имеют значения порядка $2,2 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 9,6 м.

Анализируя порядок величин полученных ошибок, можно сделать вывод о том, что они не удовлетворяют современным требованиям, предъявляемым к навигационной точности систем управления ПЕ ЖДТ, и, следовательно, использование линеаризованных моделей при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ нецелесообразно.

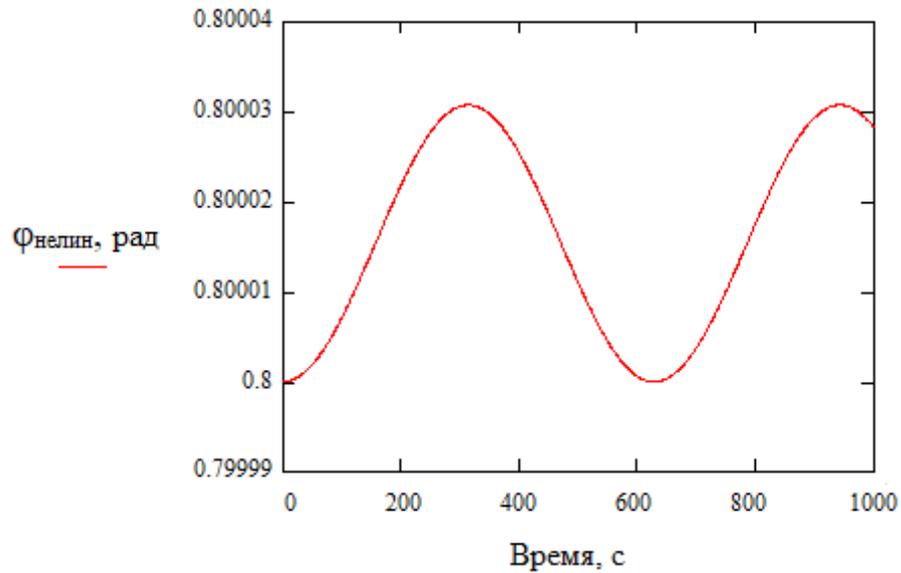
Далее проведем аналогичное моделирование уравнений нелинейного движения объекта и сравним значения ошибок векторов состояния объекта при линейной и нелинейной фильтрации.

4.2 Экспериментальная оценка нелинейного вектора навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием расширенного фильтра Калмана

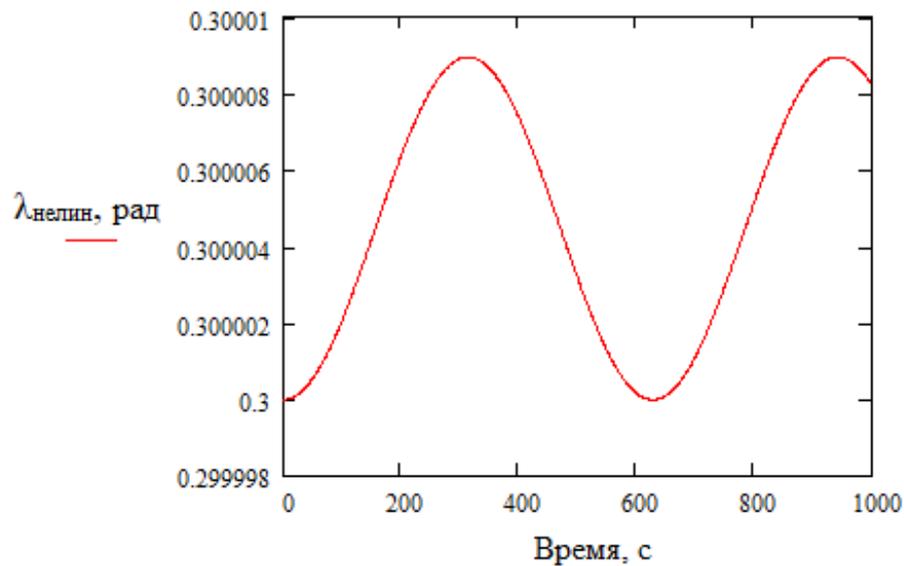
Для моделирования нелинейного движения ПЕ ЖДТ использовалась полученная в главе 2 система уравнений (2.9) навигационных параметров БНС ПЕ ЖДТ, движущейся по локсодромии. В качестве исходных приняты те же параметры, что и в разделе 4.1, т.е. объект движется из точки с координатами $\varphi_0 = 0,8$ рад, $\lambda_0 = 0,3$ рад в течение интервала времени $[0; 1000$ с] с постоянной скоростью $V = 20$ м/с по локсодромической траектории с азимутальным углом $A = 0,2$ рад по поверхности Земли, рельеф которой приводит к случайному незначительному изменению высоты ПЕ ЖДТ h с нулевым матожиданием и дисперсией $Q = (0,15 \text{ м})^2$. В силу характера движения объекта (ПЕ ЖДТ) высота ПЕ ЖДТ относительно уровня моря h принята постоянной и равна 150 м. Значения

начальных углов ориентации Эйлера – Крылова: $\alpha_0 = 0,2$ рад; $\beta_0 = 0,8$ рад; $\gamma_0 = 0,3$ рад.

Изменение параметров движения ПЕ ЖДТ при моделировании нелинейных навигационных уравнений системы (2.9) представлены на рисунке 4.5.



а



б

Рисунок 4.5 – Графики изменения координат ПЕ ЖДТ, построенные на основе нелинейных уравнений движения ПЕ ЖДТ:

а – изменение широты объекта; *б* – изменение долготы объекта

Графики изменения углов Эйлера – Крылова, определяющие ориентацию ПСК относительно ИСК и полученные на основе нелинейного уравнения (2.8), представлены на рисунке 4.6.

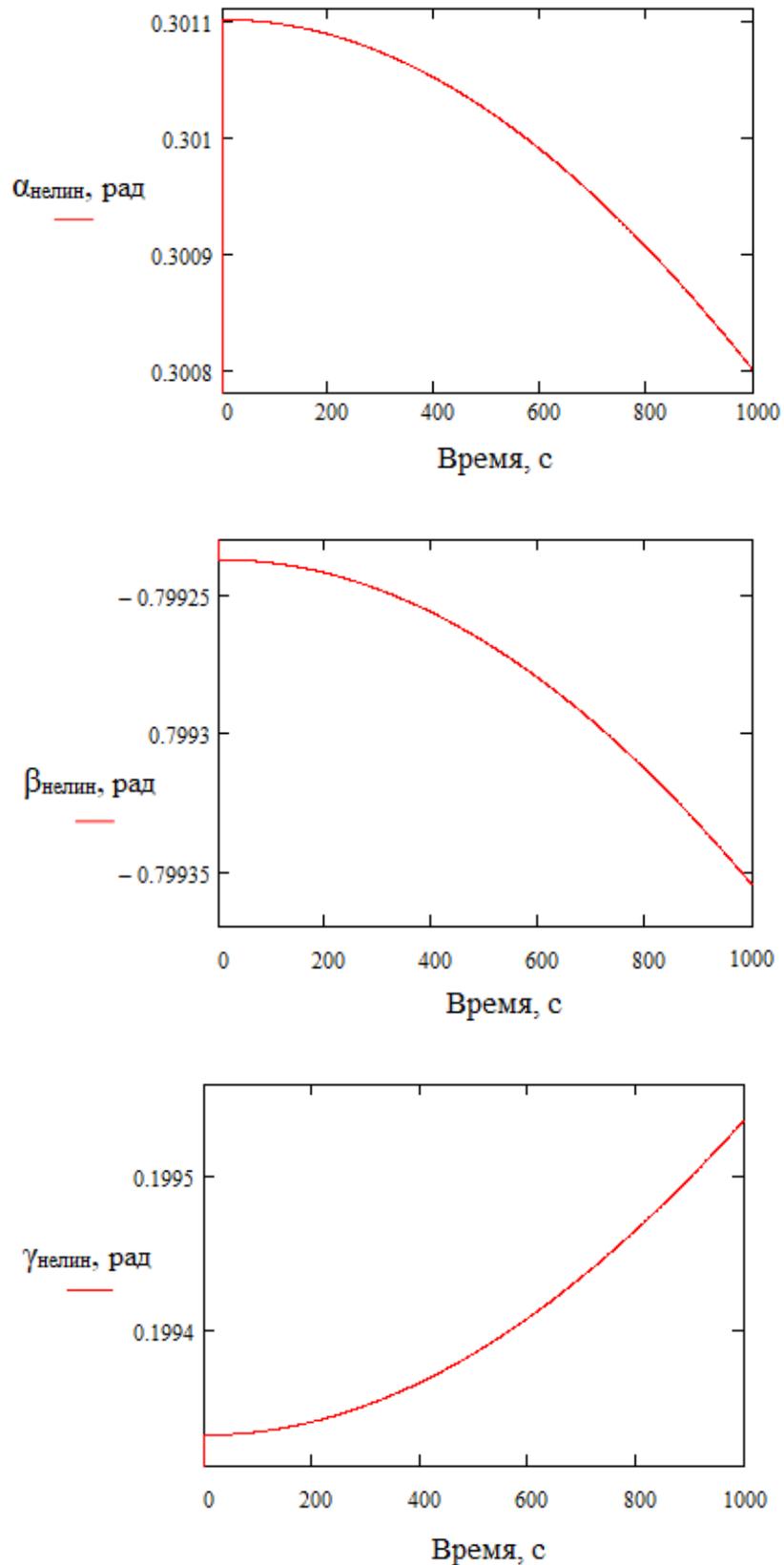
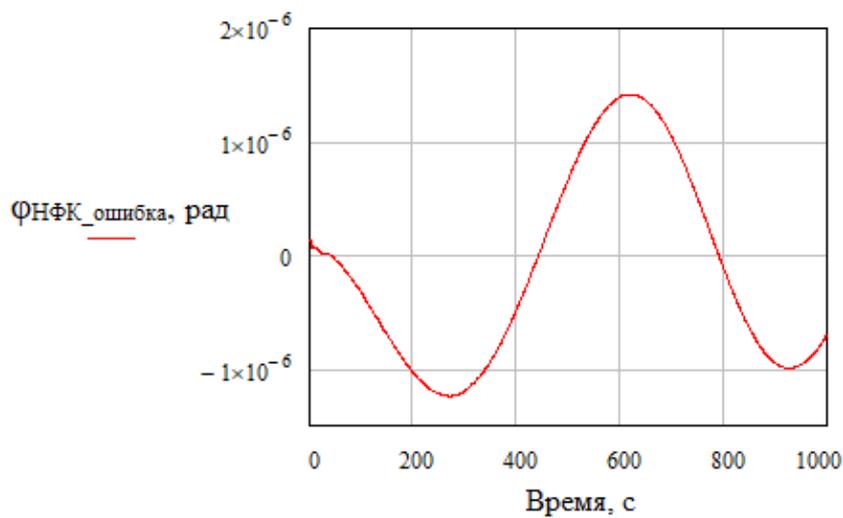


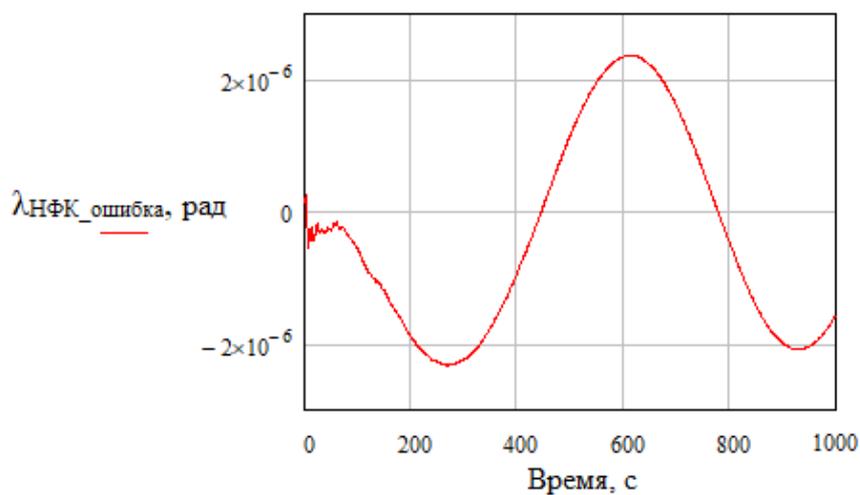
Рисунок 4.6 – Графики изменения углов ориентации ПСК относительно ИСК

Считаем, что графики, приведенные на рисунках 4.5 и 4.6, описывают истинное нелинейное движение ПЕ ЖДТ. Данные модели использованы далее для определения ошибок оценки параметров вектора состояния.

Ниже показаны графики ошибки оценки вектора состояния системы (отдельно по каждому параметру движения ПЕ ЖДТ) (рисунки 4.7 и 4.8), определяемые как разница между истинным нелинейным движением ПЕ ЖДТ, рассчитанным по системе уравнений (2.9), и оценкой вектора состояния системы, полученной в результате применения расширенного (нелинейного) фильтра Калмана.



а



б

Рисунок 4.7 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы:

а – по широте; *б* – по долготе

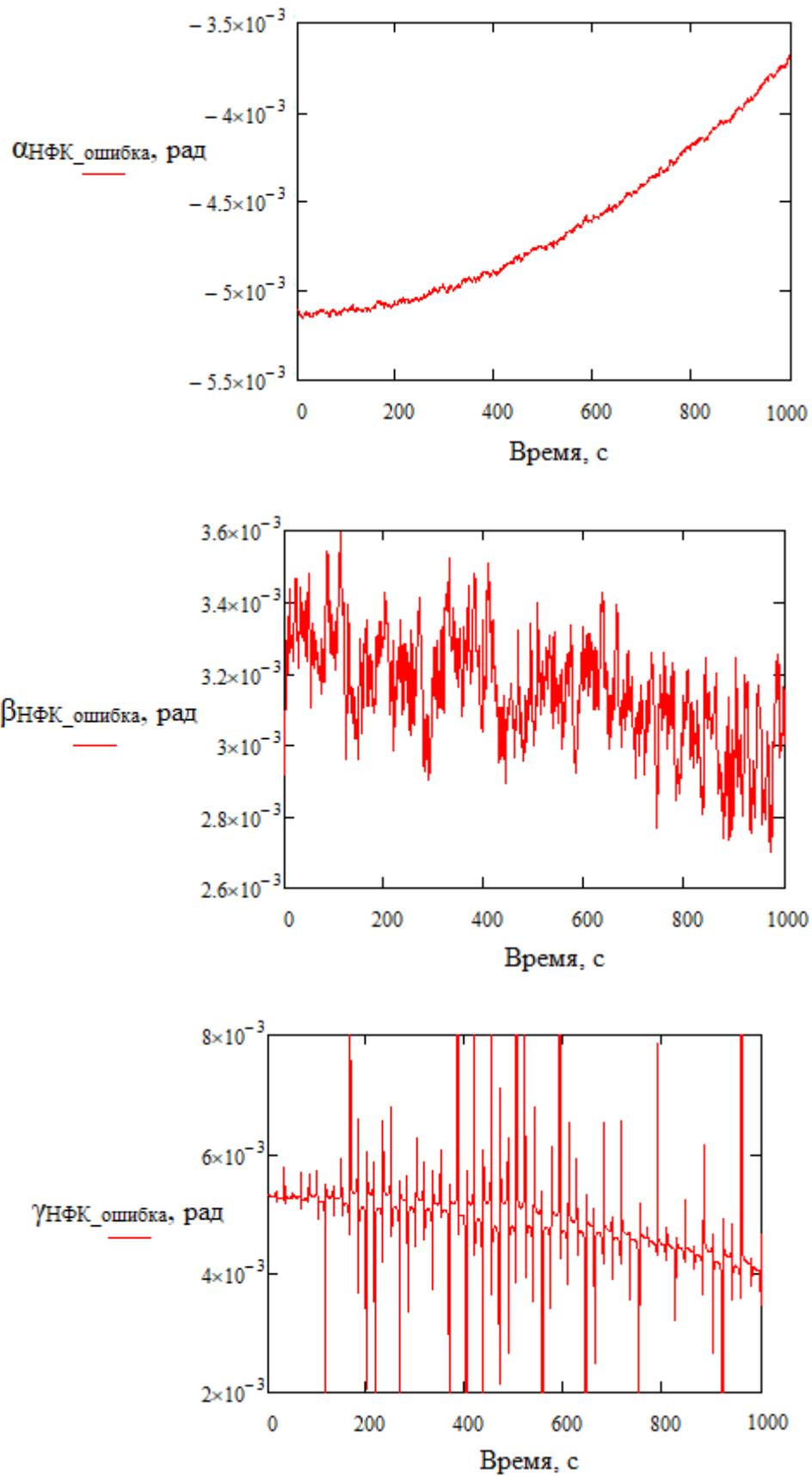


Рисунок 4.8 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы по углам Эйлера – Крылова

Представленные на рисунках 4.7 и 4.8 графики показывают, что ошибки оценок параметров вектора состояния ПЕ ЖДТ:

- по углам Эйлера – Крылова имеют значения порядка $2 \cdot 10^{-3} - 8 \cdot 10^{-3}$ рад;
- по широте ошибки имеют значения порядка $1,4 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 8,8 м;
- по долготе ошибки имеют значения порядка $2,3 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 10,1 м.

Несмотря на то, что значения полученных ошибок векторов состояния ПЕ ЖДТ при нелинейной фильтрации по сравнению с линейной по углам Эйлера – Крылова уменьшились в 1,5–2 раза, а по широте и долготе – на 0,5–0,6 м, тем не менее, из их величин следует вывод о том, что они по-прежнему не удовлетворяют требованиям, предъявляемым к навигационной точности современных систем управления ПЕ ЖДТ, и, следовательно, использование расширенного (нелинейного) фильтра Калмана при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ также нецелесообразно.

В связи с этим, далее исследована возможность увеличения точности определения местоположения ПЕ ЖДТ за счет применения адаптивной фильтрации как для линейного, так и для нелинейного движений ПЕ ЖДТ.

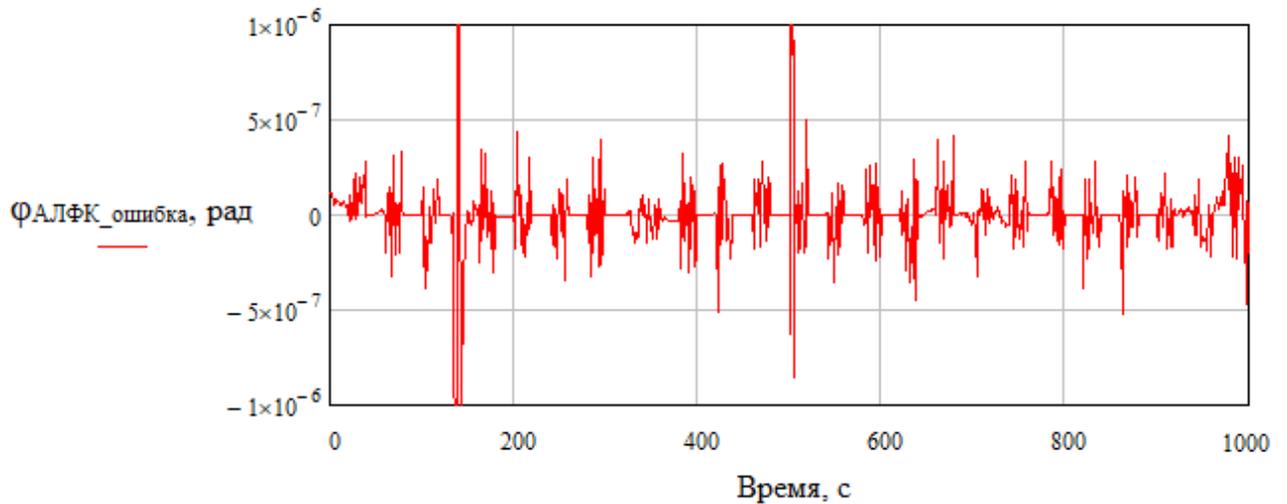
4.3 Экспериментальная оценка навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием линейного фильтра, обучаемого по неперiodическим точным измерениям

Необходимость обучения параметров алгоритма оценивания (в частности, коэффициента усиления фильтра) по полученным точным измерениям показана в гл. 3.

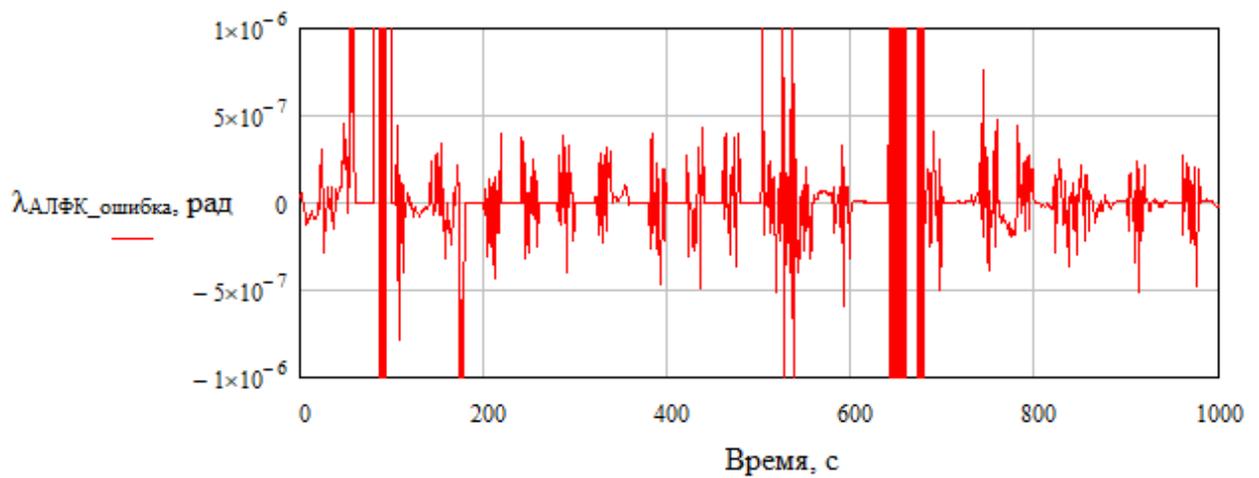
Для моделирования адаптивной фильтрации в линейном случае движения объекта было использовано полученное в главе 3 уравнение оценки вектора состояния системы (3.10). В качестве исходных данных приняты те же значения, что и в разделе 4.1. Кроме этого, каждые 20 с осуществляется корректировка

навигационных параметров ПЕ ЖДТ. В качестве априори известных приняты значения, получаемые со спутника каждую 20-ю секунду.

Графики ошибок оценки вектора состояния системы (отдельного для каждого параметра движения ПЕ ЖДТ) при использовании обучения алгоритма линейной калмановской фильтрации представлены на рисунках 4.9 и 4.10.



а



б

Рисунок 4.9 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния НС при использовании обучаемого линейного фильтра:

а – по широте; *б* – по долготе

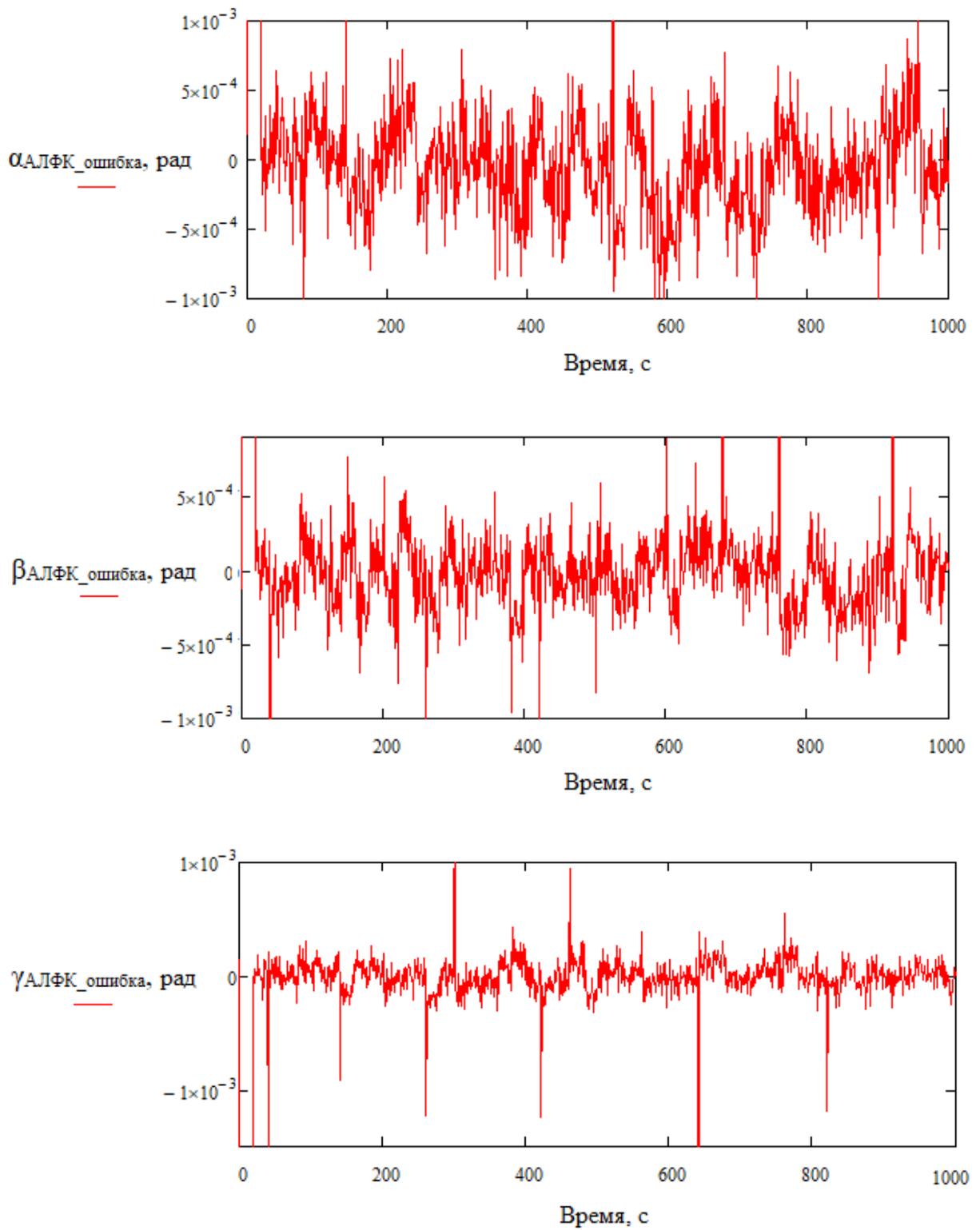
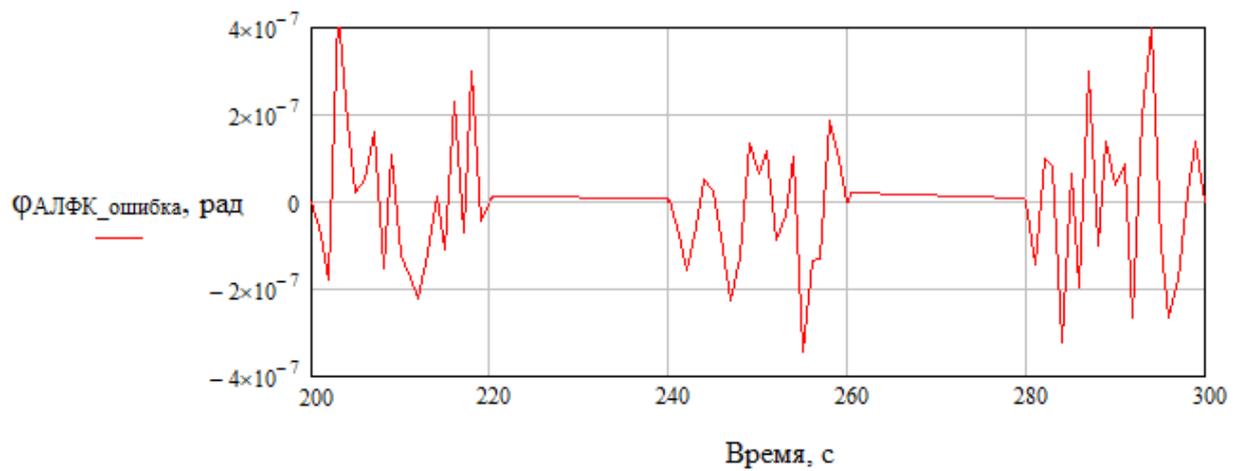
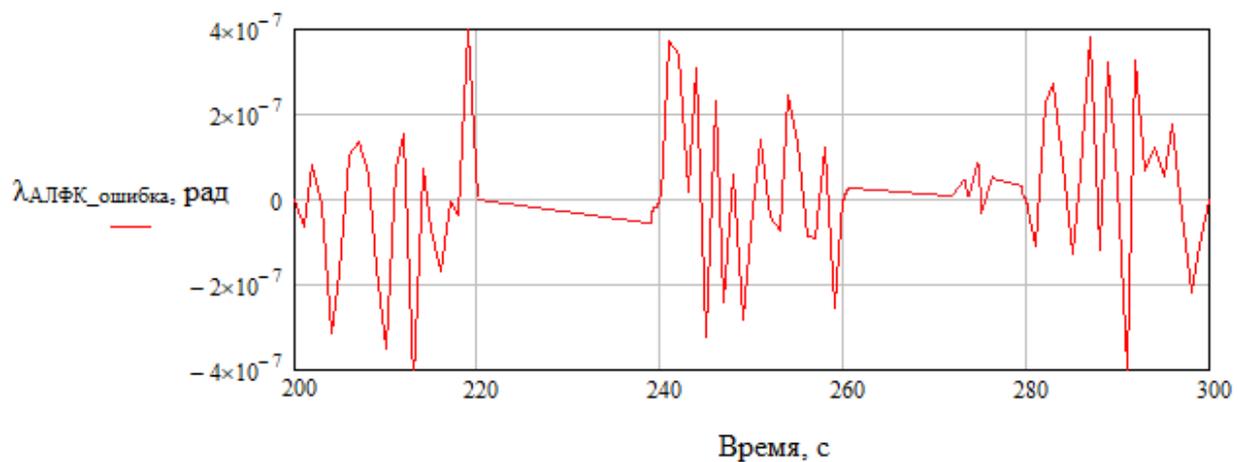


Рисунок 4.10 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния НС при использовании обучаемого линейного фильтра по углам Эйлера – Крылова

Для большей наглядности иллюстрации характера изменения ошибок оценки вектора состояния на рисунках 4.11 и 4.12 приведены графики ошибок на временном интервале [200; 300 с].



а



б

Рисунок 4.11 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы при использовании обучаемого линейного фильтра на промежутке с 200 по 300 с: *а* – по широте; *б* – по долготе

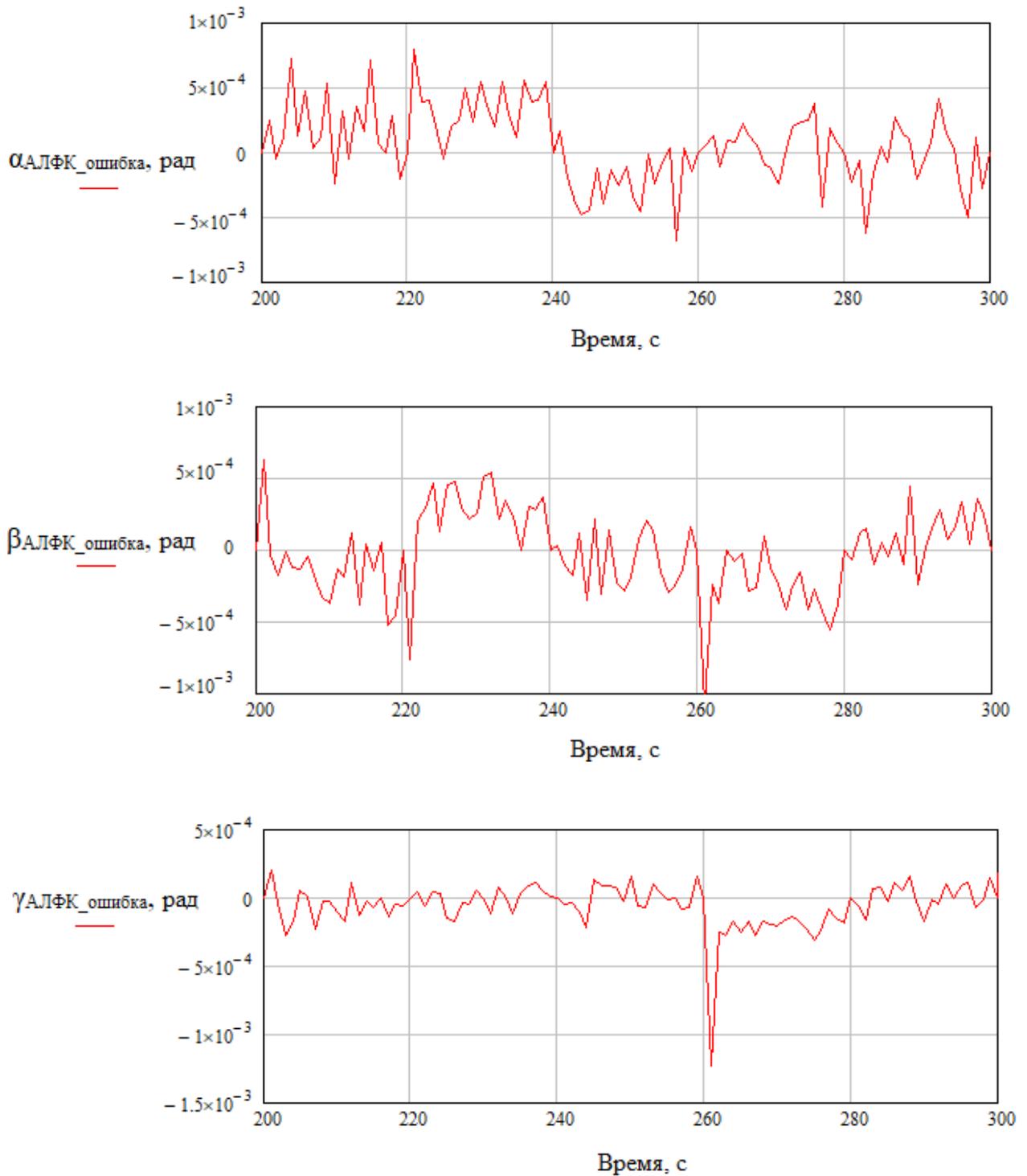


Рисунок 4.12 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы при использовании обучаемого линейного фильтра на промежутке с 200 по 300 с по углам Эйлера – Крылова

Представленные на рисунках 4.11 и 4.12 графики показывают, что ошибки оценок параметров вектора состояния НС:

– по углам Эйлера – Крылова имеют значения порядка $1 \cdot 10^{-3} - 1,2 \cdot 10^{-3}$ рад;

– по широте, за исключением нескольких выбросов, имеют значения порядка $4 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 2,5 м;

– по долготе ошибки, за исключением нескольких выбросов, имеют значения порядка $5 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 2,2 м.

Сравнение полученных результатов обучаемого линейного фильтра с результатами линейной фильтрации без коррекции точными спутниковыми измерениями показало, что ошибки по углам Эйлера – Крылова уменьшились в 3 раза, ошибки по широте уменьшились в 4 раза, ошибки по долготе – в 4,5 раза. Это подтверждает преимущества адаптивной фильтрации, несмотря на некоторое увеличение объема вычислительных затрат.

При этом анализ порядка величин полученных ошибок позволяет сделать вывод о том, что они вполне удовлетворяют современным требованиям, предъявляемым к навигационной точности систем управления ПЕ ЖДТ, и, следовательно, использование обучаемого линейного фильтра Калмана при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ может быть весьма эффективным.

4.4 Экспериментальная оценка навигационных параметров подвижных единиц железнодорожного транспорта с использованием обучаемого расширенного фильтра Калмана

Для моделирования адаптивной фильтрации при нелинейном движении объекта было использовано полученное в главе 3 уравнение оценки вектора состояния системы (3.22). В качестве исходных данных приняты те же значения, что и в разделе 4.2. Кроме этого, каждые 20 с осуществляется корректировка навигационных параметров ПЕ ЖДТ. В качестве априори известных приняты значения, получаемые со спутника каждую 20-ю секунду.

Графики ошибок оценки вектора состояния системы (отдельный для каждого параметра движения ПЕ ЖДТ) при использовании алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана представлены на рисунках 4.13 и 4.14.

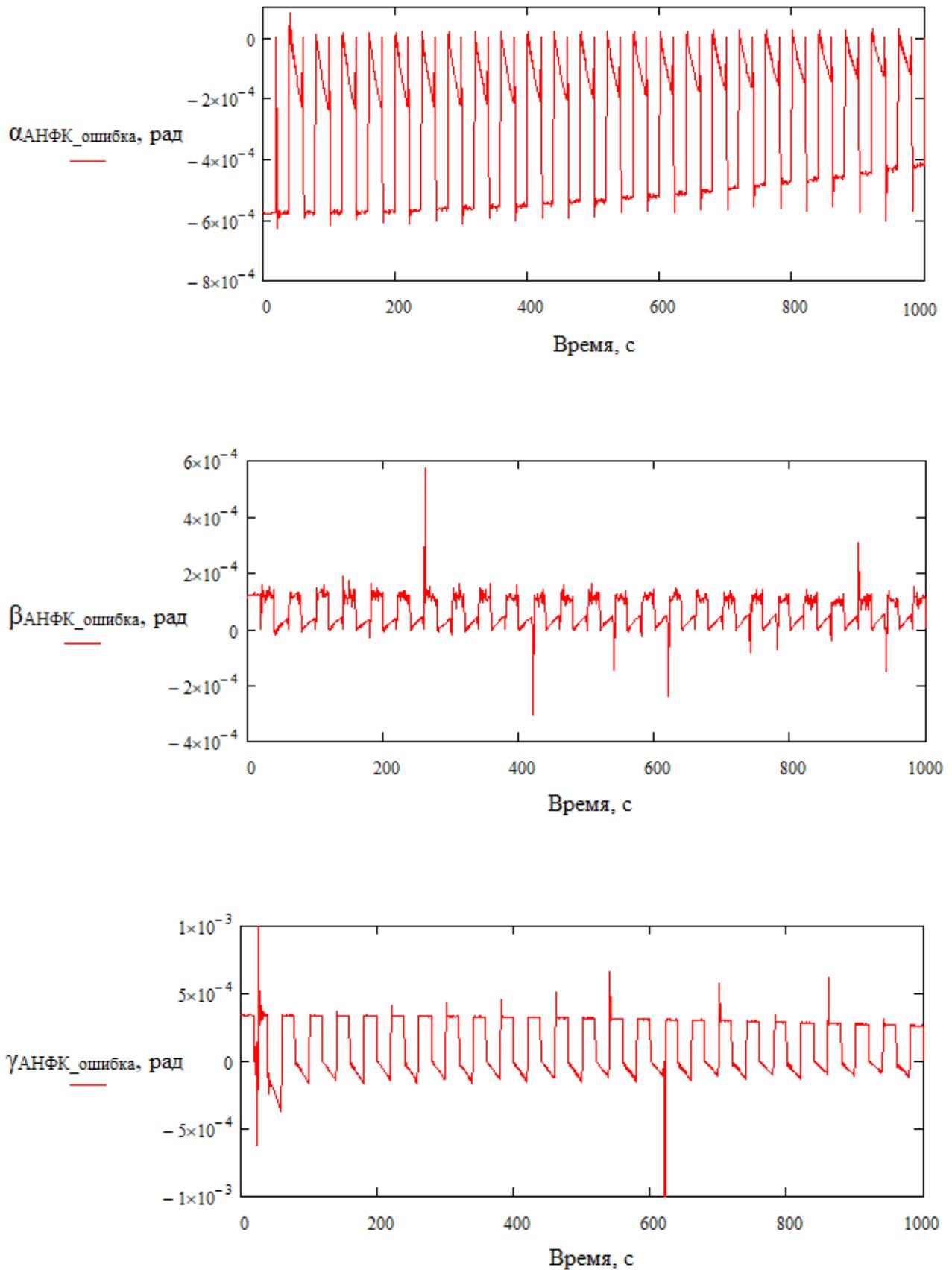


Рисунок 4.13. Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы при использовании алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана по углам Эйлера – Крылова

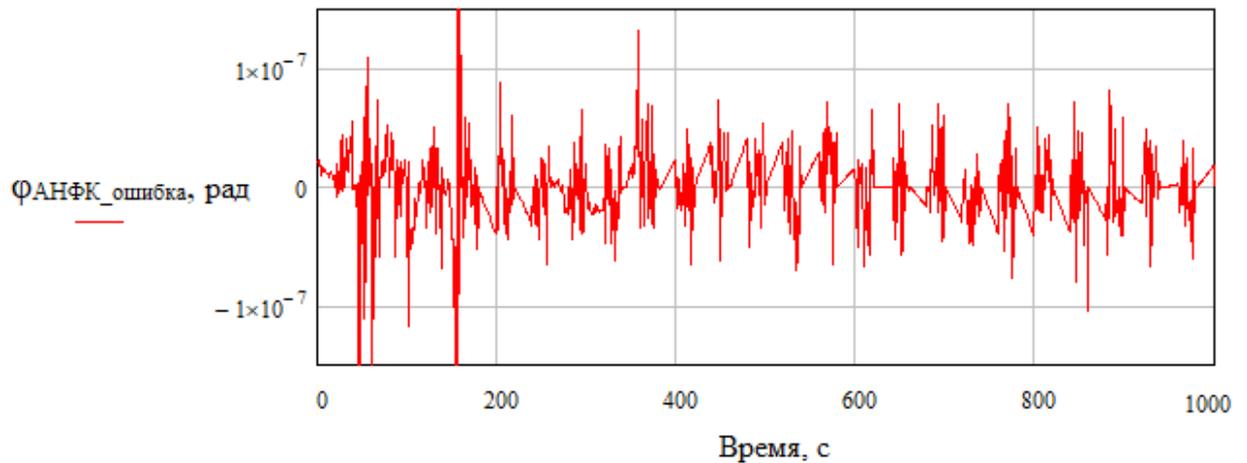
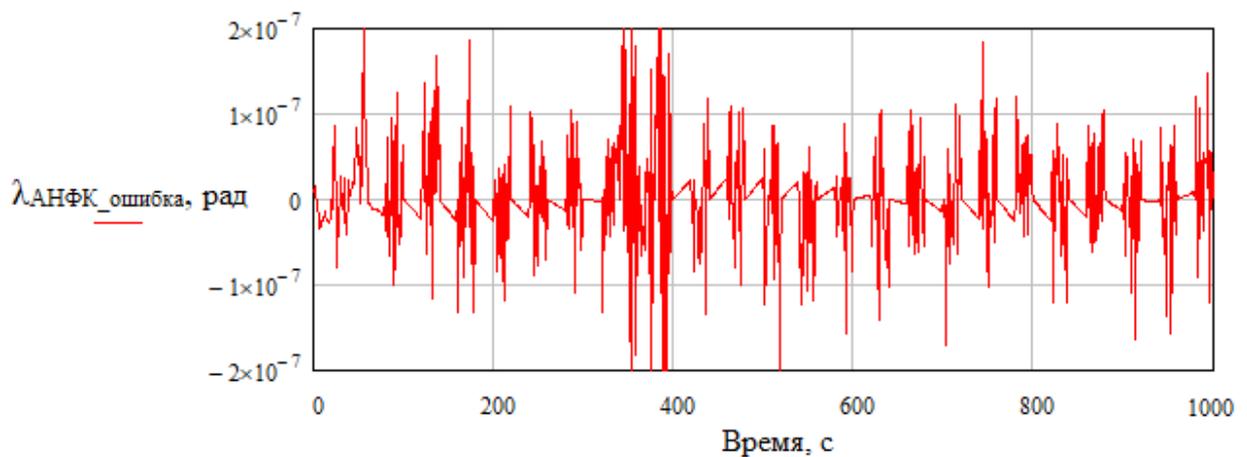
*а**б*

Рисунок 4.14 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния системы при использовании алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана:

а – по широте; *б* – по долготе

Для большей наглядности иллюстрации характера изменения ошибок оценки вектора состояния на рисунках 4.15 и 4.16 приведены графики ошибок на временном интервале [200; 300 с].

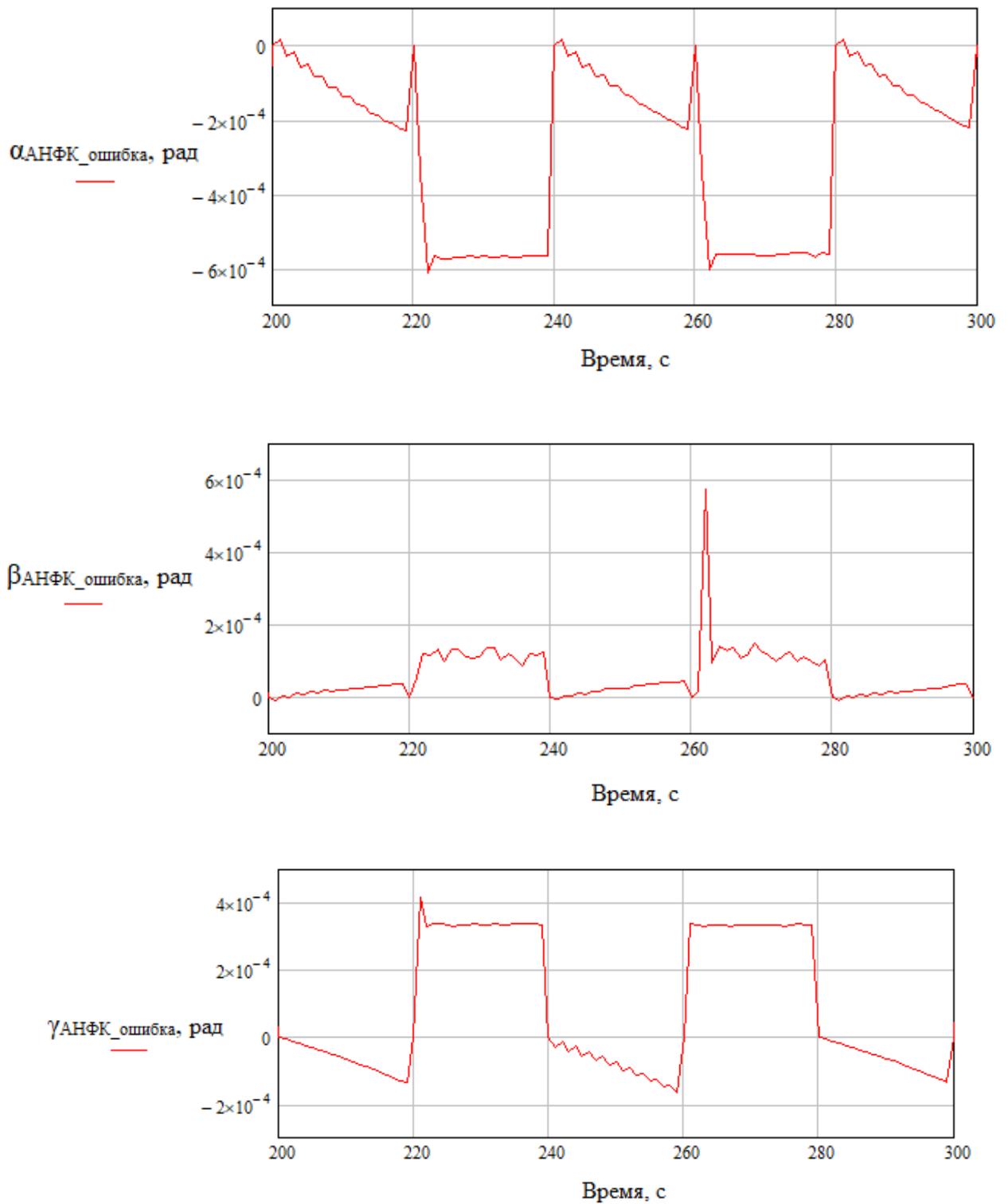


Рисунок 4.15 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния НС при использовании алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана на промежутке с 200 по 300 с по углам Эйлера – Крылова

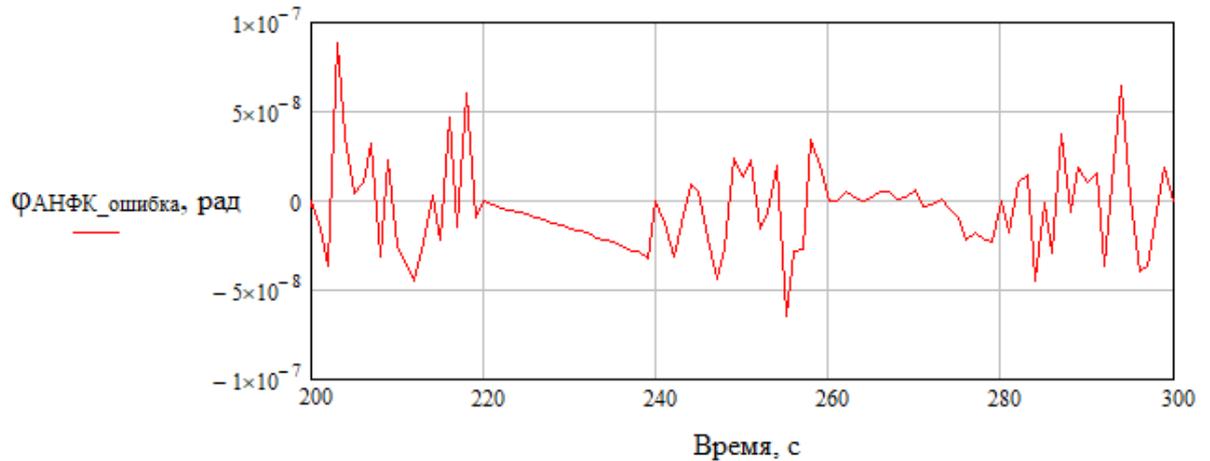
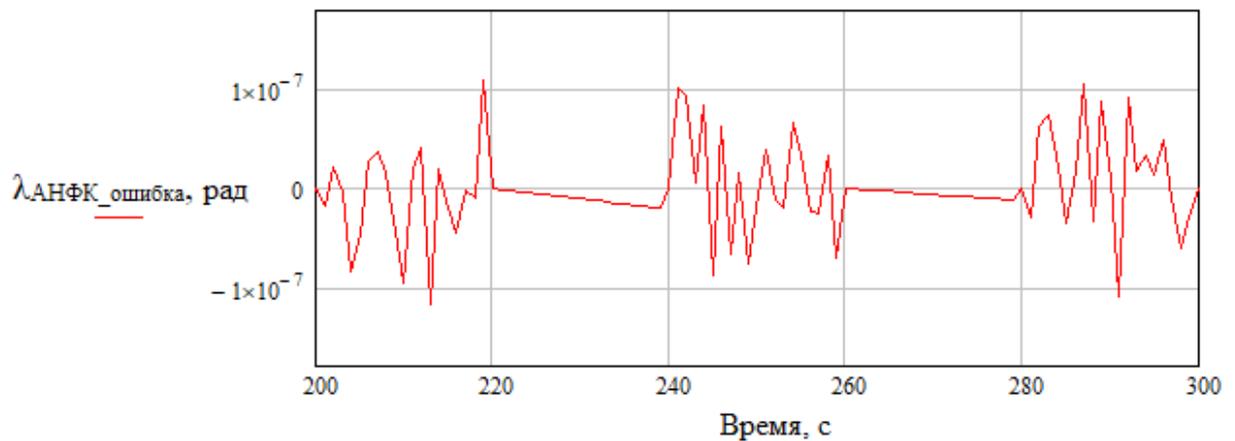
*а**б*

Рисунок 4.16 – Графики ошибок оценок параметров вектора состояния НС при использовании алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана на промежутке с 200 по 300 с: *а* – по широте; *б* – по долготе

Представленные на рисунках 4.15 и 4.16 графики показывают, что ошибки оценок параметров вектора состояния системы:

- по углам Эйлера – Крылова ошибки, за исключением нескольких выбросов, имеют значения порядка $2 \cdot 10^{-4} - 6 \cdot 10^{-4}$ рад;
- по широте ошибки, за исключением нескольких выбросов, имеют значения порядка $0,8 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 0,5 м;
- по долготе ошибки, за исключением нескольких выбросов, имеют значения порядка $1,4 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 0,61 м.

Сравнение полученных результатов алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана с результатами нелинейной фильтрации без коррекции точными спутниковыми координатами показало, что ошибки по углам Эйлера – Крылова уменьшились в 9–10 раз, ошибки по широте уменьшились в 17 раз, ошибки по долготе – в 16 раз. Так же, как и в случае линейного движения, такое уменьшение значений ошибок подтверждает преимущества адаптивной фильтрации.

Из сравнения уровней ошибок оценивания, обеспечиваемых алгоритмами адаптивной линейной и нелинейной фильтрации следует, что разница ошибок по углам Эйлера – Крылова составляет не более $8 \cdot 10^{-4}$ рад. Ошибки по широте и долготе отличаются в среднем на $3,4 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует 2,13 м и 1,49 м соответственно и в представленных масштабах несущественно.

Однако, несмотря на увеличенные вычислительные затраты, точность алгоритма обучаемого расширенного фильтра Калмана оказывается выше точности обучаемого линейного фильтра Калмана, поэтому при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ следует применять именно нелинейную адаптивную калмановскую фильтрацию. А полученные вычислительные затраты несущественны для современных бортовых вычислителей и не оказывают влияния на скорость получения вычислительных данных, что подтверждает оправданность применения данного подхода при решении поставленной задачи.

4.5 Использование результатов диссертационной работы в фундаментальных и научно-практических исследованиях, реализованных на железнодорожном транспорте

Результаты диссертационного исследования были использованы при выполнении работ по гранту РФФИ 18-07-00126 А «Аналитическое адаптивное извлечение динамических знаний в нечетко-стохастических нелинейных средах на основе непериодических точных измерений». В ходе выполнения гранта были достигнуты следующие научные цели:

1. Предложена новая концепция формирования и адаптивной обработки темпоральных знаний, описываемых нелинейными динамическими системами, функционирующими в нечетко-стохастической среде. Разработка данной концепции базируется на впервые выявленной возможности формирования и адаптивной обработки темпоральных знаний, описываемых нелинейными динамическими системами, функционирующими в нечетко-стохастических средах.

2. Сформулированы критерии, обеспечивающие возможность аналитического решения задачи адаптивной оценки-идентификации состояния стохастической динамической системы в условиях интенсивных помех и высокую точность практической реализации полученных алгоритмов. В качестве критериев, обеспечивающих требуемую точность решения поставленной задачи, были предложены комплексные критерии, обеспечивающие возможность точной настройки алгоритма оценки-идентификации в нерегулярные моменты точных наблюдений вектора состояния системы и минимум среднеквадратической ошибки оценивания на интервале времени между ними.

3. Разработан аналитический метод адаптивной перестройки структуры схемы линейного стохастического оценивания в реальном масштабе времени. Впервые предложен адаптивный подход к решению задачи стохастического оценивания, основанный на возможности получения в непериодические (случайные) моменты времени точных измерений фазовых координат системы. Предложенный метод позволяет решить не только задачу адаптивного оценивания фазовых координат системы за счет соответствующей перестройки структуры схемы их оценки в реальном масштабе времени, но в последующем еще и задачу высокоточной идентификации параметров состояния нечетко-стохастической динамической системы.

Результаты диссертационной работы также планируются к использованию в программно-аппаратных средствах позиционирования при строительстве систем диспетчерского управления Республики Сербия в рамках договора № 522 от 22.10.2024 г., исполняемого на базе ФГБОУ ВО РГУПС.

Акт об использовании результатов диссертационного исследования при выполнении научно-исследовательских работ представлен в Приложении 2.

Отраженный в Акте интеллектуальный адаптивный алгоритм обработки спутниковых измерений позволяет:

– определять местоположение подвижного объекта на участках железнодорожного пути, необорудованных современными системами мониторинга и управления;

– определять местоположение подвижного объекта в условиях интенсивных помех.

В п. 3.7 настоящей диссертационной работы показаны направление и возможность применения предложенного алгоритма в реальных системах управления железнодорожного транспорта, подтверждающие практическую значимость научного исследования и, в частности, возможность его использования в программном обеспечении Двухнаправленного интерфейсного преобразователя в составе распределенного контролируемого пункта (РКП ДИП).

Акт о практической значимости результатов диссертационной работы и их использовании в программном обеспечении Двухнаправленного интерфейсного преобразователя в составе распределенного контролируемого пункта (РКП ДИП), производимого Обществом с ограниченной ответственностью «ТРАНСПОРТНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ» (ООО «ТСУ»), представлены в Приложении 2.

4.6 Выводы по главе

1. Представлены результаты моделирования уравнений векторов истинных линейного и нелинейного движений ПЕ ЖДТ, а также результаты моделирования алгоритмов фильтрации при линейном и нелинейном навигационных векторах ПЕ ЖДТ. Ошибки оценок параметров вектора состояния НС в линейном случае составили: по углам Эйлера – Крылова – $3 \cdot 10^{-3} - 4 \cdot 10^{-3}$ рад; по широте – $1,5 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 9,4 м; по долготе – $2,2 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 9,6 м. Ошибки оценок параметров вектора состояния навигационной

системы в нелинейном случае составили: по углам Эйлера – Крылова – $2 \cdot 10^{-3}$ – $8 \cdot 10^{-3}$ рад; по широте – $1,4 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 8,8 м; по долготе – $2,3 \cdot 10^{-6}$ рад, что соответствует примерно 10,1 м. Сравнение значений полученных ошибок векторов состояния ПЕ ЖДТ при нелинейной фильтрации по сравнению с линейной по углам Эйлера – Крылова уменьшились в 1,5–2 раза, а по широте и долготе – на 0,5–0,6 м. Анализ порядка величин полученных ошибок позволяет сделать вывод о том, что они не удовлетворяют современным требованиям, предъявляемым к навигационной точности систем управления ПЕ ЖДТ. Следовательно, использование как линейризованных моделей, так и расширенного (нелинейного) фильтра Калмана при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ нецелесообразно.

2. Проведено моделирование обучаемых фильтров для линейного и нелинейного векторов состояния НС ПЕ ЖДТ. Ошибки оценок параметров вектора состояния НС в случае обучаемого линейного фильтра составили: по углам Эйлера – Крылова $1 \cdot 10^{-3}$ – $1,2 \cdot 10^{-3}$ рад; по широте – $4 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 2,5 м; по долготе – $5 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 2,2 м. Ошибки оценок параметров вектора состояния системы в случае обучаемого нелинейного фильтра составили: по углам Эйлера – Крылова $2 \cdot 10^{-4}$ – $6 \cdot 10^{-4}$ рад; по широте $0,8 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 0,5 м; по долготе $1,4 \cdot 10^{-7}$ рад, что соответствует примерно 0,61 м. Проведен сравнительный анализ уровней ошибок линейной фильтрации без коррекции точными спутниковыми измерениями с результатами обучаемого линейного фильтра, который показал, что ошибки по углам Эйлера – Крылова уменьшились в 3 раза, ошибки по широте уменьшились в 4 раза, ошибки по долготе – в 4,5 раза. Сравнительный анализ полученных результатов обучаемого нелинейного фильтра и результатов нелинейной фильтрации без коррекции точными спутниковыми измерениями показал, что ошибки по углам Эйлера – Крылова уменьшились в 9–10 раз, ошибки по широте уменьшились в 17 раз, ошибки по долготе – в 16 раз. Такое уменьшение значений ошибок подтверждает преимущества обучаемых фильтров, а также позволяет сделать вывод о том, что они вполне удовлетворяют современным требованиям, предъявляемым к

навигационной точности систем управления ПЕ ЖДТ, и, следовательно, их использование при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ весьма перспективно.

3. Проведен сравнительный анализ уровней ошибок оценивания, обеспечиваемых алгоритмами обучаемого линейного фильтра и обучаемого нелинейного. Результаты показали, что разница ошибок по углам Эйлера – Крылова составляет не более $8 \cdot 10^{-4}$ рад, ошибки по широте и долготе отличаются в среднем на $3,4 \cdot 10^{-7}$ рад, поэтому при решении навигационной задачи ПЕ ЖДТ предпочтительным является именно обучаемый нелинейный фильтр Калмана. Некоторое увеличение вычислительных затрат (как следствие применения алгоритма обучения) не является критичным для современных бортовых вычислителей, а значительное увеличение точности определения навигационных параметров ПЕ ЖДТ подтверждает преимущества предложенного подхода по сравнению с традиционными решениями поставленной задачи.

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Проведенный анализ современных интеллектуальных интегрированных навигационных систем и особенностей интеграции инерциальных и неинерциальных чувствительных элементов в бесплатформенных навигационных системах ПЕ ЖДТ подтвердил актуальность применения таких систем на железнодорожном транспорте. В результате анализа методов искусственного интеллекта, применяемых при построении интеллектуальных интегрированных навигационных систем, определен возможный подход к решению поставленной задачи, а именно – использование методов машинного обучения навигационных алгоритмов для высокоточного определения навигационных параметров локомотива. По итогам выполнения диссертационной работы были получены следующие результаты:

1. получена полная нелинейная модель вектора состояния интегрированной навигационной системы, справедливая для произвольного временного интервала и характера движения ПЕ ЖДТ. Данная модель ориентирована на использование известных методов теории стохастической фильтрации, позволяющих получать теоретически строгие оптимальные оценки навигационных параметров.

2. разработаны модели автономных наблюдателей вектора навигационных параметров ПЕ ЖДТ для режимов интеллектуальной интеграции НС, обеспечивающие возможность применения (в совокупности с полученной моделью вектора состояния интегрированной навигационной системы) существующих методов стохастической фильтрации.

3. на основе анализа применения полных (нелинейных) и упрощенных (линейных) моделей вектора состояния интегрированной НС и автономных наблюдателей навигационных параметров ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерения доказана эффективность их использования в интеллектуальных системах железнодорожного транспорта.

4. аналитически решена задача построения дискретного линейного фильтра Калмана, обучаемого по непериодическим точным измерениям, для повышения

точности оценки параметров движения ПЕ ЖДТ. Показана возможность обучения непосредственно самого алгоритма оценивания (коэффициента усиления фильтра и коэффициента адаптации фильтра) по полученным нерегулярным точным измерениям, что позволяет на временных интервалах между точными измерениями существенно повысить точность оценивания. Возможность нерегулярных точных измерений (в частности, спутниковых) позволяет в такте их появления точно определять параметры фильтра, обеспечивающие нулевую ошибку оценивания. Подобная перестройка параметров алгоритма оценивания резко увеличивает его сходимость.

5. получено аналитическое решение задачи обучения алгоритма дискретной **нелинейной** фильтрации по нерегулярным точным измерениям, позволяющее существенно повысить точность оценивания параметров нелинейного вектора состояния НС на временных интервалах между точными измерениями.

6. разработан интеллектуальный алгоритм принятия решения по высокоточной оценке параметров движения ПЕ ЖДТ на участках железнодорожного пути, необорудованных современными системами мониторинга и управления, обоснована актуальность его применения в интеллектуальных системах железнодорожного транспорта. Показано, что предложенный алгоритм обеспечивает высокоточное определение местоположения ПЕ ЖДТ в условиях интенсивных помех измерений.

7. проведено численное моделирование алгоритмов традиционной фильтрации и фильтрации с обучением для линейной и нелинейной моделей НС ПЕ ЖДТ. Сравнительный анализ полученных результатов фильтрации с обучением и фильтрации традиционной показал, что при линейной фильтрации с обучением ошибки по углам Эйлера – Крылова по сравнению с традиционной фильтрацией уменьшились в 3 раза, ошибки по широте уменьшились в 4 раза, ошибки по долготе – в 4,5 раза; при нелинейном оценивании с обучением ошибки по углам Эйлера – Крылова по сравнению с традиционным фильтром уменьшились в 9–10 раз, ошибки по широте уменьшились в 17 раз, ошибки по долготе – в 16 раз. Такое уменьшение ошибок подтверждает преимущества предложенного метода

фильтрации с обучением, а также позволяет сделать вывод о том, что полученные алгоритмы по точности удовлетворяют не только современным, но и перспективным требованиям, предъявляемым к точности систем управления ПЕ ЖДТ.

Рекомендации и перспективы дальнейших исследований по теме.

Разработанный интеллектуальный алгоритм стохастической оценки параметров движения подвижных единиц железнодорожного транспорта с обучением по непериодическим точным измерениям может быть эффективно использован в системах автоматического управления транспортными системами, в том числе беспилотными. В перспективе полученные решения возможно использовать в интегрированных навигационных и управляющих системах с применением других, постоянно совершенствуемых, интеллектуальных методов, обеспечивающих формирование полноценной интеллектуальной транспортной системы.

СПИСОК СОКРАЩЕНИЙ И УСЛОВНЫХ ОБОЗНАЧЕНИЙ

- АПВ – Апостериорная плотность вероятности
- БГШ – Белый гауссовский шум
- БИНС – Бесплатформенная инерциальная навигационная система
- БНС – Бесплатформенная навигационная система
- БЦВК – Бортовой цифровой вычислительный комплекс
- ВОГ – Волоконно-оптический гироскоп
- ВТГ – Волновой твердотельный гироскоп
- ГЛОНАСС – Глобальная навигационная спутниковая система
- ГцСК – Геоцентрическая система координат
- ДНГ – Динамически настраиваемый гироскоп
- ДУС – Датчики угловой скорости
- ИИ – Искусственный интеллект
- ИК – Измерительный комплекс
- ИНС – Инерциальная навигационная система
- ИСК – Инерциальная система координат
- ИТС – Интеллектуальные транспортные системы
- ЛГ – Лазерный гироскоп
- ММГ – Микромеханический гироскоп
- НС – Навигационная система
- ОГС – Одноосный гиростабилизатор
- ПЕ ЖДТ – Подвижная единица железнодорожного транспорта
- ПО – Подвижный объект
- ПСК – Приборная система координат
- СК – Система координат
- СНС – Спутниковая навигационная система
- ССК – Сопровождающая система координат
- ТТХ – Тактико-технические характеристики
- ЧЭ – Чувствительный элемент
- ЭСГ – Электростатический подвес ротора

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Адаптивная оценка дисперсионной матрицы шумов линейных измерений на основе непериодических точных наблюдений / С.В. Соколов, Е.Г. Чуб, М.В. Полякова, А.А. Манин // Автоматизация. Современные технологии. – 2020. – Т. 74. – № 6. – С. 264–268. DOI: 10.36652/0869-4931-2020-74-6-264-268.
2. Акселерометры серии АТ. Состояние и перспективы разработок / С.Ф. Былинкин, Лещев В.В., В.В. Лосев [и др.] // Гироскопия и навигация. – 2004. – № 1 (44). – С. 97–106.
3. **Андреев В.Д.** Теория инерциальной навигации. Автономные системы / В.Д. Андреев. – М.: Наука, 1966. – 580 с.
4. **Андреев В.Д.** Теория инерциальной навигации. Корректируемые системы / В.Д. Андреев. – М.: Наука, 1967. – 648 с.
5. **Анучин, Н.О.** Интегрированные системы ориентации и навигации для морских подвижных объектов / Н.О. Анучин, Г.И. Емельянцева. – СПб.: ГНЦ РФ – ЦНИИ «Электроприбор», 1999. – 356 с.
6. **Бабич О.А.** Обработка информации в навигационных комплексах / О.А. Бабич. – М.: Машиностроение, 1991. – 325 с.
7. **Бельский, Л.Н.** Ускоренная прецизионная начальная выставка и калибровка ИНС летательного аппарата на подвижном основании / Л.Н. Бельский, Л.В. Водичева // Гироскопия и навигация. – 2001. – № 4. – С. 3–18.
8. Бесплатформенные инерциальные навигационные системы на основе волоконнооптических гироскопов / Ю.Н. Коркишко, В.А. Федоров, В.Е. Прилуцкий [и др.] // Гироскопия и навигация. – 2014. – № 1. – С. 14–25.
9. **Богуславский И.А.** Прикладные задачи фильтрации и управления / И.А. Богуславский. – М.: Наука, 1983. – 400 с.
10. **Боровская, Е.В.** Основы искусственного интеллекта: учебное пособие / Е.В. Боровская, Н.А. Давыдова. – 4-е изд., электрон. – М.: Лаборатория знаний, 2020. – 130 с.

11. **Бородовский В.Н.** Управление конечными параметрами движения летательных аппаратов ракетной и космической техники. Проектирование процессов и систем управления / В.Н. Бородовский. – М.: МО РФ, 1996. – 300 с.
12. **Бранец, В.Н.** Введение в теорию бесплатформенных инерциальных навигационных систем / В.Н. Бранец, И.П. Шмыглевский. – М.: Наука, 1992. – 280 с.
13. **Брозгуль Л.И.** Динамически настраиваемые гироскопы / Л.И. Брозгуль. – М.: Машиностроение, 1989. – 232 с.
14. **Власов, И.Б.** Точностные характеристики спутниковой навигационной аппаратуры с угломерным каналом / И.Б. Власов, В.Б. Пудловский, С.Н. Тарахов // Вестник МГТУ. Сер. Приборостроение. – 1997. – № 1. – С. 114–126.
15. Волоконно-оптические гироскопы. Каталог продукции [Электронный ресурс]. Режим доступа: http://optolink.ru/documents/Catalog2022/Оптолинк_Каталог_2022_p1.pdf. Дата обращения: 06.02.2022.
16. Волоконно-оптические технологии, устройства, датчики и системы / Ю.В. Гуляев, С.А. Никитов, В.Т. Потапов, Ю.К. Чаморовский // Радиотехника. – 2005. – № 8. – С. 9–18.
17. Высокоточное решение задач инерциальной навигации бортовыми вычислительными средствами / Волошин Д.К. [и др.] // Известия ВУЗ. Приборостроение. – 1999. – Т. 42. – № 2. – С. 5–7.
18. Высокоточный волоконно-оптический гироскоп с линейным цифровым выходом / Ю.Н. Корнишко, В.А. Федоров, В.А. Прилуцкий [и др.] // Гироскопия и навигация. – 2004. – № 1 (44). – С. 69–82.
19. Гироскопические чувствительные элементы для систем управления ориентацией и стабилизации орбитальных космических аппаратов / В.П. Доронин, А.П. Мезенцев, Л.З. Новиков [и др.] // Сборник трудов VIII Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам. – СПб.: ЦНИИ «Электроприбор», 2001. – С. 17–29.
20. ГЛ-ВГ110 – БИНС МЭМС, инерциальная навигационная система МЭМС (MEMS), инерциальная навигация, интегрированные инерциально-

спутниковые комплексы [Электронный ресурс]. Режим доступа: <http://gyrolab.ru/product/gl-vg110-gl-vg109>. Дата обращения: 03.02.2022.

21. ГЛОНАСС. Принципы построения и функционирования / Под ред. А.И. Перова, В.Н. Харисова. – М.: Радиотехника, 2010. – 800 с.

22. **Джашитов, В.Э.** Математические модели теплового дрейфа гироскопических датчиков инерциальных систем / В.Э. Джашитов, В.М. Панкратов. – СПб.: ГНЦ РФ – ЦНИИ «Электроприбор», 2001. – 150 с.

23. **Дмитриев, С.П.** Информационная надежность, контроль и диагностика навигационных систем / С.П. Дмитриев, Н.В. Колесов, А.В. Осипов. – СПб.: ГНЦ РФ – ЦНИИ «Электроприбор», 2001. – 150 с.

24. Интерфейсный контрольный документ ГЛОНАСС (5.1 редакция). – М.: РНИИ КП, 2008. – 57 с.

25. **Ишлинский А.Ю.** Ориентация, гироскопы и инерциальная навигация / А.Ю. Ишлинский. – М.: Наука, 1976. – 672 с.

26. **Казаков И.Е.** Статистическая теория систем управления в пространстве состояний / И.Е. Казаков. – М.: Наука, 1975. – 432 с.

27. **Казанцев Т.** Искусственный интеллект и машинное обучение. Основы программирования на Python / Т. Казанцев. – ЛитРес: Самиздат, 2020. – 123 с.

28. **Канащенков А.И.** Формирование облика авионики перспективных летательных аппаратов / А.И. Канащенков // Известия РАН. Теория и системы управления. – 2002. – № 6. – С. 128–138.

29. **Клепфиш Б.Р.** Синтез стохастического оптимального управления на основе нелинейных вероятностных критериев / Б.Р. Клепфиш, С.В. Соколов, М.В. Полякова // Автоматика и вычислительная техника. – 2022. – Вып. 5. – С. 28–36.

30. **Копылова, Т.Ф.** Сравнительный анализ характеристик спутниковых навигационных систем, используемых при позиционировании в локомотивах ОАО «РЖД» / Т.Ф. Копылова, М.В. Полякова // Труды РГУПС. – 2017. – № 2. – С. 31–34.

31. **Коробка, Н.И.** О влиянии случайных возмущений угловой скорости на решение кинематической задачи / Н.И. Коробка, М.В. Свиридов // Известия АН СССР. Механика твердого тела. – 1984. – №1. – С. 145–150.

32. **Красовский А.А.** Аналитическая юстировка БИНС акселерометрического типа / А.А. Красовский // Известия РАН. Техническая кибернетика. – 1993. – № 6. – С. 73–81.

33. **Красовский А.А.** Основы теории акселерометрических бесплатформенных инерциальных систем / А.А. Красовский // Известия РАН. Теория и системы управления. – 1994. – № 4. – С. 135–146.

34. **Красовский А.А.** Развитие теории акселерометрических бесплатформенных инерциальных систем / А.А. Красовский // Известия РАН. Теория и системы управления. – 1995. – № 6. – С. 83–91.

35. КРЭТ представил на «Армии-2020» прибор, позволяющий летательным аппаратам ориентироваться в пространстве [Электронный ресурс]. Режим доступа: <https://www.aviaru.net/pr/59008>. Дата обращения: 13.02.2022.

36. **Крюков, С.П.** Опыт разработки и сертификации бесплатформенной инерциальной навигационной системы для гражданской авиации и создания на её основе модификаций для управления движением морских, наземных и аэрокосмических объектов и задач геодезии и гравиметрии / С.П. Крюков, Г.И. Чесноков, В.А. Троицкий // Гироскопия и навигация. – 2002. – № 4 (39). – С. 115–124.

37. **Кузовков, Н.Т.** Инерциальная навигация и оптимальная фильтрация / Н.Т. Кузовков, О.С. Салычев. – М.: Машиностроение, 1983. – 216 с.

38. Лазерные измерительные системы / А.С. Батраков, М.М. Бутусов [и др.]. – М.: Радио и связь, 1981. – 456 с.

39. **Лестев, А.М.** Развитие теории и практики гироскопических чувствительных элементов / А.М. Лестев, Л.А. Северов // Известия ВУЗ. Приборостроение. – 1990. – № 12. – С. 1–7.

40. **Лукаевич, В.И.** Использование информации электронных карт при нелинейной фильтрации навигационных параметров / В.И. Лукаевич, В.А. Погорелов, С.В. Соколов // Труды конгресса по интеллектуальным системам и информационным технологиям. В 4-х томах. – М.: Физматлит, 2014. – С. 71–76.

41. **Лукаевич, В.И.** Оценка параметров движения объекта интегрированной навигационной системой при использовании информации электронных карт / В.И. Лукаевич, С.В. Соколов, Л.Н. Стажарова // Авиакосмическое приборостроение. – 2014. – № 5. – С. 24–33.

42. **Лукаевич, В.И.** Решение задачи инерциальной наземной навигации с использованием информации электронных карт / В.И. Лукаевич, С.В. Соколов // Мехатроника, автоматизация и управление. – 2014. – № 7. – С. 53–59.

43. **Луни М.** Оптимизация навигационных характеристик мобильного робота / М. Луни // Компоненты и технологии. – 2012. – № 1. – С. 48–50.

44. **Лященко, А.М.** Применение МЭМС-датчиков в современных навигационных системах / А.М. Лященко, Н.Р. Осипова, М.В. Полякова // Сборник научных трудов «Транспорт: наука, образование, производство». Том 1. – Ростов н/Д: РГУПС, 2016. – С. 174–176.

45. **Манин, А.А.** Алгоритм адаптации дискретного фильтра Калмана к неопределенности параметров наблюдаемого объекта / А.А. Манин, С.В. Соколов, М.В. Полякова // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. – 2020. – С. 19–26.

46. **Манин, А.А.** Решение задачи устойчивой калмановской фильтрации при неопределенных возмущениях параметров наблюдателя / А.А. Манин, М.В. Полякова, С.В. Гладышук // Телекоммуникации и информационные технологии. – 2020. – Т. 7. – № 1. – С. 33–41.

47. **Манин, А.А.** Фильтр Калмана, адаптивный к возмущениям параметров наблюдателя / А.А. Манин, С.В. Соколов, М.В. Полякова // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. – 2020. – С. 11–19.

48. **Матвеев, В.А.** Проектирование волнового твердотельного гироскопа / В.А. Матвеев, В.И. Липатников, А.В. Алехин. – М.: Изд-во МГТУ им. Н.Э. Баумана, 1997. – 168 с.

49. Метод комплексирования данных электронных карт и спутниковых измерений для высокоточного позиционирования подвижных объектов /

С.В. Соколов, В.А. Погорелов, А.Л. Охотников, М.В. Куриненко // Мехатроника, автоматизация, управление. – 2023. – Т. 4. – № 10. – С. 551–559. DOI: 10.17587/mau.24.551-559.

50. Мининавигация-1. Миниатюрная интегрированная инерциальная спутниковая система навигации и ориентации [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://www.elektropribor.spb.ru/katalog/besplatformennye-inertsialnye-navigatsionnye-sistemy/mininavigatsiya-1> (дата обращения 09.02.2022).

51. **Несенюк Л.П.** Бесплатформенные инерциальные системы. Обзор состояния и перспектив развития / Л.П. Несенюк // Сборник трудов III научно-технической конференции молодых ученых «Навигация и управление движением». – СПб.: ГНЦ РФ – ЦНИИ «Электроприбор», 2000.

52. **Онищенко С.М.** Применение гиперкомплексных чисел в теории инерциальной навигации. Автономные системы / С.М. Онищенко. – Киев: Наукова думка, 1983. – 208 с.

53. Опыт создания высокоточных поплавковых гироскопов, применяемых в системах угловой ориентации и стабилизации космических аппаратов и станций / А.А. Волынцев, Л.А. Дудко, Б.А. Казаков [и др.] // Гироскопия и навигация. – 2004. – № 1 (44). – С. 45–57.

54. Ориентация и навигация подвижных объектов: современные информационные технологии / Б.С. Алешин, А.А. Афонин, К.К. Веремеенко [и др.] // Под ред. Б.С. Алешина, К.К. Веремеенко, А.И. Черноморского. – М.: Физматлит, 2006. – 424 с.

55. **Охотников, А.Л.** Оценка навигационных параметров локомотива на основе адаптивного фильтра Калмана / А.Л. Охотников, С.В. Соколов, М.В. Полякова // Труды НИИАС. – 2020. – Выпуск 11. – Т. 2. – С. 199–206.

56. Оценка дисперсионной матрицы шумов дискретных измерений с использованием нерегулярных точных наблюдений / А.А. Манин, М.В. Полякова, Е.Г. Чуб, О.И. Соколова // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. Часть I, 2019. – С. 5–13.

57. **Парусников Н.А.** Задачи коррекции в инерциальной навигации / Н.А. Парусников, В.М. Морозов, В.И. Борзов. – М.: МГУ, 1982. – 176 с.
58. **Патюрель, И.** Волоконно-оптические гироскопы фирмы IXSEA и системы на их основе / И. Патюрель, Э. Вильмено, А. Юргель // Гироскопия и навигация. – 2004. – № 3 (46). – С. 53–61.
59. **Пензин К.В.** Алгоритмы оперативной обработки многошкальных измерений по критерию максимального правдоподобия / К.В. Пензин // Радиотехника и электроника. – 1990. – Т. 35. – № 1. – С. 97–106.
60. Первая прецизионная инерциальная навигационная система на основе волоконно-оптических гироскопов / Ф. Наполитано, Т. Геф, Й. Коттро, Т. Лоре // Гироскопия и навигация. – 2002. – № 4 (39). – С. 101–114.
61. **Перов А.И.** Статистическая теория радиотехнических систем / А.И. Перов. – М.: Радио и связь, 2003. – 398 с.
62. **Пешехонов В.Г.** Проблемы и перспективы современной гироскопии / В.Г. Пешехонов // Известия ВУЗ. Приборостроение. – 2000. – Т. 43. – № 1-2. – С. 49–55.
63. **Полякова М.В.** Использование дальномеров в интегрированных навигационных системах / М.В. Полякова // Труды международной научно-практической конференции «Перспективы развития и эффективность функционирования транспортного комплекса юга России» Часть 1. РГУПС, 2015. – С. 113–114.
64. **Полякова М.В.** Модели ошибок акселерометров и гироскопов / М.В. Полякова // Сборник научных трудов «Транспорт: наука, образование, производство». Том 1, 2016. – С. 216–219.
65. **Полякова, М.В.** Общее решение задачи адаптивной Калмановской фильтрации для транспортных информационных систем, использующих нерегулярные точные наблюдения / М.В. Полякова, О.И. Соколова // Сборник научных трудов «Транспорт: наука, образование, производство». Том 1. Технические науки. РГУПС, 2019. – С. 205–209.

66. **Полякова, М.В.** Повышение точности адаптивной фильтрации на основе использования непериодических точных наблюдений / М.В. Полякова, О.И. Соколова // Технологии разработки информационных систем ТРИС, 2016. – С. 61–64.

67. **Полякова, М.В.** Помехоустойчивое позиционирование локомотивов на основе адаптивного фильтра Калмана / М.В. Полякова, О.И. Соколова, Л.Н. Стажарова // Сборник научных трудов «Транспорт: наука, образование, производство». Том 1. Технические науки, 2020. – С. 134–138.

68. **Полякова М.В.** Применение адаптивного нелинейного фильтра Калмана на основе непериодических точных измерений в решении навигационной задачи подвижного объекта / М.В. Полякова // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2018. – № 3. – С. 170–175.

69. **Полякова, М.В.** Применение адаптивного фильтра Калмана на основе нерегулярных точных наблюдений в управлении железнодорожным транспортом / М.В. Полякова, О.И. Соколова, Л.Н. Стажарова // Сборник научных трудов IV международной научно-практической конференции «Транспорт и логистика: пространственно-технологическая синергия развития, 2020. – С. 255–258.

70. **Полякова, М.В.** Способы повышения точности адаптивного фильтра с использованием непериодических точных наблюдений / М.В. Полякова // I-methods. – 2017. – Т. 9. – № 1. – С. 16–19.

71. **Полякова М.В.** Сравнительный анализ возможностей использования датчиков угловой скорости на различных физических принципах в навигационной системе локомотива / М.В. Полякова // Труды международной научно-практической конференции «Транспорт-2015», Часть 2. РГУПС, 2015. – С. 109–111.

72. Постановление Правительства РФ от 25.08.2008 г. № 641 «Об оснащении транспортных, технических средств и систем аппаратурой спутниковой навигации ГЛОНАСС или ГЛОНАСС/GPS». [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <https://base.garant.ru/12162134> (дата обращения 20.09.2023).

73. **Пугачев В.С.** Стохастические дифференциальные системы / В.С. Пугачев, И.Н. Синицын. – М.: Наука, 1985. – 560 с.

74. **Пупков, К.А.** Вопросы теории и реализации систем управления и навигации / К.А. Пупков, К.А. Неусыпин. – М.: Биоинформ, 1997. – 364 с.
75. **Разоренов, Г.Н.** Системы управления летательными аппаратами / Г.Н. Разоренов, Э.А. Бахрамов, Ю.Ф. Титов. – М.: Машиностроение, 2003. – 582 с.
76. **Распопов В.Я.** Гироскопы с шарикоподшипниковым подвесом / В.Я. Распопов. – Тула : Тул. гос. университет, 2003. – 176 с.
77. **Распопов В.Я.** Микромеханические приборы / В.Я. Распопов. – Тула : Тул. гос. университет, 2002. – 389 с.
78. Результаты испытания бесплатформенной инерциальной навигационной системы БИНС-Н в составе измерительного комплекса путеобследовательской станции ЦНИИ-4 / Н.А. Атаманов, В.А. Троицкий [и др.] / Сб. материалов XIII Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам. – СПб. :ГНЦ РФ-ЦНИИ «Электроприбор», 2006. – С. 104–111.
79. **Решетникова, К.А.** О возможности решения задачи адаптивной фильтрации на основе неперiodических точных измерений / К.А. Решетникова, М.В. Полякова, О.И. Соколова // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. – 2018. – № 1. – С. 277–280.
80. **Ригли, У.** Теория, проектирование и испытание гироскопов / У. Ригли, У. Денхард, У. Холлистер. – М.: Мир, 1972. – 416 с.
81. Робастное позиционирование подвижных объектов на аналитических траекториях с использованием спутниковых навигационных измерений / С.В. Соколов, В.А. Погорелов, М.В. Полякова, К.Т. Ломтатидзе // Автометрия. – 2023. – Т. 59. – № 2. – С. 49–61. DOI: 10.15372/AUT20230206.
82. **Сейдж, Э.** Теория оценивания и ее применение в связи и управлении / Э. Сейдж, Дж. Мелс. – М.: Связь, 1976. – 496 с.
83. **Серегин В.В.** Лазерные гироскопы и их применение / В.В. Серегин, Р.М. Кукулиев. – М.: Машиностроение, 1990. – 288 с.

84. Сетевые спутниковые радионавигационные системы / В.С. Шебшаевич, П.П. Дмитриев, Н.В. Иванцевич [и др.] // Под ред. В.С. Шебшаевича. – М.: Радио и связь, 1993. – 408 с.

85. **Собцов Н.В.** К задаче регрессии при неоднозначных измерениях / Н.В. Собцов // Радиотехника и электроника. – 1978. – Т. 23. – № 6. – С. 1303–1305.

86. **Соколов, С.В.** Адаптивный нелинейный фильтр Калмана на основе нерегулярных точных измерений / С.В. Соколов, М.В. Полякова // Авиакосмическое приборостроение. – 2018. – № 11. – С. 10–17.

87. **Соколов, С.В.** Аналитический синтез адаптивного фильтра Калмана на основе нерегулярных точных измерений / С.В. Соколов, М.В. Полякова, П.А. Кучеренко // Измерительная техника. – 2018. – № 3. – С. 19–23.

88. **Соколов, С.В.** Основы синтеза многоструктурных бесплатформенных навигационных систем / С.В. Соколов, В.А. Погорелов. – М.: Физматлит, 2009. – 184 с.

89. **Соколов, С.В.** Решение задачи интеграции инерциально-спутниковых навигационных систем с использованием аналитических траекторий / С.В. Соколов, А.В. Суханов, М.В. Полякова // Авиакосмическое приборостроение. – 2022. – № 8. – С. 3–14.

90. **Соколов, С.В.** Решение проблемы адаптивной фильтрации на основе нерегулярных точных наблюдений / С.В. Соколов, М.В. Полякова, О.И. Соколова // Труды Северо-Кавказского филиала Московского технического университета связи и информатики. По результатам X Международной научно-практической конференции «ИНФОКОМ-2017», Ростов н/Д: СКФ МТУСИ, 2017. – С. 432–437.

91. Сравнительный анализ конструкций бескарданных инерциальных навигационных систем / А.А. Коновченко, А.А. Волынцев, Л.А. Дудко [и др.] // Труды XII Санкт-Петербургской международной конференции по интегрированным навигационным системам. – СПб: ЦНИИ «Электроприбор», 2005. – С. 158–164.

92. Стохастическая оценка параметров пространственной ориентации подвижных комплексов радиообнаружения и наведения летательных аппаратов /

С.В. Соколов, Д.В. Маршаков, И.В. Решетникова, М.В. Куриненко // Известия высших учебных заведений. Авиационная техника. – 2025. – № 1. – С. 32–44.

93. **Стратонович Р.Л.** Условные марковские процессы и их применение к теории оптимального управления / Р.Л. Стратонович. – М.: изд-во МГУ, 1966. – 319 с.

94. Структурная идентификация стохастических объектов в интеллектуальных динамических системах / П.А. Кучеренко, Л.Н. Стажарова, А.В. Костюков, О.И. Соколова, М.В. Куриненко // Вестник Ростовского государственного университета путей сообщения. – 2023. – № 3 (87). DOI: 10.46973/0201-727X_2022_3_126.

95. Теоретические основы тесной интеграции инерциально-спутниковых навигационных систем / И.Н. Розенберг, С.В. Соколов, В.И. Уманский, В.А. Погорелов. – М.: Физматлит, 2018. – 312 с. ISBN 978-5-9221-1831-6.

96. **Тихонов, В.И.** Статистический анализ и синтез радиотехнических устройств и систем / В.И. Тихонов, В.Н. Харисов. – М.: Радио и связь, 1991. – 608 с.

97. Транспортная стратегия Российской Федерации до 2030 года с прогнозом на период до 2035 года. [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://static.government.ru/media/files/7enYF2uL5kFZlOOpQhLl0nUT91RjCbeR.pdf> (дата обращения 14.09.2023).

98. **Феденко, Т.Ф.** Решение навигационной задачи летательного аппарата на основе использования интегрированной навигационной системы и алгоритмов адаптивной нелинейной фильтрации / Т.Ф. Феденко, М.В. Полякова, Е.И. Кучкова // Труды Международной научно-практической конференции «Актуальные аспекты развития воздушного транспорта», приуроченной к 50-летию Ростовского филиала МГТУ ГА (АВИАТРАНС-2019), 2019. – С. 246–251.

99. **Хуторцев, В.В.** Современные принципы управления и фильтрации в стохастических системах / В.В. Хуторцев, С.В. Соколов, П.С. Шевчук. – М.: Радио и связь, 2001. – 808 с.

100. **Цыплаков А.А.** Введение в моделирование в пространстве состояний / А.А. Цыплаков // Квантиль. – 2011. – № 9. – С. 1–24.

101. **Чон Нгок Ньянь** Алгоритм комплексирования навигационной системы с датчиком угловых ускорений / Нгок Ньянь Чон // Автоматизация и современные технологии. – 2005. – № 5. – С. 28–29.

102. **Шереметьев А.Г.** Волоконный оптический гироскоп / А.Г. Шереметьев. – М.: Радио и связь, 1987. – 152 с.

103. **Шилина, В.А.** Система инерциальных датчиков для навигации внутри помещений // Молодежный научно-технический вестник. МГТУ им. Н.Э. Баумана. Электронный журнал. – 2015. – № 4. Режим доступа: <http://sntbul.bmstu.ru/doc/778220.html> (дата обращения 01.07.2016).

104. **Югов Ю.М.** Калмановская фильтрация в спутниковых навигационных системах с использованием инвариантной модели объекта / Ю.М. Югов // Вестник РГУПС. – 2013. – № 1. – С. 84–90.

105. **Ярлыков, М.С.** Марковская теория оценивания случайных процессов / М.С. Ярлыков, М.А. Миронов. – М.: Радио и связь, 1993. – 354 с.

106. A new paradigm in guidance, navigation, and control systems based on bulk micromachined inertial sensors / A. Matthews, R. Patterson, A. Goldman, H. Abbink and R. Stewart // AIAA GN&C Conference, Montreal, Canada, 2000.

107. Adaptive Kalman filter for navigation sensor fusion [Электронный ресурс]. – Режим доступа: <http://ebookbrowse.com/gdoc.php?id=326155547&url=0761dcbcc180093566925b023b9f88e7>, свободный (дата обращения 15.06.2016).

108. **Connelly J.** Micromechanical sensors in tactical GN&C applications / Connelly J., A. Kourepenis and T. Marinis. // AIAA Guidance, Navigation and Control Conference, Monterey, CA, August 5-8, 2002.

109. **Guda, A.** Application of acyclic precise measurements to the solution of the problem of adaptive nonlinear Kalman's filtration / A. Guda, M. Polyakova, S. Sokolov // International Russian Automation Conference, RusAutoCon, – 2018. – P. 16–19. DOI: 10.1109/RUSAUTOCON.2018.8501615.

110. **Hans-Jurgen, Euler** Attitude determination: exploiting all information for optimal ambiguity resolution / Euler Hans-Jurgen, Hill. Crage // ION GPS-95. – P. 1751–1757.

111. High-performance MEMS inertial measurement unit (MMIMU) for tactical applications / J. Sitomer, J. Ha, A. Kourepenis, J. Connelly // IEEE PLANS. – CA: Palm Springs, 2002.

112. Kalman filter adaptation to disturbances of the observer's parameters / A.A. Manin, S.V. Sokolov, M.V. Polyakova [et. al.] // INVENTIONS. – 2021. – Vol. 6. – № 4. – № 80. DOI: 10.3390/inventions6040080.

113. Kalman filter adaptive to constant perturbations of the observable object parameters / A.A. Manin, A.V. Sukhanov, S.V. Sokolov, A.I. Novikov, M.V. Polyakova // Lecture Notes in Networks and Systems. – 2022. – Vol. 330. – P. 527–538. LNNS. DOI: 10.1007/978-3-030-87178-9_52.

114. **Klepfish, B.R.** Synthesis of stochastic optimal control based on nonlinear probabilistic criteria / B.R. Klepfish, S.V. Sokolov, M.V. Polyakova // Automatic Control and Computer Sciences. – 2022. – Vol. 56. – Iss. 5. – P. 421–427. DOI: 10.3103/S0146411622050066.

115. **Nadler, A.** An efficient algorithm for attitude determination using GPS / A. Nadler, I.Y. Bar-Itzhack // ION GPS-98. – P. 1783–1789.

116. Nonlinear stochastic filtration of satellite measurements / I.V. Reshetnikova, S.V. Sokolov, A.A. Manin, M.V. Polyakova, M.S. Gerasimenko // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – T. 2131. – № 2. – C. 022128. DOI: 10.1088/1742-6596/2131/2/022128.

117. Optical digital-to-analog converter for N-digit logic-based processing circuits / I.V. Reshetnikova, S.V. Sokolov, A.A. Manin, M.V. Polyakova, O.I. Sokolova // Journal of Physics: Conference Series. – 2021. – T. 2131. – № 2. – C. 022129. DOI: 10.1088/1742-6596/2131/2/022129.

118. Octopus: multiantennae GPS/GLONASS RTK system / L. Rapoport, I. Barabanov, A. Khvalkov, A. Kutuzov, J. Ashjaee // ION GPS-2000. – P. 797–804.

119. **Polyakova, M.V.** Adaptation of the nonlinear stochastic filter on the basis of irregular exact measurements / M.V. Polyakova, S.V. Sokolov, A.E. Kolodenkova // Advances in Intelligent Systems and Computing. – 2019. – Vol. 875. – P. 85–91. DOI: 10.1007/978-3-030-01821-4_10.

120. **Polyakova, M.V.** Use of irregular exact measurements in a problem of an adaptive filtration / M.V. Polyakova, A.A. Bayandurova, S.V. Sokolov // *Advances in Intelligent Systems and Computing*. – 2018. – T. 679. – P. 379–387. DOI: 10.1007/978-3-319-68321-8_39.

121. Robust nonlinear filtering of navigation satellite measurements / S.V. Sokolov, V.A. Pogorelov, A.V. Sukhanov, M.V. Kurinenko // *Telecommunications and Radio Engineering*. – 2023. – Vol. 82. – Iss. 2. – Pp. 1–15. DOI: 10.1615/TelecomRadEng.2022045789.

122. Robust positioning of moving objects on analytical trajectories using satellite navigation measurements / S.V. Sokolov, V.A. Pogorelov, M.V. Polyakova, K.T. Lomtadze // *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing* this link is disabled. – 2023. – Vol. 59 (2). – P. 207–217.

123. **Savage P.G.** Strapdown sensors, strapdown inertial systems - theory and applications / P.G. Savage // NATO AGARD Lecture Series No. 95, 1978.

124. **Sokolov, S.V.** Adaptive stochastic filtration based on the estimation of the covariance matrix of measurement noises using irregular accurate observations / S.V. Sokolov, A.I. Novikov, M.V. Polyakova // *INVENTIONS*. – 2021. – Vol. 6. – № 1. – № 10. DOI: 10.3390/inventions6010010.

125. **Sokolov, S.V.** Analytic synthesis of a Kalman adaptive filter on the basis of irregular precise measurements / S.V. Sokolov, M.V. Polyakova, P.A. Kucherenko // *Measurement Techniques*. – 2018. – Vol. 61. – Iss. 3. – P. 232–237. DOI: 10.1007/s11018-018-1414-5.

126. **Sokolov, S.V.** High-precision navigation on analytical trajectories using strapdown inertial-satellite navigation system / S.V. Sokolov, A.V. Sukhanov, M.V. Polyakova // *2022 International Russian Automation Conference (RusAutoCon)*, 2022. – P. 210-216. – № 22089781. DOI: 10.1109/RusAutoCon54946.2022.9896308.

127. **Sokolov, S.V.** Nonlinear estimation of initial orientation parameters of navigation system on a movable base / S.V. Sokolov, V.A. Pogorelov, M.V. Polyakova // *Advances in Engineering research*. – 2022. – Vol. 50. – P. 189–206. ISBN 979-8-88697-283-2.

128. **Sokolov, S.V.** Robust filtering of nonlinear stochastic processes in machine learning systems / S.V. Sokolov, M.V. Kurinenko, O.I. Sokolova // Proceedings of the Seventh International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'23), 2023. – P. 217–224. DOI: 10.1007/978-3-031-43792-2_21.

129. **Sokolov, S.V.** Solution of the problem of terminal nonlinear filtering of stochastic processes / S.V. Sokolov, M.V. Kurinenko // Advanced Signal Processing for Industry 4.0. – 2023. – Vol. 2. – P. 7-1–7-15.

130. Stochastic estimation of spatial orientation parameters of mobile complexes of aircraft radio detection and guidance / S.V. Sokolov, D.V. Marshakov, I.V. Reshetnikova, M.V. Kurinenko // Russian Aeronautics. – 2025. – Vol. 68. – № 1. – P. 35–49. DOI: 10.3103/S1068799825010052.

131. **Tehrani M.M.** Ring Laser Gyro Data Analysis with Cluster Sampling Technique / M.M. Tehrani // Proceedings of SPIE, 1983. – Vol. 412.

132. Terminal stochastic filtering of nonlinear dynamic processes: the case of invariant immersion / S. Sokolov, A. Khatlamadzhiyan, A. Novikov, M. Polyakova, D. Demidov // Proceedings of the Sixth International Scientific Conference "Intelligent Information Technologies for Industry" (IITI'22), 2022. – P. 369–379. DOI: 10.1007/978-3-031-19620-1_35.

133. **Teunissen, P.J.G.** Performance of the LAMBDA method for fast GPS ambiguity resolution / P.J.G. Teunissen, P.J. De Jonge, C.C. Tiberius // Navigation: Journal of the Institute of Navigation. – 1997. – Vol. 44. – № 3. – P. 373–383.

$$\begin{vmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{vmatrix} = \begin{vmatrix} \frac{\sin \gamma}{\cos \beta} & \frac{\cos \gamma}{\cos \beta} & 0 \\ \cos \gamma & -\sin \gamma & 0 \\ \sin \gamma \operatorname{tg} \beta & \cos \gamma \operatorname{tg} \beta & 1 \end{vmatrix} (Z_d - W_d) = \Phi(\beta, \gamma)(Z_d - W_d)$$

Линеаризуем относительно $\alpha(0) = \alpha_0$, $\beta(0) = \beta_0$, $\gamma(0) = \gamma_0$:

1.

$$\begin{aligned} \Phi_{\text{лин}11} &= \left(\frac{\sin \gamma}{\cos \beta} \right)_{\text{лин}} = \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} + \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot (\gamma - \gamma_0) + \frac{\sin \gamma_0 \sin \beta_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot (\beta - \beta_0) = \\ &= \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} + \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma - \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma_0 + \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta - \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta_0. \end{aligned}$$

Введем следующие обозначения:

$$l_{11} = \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} - \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma_0 - \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta_0.$$

Тогда:

$$\Phi_{\text{лин}11} = l_{11} + \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta + \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma.$$

2.

$$\begin{aligned} \Phi_{\text{лин}12} &= \left(\frac{\cos \gamma}{\cos \beta} \right)_{\text{лин}} = \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} + \frac{-\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot (\gamma - \gamma_0) + \frac{\cos \gamma_0 \sin \beta_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot (\beta - \beta_0) = \\ &= \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} - \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma + \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma_0 + \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta - \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta_0. \end{aligned}$$

Введем следующие обозначения:

$$l_{12} = \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} + \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma_0 - \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta_0.$$

Тогда:

$$\Phi_{лин12} = l_{12} + \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta - \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma.$$

$$3. \Phi_{лин13} = 0.$$

$$4. \Phi_{лин21} = (\cos \gamma)_{лин} = \cos \gamma_0 + (-\sin \gamma_0) \cdot (\gamma - \gamma_0) = \cos \gamma_0 - \sin \gamma_0 \cdot \gamma + \sin \gamma_0 \cdot \gamma_0.$$

Введем следующие обозначения:

$$l_{21} = \cos \gamma_0 + \sin \gamma_0 \cdot \gamma_0.$$

Тогда:

$$\Phi_{лин21} = l_{21} - \sin \gamma_0 \cdot \gamma.$$

5.

$$\Phi_{лин22} = (-\sin \gamma)_{лин} = -\sin \gamma_0 + (-\cos \gamma_0) \cdot (\gamma - \gamma_0) = -\sin \gamma_0 - \cos \gamma_0 \cdot \gamma + \cos \gamma_0 \cdot \gamma_0.$$

Введем следующие обозначения:

$$l_{22} = -\sin \gamma_0 + \cos \gamma_0 \cdot \gamma_0.$$

Тогда:

$$\Phi_{лин22} = l_{22} - \cos \gamma_0 \cdot \gamma.$$

$$6. \Phi_{лин23} = 0.$$

7.

$$\Phi_{лин31} = (\sin \gamma \operatorname{tg} \beta)_{лин} = \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 + \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot (\gamma - \gamma_0) + \sin \gamma_0 \cdot \frac{1}{\cos^2 \beta_0} \cdot (\beta - \beta_0) =$$

$$= \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 + \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma - \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma_0 + \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta - \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta_0.$$

Введем следующие обозначения:

$$l_{31} = \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 - \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma_0 - \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta_0.$$

Тогда:

$$\Phi_{лин31} = l_{31} + \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta + \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma.$$

8.

$$\Phi_{\text{лин}32} = (\cos \gamma \operatorname{tg} \beta)_{\text{лин}} = \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 - \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot (\gamma - \gamma_0) + \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot (\beta - \beta_0) = \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 - \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma + \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma_0 + \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta - \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta_0.$$

Введем следующие обозначения:

$$l_{32} = \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 + \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma_0 - \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta_0.$$

Тогда:

$$\Phi_{\text{лин}32} = l_{32} + \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta - \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma.$$

$$9. \Phi_{\text{лин}33} = 1.$$

Тогда исходное выражение в линеаризованном виде:

$$\begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{pmatrix}_{\text{лин}} = \begin{pmatrix} l_{11} + \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta + \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma & l_{12} + \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} \cdot \beta - \frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} \cdot \gamma & 0 \\ l_{21} - \sin \gamma_0 \cdot \gamma & l_{22} - \cos \gamma_0 \cdot \gamma & 0 \\ l_{31} + \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta + \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma & l_{32} + \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} \cdot \beta - \sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 \cdot \gamma & 1 \end{pmatrix} (Z_d - W_d).$$

или

$$\begin{pmatrix} \dot{\alpha} \\ \dot{\beta} \\ \dot{\gamma} \end{pmatrix}_{\text{лин}} = \begin{bmatrix} \left| \begin{array}{ccc} l_{11} & l_{12} & 0 \\ l_{21} & l_{22} & 0 \\ l_{31} & l_{32} & 1 \end{array} \right| + \left| \begin{array}{ccc} \frac{\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ 0 & 0 & 0 \\ \frac{\sin \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & \frac{\cos \gamma_0}{\cos^2 \beta_0} & 0 \end{array} \right| \cdot \beta + \left| \begin{array}{ccc} \frac{\cos \gamma_0}{\cos \beta_0} & -\frac{\sin \gamma_0}{\cos \beta_0} & 0 \\ -\sin \gamma_0 & -\cos \gamma_0 & 0 \\ \cos \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & -\sin \gamma_0 \operatorname{tg} \beta_0 & 0 \end{array} \right| \cdot \gamma \end{bmatrix} \cdot (Z_d - W_d).$$



РОСЖЕЛДОР
Федеральное государственное бюджетное
образовательное учреждение высшего образования
«Ростовский государственный университет путей сообщения»
(ФГБОУ ВО РГУПС)

площадь Ростовского Стрелкового Полка Народного Ополчения, зд. 2, город Ростов-на-Дону,
 городской округ город Ростов-на-Дону, Ростовская область, 344038
 Тел. (863) 245-06-13, Факс (863) 255-32-83, 245-06-13, E-mail: up_del@dep.rgups.ru
 ОКПО 01116006, ОГРН 1026103709499, ИНН/КПП 6165009334/616501001

Проректор по научной работе
 _____ А.Н. Гуда
 « 1 » _____ 09 _____ 2025 г.

АКТ

об использовании результатов диссертационного исследования
Куриненко Марианны Витальевны «Интеллектуальная интегрированная навигационная
система с обучением алгоритма стохастической оценки параметров движения подвижных
единиц железнодорожного транспорта по неперiodическим точным измерениям»
при выполнении научно-исследовательской работы

Мы, нижеподписавшиеся, директор научно-исследовательской части к.т.н., доцент Носков В.Н., заведующий кафедрой «Автоматика и телемеханика на железнодорожном транспорте» к.т.н., доцент Швалов Д.В. составили настоящий акт о том, что результаты диссертационного исследования на соискание ученой степени кандидата технических наук Куриненко Марианны Витальевны:

1. Использовались при выполнении исследования, финансируемого грантом РФФИ 18-07-00126 А «Аналитическое адаптивное извлечение динамических знаний в нечетко-стохастических нелинейных средах на основе неперiodических точных измерений».

2. Имеют практическую ценность и будут использоваться в алгоритмах работы двунаправленного интерфейсного преобразователя, применяемого при строительстве систем диспетчерского управления Республики Сербия в рамках договора № 522 от 22.10.2024 г.

Авторский вклад Куриненко Марианны Витальевны в работу заключался в разработке алгоритма адаптивной фильтрации на основе комплексирования инерциальных и спутниковых измерений.

Директор НИЧ
 ФГБОУ ВО РГУПС
 к.т.н., доц.

В.Н. Носков

Заведующий кафедрой АТ
 ФГБОУ ВО РГУПС
 к.т.н., доц.

Д.В. Швалов



**ОБЩЕСТВО С ОГРАНИЧЕННОЙ ОТВЕТСТВЕННОСТЬЮ
«ТРАНСПОРТНЫЕ СИСТЕМЫ УПРАВЛЕНИЯ»
(ООО «ТСУ»)**



А К Т

**о практической значимости результатов диссертационной работы
Куриненко Марианны Витальевны «Интеллектуальная интегрированная
навигационная система с обучением алгоритма стохастической оценки
параметров движения подвижных единиц железнодорожного транспорта
по неперiodическим точным измерениям», представленной на соискание
ученой степени кандидата технических наук.**

Комиссия, рассмотрев результаты научных исследований диссертационной работы М.В. Куриненко, составила настоящий акт о том, что автором разработан интеллектуальный адаптивный алгоритм обработки спутниковых измерений, позволяющий:

- 1 – определять местоположение подвижных единиц железнодорожного транспорта на участках железнодорожного пути, необорудованных современными системами мониторинга и управления;
- 2 – определять местоположение подвижных единиц железнодорожного транспорта в условиях интенсивных помех измерений.

Результаты научных исследований имеют практическую значимость в задачах высокоточного позиционирования подвижных единиц железнодорожного транспорта и могут быть использованы в программном обеспечении Двухнаправленного интерфейсного преобразователя в составе распределенного контролируемого пункта (РКП ДИП).

Начальник производственного отдела

Коренюгин А.Ф.