

УДК 629.3.066;621.396

DOI: 10.22213/2413-1172-2025-4-83-97

Инерциально-одометрический модуль радионавигационного устройства «ЭРА-ГЛОНАСС» для двухколесных средств в условиях потери спутниковых радиосигналов

В. В. Никитин, ООО «ФИКОМ-ИТ», Москва, Россия**С. У. Увайсов**, доктор технических наук, профессор, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия**К. В. Шишаков**, доктор технических наук, доцент, МИРЭА – Российский технологический университет, Москва, Россия

Статья посвящена разработке и исследованию инерциально-одометрического модуля для двухколесных транспортных средств, улучшающего характеристики радионавигационного устройства «ЭРА-ГЛОНАСС» в условиях плохих спутниковых радиосигналов или их временной недоступности. Для этого использована математическая модель интегрированной навигационной системы на основе расширенного фильтра Калмана, в которой данные от MEMS-акселерометров и гироскопов дополняются сигналами от одометра и объединяются в замкнутый контур коррекции. Для верификации эффективности алгоритма проведены натурные испытания с использованием эталонной высокоточной спутниковой навигации, позволяющей количественно оценить погрешность предложенного решения на тестовом маршруте, имитирующем реальные условия движения. Экспериментальные исследования показали, что предложенный алгоритм позволяет эффективно подавлять характерный для бесплатформенных инерциальных навигационных систем кубический дрейф ошибки определения положения двухколесного транспортного средства. В условиях длительного отсутствия сигнала глобальной навигационной спутниковой системы гибридная система демонстрировала среднеквадратическую ошибку определения положения менее 5 % от пройденного пути, тогда как ошибка инерциальной навигации, как правило, превышает 20 %. Ключевым достижением стало успешное подавление накопления ошибки по курсу за счет использования одометрической информации. В рамках предложенного алгоритма реализован адаптивный детектор нулевой скорости, основанный на анализе нормы ускорения и угловой скорости, что позволяет выполнять коррекцию в подходящих условиях движения и дополнительно ограничивать дрейф. Анализ траекторий после выполнения сложных маневров (резкие повороты, разгоны и торможения) подтвердил устойчивость алгоритма к воздействию динамических кренов и кратковременным проскальзываниям колес. Однако установлено, что длительные интенсивные проскальзывания приводят к значительному росту позиционной ошибки, требующему последующей инициализации системы по сигналам навигационной спутниковой системы.

Ключевые слова: глобальная навигационная спутниковая система, бесплатформенная инерциальная навигационная система, интеграция радионавигационного оборудования с одометром, фильтр Калмана, двухколесный транспорт, MEMS-датчики.

Введение

В рамках системы экстренного вызова радионавигационной системы «ЭРА-ГЛОНАСС» обеспечение отказоустойчивого определения местоположения транспортного средства приобретает первостепенное значение. Например, в случае дорожно-транспортных происшествий в тоннелях, под эстакадами, в зонах плотной городской застройки координаты должны быть достоверно установлены даже в условиях полного отсутствия сигнала глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС). Особенно критична эта задача для двухколесных транспортных средств, когда риск тяжелых травм значительно выше, а каждая секунда задержки прибытия служб экстренного реагирования может повлиять на исход чрезвычайной ситуации.

Современные требования к транспортным средствам, обусловленные ростом уровня автоматизации и цифровизации, предъявляют всё более строгие условия к точности, непрерывности и надежно-

сти навигационных данных. Эти данные используются не только для маршрутизации и управления движением, но и для диагностики состояния транспортного средства (ТС), обеспечения безопасности водителя и пассажиров, а также для взаимодействия с элементами умной транспортной инфраструктуры. В условиях развития технологий автономного вождения и интеллектуальных систем экстренного реагирования непрерывное и точное позиционирование перестает быть вспомогательной функцией – оно становится неотъемлемым компонентом общей системы безопасности, интегрированной в архитектуру ЭРА-ГЛОНАСС.

В настоящее время наиболее распространенным и доступным решением для определения координат остаются глобальные спутниковые радионавигационные системы GPS, ГЛОНАСС, Galileo и BeiDou. При благоприятных условиях – открытой местности, отсутствии помех и достаточном количестве видимых спутников – ГНСС обеспечивают погрешность

позиционирования в пределах нескольких метров, что обычно достаточно для большинства приложений. Однако в целом ряде реальных условиях эксплуатации, сигналы спутников могут полностью отсутствовать или подвергаться значительной деградации. В таких ситуациях погрешность ГНСС возрастает в десятки раз, а в ряде случаев система становится даже неработоспособной. Это создает серьезные ограничения для применения спутниковой радионавигации в качестве единственного источника позиционирования, особенно в задачах, где отказ системы может привести к катастрофическим последствиям.

Для преодоления указанных ограничений широкое распространение на практике получают системы комплексирования спутниковых радионавигационных систем с бесплатформенными инерциальными навигационными системами (БИНС). В случае малогабаритных БИНС, построенных на современных микромеханических измерителях (MEMS-акселерометрах и MEMS-гироскопах), ключевым ограничением становится неограниченный рост ошибки позиционирования во времени – так называемый инерциальный дрейф. Этот эффект обусловлен выполнением двойного интегрирования сигналов MEMS-акселерометров в условиях шумов и систематических смещений, а также интегрированием ошибок MEMS-гироскопов, приводящих к накоплению ошибок ориентации. Даже при использовании предварительно хорошо откалиброванных MEMS-датчиков на практике в течение 30...60 секунд автономной работы ошибка определения положения в некоторых случаях может превысить 10 % от пройденного пути, что делает инерциальное решение непригодным для длительного использования без внешней коррекции по ГНСС.

Для уменьшения эксплуатационного дрейфа сигналов БИНС двухколесных ТС перспективно применение методических дополнительных комплексирования с одометрическим датчиком. При этом одометр точнее акселерометра (результата двойного интегрирования его сигнала) предоставляет информацию о скорости и пройденном расстоянии. Однако хотя и не подвержена временному дрейфу, она имеет собственные источники погрешностей – проскальзывание колес, изменение радиуса шины из-за давления, температуры или износа протектора.

Проблематика инерциальной навигации для двухколесных ТС принципиально отличается от задач, характерных для автомобильных приложений, что обусловлено фундаментальными различиями в кинематике и динамике их движения. Ключевое отличие заключается в отсутствии постоянного надежного вектора скорости при нулевой поступательной скорости, поскольку вращение колес может не соответствовать реальному перемещению платформы в условиях проскальзывания, пробуксовки или балансировочных микродвижений при остановке. В отличие от автомобилей, где возможен учет вращения четырех независимых колес и перекрестная валидация их показаний, мотоциклы лишены такой возможности. Это приводит к систематической де-

градации точности оценок положения инерциальных систем в режимах длительных стоянок или частых остановок. Данная проблема усугубляется тем, что современные системы контроля тяги и антиблокировочные системы (ABS) на двухколесном транспорте могут искусственно изменять характер вращения колес, дополнительно искажая одометрические данные [1, 2].

Дополнительную сложность представляет адекватное моделирование сложной пространственной динамики, включающей нелинейные зависимости между углами крена, рыскания и тангажа, резкие изменения пространственной ориентации, переменные ускорения во всех трех осях и маневры с боковым смещением, характерные исключительно для двухколесных платформ. Значительные углы крена в поворотах и интенсивные разгоны/торможения вызывают перекрестное влияние гравитационной и кинематической составляющих в измерениях акселерометров, а гироскопы потребительского класса демонстрируют повышенную чувствительность к вибрациям и линейным ускорениям, что обусловлено физическими ограничениями MEMS-технологии. Это приводит к экспоненциальному накоплению ошибок интегрирования, как в координатах, так и в ориентации. При этом ошибка определения положения растет пропорционально кубу времени из-за двойного интегрирования ускорений. Особую проблему представляют проскальзывания на мокром или обледенелом покрытии, при которых одометрические данные теряют физическую достоверность, а оценки скорости на основе инерциальных измерений становятся некорректными [3, 4].

Интеграция разнородных сенсорных данных для двухколесных транспортных средств требует комплексного учета специфических источников ошибок, включая боковой увод, обусловленный эластокинематикой подвески и деформацией шин при крене, нелинейные погрешности гироскопов, вызванные значительными линейными ускорениями, а также необходимость периодической калибровки и коррекции смещений датчиков с использованием внешних источников информации, включая радионавигационные сигналы и сигналы одометров. Эффективное решение задачи навигации в таких условиях основывается на применении усовершенствованных методов оптимального оценивания, в частности на использовании модифицированных версий фильтра Калмана, включая unscented Kalman filter (UKF) и error-state Kalman filter (ESKF). Они обеспечивают адаптацию к нелинейным и разнородным шумам датчиков, корректируют прогноз траектории по мере поступления новых измерений и позволяют оценивать не только основные навигационные параметры, но и дополнительные состояния системы, такие как смещения датчиков и параметры моделей [5]. Перспективным направлением является также использование глубокого обучения для компенсации систематических ошибок инерциальных датчиков и прогнозирования характера движения на основе данных обучения.

Цель статьи – разработка и исследование инерциально-одометрического модуля радионавигационного устройства «ЭРА-ГЛОНАСС» для двухколесных средств в условиях потери спутниковых радиосигналов. Для достижения его точностной эффективности требуется детальный анализ погрешностей используемых в модуле составных измерительных средств.

Источники погрешностей одометров для двухколесного транспорта

Одометрические системы для двухколесного транспорта основаны на интеграции данных со специализированных сенсоров, использующих различные физические принципы измерения. Наиболее распространенными являются магнитные или оптические энкодеры, установленные в системе ABS и фиксирующие импульсы вращения колеса, а также измерительные модули, размещенные в коробке передач. Ключевой особенностью двухколесных платформ является использование одноканальной одометрии в отличие от многоканальных систем автомобилей, что принципиально ограничивает возможность перекрестной валидации данных и компенсации ошибок проскальзывания.

Основной источник одометрической информации – цифровой сигнал импульсного датчика, формируемый при вращении колеса. Электронная система управления преобразует последовательность импульсов в угловое перемещение с последующим расчетом линейных параметров движения. Математическая модель движения строится на определении линейной скорости и пройденного пути через кинематические параметры вращения колеса. Пройденное расстояние L на интервале времени Δt и линейная скорость v вычисляются по формулам:

$$L = \frac{n}{N} 2\pi R; \quad v = \frac{dL}{dt} = \frac{2\pi R}{N} \frac{dn}{dt} = \frac{2\pi R}{N} f_{\text{имп}},$$

где n – количество зарегистрированных импульсов на интервале времени Δt ; N – количество импульсов энкодера за один полный оборот колеса; R – текущий радиус колеса; $f_{\text{имп}}$ – частота следования импульсов, измеряемая системой.

Несмотря на кажущуюся простоту модели, в реальных условиях возникают систематические и случайные погрешности, существенно ограничивающие точность одометрических измерений. Среди них выделим следующие.

Кинематическое проскальзывание – расхождение между угловым перемещением колеса и линейным перемещением транспортного средства. При этом система интерпретирует вращение колеса как действительное перемещение, хотя в реальности транспортное средство может оставаться неподвижным.

Изменение эффективного радиуса колеса – динамическая вариация параметра R вследствие изменения давления в шинах, температурных деформаций, износа протектора и переменной нагрузки.

Дискретность измерений – погрешность квантования, особенно значительная при низких скоростях движения и малом количестве импульсов на оборот, что приводит к существенной погрешности на малых расстояниях.

Наклон платформы – при движении в повороте с креном эффективный радиус колеса изменяется вследствие эластичной деформации шины и геометрии контакта с покрытием. Данный эффект не учитывается в классической одометрической модели [6].

Согласование частот опроса датчиков

Синхронизация временных меток и согласование частот опроса при работе с гетерогенными сенсорными системами представляет собой важную задачу в навигации двухколесного транспорта, непосредственно влияющую на точность и надежность оценки положения и ориентации. Основная сложность заключается в необходимости интеграции данных от разнородных источников: инерциальных измерительных сенсоров (IMU), работающих на высоких частотах (100 и более Гц), и одометрических датчиков, обычно функционирующих в диапазоне 1...20 Гц [7]. Данное несоответствие обусловлено физическими ограничениями сенсоров и различной природой измеряемых величин.

Проблема усугубляется наличием временных задержек различной природы: аппаратных задержек в цепях обработки сигналов, программных задержек в операционных системах реального времени, а также неопределенностей, связанных с протоколами передачи данных (CAN, SPI, I2C). Для математического описания процесса синхронизации вводится модель временных меток. Данные должны быть согласованы по времени для калибровки и обработки при асинхронном поступлении информации, и возникает необходимость интерполяции или экстраполяции значений к единым временным меткам. Процесс синхронизации выполняется с помощью линейных интерполяций:

$$x_{ODO}^{sync}(t_{IMU}^i) = x_{ODO}(t_{ODO}^j) + \frac{x_{ODO}(t_{ODO}^{j+1}) - x_{ODO}(t_{ODO}^j)}{t_{ODO}^{j+1} - t_{ODO}^j} (t_{IMU}^i - t_{ODO}^j),$$

где $x_{ODO}(t_{ODO}^j)$ – значение одометрических данных в момент t_{ODO}^j ; $x_{ODO}(t_{ODO}^{j+1})$ – одометрические данные в следующий момент; t_{IMU}^i – временная метка акселерометра и гироскопа; t_{ODO}^j и t_{ODO}^{j+1} – моменты получения последовательных данных одометра.

В результате каждый новый измеренный кадр значений акселерометра и гироскопа «подтягивает» соответствующее одометрическое значение к своей временной метке.

Для обеспечения временной согласованности применяется многоуровневая система синхронизации, включающая:

- аппаратную синхронизацию через общий тактовый генератор или сигналы прерываний;
- программную буферизацию с кольцевыми буферами данных;
- статистическую обработку временных меток для оценки и компенсации джиттера.

Частоты опроса согласовываются с помощью буферизации и алгоритмов по методу ближайшего соседа и линейной интерполяции, а система комплексирования данных строит единый временной ряд:

$$X_k^{sync} = [x^{IMU}(t_k), x^{Gyro}(t_k), x^{ODO}(t_k)],$$

где t_k – дискретные моменты времени, по которым происходит синхронизация данных; $x^{IMU}(t_k)$ – значения акселерометра в момент t_k ; $x^{Gyro}(t_k)$ – значения гироскопа в момент t_k ; $x^{ODO}(t_k)$ – значения одометрии в момент t_k .

Качество синхронизации оценивается через коэффициент временной корреляции и показывает, насколько изменение измерения по IMU в момент времени t связано с изменением измерения одометра в момент времени $t + \tau$:

$$\rho(\tau) = \frac{E[(x_{IMU}(t) - \mu_{IMU})(x_{ODO}(t + \tau) - \mu_{ODO})]}{\sigma_{IMU}\sigma_{ODO}},$$

где $\rho(\tau)$ – нормированная взаимная корреляционная функция между измерениями IMU и одометра с временным сдвигом τ ; μ_{IMU} – математическое ожидание (среднее) по всем данным IMU; μ_{ODO} – математическое ожидание (среднее) по всем данным одометра; σ_{IMU} – стандартное отклонение (СКО) измерений IMU; σ_{ODO} – стандартное отклонение измерений одометра; $E[\dots]$ – оператор математического ожидания (статистическое усреднение по совокупности измерений).

Такой временной ряд позволяет объединить разнородные сенсорные данные в согласованной временной структуре и использовать их для дальнейшей обработки, фильтрации или построения траекторий [8].

Выбор фильтра для обработки сигналов инерциальных датчиков

Расширенный фильтр Калмана (EKF) является математически обоснованным и оптимальным в классе рекурсивных оценщиков выбором для решения задачи комплексирования инерциальных измерений в навигационных системах двухколесных транспортных средств, особенно при использовании массово выпускаемых MEMS-датчиков и вычислительных платформ на базе микроконтроллеров архитектуры ARM Cortex-M4. Данный микроконтроллер, благодаря сочетанию высокой производительности (до 200 МГц в промышленных реализациях, например, STM32F4 или NXP Kinetis K6x), энергоэффек-

тивности, наличие аппаратного блока операций с плавающей запятой одинарной точности (FPUv4-SP) и развитой периферии (включая DMA, таймеры высокого разрешения и интерфейсы для подключения IMU), представляет собой наиболее распространенную, экономически доступную и технически сбалансированную платформу для реализации алгоритмов навигации реального времени в потребительских и промышленных устройствах. Его доминирующее применение в автомобильной электронике, робототехнике и IoT-устройствах подтверждается как рыночной статистикой, так и наличием обширной библиотечной и инструментальной поддержки (CMSIS-DSP, MATLAB Coder, FreeRTOS и др.), что существенно снижает порог внедрения сложных алгоритмов, таких как расширенный фильтр Калмана (EKF).

Проведенный анализ показывает, что EKF существенно превосходит альтернативные подходы, в частности, комплементарные фильтры и градиентные методы, такие как фильтр Маджвика, по следующим ключевым критериям:

- точность оценки ориентации в условиях динамических ускорений;
- способность к адаптивной компенсации дрейфов смещений датчиков;
- корректный учет нелинейной динамики движения двухколесного ТС, включая крены, боковые ускорения и нестационарные режимы [9].

Важно подчеркнуть, что для двухколесных платформ, где отсутствует устойчивое состояние покоя и возможны частые переходные режимы, адаптивность фильтра к изменяющимся статистическим характеристикам шумов становится не просто желательной, а необходимой для обеспечения устойчивости навигационного решения.

Аппаратная поддержка операций с плавающей запятой (FPU) в Cortex-M4 обеспечивает выполнение вычислительно ресурсоемких операций EKF, включая умножение матриц размерности 9×9 и выше, инверсию ковариационных матриц, а также численное интегрирование нелинейных моделей состояния в реальном времени при частотах дискретизации до 100 Гц и выше. Эта частота выбрана не произвольно: она соответствует типичной полосе пропускания MEMS-датчиков (например, MPU6050, ICM-20602, BMI160), а также позволяет адекватно отслеживать динамические манёвры двухколесного ТС (резкие повороты, торможения, крены) без потери информации. При этом загрузка ядра микроконтроллера остается в пределах 30...50 %, что оставляет ресурсы для выполнения других задач – детекции нулевой скорости, управления связью или взаимодействия с ГНСС-приемником.

Ключевым преимуществом EKF является возможность включения в вектор состояния не только кинематических переменных (положение, скорость, ориентация в виде кватерниона), но и параметров ошибок датчиков – смещений акселерометра и гироскопа, их случайных блужданий. Это особенно критично при использовании бюджетных MEMS-сенсо-

ров, таких как ADXL345 или LSM6DS, где смещения могут достигать единиц mg и $^\circ/\text{с}$, а их дрейф – десятков $\mu\text{g}/\sqrt{\text{Hz}}$ и $^\circ/\text{ч}$. Моделирование этих параметров как состояний позволяет фильтру динамически адаптироваться к изменению характеристик датчиков в процессе эксплуатации, что невозможно в рамках статических фильтров.

Заметим, что в отличие от EKF комплементарный фильтр использует фиксированные коэффициенты весового смешивания данных от акселерометра и гироскопа, что делает его неспособным адаптироваться к изменяющимся условиям движения и характеристикам шумов. В условиях резких маневров, кренов или ускорений такой подход приводит к систематическим ошибкам в оценке ориентации (например, ложная компенсация гравитации при линейном ускорении), а при длительной работе – к неограниченному накоплению дрейфа, требующему периодической инициализации. Фильтр Маджвика, несмотря на высокую вычислительную эффективность (занимает $< 5\%$ ресурсов Cortex-M4 на 100 Гц) и малое потребление памяти, основан на градиентной оптимизации кватерниона без явного моделирования динамики ошибок датчиков. Он не включает в вектор состояния параметры смещений гироскопа, что делает его чувствительным к дрейфу и ограничивает применимость в продолжительных сеансах автономной навигации, особенно при использовании MEMS-датчиков с нестабильными характеристиками. Более того, интеграция внешних измерений (одометрии или событий нулевой скорости) в фильтр Маджвика реализуется эвристически через коррекцию вектора гравитации, что не является оптимальным по сравнению с байесовским подходом EKF, где все измерения обрабатываются в единой статистической модели с адаптивным взвешиванием по ковариациям шумов [10].

Таким образом, EKF обеспечивает наилучший компромисс между точностью, адаптивностью, функциональной гибкостью и вычислительной сложностью, что делает его предпочтительным выбором для реализации на Cortex-M4. Возможность динамической оценки параметров ошибок, совместная фильтрация разнородных измерений (инерциальных, одометрических, событийных) и корректное моделирование нелинейных эффектов позволяют добиться устойчивой работы системы даже в сложных условиях эксплуатации двухколесного ТС. При этом архитектура Cortex-M4 предоставляет достаточные вычислительные ресурсы для реализации EKF без упрощений, сохраняя при этом возможность масштабирования решения на более мощные платформы (Cortex-M7, Cortex-A) при необходимости повышения точности или добавления дополнительных сенсоров [11, 12].

Режим коррекции по нулевой скорости

Коррекция по нулевой скорости – это ключевой алгоритм для повышения точности инерциальных навигационных систем, особенно на двухколесном транспорте, где дрейф ошибок возникает быстро

из-за нестабильного проявления собственных движений, отсутствия гладкой модели скорости и высокой чувствительности к ускорениям, кренам и проскальзываниям [13].

Для двухколесного транспорта базовый признак остановки – отсутствие импульсов одометра в течение небольшого окна времени ΔT , т. е. одометрическая скорость v_{ODO} равна нулю: $v_{ODO}(t) = 0$. Информацию подтверждают данные акселерометра и гироскопа, если стандартное отклонение линейного ускорения и угловой скорости в выбранном окне ниже пороговых значений: $\sigma_a < \epsilon_a$, $\sigma_g < \epsilon_g$, где σ_a – данные акселерометра (три компоненты вектора); σ_g – данные гироскопа; ϵ_a – пороговое значение акселерометра; ϵ_g – пороговое значение гироскопа.

Также используются статистические детекторы паузы движения, реализующие тест отношения правдоподобия:

$$L(z) = \frac{p(z|H_1)}{p(z|H_0)},$$

где H_0 – гипотеза «транспорт стоит»; H_1 – гипотеза «транспорт движется»; $L(z)$ – отношение правдоподобий, выражающее степень поддержки одной гипотезы над другой на основании наблюдаемых данных z ; $p(z|H_1)$ – вероятность наблюдения z при условии, что справедлива альтернативная гипотеза H_1 ; $p(z|H_0)$ – вероятность наблюдения z если справедлива нулевая (основная) гипотеза H_0 .

Если значения $L(z)$ превышают выбранный порог γ , тогда система принимает гипотезу нулевой скорости («стоп»). Такой подход обеспечивает надёжную формализацию процедуры принятия решения – отделение истинных остановок от ложных событий и адаптацию фильтра по реальному поведению транспортного средства.

В инерциальной системе оценка скорости и положения v_{INS} , p_{INS} строится путем интегрирования данных с акселерометра и гироскопа:

$$v_{INS}(t) = v_{INS}(t_0) + \int_{t_0}^t a(t) dt;$$

$$p_{INS}(t) = p_{INS}(t_0) + \int_{t_0}^t v_{INS}(t) dt.$$

Накапливающийся дрейф ошибки (из-за неточного измерения и технических шумов датчиков) вызывает уход оценки от реального положения.

При обнаружении нулевой скорости в момент t_s происходит процесс коррекции, скорость обнуляется: $v_{INS}(t_s) = 0$. Для фильтра Калмана это эквивалентно вводу фиктивного измерения: $z_{ZVU}(t_s) = 0$.

В обновлении состояния:

$$\hat{v}_{INS}(t_s | t_s) = \hat{v}_{INS}(t_s | t_s^-) + K_{ZVU} \left(z_{ZVU}(t_s) - H_{ZVU} \hat{v}_{INS}(t_s | t_s^-) \right),$$

где t_s^- – момент времени, когда оценка и ковариация, вычислены на основании динамической модели, но ещё не скорректированы новыми измерениями; t_s – момент времени, когда новое наблюдение уже учтено; K_{ZVU} – коэффициент усиления Калмана; H_{ZVU} – матрица наблюдения для компоненты скорости.

Коррекция ковариации ошибки системы:

$$P_{INS}(t_s | t_s) = P_{INS}(t_s | t_s^-) - K_{ZVU} H_{ZVU} P_{INS}(t_s | t_s^-).$$

Здесь $P_{INS}(t_s | t_s^-)$ – априорная ковариационная матрица ошибки оценки состояния инерциальной системы навигации до применения коррекции по нулевой скорости. Она отражает текущую неопределенность прогноза инерциальной системы навигации с учетом всех сенсорных данных и интеграции, но до обновления с использованием события нулевой скорости.

$P_{INS}(t_s | t_s)$ – апостериорная ковариационная матрица ошибки оценки состояния инерциальной системы навигации после применения коррекции по нулевой скорости. Это финальная оценка неопределенности состояния после того, как были учтен факт нулевой скорости.

K_{ZVU} – матрица усиления Калмана, вычисленная для корректировки состояния инерциальной системы навигации на основании наблюдения нулевой скорости. Определяет степень влияния нового измерения на текущее состояние инерциальной системы навигации и понижение неопределенности.

H_{ZVU} – матрица наблюдения для событий нулевой скорости, связывающая наблюдаемую (измеряемую) компоненту (скорость, которая должна стать нулевой) с вектором состояния инерциальной системы навигации. Для стандартного случая это строка или матрица, выделяющая компоненты скорости из всего вектора состояния, по которым происходит обновление фильтра.

Обнуление оценки скорости ограничивает рост ошибки положения (позиционные остатки за период между детекциями), минимизирует накопление эффекта дрейфа.

Метод ZVU строится как регулярный цикл:

1) для каждого временного шага анализируется одометрическая скорость $v_{ODO}(t)$ и данные акселерометра и гироскопа;

2) при выполнении условия нулевой скорости инициируется коррекция (обнуление или обновление фильтра);

3) система интегрирует новое положение до следующего детектирования паузы.

В отличие от четырехколесных ТС у мотоцикла возможна псевдоостановка – переднее и заднее коле-

са могут по-разному проскальзывать, особенно на скользкой или неровной поверхности. Для достоверной коррекции ZVU крайне важно проверять дополнительные признаки нулевой динамики по акселерометру и гироскопу (например, близость к статическим условиям по характеристикам распределения шума). Система фильтрации должна быть адаптивной к частым паузам, нестабильному движению по неровной дороге [14].

Алгоритм комплексирования сигналов одометра, гироскопов и акселерометров для устройств «ЭРА-ГЛОНАСС»

На первом этапе алгоритма формируется модель входных данных, включающая измерения акселерометра, гироскопа и одометра с учетом их временной дискретизации, постоянных смещений и шумов.

Акселерометр регистрирует проекции ускорения вдоль осей X, Y, Z в связанной с транспортным средством системе координат. Измерение на шаге k представляет собой вектор:

$$a_k = [a_x(t_k), a_y(t_k), a_z(t_k)]^T,$$

где t_k – временная метка дискретизации; a_x, a_y, a_z – ускорения по осям, м/с².

При этом сигналы акселерометров учитывают смещение b_a и аддитивный гауссов шум ε_a :

$$y_a(t_k) = a_k + b_a + \varepsilon_a.$$

В свою очередь, гироскоп фиксирует угловую скорость по трем осям относительно связанной системы координат (где значения выражаются в рад/с):

$$\omega_k = [\omega_x(t_k), \omega_y(t_k), \omega_z(t_k)]^T.$$

Сигналы гироскопа также описываются с учетом смещения b_g и шума ε_g :

$$y_g(t_k) = \omega_k + b_g + \varepsilon_g.$$

Эти сигналы используются для построения кватернионной оценки ориентации. Производная кватерниона определяется как [15, 16]

$$\dot{q}(t_k) = \frac{1}{2} q(t_k) \otimes [0; y_g(t_k)],$$

и интеграция по времени (например, методом Эйлера или Рунге – Кутты) позволяет получить текущую ориентацию устройства [17].

Сигналы с одометра поступают в виде отсчетов импульсов или мгновенной скорости $v_{ODO}(t_j)$ и временной метки t_j (время поступления одометрических данных), которая, как правило, не совпадает с временной меткой данных акселерометра и гироскопа. Типовая модель сигнала одометра:

$$v_{ODO}(t_j) = \frac{\Delta n}{N} \frac{2\pi R}{\Delta t},$$

где Δn – число импульсов за интервал Δt ; N – количество импульсов на один оборот колеса; R – радиус колеса.

Модель допускает вычисление мгновенной скорости и накопленного пути.

Вся эта структура, включающая массивы данных $(y_a(t_k), y_g(t_k), v_{ODO}(t_j))$ с временным отсчетом (t_k, t_j) и информацией о смещениях/шумах, регистрируется на этапе сбора и служит исходным материалом для последующих шагов – предварительной обработки, синхронизации, прогнозирования состояния и коррекции в EKF. Важно, что одометрические данные сохраняются в «сыром» виде для гибкой последующей обработки и согласования с IMU, что позволяет корректно реализовать асинхронный алгоритм и избежать потери информации при малых скоростях или пропусках данных [18].

На втором этапе алгоритма осуществляется предварительная обработка сенсорных данных, включающая синхронизацию по времени, калибровку датчиков, компенсацию смещений, расчет скоростей и углов, а также детектирование нулевой скорости (Zero Velocity Update – ZVU) для последующего применения расширенного фильтра Калмана.

Сначала каждая запись исходного сенсорного массива проходит синхронизацию по времени. Значения одометрической скорости $v_{ODO}(t_j)$ приводятся к меткам времени акселерометра и гироскопа с помощью линейной интерполяции:

$$v_{ODO}^{sync}(t_k) = v_{ODO}(t_j) + \frac{v_{ODO}(t_{j+1}) - v_{ODO}(t_j)}{t_{j+1} - t_j} (t_k - t_j), \quad t_j \leq t_k < t_{j+1}.$$

В итоге все данные формируются как единый временной ряд:

$$Z_k = [a_k, w_k, v_{ODO}^{sync}(t_k)].$$

Следующим шагом проводится калибровка датчиков. Для акселерометра и гироскопа вычисляются постоянные смещения b_a, b_g как средние значения в состоянии покоя:

$$b_a = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N a_i, \quad b_g = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N w_i.$$

После этого все измерения корректируются:

$$a_k^{corr} = a_k - b_a, \quad w_k^{corr} = w_k - b_g.$$

Для одометра рассчитывается скорость на основе импульсов:

$$v_k^c = v_k - b_v,$$

где v_k^c – скорректированная (откалиброванная) скорость на временном шаге k , полученная после удале-

ния систематической ошибки из исходного одометрического измерения; v_k – исходное (необработанное) измерение скорости от одометра на шаге k , которое содержит как истинную скорость транспортного средства, так и постоянное смещение датчика; b_v – постоянное смещение (bias) одометрического датчика скорости, представляющее систематическую ошибку, которая присутствует во всех измерениях датчика.

Моделирование смещений продолжается внутри расширенного фильтра Калмана: предполагается, что реальное измерение связано с состоянием и смещением:

$$z_k = h(x_k) + b_k + n_k,$$

где h – функция измерения; b_k – текущее смещение; n_k – шум измерения.

На этапе предварительной обработки вычисляются дополнительные параметры для детектора нулевой скорости (Zero Velocity Update – ZVU). Берется окно из M последних измерений, и анализируются стандартные отклонения:

$$E_a = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \|a_i\|^2}, \quad E_w = \sqrt{\frac{1}{M} \sum_{i=k-M+1}^k \|w_i\|^2}.$$

Если $E_a < \gamma_a$, $E_w < \gamma_w$ (где γ_a и γ_w – пороговые значения) и одометр фиксирует скорость $v_{ODO}^{sync}(t_k) \approx 0$, то подается флаг на EKF о необходимости коррекции скорости [19].

В результате предварительной обработки формируется структурированный вектор:

$$Z_k^{prep} = \{a_k^{corr}, w_k^{corr}, v_{ODO}^{calc}(t_k), b_a, b_g, ZVU_k\}.$$

Этот вектор поступает на вход прогнозного этапа EKF и служит основой для экстраполяции состояния, оценки ошибок и коррекции по внешним данным.

На третьем шаге алгоритма – прогнозирование расширенного фильтра Калмана (EKF) – реализуется предсказание состояния транспортного средства на основе обработанных сигналов акселерометра и гироскопа, а также модели движения, описанной во втором пункте. На каждом дискретном шаге времени t_k фильтр формирует априорную оценку состояния, опираясь на бесплатформенные инерциальные уравнения: интеграцию ориентации, скорости и положения, с использованием кватернионной модели, коррекции смещений и динамического обновления ковариационной матрицы ошибок процесса.

Вектор состояния ошибок:

$$\delta x_k = [\delta \theta_k, \delta v_k, \delta p_k, \delta b_{a,k}, \delta b_{g,k}]^T,$$

где $\delta \theta_k$ – ошибка ориентации; δv_k – ошибка скорости; δp_k – ошибка положения; $\delta b_{a,k}$ – ошибка смещения акселерометра; $\delta b_{g,k}$ – ошибка смещения гироскопа.

Модель состояния ЕКФ для двухколесного средства обычно включает положение p_k , линейную скорость v_k , ориентацию в формате кватернионов q_k , а также смещения акселерометра и гироскопа b_a и b_g соответственно. Вектор состояния ЕКФ для двухколесного транспортного средства включает:

$$x_k = [p_k, v_k, q_k, b_a, b_g]^T,$$

где p_k – положение в глобальной системе координат; v_k – линейная скорость; q_k – ориентация в виде единичного кватерниона; b_a , b_g – смещения акселерометра и гироскопа соответственно.

Ориентация устройства обновляется интегрированием гироскопических данных (после вычитания оцененного смещения) по стандартному алгоритму:

$$q_k = \text{normalize} \left(q_{k-1} + \frac{1}{2} q_{k-1} \otimes [0, w_k^{\text{corr}}] \Delta t \right),$$

где $w_k^{\text{corr}} = w_k - b_g$, а нормализация необходима для сохранения единичной длины кватерниона.

Скорость прогнозируется в глобальной системе координат:

$$v_k = v_{k-1} + (R(q_{k-1})(a_k^{\text{corr}}) + g) \Delta t,$$

где $a_k^{\text{corr}} = a_k - b_a$, $R(q_{k-1})$ – матрица поворота, преобразующая ускорение из связанной системы в глобальную; g – вектор ускорения свободного падения.

Положение обновляется интегрированием скорости (влияние ускорения учитывается при обновлении скорости):

$$p_k = p_{k-1} + v_{k-1} \Delta t.$$

Смещения моделируются как дискретные случайные блуждающие процессы:

$$b_a^k = b_a^{k-1} + w_a^k, \quad w_a^k \sim \mathcal{N}(0, Q_a);$$

$$b_g^k = b_g^{k-1} + w_g^k, \quad w_g^k \sim \mathcal{N}(0, Q_g),$$

где Q_a, Q_g – ковариационные матрицы шумов смещений.

Нелинейная модель процесса линеаризуется относительно текущего состояния. Матрица якобиана $F_k = \partial f / \partial x$ используется для прогнозирования ковариации:

$$P_k^- = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k,$$

где P_k^- – априорная ковариационная матрица состояния; Q_k – ковариационная матрица шума процесса.

Таким образом, на этапе прогноза ЕКФ последовательно обновляет априорные оценки положения, скорости и ориентации, основываясь на физической

модели движения и текущих измерениях инерциальных датчиков, до момента поступления внешних наблюдений (например, от одометра или детектора нулевой скорости), инициирующих этап коррекции.

Четвертый этап алгоритма – коррекция расширенного фильтра Калмана (ЕКФ) по данным одометра и событию нулевой скорости (ZVU) – реализует обновление априорных оценок состояния (полученных на этапе прогноза) с учетом реальных наблюдений. На каждом шаге времени t_k вычисляется разность между измеренными и предсказанными значениями, которая используется для коррекции как состояния, так и ковариационной матрицы ошибок.

Измерения одометрической скорости $v_{ODO}(t_k)$, а при активации события нулевой скорости (ZVU) формируют вектор наблюдений z_k . Инновация (разность наблюдения и предсказания) вычисляется как [20]

$$y_k = z_k - h(x_k^-),$$

где $h(x_k^-)$ – функция измерения, преобразующая состояние в пространство наблюдений (инновация для одометра).

Матрица усиления Калмана определяется по формуле

$$K_k = P_k^- H_k^T (H_k P_k^- H_k^T + R_k)^{-1},$$

где P_k^- – априорная ковариационная матрица;

$H_k = \frac{\partial h}{\partial x} \Big|_{x_k^-}$ – якобиан функции измерения; R_k – ковариационная матрица шума измерений (для одометра – на основе точности, для ZVU – малая дисперсия).

Оценка состояния обновляется:

$$x_k = x_k^- + K_k y_k,$$

где x_k^- – априорное состояние (положение, скорость, кватернион, смещения датчиков); K_k – вычисленный коэффициент усиления; y_k – инновация, а для событий ZVU – разница между нулем и прогнозной скоростью.

Ковариационная матрица обновляется:

$$P_k = (I - K_k H_k) P_k^-.$$

В случае активации детектора нулевой скорости (ZVU) $z_k = 0$ (вектор нулевой скорости); H_k – выбираются компоненты скорости состояния; R_k – устанавливается очень малой, что приводит к сильному уменьшению ошибки оценки скорости.

Для оценки ориентации используется схема с вектором ошибок (error-state): в векторе состояния хранится малый вектор ошибки ориентации $\delta\theta$, который в ходе коррекции преобразуется в малый кватернион поворота

$$\delta q \approx \left[1, \frac{1}{2} \delta \theta \right]$$

и используется для обновления основного кватерниона ориентации:

$$q_{nom} \leftarrow \delta q \otimes q_{nom}, \quad \delta \theta \rightarrow 0,$$

что позволяет сохранять корректную нормировку и сводить численные ошибки при многократных итерациях коррекции.

В результате после коррекции по данным одометра и событию нулевой скорости расчетное состояние (позиция p , скорость v , ориентация q , смещения b_a, b_g) получает уточнение, отражающее реальное движение двухколесного транспорта и качественно ограничивает ошибку навигации.

Пятый шаг алгоритма, который выполняет формирование выходных оценок, является последним шагом цикла обработки в расширенном фильтре Калмана (EKF) и предоставляет последовательности уточненных значений положения, скорости ориентации и смещений датчиков, пригодных для управления, построения траекторий или анализа динамики движения двухколесного транспортного средства. Все эти значения извлекаются непосредственно из обновленного вектора состояния x_k и ковариационной матрицы P_k , полученных на этапе коррекции [21].

После применения формул обновления состояния $x_k = x_k^- + K_k y_k$ и ковариации ошибок $P_k = (I - K_k H_k) P_k^-$ вектор состояния содержит последние оценки:

$$x_k = [p_k, v_k, q_k, b_{a,k}, b_{g,k}],$$

где p_k – положение в глобальной системе координат, м; v_k – скорость в глобальной системе, м/с; q_k – единичный кватернион, описывающий ориентацию (переход из связанной в глобальную систему); $b_{a,k}, b_{g,k}$ – текущие оценки смещений акселерометра и гироскопа в связанной системе координат.

Каждая компонента рассчитана с учетом совместной обработки одометрических, акселерометрических и гироскопических данных, динамически согласованных через EKF.

Дополнительно для оценки точности результатов используются диагональные элементы ковариационной матрицы P_k :

$$\sigma_{p_x}^2 = [P_k]_{1,1}, \quad \sigma_{v_y}^2 = [P_k]_{5,5}, \quad \sigma_{\theta_z}^2 = [P_k]_{9,9} \text{ и др.}$$

Они отражают апостериорную неопределенность по каждой компоненте состояния и используются:

- для построения доверительных интервалов;
- адаптации алгоритмов управления;
- диагностики неисправностей сенсоров.

Таким образом, на выходе EKF в каждом временном окне формируется не только набор кинематиче-

ских переменных и смещений, но и их количественная оценка точности, что критически важно для обеспечения надежности и безопасности навигационной системы. Блок-схема алгоритма изображена на рисунке 1.

Результаты экспериментальных исследований

Целью эксперимента было исследование предельных возможностей разработанного радиомодуля устройств «ЭРА-ГЛОНАСС» (рис. 2) в неблагоприятных случаях при пропаже радиосигналов спутниковой навигации.

В эксперименте использовался мотоцикл Yamaha XJ6F Diversion с техническими характеристиками, представленными в таблице.

В рамках эксперимента проводилась всесторонняя оценка работы алгоритма комплексирования БИНС и одометра, реализованного на устройстве, содержащем микроконтроллер Cortex-M4, гироскоп LSM6DS, акселерометр LIS3DH, с частотами опроса 100 Гц. Скорость мотоцикла измерялась с помощью датчика, расположенного на коробке передач, а не на колесе с частотой опроса 20 Гц. Работа алгоритма проверялась на маршруте длиной 10 км с контрольной точкой через 5 км. Маршрут включал участки с различными типами дорожного покрытия: асфальт, грунтовая дорога и песчаная дорога. Скорость движения на каждом типе покрытия составляла, не более, 80 км/ч – на асфальте, 50 км/ч – на грунте и 25 км/ч – на песке, что соответствует безопасным условиям для мотоцикла. На маршруте присутствовали остановки, резкие ускорения и замедления, предназначенные для тестирования детектора нулевой скорости и алгоритма комплексирования в целом. Для оценки точности в начальной, конечной и каждой километровой точке маршрута были известны эталонные координаты, полученные с помощью высокоточного ГНСС-приемника с погрешностью не более 30 см (рис. 3).

Эти точки использовались исключительно для постфактум-сравнения и не влияли на работу алгоритма в реальном времени, что позволило объективно оценить автономную точность комплексированной системы.

Основными целями моделирования являлась оценка применимости алгоритма в системе вызова экстренных и оперативных служб. Результаты эксперимента на одном из тестовых маршрутов показаны на рисунке 4.

Таким образом, движение мотоцикла по данному маршруту с инерциальной навигационной системой и одометром на различных покрытиях показало характерный рост ошибок определения положения, как интеграционной, так и вследствие неидеальности сенсоров.

Накопление ошибки с расстоянием. Ошибка определяемого БИНС положения увеличивалась с длиной маршрута и по абсолютному отклонению достигла порядка 304 м через 5 км и почти 469 м через 10 км движения, несмотря на номинально небольшие систематические и случайные дрейфы гироскопа и акселерометра.

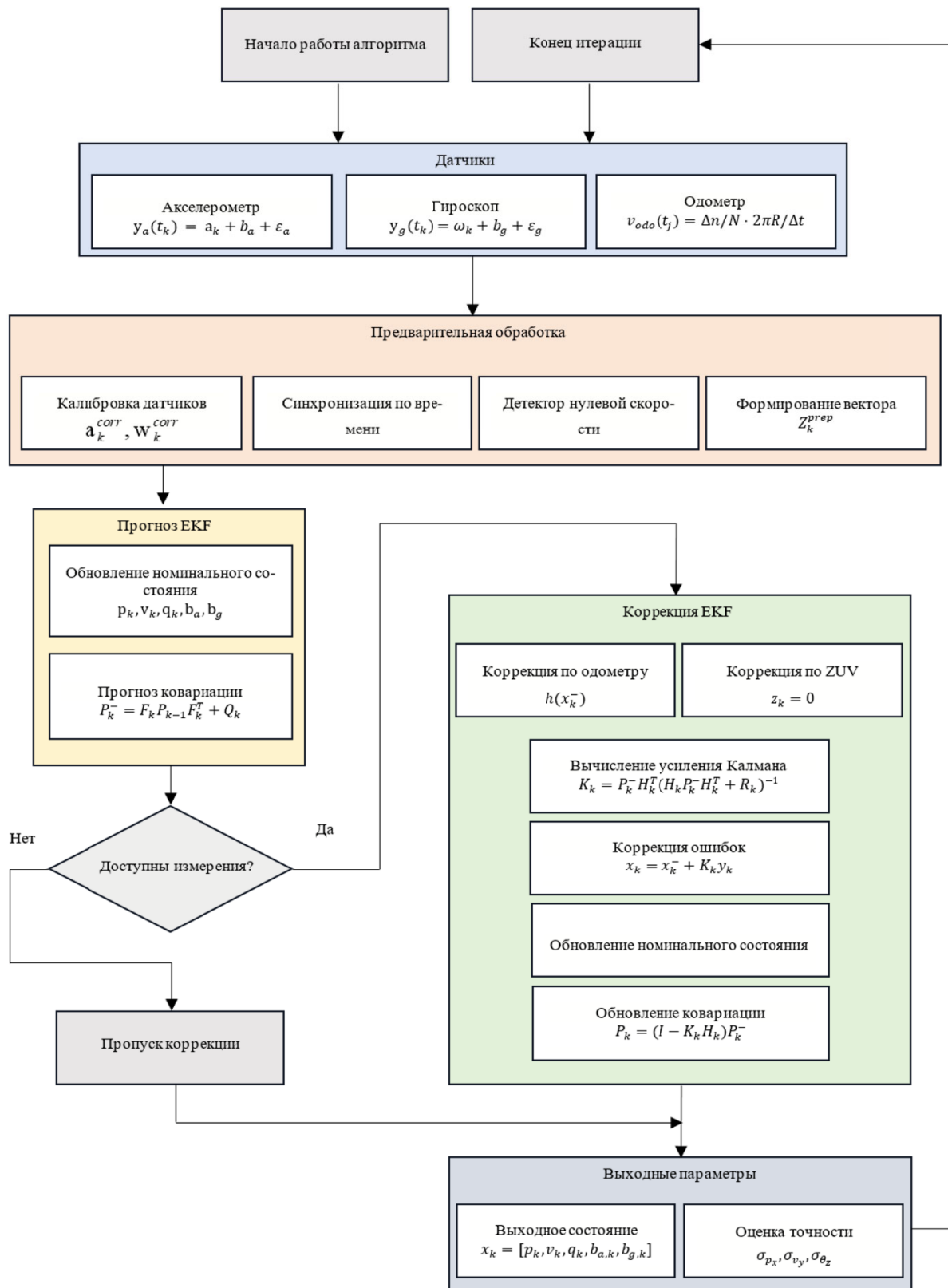


Рис. 1. Алгоритм интеграции для повышения эффективности радиоустройства «ЭРА-ГЛОНАСС»

Fig. 1. Integration algorithm to improve efficiency ERA-GLONASS radiodevices



Рис. 2. Внешний вид тестового устройства с реализацией алгоритма комплексирования одометра, гироскопа и акселерометра

Fig. 2. Appearance of the test device with implementation algorithm for integrating odometer, gyroscope and accelerometer

Основные технические характеристики двухколесного ТС

Main technical characteristics of a two-wheeled vehicle

Параметр	Значение
Тип мотоцикла	Спорт-турист XJ6F
Двигатель	4-цилиндровый, 4-тактный, рядный, DOHC, жидкостное охлаждение
Объем двигателя	600 см ³
Мощность	77,5 л.с. (57 кВт) при 10 000 об/мин
Передняя шина	120/70ZR17 (58W)
Задняя шина	160/60ZR17 (69W)
Длина	2120 мм
Ширина	770 мм
Высота	1085 мм
Колесная база	1440 мм
Клиренс	140 мм
Разгон 0...100 км/ч	4,15 сек.
Максимальная скорость	207 км/ч
Снаряженная масса	215 кг



Рис. 3. Спутниковый приемник ООО «КБ «НАВИС»

Fig. 3. Satellite receiver of LLC KB NAVIS

Зависимость от типа покрытия. На асфальте ошибка росла медленнее и оставалась минимальной, тогда как на грунте и на песке темпы нарастания ошибки выше. Это связано с большей относительной погрешностью одометра и усилением интегральных

ошибок при снижении стабильности и скорости движения.

Формирование интегрального смещения. Сложная геометрия маршрута с несколькими поворотами приводит к проявлению интеграционных ошибок положения и курса. Даже при небольших смещениях гироскопа эффект существенно нарастает из-за отсутствия внешних коррекций по сигналам ГНСС.

Для практического применения БИНС на мотоцикле по сложным маршрутам без коррекции уровень точности даже у малошумящих MEMS-датчиков быстро выходит за пределы приемлемых значений, особенно на грунтовых и песчаных покрытиях.

Необходима коррекция по спутниковым системам или внешним ориентирам, поскольку только одометра и БИНС для протяженных маршрутов недостаточно – рост ошибки будет лавинообразным.

Выбор покрытия дорожного полотна и параметры одометра существенно влияют на общее качество решения задачи навигации.

Выводы

В целом на основе проведенных исследований можно сделать следующие основные выводы.

Рассмотренный алгоритм, основанный на комплексировании данных инерциальной навигационной системы и одометрической информации, продемонстрировал практическую пригодность для реализации систем автоматического экстренного вызова (УВЭОС) на мотоциклах при условии периодического восстановления сигнала ГНСС хотя бы один раз на каждые 5...7 км маршрута. Такой режим соответствует реальным условиям эксплуатации: в городской застройке, лесных массивах, тоннелях и под мостами сигнал ГНСС временно теряется, однако периодически восстанавливается, обеспечивая возможность коррекции накопленной ошибки.

Экспериментальные исследования подтвердили, что предложенный алгоритм позволяет эффективно подавлять характерный для бесплатформенных инерциальных навигационных систем кубический

дрейф ошибки определения положения двухколесного транспортного средства. В условиях длительного отсутствия сигнала глобальной навигационной спутниковой системы гибридная система демонстрирова-

ла среднеквадратическую ошибку определения положения менее 5 % от пройденного пути, тогда как ошибка чисто инерциальной навигации, как правило, превышает 20 %.

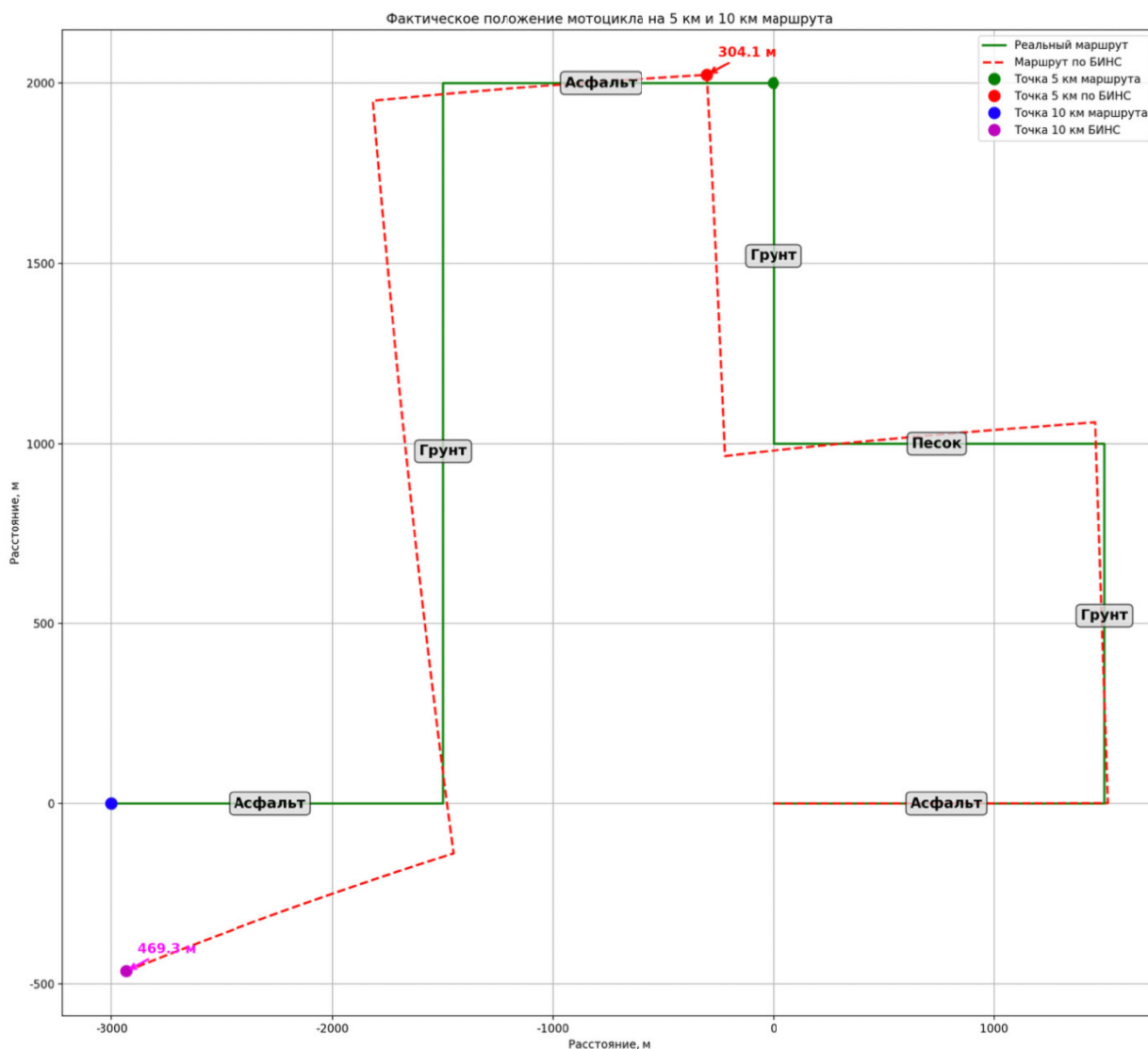


Рис. 4. Маршрут мотоцикла по различным участкам дорожного покрытия

Fig. 4. Motorcycle route on different sections of the road surface

Ключевым достижением стало успешное подавление накопления ошибки по курсу за счет использования одометрической информации. В рамках предложенного алгоритма реализован адаптивный детектор нулевой скорости, основанный на анализе нормы ускорения и угловой скорости, что позволяет выполнять коррекцию в подходящих условиях движения и дополнительно ограничивать дрейф. Анализ траекторий после выполнения сложных маневров (резкие повороты, разгоны и торможения) подтвердил устойчивость алгоритма к воздействию динамических кренов и кратковременным проскальзыванием колес. Однако установлено, что длительные интенсивные проскальзывания приводят к значи-

тельному росту позиционной ошибки, требующему последующей инициализации системы по сигналам навигационной спутниковой системы.

Результаты эксперимента показали, что в условиях отсутствия покрытия ГНСС на протяжении 5...7 км ошибка позиционирования, обусловленная дрейфом MEMS-гироскопов, шумом акселерометров и погрешностями одометра (обусловленными проскальзыванием колес на сыпучих покрытиях), не превышает 300 м. Это значение соответствует допустимым нормам для задач, возложенных на УВЭОС. В контексте экстренных служб, особенно в сельской или малонаселенной местности, зона неопределенности радиусом до 300 м считается приемлемой для иници-

специализации поисково-спасательных операций. При наличии буферизованной истории ГНСС-координат и инерциальной экстраполяции в «слепых» зонах система предотвращает потерю объекта, предоставляя операторам пусть не точечную, но ограниченную зону поиска.

Библиографические ссылки

1. Аналитическое прогнозирование оптимальной траектории движения мобильного робота / А. А. Лобатый, Д. В. Капский, А. К. Ибрагим, И. А. Шишкова // Системный анализ и прикладная информатика. 2022. № 2. С. 21–26.
2. Соколов С. В., Маршаков Д. В., Чуб Е. Г. Устойчивое решение задачи автономной навигации подвижных объектов на аналитических траекторных интервалах по результатам инерциальных измерений // Измерительная техника. 2024. № 4. С. 4–15. DOI: 10.32446/0368-1025it.2024-4-4-15
3. Неусытин К. А., Пролетарский А. В., Селезнёва М. С. Алгоритмы комплексирования инерциальной навигационной системы с датчиками угловых ускорений // Механика и мехатроника. 2023. Т. 24, № 2. С. 107–112. DOI: 10.17587/mau.24.107-112
4. Килин А. А., Караваяев Ю. Л., Шестаков В. А. Движение без проскальзывания и отрыва от поверхности четырехколесного высокоманевренного мобильного робота // Мехатроника, автоматизация, управление. 2023. № 24 (8). С. 403–411. DOI: 10.17587/mau.24.403-411
5. Прохорцов А. В., Балабаев О. С. Обзор бесплатформенных инерциальных навигационных систем отечественного и импортного производства // Известия ТулГУ. Серия: Технические науки. 2024. № 7. С. 350–355. DOI: 10.24412/2071-6168-2024-7-350-351
6. Обзор методов комплексирования в интегрированных навигационных системах / М. Б. Богданов, А. В. Прохорцов, В. А. Смирнов, В. В. Савельев, А. Э. Соловьев // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2020. № 5. С. 118–126. DOI: 10.24411/2071-6168-2020-00044
7. Иванов В. Ф., Охотников А. Л., Градусов А. Н. Алгоритм комплексирования сенсорных данных для задач автоматического управления подвижным составом // Автоматика на транспорте. 2024. № 4. С. 360–371. DOI: 10.20295/2412-9186-2024-10-04-360-371
8. Liu N., Chen T., Wang Y., Zhao H. (2025) Adaptive Kalman Filter Integrated Navigation Measurement Enhanced by Convolutional and Recurrent Neural Networks for Vehicle Motion State Recognition. Measurement, vol. 231, no. 113456. DOI: 10.1016/j.measurement.2025.116907
9. Крамлик А. В., Николаев П. Н., Рылько Д. В. Бортовой двухэтапный алгоритм определения ориентации наноспутника SamSat-ION // Гироскопия и навигация. 2023. № 31 (2). С. 65–85. EDN FBUMKZ
10. Ge Y., Liu H., Zhang Z. (2025) Noise Processing Method of MEMS Tilt Sensor Using Quantum Particle Swarm Optimization and Kalman Filter // IEEE Sensors Access, vol. 13, pp. 67239-67249. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3552945
11. Брич И. А. Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации данных инерциальных датчиков // Политехнический молодежный журнал. 2023. № 2 (79). DOI: 10.18698/2541-8009-2023-2-864
12. Ostermeier M., Sindinger S.-L., Marschall D. (2024) IMU Based Assessment of Rider Kinematics in Motocross - a Pilot Study // Applied Human Factors and Ergonomics: Open Access Proceedings, pp. 2167-2172. DOI: 10.54941/ahfe1005784
13. Zhang R., Zhou M., Shen L., Sun Y. (2020) Adaptive Fusion Algorithm for Low Cost Inertial and GNSS Measurements with Application in Autonomous Navigation // Chinese Journal of Aeronautics, vol. 33, no. 12, pp. 3089–3102. DOI: 10.1016/j.cja.2020.03.008
14. Faraji J., Keighobadi J., Janabi Sharifi F. (2025) Design and implementation of an adaptive extended Kalman filter with interval type 3 fuzzy set for an attitude and heading reference system // Signal Processing, vol. 223, 109947. DOI: 10.1016/j.sigpro.2025.109947
15. Козадаев К. В. Кватернионный базис для алгоритма бесплатформенной инерциальной навигационной системы БПЛА // Вестник Полоцкого государственного университета. Серия С: Фундаментальные науки. 2020. № 4. С. 10–14.
16. Василюк Н. Н. Слабое комплексирование инерциальных и спутниковых измерений с помощью расширенного фильтра Калмана с кватернионным представлением ориентации // Проблемы управления. 2019. № 4. С. 20–28. DOI: 10.25728/ru.2019.4.8
17. Реализация алгоритмов ориентации бесплатформенных инерциальных навигационных систем / В. В. Матвеев, М. Г. Погорелов, В. В. Лихошерст, А. В. Каликанов, М. Д. Кирсанов, Д. С. Стрельцов, А. Г. Колесникова // Известия ТулГУ. Технические науки. 2022. № 12.
18. Фокин Г. А., Владыко А. Г. Позиционирование транспортных средств с комплексированием дальномерных, угломерных и инерциальных измерений в расширенном фильтре Калмана // Труды учебных заведений связи. 2021. Т. 7, № 2. С. 51–67. DOI: 10.31854/1813-324X-2021-7-2-51-67
19. Голован А. А. Интеграционное решение «БИНС-одометр»: позиционный вариант // Гироскопия и навигация. 2021. № 2 (113). С. 110–125. DOI: 10.17285/0869-7035.0066
20. Wahlström J., Skog I. (2021) Fifteen Years of Progress at Zero Velocity: a Review // IEEE Sensors Journal, vol. 21, no. 2, pp. 1139–1151. DOI: 10.1109/JSEN.2020.3018880
21. Bellés A., Medina D., Chauchat P., Labsir S., Vilà Valls J. (2024) Robust Error State Kalman Type Filters for Attitude Estimation // EURASIP Journal on Advances in Signal Processing, vol. 2024, no. 75, 19 p.

References

1. Lobaty A.A., Kapsky D.V., Ibragim A.K. and Shikhovich I.A. (2022) [Analytical promotion of the optical trajectory of mobile labor movement]. *System Analysis and Applied Informatics*, no. 2, pp. 21-26 (in Russ.).
2. Sokolov S.V., Marshakov D.V., Chub E.G. (2024) [Sustainable solution to the problem of autonomous navigation of mobile objects at analytical time intervals based on the results of inertial measurements]. *Measuring technique*, no. 4, pp. 4-15. DOI: 10.32446/0368-1025it.2024-4-4-15 (in Russ.).
3. Neussin K.A., Proletarsky A.V., Selezneva M. S. (2023) [Algorithms for integrating an inertial navigation system with angular acceleration sensors]. *Mechanics and mechatronics*, vol. 24, no. 2, pp. 107-112. DOI: 10.17587/MAU.24.107-112 (in Russ.).
4. Kilin A.A., Karavaev Yu.L., Shestakov V.A. (2023) [Movement without slipping and detaching from the surface of a four-wheeled highly maneuverable mobile robot]. *Mechatronics, automation, control*, no. 24, pp. 403-411. DOI: 10.17587/mau.24.403-411 (in Russ.).
5. Prokhortsov A.V., Balabaev O. S. (2024) [Review of free-form inertial navigation systems of domestic and imported production]. *News of TulaSU. Series: Technical Sciences*, no. 7,

pp. 350-355. DOI: 10.24412/2071-6168-2024-7-350-351 (in Russ.).

6. Bogdanov M. B., Prokhortsov A.V., Smirnov V. A., Savel'yev V. V., Soviev A. E. (2020) [Review of integration methods in integrated navigation systems]. *Izvestiya Tula State University. Technical Sciences*, no. 5, pp. 118-126. DOI: 10.24411/2071-6168-2020-00044 (in Russ.).

7. Ivanov V. F., Okhotnikov A. L., Gradov A. N. (2024) [An algorithm for integrating sensory data for problems of automatic control of rolling stock]. *Automation in transport*, no. 4, pp. 360-371. DOI: 10.20295/2412-9186-2024-10-04-360-371 (in Russ.).

8. Liu N., Chen T., Wang Y., Zhao. H. (2025) Adaptive Kalman Filter Integrated Navigation Measurement Enhanced by Convolutional and Recurrent Neural Networks for Vehicle Motion State Recognition. *Measurement*, vol. 231, no. 113456. DOI: 10.1016/j.measurement.2025.116907

9. Kramli A.B., Nikolaev P.N., Rylko D.V. (2023) [On-board two-stage algorithm of the environmental protection department]. *Gyroscopy and navigation*, no. 31, pp. 65-85 (in Russ.).

10. Ge Y., Liu H., Zhang Z. (2025) Noise Processing Method of MEMS Tilt Sensor Using Quantum Particle Swarm Optimization and Kalman Filter. *IEEE Sensors Access*, vol. 13, pp. 67239-67249. DOI: 10.1109/ACCESS.2025.3552945

11. Brich I.A. (2023) [Comparative analysis of algorithms for filtering inertial sensor data]. *Polytechnic Youth Magazine*, no. 2, p. 864. DOI: 10.18698/2541-8009-2023-2-864 (in Russ.).

12. Ostermeier M., Sindinger S.-L., Marschall D. (2024) IMU Based Assessment of Rider Kinematics in Motocross - a Pilot Study. *Applied Human Factors and Ergonomics: Open Access Proceedings*, pp. 2167-2172. DOI: 10.54941/ahfe1005784

13. Zhang R., Zhou M., Shen L., Sun Y. (2020) Adaptive Fusion Algorithm for Low Cost Inertial and GNSS Measurements with Application in Autonomous Navigation.

Chinese Journal of Aeronautics, vol. 33, no. 12, pp. 3089-3102. DOI: 10.1016/j.cja.2020.03.008

14. Faraji J., Keighobadi J., Janabi Sharifi F. (2025) Design and implementation of an adaptive extended Kalman filter with interval type 3 fuzzy set for an attitude and heading reference system. *Signal Processing*, no. 223, p. 109947. DOI: 10.1016/j.sigpro.2025.109947

15. Kozadaev K.V. (2020) [A quaternion basis for the algorithm of the free-form inertial navigation system of UAVs]. *Bulletin of the Polotsk State University. Series C: Fundamental Sciences*, no. 4, pp. 10-14 (in Russ.).

16. Vasilyuk N.N. (2019) [Weak integration of inertial and satellite measurements using an extended Kalman filter with a quaternionic orientation representation]. *Management Issues*, no. 4, pp. 20-28. DOI: 10.25728/year of issue.2019.4.8 (in Russ.).

17. Matveev V.V., Pogorelov M.G., Likhoshester V.V., Kalkanov A.V., Kirsanov M.D., Streltsov D.S., Kolesnikova A.G. (2022) [Implementation of orientation algorithms for free-form inertial navigation systems]. *Bulletin of TulSU. Technical sciences*, no. 12 (in Russ.).

18. Fokin G.A., Vladko A.G. (2021) [Vehicle positioning with integrated rangefinder, angular and inertial measurements in an extended Kalman filter]. *Proceedings of educational institutions of communications*, vol. 7, no. 2, pp. 51-67. DOI: 10.31854/1813-324X-2021-7-2-51-67 (in Russ.).

19. Golovan A.A. (2021) [BINS-odometer integration solution: a positional version]. *Gyroscopy and Navigation*, no. 2, pp. 110-125. DOI: 10.17285/0869-7035.0066 (in Russ.).

20. Wahlström J., Skog I. (2021) Fifteen Years of Progress at Zero Velocity: a Review. *IEEE Sensors Journal*, vol. 21, no. 2, pp. 1139-1151. DOI: 10.1109/JSEN.2020.3018880

21. Bellés A., Medina D., Chauchat P., Labsir S., Vilà Valls J. (2024) Robust Error State Kalman Type Filters for Attitude Estimation. *EURASIP Journal on Advances in Signal Processing*, vol. 2024, no. 75, 19 p.

Inertial-Odometry Module of the ERA-GLONASS Radio Navigation Device for Two-Wheeled Vehicles under Satellite Radio Signal Loss

V.V. Nikitin, LLC "FICOM-IT", Moscow, Russia

S.U. Uvaisov, MIREA - Russian Technological University, Moscow, Russia

K.V. Shishakov, MIREA - Russian Technological University, Moscow, Russia

The article is devoted to the development and study of an inertial-odometry module for two-wheeled vehicles, which improves the characteristics of the ERA-GLONASS radio navigation device in conditions of poor satellite radio signals or their temporary inaccessibility. To do this, a mathematical model of an integrated navigation system based on an advanced Kalman filter is used, where data from MEMS accelerometers and gyroscopes are supplemented by signals from the odometer and combined into a closed correction loop. To verify the algorithm effectiveness, full-scale tests were carried out using a reference high-precision satellite navigation, which makes it possible to quantify the error of the proposed solution on a test route simulating real traffic conditions. Experimental studies have shown that the proposed algorithm enables effective suppress the cubic drift of the error in determining the position of a two-wheeled vehicle, which is characteristic of strapdown inertial navigation systems. In the long absence of a global navigation satellite system signal, the hybrid system showed a root mean square position error of less than 5 % of the distance traveled, while the error of purely inertial navigation usually exceeds 20 %. The key achievement was the successful suppression of the error accumulation on the course through the use of odometry information. Within the framework of the proposed algorithm, an adaptive zero-velocity detector is implemented, based on the analysis of the acceleration rate and angular velocity, which makes it possible to perform correction in suitable driving conditions and limit drift further. Analysis of the trajectories after performing complex maneuvers (sharp turns, acceleration and braking) confirmed the algorithm stability to the effects of dynamic rolls and short-term wheel slippage. However, it has been established that long-term intensive slippage leads to a significant increase in positional error, which requires subsequent initialization of the system based on signals from the navigation satellite system.

Keywords: global navigation satellite system, strapdown inertial navigation system, integration of radio navigation equipment with an odometer, Kalman filter, two-wheeled transport, MEMS sensors.

Получено 09.09.2025

Образец цитирования

Никитин В. В., Увайсов С. У., Шишаков К. В. Инерциально-одометрический модуль радионавигационного устройства «ЭРА-ГЛОНАСС» для двухколесных средств в условиях потери спутниковых радиосигналов // Вестник ИжГТУ имени М. Т. Калашникова. 2025. Т. 28, № 4. С. 83–97. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-4-83-97

For Citation

Nikitin V.V., Uvaisov S.U., Shishakov K.V. (2025) [Inertial-Odometry Module of the ERA-GLONASS Radio Navigation Device for Two-Wheeled Vehicles under Satellite Radio Signal Loss]. *Vestnik IzhGTU imeni M.T. Kalashnikova*, vol. 28, no. 4, pp. 83-97. DOI: 10.22213/2413-1172-2025-4-83-97 (in Russ.).