

МАШИНОСТРОЕНИЕ

MACHINE BUILDING



УДК 621.3; 004.02

Оригинальное эмпирическое исследование

<https://doi.org/10.23947/2541-9129-2026-10-2-152-165>

Интеллектуализация фильтров Калмана для повышения автономности и точности навигационных систем беспилотных летательных аппаратов



EDN: FMTCRW

И.В. Контарев¹  , В.В. Белик² ¹ Ростовский государственный медицинский университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация² Донской государственный технический университет, г. Ростов-на-Дону, Российская Федерация✉ k1010@bk.ru

Аннотация

Введение. Современные беспилотные летательные аппараты (БПЛА) широко применяются для мониторинга территорий, аэрофотосъемки и логистики. Их навигация в значительной степени опирается на глобальные спутниковые системы (GNSS), сигналы которых подвержены случайным и преднамеренным помехам, экранированию и мультипутевости. В плотной городской застройке и лесных массивах среднеквадратическая ошибка позиционирования по GNSS может превышать восемь метров, а вероятность кратковременных и длительных потерь сигнала остается высокой даже при благоприятной видимости. Все это делает задачу обеспечения устойчивой и точной навигации БПЛА в условиях деградации GNSS особенно актуальной. Обзор специальной литературы показал, что классические методы интеграции данных, такие как расширенный и ансцентный фильтры Калмана, эффективно работают в номинальных режимах, но теряют устойчивость при длительных сбоях GNSS из-за накопления дрейфа инерциальных датчиков. Новые архитектуры на основе глубокого обучения (например KalmanNet, FusionNet, Deep Sensor Fusion) улучшают аппроксимацию нелинейной динамики и частично компенсируют дрейф. Однако они часто требуют значительных вычислительных ресурсов, тщательной настройки под конкретные сенсоры и не всегда обеспечивают детерминированные задержки в реальном времени. Следовательно, можно заключить, что остается недостаточно проработанным вопрос баланса между точностью, вычислительной сложностью и адаптивностью к разным типам движения и условиям деградации сенсорных данных. В связи с этим цель данного исследования — провести сравнительный анализ традиционных и нейросетевых методов повышения точности и надежности навигации БПЛА и разработать адаптивную калмановскую структуру, способную работать в реальном времени при частичных потерях сигнала. Для этого необходимо решить следующие задачи: реализовать оптимальные модификации фильтра Калмана для различных участков траектории и режимов движения, создать нечеткий контроллер для адаптивного переключения фильтров и параметров, экспериментально оценить устойчивость предложенных методов в разнообразных сценариях с деградацией GNSS.

Материалы и методы. Исследование выполнено на основе обзора литературы по интеграции сенсорных данных и нелинейной фильтрации, находящихся в ведущих наукометрических базах (Scopus, eLIBRARY, CyberLeninka) и в открытых интернет-источниках за 2015–2025 годы. Математическое моделирование проводилось в среде MATLAB. В качестве исходных теоретических данных использовалась GPS-траектория полета БПЛА, преобразованная в локальную декартову систему координат с добавлением синтетических возмущений и частичных обрывов измерений. Базовая динамическая модель — двумерная локализация в горизонтальной плоскости с состоянием [x, y, курс, угловая скорость, путевая скорость] и белыми гауссовскими возмущениями в каналах скорости и угловой скорости. Для дискретизации применялся метод Эйлера. Модель измерений,

основанная на знании известной точки, позволяет применить декартову систему координат. Реализованы и сопоставлены EKF, UKF/SRCDKF и фильтр частиц (Particle Filter) как эталонные алгоритмы нелинейной фильтрации. Предложенный авторами метод включает в себя нечёткий контроллер для адаптивного выбора модели движения (CV, CA, CT, MV) на основе нормированных инноваций, оценок ускорения и кривизны траектории. Для самокалибровки точности использована адаптация ковариаций измерений по инновациям в скользящем режиме с экспоненциальным сглаживанием. Надежность мультисенсорной интеграции обеспечивалась динамическим взвешиванием источников через вектор доверия, корректирующий вклад измерений в ковариацию невязки. Экспериментальная оценка выполнена на сценариях с гауссовым шумом измерений, различной долей пропусков (вплоть до 30 %) и изменяемой маневренностью. Сравнение проводилось по среднеквадратической ошибке (СКО) координат и метрикам устойчивости (вероятность критического роста ошибки), а также по относительной вычислительной сложности.

Результаты исследования. Метод был оценен на имитационных и стендовых траекториях с маневрами и пропусками измерений. В среднем СКО координат снизилась на 18–35 %, по сравнению с EKF/UKF, при сопоставимых условиях возбуждения, а вероятность критического роста ошибки стремилась к нулю при доле пропусков до 30 %. Нормированная инновационная статистика оставалась в доверительных интервалах, что подтверждает корректную настройку ковариаций. Самокалибровка шумов измерений сходилась к стационарным значениям за 1–2 шага алгоритма после запуска и после резких изменений помех. Абляционные эксперименты показали, что нечеткое переключение моделей движения дает наибольший вклад в точность на криволинейных участках, тогда как динамическое взвешивание источников повышает робастность к выбросам и дрейфу датчиков. За счёт увеличения вычислительной сложности в сравнении с фильтром частиц удалось повысить стабильность на различных траекториях движения и достичь оптимальных показателей среднеквадратичной ошибки до двух метров, что подтверждено на встраиваемом ARM-процессоре.

Обсуждение. Выигрыш в точности и устойчивости объясняется сочетанием локально адекватной кинематической модели и онлайн-адаптацией доверия к сенсорам, что уменьшает систематические смещения и предотвращает разгон ковариации при пропусках. Фаззи-логика обеспечивает мягкие переходы между режимами без резких скачков оценки, однако она чувствительна к выбору правил и масштабов функций принадлежности, это требует методичной процедуры настройки. Ограничения текущей постановки включают в себя 2D-конфигурацию с одной дальномерной опорой и ограниченный спектр маневров, поэтому перенос на 3D и многоопорные измерения может потребовать пересмотра набора моделей. Сопоставимость с альтернативами сохраняется при одинаковых ограничениях на бюджет вычислений; при неограниченных ресурсах более тяжелые методы частично сокращают разрыв. Наблюдаемая сходимость самокалибровки быстра, но в условиях длительных нестационарностей предпочтительна регуляризация и скользящее окно.

Заключение. Представленный авторами адаптивный метод локализации обеспечивает существенное снижение среднеквадратичной ошибки при сохранении или улучшении устойчивости, оставаясь вычислительно экономичным для встраиваемых платформ. Комбинация нечеткого переключения моделей и динамического взвешивания источников делает решение практичным при пропусках и возмущениях, а корректная инновационная статистика подтверждает согласованность вероятностной части алгоритма. Ограничения текущей версии связаны с размерностью задачи и ручной настройкой правил, тем не менее архитектура модульна и совместима с существующими конвейерами фильтрации. Перспективы развития предполагают расширение в 3D, интеграцию многоопорных дальномерных и угловых измерений, онлайн-обучение параметров правил и всестороннюю валидацию на натуральных стендах. В совокупности результаты указывают на готовность метода к прикладному использованию в мобильной робототехнике и навигации автономных систем.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, фильтр Калмана, навигация, определение координат, расширенный фильтр Калмана (EKF), ансцентный фильтр Калмана (UKF), математическое моделирование, интеллектуальная фильтрация, адаптивный алгоритм, нейро-байесовская модель

Для цитирования. Контарев И.В., Белик В.В. Интеллектуализация фильтров Калмана для повышения автономности и точности навигационных систем беспилотных летательных аппаратов. *Безопасность техногенных и природных систем*. 2026;10(2):152–165. <https://doi.org/10.23947/2541-9129-2026-10-2-152-165>

Intellectualization of Kalman Filters to Increase the Autonomy and Accuracy of Navigation Systems of Unmanned Aerial Vehicles

Igor V. Kontarev¹  , Vladimir V. Belik² 

¹ Rostov State Medical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

² Don State Technical University, Rostov-on-Don, Russian Federation

 k1010@bk.ru

Abstract

Introduction. Modern unmanned aerial vehicles (UAVs) are widely used for monitoring territories, aerial photography, and logistics. Their navigation heavily relies on the Global Navigation Satellite System (GNSS), but their signals are susceptible to accidental and intentional interference, shielding, and multipath effects. In dense urban areas and woodlands, the standard error of GNSS positioning can exceed eight meters, and the probability of short-term and prolonged signal loss remains high, even with favorable visibility conditions. This makes the task of ensuring stable and accurate UAV navigation under conditions of GNSS degradation particularly challenging. A literature review has shown that classical data integration methods, such as extended and unscented Kalman filters, work effectively in nominal modes, but they lose stability during prolonged GNSS failures due to inertial sensor drift accumulation. New architectures based on deep learning (e.g. KalmanNet, FusionNet, Deep Sensor Fusion) improve the approximation of nonlinear dynamics and partially compensate for drift. However, they often require significant computing resources, careful configuration for specific sensors, and do not always provide deterministic delays in real time. Therefore, it can be concluded that the issue of the balance between accuracy, computational complexity, and adaptability to different types of motion and conditions of degradation of sensory data remains insufficiently studied. In this regard, the aim of this research was to conduct a comparative analysis of traditional and neural network methods for improving the accuracy and reliability of UAV navigation and to develop an adaptive Kalman structure capable of operating in real time with partial signal loss. To accomplish this, it was necessary to solve the following tasks: implement optimal modifications of the Kalman filter for various sections of the trajectory and driving modes, create a fuzzy controller for adaptive filters and parameters switching, and experimentally evaluate the stability of the proposed methods in various scenarios with GNSS degradation.

Materials and Methods. The research was based on a literature review on the integration of sensory data and nonlinear filtering in leading scientometric databases (Scopus, eLibrary, CyberLeninka) and in open Internet sources for 2015–2025. Mathematical modeling was conducted in the MATLAB environment. The UAV's GPS flight path, transformed into a local Cartesian coordinate system with the addition of synthetic perturbations and partial measurement breaks, was used as the initial theoretical data. The basic dynamic model was a two-dimensional localization in the horizontal plane with the state [x, y, heading, angular velocity, ground speed] and white Gaussian perturbations in the velocity and angular velocity channels. The Euler method was used for discretization. The measurement model, based on the knowledge of a known point, allowed us to apply the Cartesian coordinate system. EKF, UKF/SRCKF and Particle Filter were implemented and compared as reference algorithms for nonlinear filtering. The method proposed by the authors included a fuzzy controller for adaptive selection of the motion model (CV, CA, CT, MV) based on normalized innovations, estimates of acceleration and curvature of the trajectory. For self-calibration of accuracy, the adaptation of measurement covariances for innovations in a sliding mode with exponential smoothing was used. The reliability of multisensory integration was ensured by dynamic weighting of sources through a confidence vector that corrected the measurement contribution to the discrepancy covariance. The experimental evaluation was performed on scenarios with Gaussian measurement noise, varying proportions of gaps (up to 30%) and variable maneuverability. The comparison was based on the root-mean-square error (RMSE) of coordinates and stability metrics (the probability of critical error growth), as well as relative computational complexity.

Results. The method was evaluated on simulation and bench trajectories with maneuvers and measurement skips. On average, the RMSE of coordinates decreased by 18–35% compared to the EKF/UKF under comparable excitation conditions. The probability of a critical error increase tended to zero at a loss rate up to 30%. The normalized innovation statistics stayed within confidence intervals, confirming the correct adjustment of covariances. Self-calibration of measurement noise converged to steady-state values in 1–2 steps of the algorithm after startup and after sudden changes in interference. Ablation experiments showed that fuzzy switching of motion models made the greatest contribution to accuracy in curved sections, while dynamic weighing of sources increased robustness to outliers and sensor drift. By increasing the computational complexity in comparison with the particle filter, it was possible to increase stability on various motion trajectories and achieve optimal RMSE values of up to two meters, which was confirmed on an embedded ARM processor.

Discussion. The gain in accuracy and stability was due to a combination of a locally adequate kinematic model and online adaptation of sensor confidence, which reduced systematic biases and prevented covariance overlocking. Fuzzy logic provided smooth transitions between modes without sudden jumps in estimation. However, it was sensitive to the choice of rules and the scale of membership functions, which required a methodical setup procedure. Limitations of the current setup included a 2D configuration with a single support and a limited range of maneuvers, so the transfer to 3D and multi-support measurements might require a revision of the model set. Comparability with alternatives remained with the same limitations on the computing budget. With unlimited resources, heavier methods partially reduced the gap. The observed convergence of self-calibration was fast, but under conditions of long-term unsteadiness, regularization and a sliding window were preferable.

Conclusion. The adaptive localization method proposed by the authors significantly reduces the root-mean-square error, while maintaining or improving stability and remaining computationally efficient for embedded platforms. The combination of fuzzy model switching and dynamic source weighting makes the solution practical for omissions and perturbations. Correct innovative statistics confirm the consistency of the probabilistic part of the algorithm. The limitations of the current version are related to the problem size and manual configuration of the rules. However, the architecture is modular and compatible with existing filtering lines. Future prospects include expansion into 3D, integration with multi-support range and angular measurements, online training of rule parameters and comprehensive validation on full-scale stands. Overall, the results suggest that the method is well-suited for application in mobile robotics and autonomous navigation systems.

Keywords: unmanned aerial vehicle, Kalman filter, navigation, coordinate determination, extended Kalman filter (EKF), unscented Kalman filter (UKF), mathematical modeling, intelligent filtering, adaptive algorithm, neuro-Bayesian model

For Citation. Kontarev IV, Belik VV. Intellectualization of Kalman Filters to Increase the Autonomy and Accuracy of Navigation Systems of Unmanned Aerial Vehicles. *Safety of Technogenic and Natural Systems*. 2026;10(2):152–165. <https://doi.org/10.23947/2541-9129-2026-10-2-152-165>

Введение. Современные беспилотные летательные аппараты все шире применяются для решения разнообразных задач — от мониторинга территорий и аэрофотосъемки до логистики. Многие из них для определения своих координат в значительной степени или полностью полагаются на глобальные спутниковые системы навигации (GNSS), такие как GPS и ГЛОНАСС [1]. Однако GNSS-сигналы уязвимы для случайных или преднамеренных помех, что может приводить к их полному или частичному отказу. Поэтому специалисты ведут постоянный поиск новых методов снижения ошибок в позиционировании БПЛА. Так, в работе авторов X Li и R. Jiang [2] был предложен адаптивный нечеткий фильтр Калмана (AF-UKF) для использования в условиях плотной городской застройки, что позволило значительно снизить такие ошибки за счет исключения зашумленных сигналов. Однако, как отмечают сами авторы, данный метод может ошибочно отсеивать «здоровые» сигналы, что критично для БПЛА. Исследователи L.-T. Hsu, S.-S. Jan [3] сосредоточились на совершенствовании алгоритмов слежения, применяя векторное сопровождение с фильтром Калмана для обнаружения и подавления многолучевости (multipath/NLoS). Несмотря на эффективность в городских условиях, их метод не рассчитан на противодействие подавлению сигнала и целенаправленному глушению. Авторы Y. Liu, S. Li [4] использовали анализ инновационной последовательности фильтра Калмана в интегрированной системе GNSS/INS. Хотя метод успешно выявляет «плавные» атаки, его эффективность снижается при резких маневрах БПЛА, которые сами по себе создают схожие инновации. Таким образом, существующие фильтры Калмановского типа либо адаптированы под конкретный тип помех, либо требуют точной настройки под конкретный сценарий движения.

При решении задач навигации в условиях неопределенности наиболее близким классическим аналогом адаптивной фильтрации является алгоритм взаимодействующих множественных моделей (Interacting Multiple Model, IMM) [5]. IMM-фильтры используют марковские цепи для вероятностного переключения между несколькими заранее заданными моделями динамики. Однако существенным недостатком классического IMM является использование статической матрицы переходных вероятностей. В реальных условиях эксплуатации БПЛА, особенно при воздействии средств радиоэлектронной борьбы (РЭБ), потеря сигнала GNSS или резкий маневр уклонения не являются марковскими процессами. Жесткая структура переходов делает IMM-фильтр недостаточно гибким при внезапных и длительных потерях сигнала, что приводит к запаздыванию переключения моделей и росту ошибки.

В последние годы в качестве альтернативы активно развиваются адаптивные фильтры на основе искусственных нейронных сетей (ИНС) и глубокого обучения, такие как KalmanNet или Deep Sensor Fusion [6]. Нейросетевые подходы демонстрируют высокую эффективность в аппроксимации сложных нелинейностей и компенсации инструментального дрейфа датчиков. Тем не менее их применение на борту малых и средних БПЛА сопряжено с рядом критических ограничений. Во-первых, ИНС требуют значительных вычислительных

мощностей, что противоречит жестким ограничениям по массе, габаритам и энергопотреблению (SWaP) встраиваемых систем. Во-вторых, нейросетевые модели сильно зависят от обучающей выборки и подвержены проблеме «черного ящика»: их поведение в нестандартных ситуациях (edge cases), отсутствовавших в датасете, математически непредсказуемо, что недопустимо для критически важных систем управления полетом. В связи с этим возникает необходимость разработки гибридных методов, сочетающих строгую математическую базу фильтров Калмана с легковесными эвристическими алгоритмами адаптации, такими как нечеткая логика.

Даже в благоприятных условиях возможны кратковременные потери сигнала, что для БПЛА, ориентирующихся исключительно по GNSS, может иметь катастрофические последствия. Существующие системы защиты (например, на уровне антенн или обработки сигнала) часто полагаются на известные модели помех и не справляются со сложными, адаптивными и гибридными атаками (сочетание джамминга и спуфинга).

В связи с этим целью данного исследования является разработка фильтра калмановской структуры, способного в реальном времени подстраиваться под различные типы движения объекта, а также восполнять частичные потери сигнала. Одним из наиболее эффективных подходов к решению данной задачи является комплексирование (сенсорная фьюжн) данных от различных источников, таких как инерциальные измерительные блоки (IMU), камеры, лидары и датчики измерения расстояний. Математическим ядром таких систем часто выступают фильтр Калмана [7] и его нелинейные модификации [8], которые позволяют рекурсивно оценивать состояние системы на основе неполных и зашумленных измерений. Для достижения поставленной цели необходимо решить следующие задачи: разработать оптимальные модификации фильтра Калмана для различных участков траектории, создать контроллер на нечёткой логике, который будет адаптивно переключаться между данными фильтрами, и провести экспериментальную оценку устойчивости предложенного метода.

Материалы и методы. Исследование включает в себя следующие этапы: анализ существующей литературы, теоретическое моделирование, проверка теории в условиях, приближенным к реальным, подведение итогов. Анализ литературы состоял из подбора и изучения научных публикаций по теме с последующим систематическим обобщением, изложением и анализом переработанного материала и с использованием ведущих наукометрических баз данных SKOPUS, elibrary.ru и cyberleninka.ru, а также информации, размещенной в глобальной сети интернет. Был проведён поиск по ключевым словам: «фильтр Калмана», «расширенный фильтр Калмана», «модификации фильтра Калмана», «GPS позиционирование», «помехи», «интеллектуализация фильтра Калмана». Было рассмотрено порядка 100 статей, из которых 20 соответствовали как проблематике, так и диапазону временного поиска 2015–2025 годов. Для теоретической части использовалась программная среда MATLAB R2025b с базовыми пакетами, в которой осуществлялось математическое моделирование. В качестве вычислительного оборудования выступал ПК с CPU Amd Ryzen 5 5600G и GPU Gigabyte RTX 3070, ОС Windows 10. В качестве исходных данных применялась GPS-траектория полета БПЛА, преобразованная в локальную декартову систему координат, которая для теоретической части была сгенерирована с учётом различных видов траекторий движения (то же самое касается шумов и обрывов). Для проверки теоретической части в связи с действующими ограничениями на проведение полётов было решено исследовать работу фильтра без полётов (наземными испытаниями путём перемещения тестового образца автомобилем). В практической части для испытания адаптивного контроллера в качестве главного процессора применялась плата NodeMCU V3.0, в роли GPS антенны, а также датчика скорости использовался модуль NEO6MV2, для питания системы был взят аккумулятор с преобразователем напряжения. Итоговая конструкция перевозилась по различным траекториям движения на расстояние в 12 километров, всего было проведено 60 тестов (30 тестов без фильтра, 30 — с фильтром). После каждого теста данные выгружались в вышеописанный ПК. Временные рамки сбора данных разнились от 25 до 90 минут. GPS модуль записывал данные один раз в секунду в формате NMEA, после чего главный процессор обрабатывал данные в долготу и широту для работы фильтра.

В качестве базовой модели рассмотрена задача двумерной локализации БПЛА, движущегося в горизонтальной плоскости. Данная модель справедлива для многих практических сценариев (например, при полете на постоянной высоте) и позволяет ее упростить.

Непрерывная динамика БПЛА может быть описана следующей системой дифференциальных уравнений [7]:

$$\dot{x}(t) = v(t) \cdot \cos(\eta_t),$$

$$\dot{y}(t) = v(t) \cdot \sin(\eta_t),$$

$$\dot{\eta}(t) = \omega(t),$$

$$\dot{\omega}(t) = \epsilon_\omega(t),$$

$$\dot{v}(t) = \epsilon_v(t),$$

где $x(t)$, $y(t)$ — координаты БПЛА в горизонтальной плоскости; $\eta(t)$ — курс (направление движения) БПЛА; $\omega(t)$ — угловая скорость; $v(t)$ — путевая скорость; $\epsilon_\omega(t)$, $\epsilon_v(t)$ — независимые белые гауссовские шумы с нулевым математическим ожиданием и ковариациями Q_ω и Q_v соответственно, моделирующие возмущения (порывы ветра, маневры).

Для реализации на цифровых вычислительных устройствах проводилась дискретизация модели. С использованием метода Эйлера была получена дискретная модель динамики:

$$\begin{aligned} \begin{cases} x_{k+1} = x_k + v_k \cdot \Delta t_k \cdot \cos(\eta_k) \\ y_{k+1} = y_k + v_k \cdot \Delta t_k \cdot \sin(\eta_k) \\ \eta_{k+1} = \eta_k + \omega_k \cdot \Delta t_k \\ \omega_{k+1} = \omega_k + \gamma_{\omega,k} \cdot \sqrt{\Delta t_k} \\ v_{k+1} = v_k + \gamma_{v,k} \cdot \sqrt{\Delta t_k} \end{cases} \end{aligned} \quad (1)$$

где $q_k = [x_k, y_k, \eta_k, \omega_k, v_k]$ — вектор состояния на k -м шаге; Δt_k — интервал времени между шагами k и $k+1$; $\{\gamma_{\omega, k}\}$ — дискретные последовательности белого гауссовского шума с нулевым средним и ковариационными матрицами Q_ω и Q_v соответственно [8].

Данная модель (1) может быть записана в компактной векторно-матричной форме:

$$q_{k+1} = f(q_k) + U(q_k) \cdot \gamma_k, \quad (2)$$

где $f()$ — нелинейная вектор-функция, описывающая эволюцию системы, а $U()$ — матрица, определяющая влияние шума.

Если предположить, что доступно расстояние от БПЛА до некоторой известной точки с координатами (x_0, y_0) , например, до другого БПЛА или наземного маяка, модель измерения будет иметь вид:

$$d_k = h(q_k) + \epsilon_{d,k} = \sqrt{(x_k - x_0)^2 + (y_k - y_0)^2} + \epsilon_{d,k}, \quad (3)$$

где $\epsilon_{d,k}$ — белый гауссовский шум измерения с нулевым средним и дисперсией R , независимый от шумов процесса γ_k .

ЕКФ является классическим подходом для нелинейных систем. Его идея заключается в линеаризации моделей динамики и измерений вокруг текущей оценки состояния с помощью разложения в ряд Тейлора первого порядка.

Шаг прогноза в ЕКФ описывается уравнениями:

$$\hat{q}_{k+1}^- = f(\hat{q}_k^+). \quad (4)$$

$$P_{k+1}^- = F_k P_k^+ + F_k^T + W_k Q W_k^T.$$

Для коррекции оценки используются формулы:

$$K_{k+1} = P_{k+1}^- H_{k+1}^T (H_{k+1} P_{k+1}^- H_{k+1}^T + R)^{-1}, \quad (5)$$

$$\hat{q}_{k+1}^+ = \hat{q}_{k+1}^- + K_{k+1} (d_{k+1} - h \cdot \hat{q}_{k+1}^-),$$

$$P_{k+1}^+ = (I - K_{k+1} H_{k+1}) P_{k+1}^-,$$

где \hat{q}_k^- , \hat{q}_k^+ — априорная и апостериорная оценки вектора состояния; P_k^- , P_k^+ — априорная и апостериорная ковариационные матрицы ошибки оценки; F_k — матрица Якоби функции f ; H_k — матрица Якоби функции h ; K_k — коэффициент усиления Калмана; Q , R — ковариационные матрицы шумов процесса и измерений.

К преимуществам ЕКФ относится низкая вычислительная сложность. К недостаткам — необходимость аналитического вычисления матриц Якоби [9], что может быть трудоемко для сложных моделей, а также низкая точность и возможная расходимость фильтра при сильной нелинейности, так как линеаризация по касательной становится грубым приближением.

Для преодоления недостатков ЕКФ был разработан класс сигма-точечных фильтров Калмана (Sigma-Point Kalman Filters), наиболее известным из которых является UKF. Вместо линеаризации UKF использует детерминированное выборочное преобразование (ансцентное преобразование). Выбирается набор сигма-точек, которые точно отображают среднее и ковариацию текущего распределения состояния. Эти точки пропускаются через нелинейные функции модели динамики и модели измерений, и на основе преобразованных точек вычисляются новое среднее и ковариация.

Существуют дальнейшие модификации UKF, такие как фильтр Калмана центральной разности (CDKF) и фильтр Калмана квадратного корня (SRCDKF). SRCDKF, в частности, обладает повышенной вычислительной устойчивостью, так как работает непосредственно с квадратным корнем ковариационной матрицы, что гарантирует ее положительную определенность на каждом шаге и позволяет избежать численно нестабильного разложения Холецкого.

В случаях, когда шумы имеют негауссовский характер или система обладает высокой степенью нелинейности, эффективным инструментом является фильтр частиц. Этот метод относится к классу алгоритмов последовательного Монте-Карло. Его основная идея заключается в представлении апостериорной плотности вероятности состояния с помощью набора случайных выборок (частиц) с соответствующими весами.

Алгоритм включает в себя следующие шаги:

- инициализация — генерация N части из априорного распределения;
- прогноз — каждая частица пропускается через модель динамики с добавлением случайного возмущения;
- коррекция (взвешивание) — для каждой частицы вычисляется вес, пропорциональный правдоподобию текущего измерения dk ;
- переВыборка — для избежания вырождения (ситуации, когда вес концентрируется на малом числе частиц) выполняется процедура переВыборки: частицы с малым весом отбрасываются, а с большим — тиражируются.

В разработанной системе нечёткий контроллер предназначен для определения наиболее подходящей модели движения объекта на каждом шаге фильтрации. Контроллер анализирует текущую динамическую ситуацию и выдаёт вероятности использования четырёх моделей: равномерного движения (CV), равноускоренного движения (CA), координированного поворота (CT) и манёвра (MV). На основе этих вероятностей формируется комбинированная оценка состояния либо осуществляется переключение между моделями.

На вход контроллера поступают три величины, характеризующие текущее состояние системы:

- норма вектора инноваций (невязок):

$$v_k = \|\tilde{y}_k\|, \tag{6}$$

- норма вектора ускорения:

$$a_k = \sqrt{\hat{a}_{x,k}^2 + \hat{a}_{y,k}^2 + \hat{a}_{z,k}^2}, \tag{7}$$

- кривизна траектории k_k , вычисляемая по оценкам положения и скорости.

Для приведения к единому масштабу используется нормировочный коэффициент скорости, который приблизительно равен средней скорости объекта. Нормализованные значения:

$$\tilde{v}_k = \frac{v_k}{V_{norm}}. \tag{8}$$

При отсутствии измерений GNSS-инновация не может быть вычислена. В этом случае контроллер замораживает вероятности режимов. Если потеря сигнала длится более одной секунды, контроллер принудительно увеличивает активацию модели равномерного движения (CV). Физический смысл этого решения заключается в переходе БПЛА в режим инерциального счисления пути (Dead Reckoning) по вектору последней известной скорости, что предотвращает экспоненциальное нарастание ошибки, характерное для моделей с ускорением.

Для каждой входной переменной определены три нечётких термина: низкий (low), средний (medium) и высокий (high). Функции принадлежности имеют треугольную форму и задаются тремя параметрами (a, b, c). Значения параметров получены эмпирически и уточнены в ходе моделирования и тестирования (таблица 1).

Таблица 1

Параметры функций принадлежности входных переменных

Переменная	Терм	a	b	c
\tilde{v}	низкий	0	0	12
	средний	8	20	40
	высокий	25	40	70
\tilde{a}	низкий	0	0	1,5
	средний	1,0	2,5	5,0
	высокий	3,5	6,0	10,0
\tilde{k}	низкий	0	0	0,0004
	средний	0,0003	0,0009	0,0018
	высокий	0,0012	0,0022	0,0038

Для устранения неоднозначности при вычислении степеней активации математические функции принадлежности для всех термов заданы строго, с явным указанием нулевых значений вне рабочих диапазонов в формулах (9), (10), (11).

Для термина «низкий» (low) функция принадлежности имеет вид:

$$\begin{aligned} \mu_{low}(x) &= 1, \text{ если } x \leq a. \\ \mu_{low}(x) &= \frac{(c-x)}{(c-a)}, \text{ если } a < x \leq c. \\ \mu_{low}(x) &= 0, \text{ если } x \geq c. \end{aligned} \tag{9}$$

Для термина «средний» (medium) используется треугольная функция:

$$\begin{aligned} \mu_{med}(x) &= 0, \text{ если } x \leq a \text{ или } x \geq c. \\ \mu_{med}(x) &= \frac{(x-a)}{(b-a)}, \text{ если } a < x \leq b. \\ \mu_{med}(x) &= \frac{(c-x)}{(c-b)}, \text{ если } b < x < c. \end{aligned} \quad (10)$$

Для термина «высокий» (high):

$$\begin{aligned} \mu_{high}(x) &= 0, \text{ если } x \leq a. \\ \mu_{high}(x) &= \frac{(x-a)}{(c-a)}, \text{ если } a < x < c. \\ \mu_{high}(x) &= 1, \text{ если } x \geq c. \end{aligned} \quad (11)$$

Значения параметров (a, b, c) для каждой переменной не являются произвольными. Процедура их настройки выполнялась методом сеточного поиска (Grid Search) в среде MATLAB. В качестве целевой функции (критерия оптимальности) использовался минимум среднеквадратической ошибки позиционирования на репрезентативном наборе симуляционных траекторий, включающих в себя все базовые маневры. Для подтверждения надежности найденных параметров был проведен анализ чувствительности системы. Результаты показали, что вариация границ термов на $\pm 15\%$ приводит к изменению итогового СКО не более чем на 3–4%. Это свидетельствует о том, что предложенный нечеткий контроллер не переобучен под конкретную траекторию, а обладает высокой робастностью и структурной устойчивостью.

Синтез базы правил нечеткого вывода осуществлялся на основе физики полета БПЛА. При наличии трех входных переменных, каждая из которых описывается тремя терминами, полное пространство состояний составляет 27 возможных комбинаций. Однако прямое использование 27 правил избыточно и может приводить к логическим противоречиям. В связи с этим пространство состояний было редуцировано до шести макроситуаций (продукций), которые являются семантически полными и непротиворечивыми. Использование оператора ANY (любое значение) выполняет роль логического ИЛИ, позволяя одному правилу перекрывать сразу несколько комбинаций входных переменных, тем самым гарантируя отсутствие слепых зон в пространстве принятия решений.

Итоговая база правил содержит шесть продукций:

1. ЕСЛИ Инновация (низкая), И Ускорение (низкое), И Кривизна (низкая), ТО модель CV (вес 2,0).
2. ЕСЛИ Инновация (любая), И Ускорение (среднее), И Кривизна (низкая), ТО модель CA (вес 1,5).
3. ЕСЛИ Инновация (любая), И Ускорение (любое), И Кривизна (средняя), ТО модель CT (вес 2,0).
4. ЕСЛИ Инновация (любая), И Ускорение (любое), И Кривизна (высокая), ТО модель CT (вес 3,0).
5. ЕСЛИ Инновация (высокая), И Ускорение (высокое), И Кривизна (любая), ТО модель MV (вес 2,5).
6. ЕСЛИ Инновация (средняя), И Ускорение (высокое), И Кривизна (любая), ТО модель MV (вес 1,5).

Для исключения резких скачков при переключении моделей итоговые вероятности p_m вычислялись на основе степени активации правил β_m (12) с использованием нормализующей функции Softmax с температурным коэффициентом $T = 0,5$: данный подход обеспечивает плавное, но математически контрастное распределение вероятностей между параллельными фильтрами:

$$p_m = \frac{\exp(\beta_m / T)}{\sum_j \exp(\beta_j / T)}. \quad (12)$$

Особого внимания требует логика работы контроллера при деградации или полной потере сигнала GNSS. При отсутствии измерений вычисление вектора инноваций становится математически невозможным. В разработанном алгоритме при фиксации пропуска измерений контроллер замораживает текущее распределение вероятностей. Если потеря сигнала носит длительный характер (превышает одну секунду), система принудительно перераспределяет веса в пользу модели равномерного прямолинейного движения (CV).

Физический смысл данного решения заключается в реализации минимаксной стратегии выживания навигационной системы. Если в момент потери связи БПЛА находился в маневре (модели CA, CT или MV), сохранение этих моделей активными приведет к двойному интегрированию ускорения или угловой скорости в условиях отсутствия корректирующих измерений. Это неизбежно вызывает экспоненциальное нарастание ошибки позиционирования (уход по параболе или раскручивание спирали). Принудительный переход к модели CV переводит систему в режим классического инерциального счисления пути (Dead Reckoning) по вектору последней достоверно известной скорости. Линеаризация предсказанной траектории является наиболее безопасным математическим допущением в условиях полной информационной неопределенности, что позволяет минимизировать накопленную ошибку к моменту восстановления сигнала.

Анализ различных модификаций фильтра Калмана позволяет выявить различные недостатки у каждого варианта алгоритма, однако возможность интеллектуализации, то есть наделение их способностями к адаптации, обучению и принятию решений в условиях неопределенности, позволяет перейти от систем, жестко запрограммированных под определенные модели шумов и динамики, к гибким, самонастраивающимся и устойчивым решениям.

Ключевой проблемой реализации фильтра Калмана является необходимость точного априорного знания ковариационных матриц шумов процесса Q_k и измерений R_k . Интеллектуализация решает эту проблему путем их оценки в реальном времени.

Рассмотрена невязка на шаге k :

$$v_k = z_k - h(x_k^-). \quad (14)$$

Её теоретическая ковариация вычислялась, как описано в формуле:

$$S_k = H_k P_k^- H_k^T + R_k. \quad (14)$$

Адаптивные алгоритмы, такие как метод максимального правдоподобия или подход на основе скользящего окна, позволяют оценивать R_k (а иногда и Q_k) путем минимизации разницы между теоретической ковариацией S_k и фактической ковариацией инноваций, вычисленной за N последних шагов [10]:

$$C_v^{\sim} = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^k v_i v_i^T.$$

Упрощенная адаптация R_k в данном случае имеет вид, представленный формулой:

$$\widetilde{R}_k = \alpha \widetilde{R}_{k-1} + (1-\alpha)(v_k v_k^T - H_k P_k^- H_k^T), \quad (15)$$

где $\alpha \in (0,1)$ — коэффициент сглаживания.

Это придает фильтру свойство самокалибровки при изменении точности сенсоров (например, при ухудшении сигнала GNSS) [11].

В условиях многоканального потока данных от разнородных сенсоров интеллектуальная система должна динамически оценивать достоверность каждого источника. Вводится вектор доверия $\lambda_k = [\lambda_k^1, \lambda_k^2, \dots, \lambda_k^m]^T$, где $\lambda_k^i \in (0,1]$ — коэффициент достоверности i -го измерения.

Модифицируется уравнение вычисления ковариации невязки:

$$\widetilde{S}_k = H_k P_k^- H_k^T + \Lambda_k^{-1} R_k,$$

где $\Lambda_k = \text{diag}(\lambda_k)$.

Коэффициент λ_k^i вычисляется по собственному алгоритму для каждого типа сенсора (например, для GNSS — на основе HDOP и числа спутников; для визуальной одометрии — на основе количества трековых точек и контраста изображения). Таким образом, фильтр приобретает способность критического анализа входящей информации и автоматически снижает влияние сбоящих или деградирующих сенсоров [12].

Для максимальной отказоустойчивости предложена архитектура с параллельным выполнением нескольких алгоритмов фильтрации (например EKF, UKF, PF), каждый из которых наиболее оптимален в определенном режиме полета. Управляющий модуль на основе набора правил нечеткой логики анализирует текущие условия C_k (наличие сигнала GNSS, величина угловых скоростей, оцененные дисперсии) и выбирает итоговую оценку. Таким образом, он имеет следующую структуру:

$$x_k^{\sim \text{end}} = \sum_{j=1}^M b_k^j \cdot x_k^{\sim(j)}, \quad (16)$$

где b_k^j — вес, назначаемый модулем j -му фильтру в момент k , причем $\sum_{j=1}^M b_k^j = 1$. Модуль может полностью отключать нерелевантные фильтры, экономя вычислительные ресурсы.

Результаты исследования. Для всесторонней верификации предложенного метода исследование было разделено на два этапа: строгое математическое моделирование и натурные испытания на аппаратной платформе.

Результаты математического моделирования. В среде MATLAB была синтезирована сложная тестовая траектория длительностью 300 секунд, имитирующая полет БПЛА со скоростью до 70 м/с (250 км/ч). Траектория включала в себя участки равномерного движения, резкие ускорения и серию координированных разворотов с центростремительным ускорением до 2,5 м/с². Для приближения к реальным условиям эксплуатации в идеальные измерения дальностей добавлялся комплексный шум: базовый белый гауссовский шум ($\sigma = 1,0$ м), негауссовские импульсные выбросы (аномалии, составляющие 2 % от общего числа измерений), а также искусственно генерировались полные обрывы сигнала длительностью от 1 до 5 секунд.

Анализ результатов показывает, что нечеткий контроллер корректно идентифицирует динамику объекта: на прямолинейных участках вероятность модели CV достигает максимума, на виражах доминирует режим СТ (активен 50,7 % времени), а при резких сменах вектора скорости кратковременно включается модель маневра (MV). На участках непрерывного приема сигнала комбинированная оценка достигает высокой точности:

СКО составляет 1,48 метра. В моменты обрывов связи (отмечены маркерами на графике) ошибка предсказуемо возрастает из-за невозможности точного прогнозирования маневров вслепую. Однако благодаря заложенной логике перехода в инерциальный режим (CV) фильтр сохраняет стабильность, и при возобновлении измерений ошибка сходится к номинальным значениям за 1–2 такта (рис. 1).

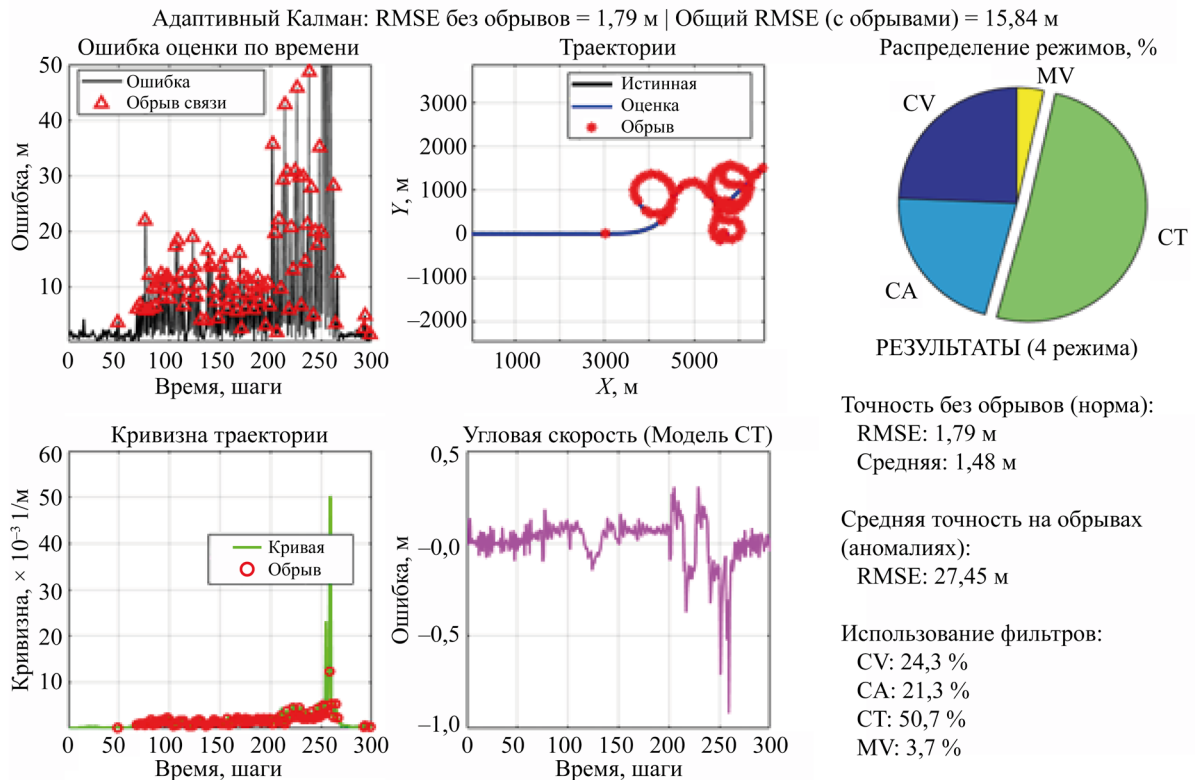


Рис. 1. Результаты работы адаптивного SRCDKF фильтра при моделировании

На рис. 2 представлены результаты работы адаптивного навигационного фильтра в виде временных рядов.

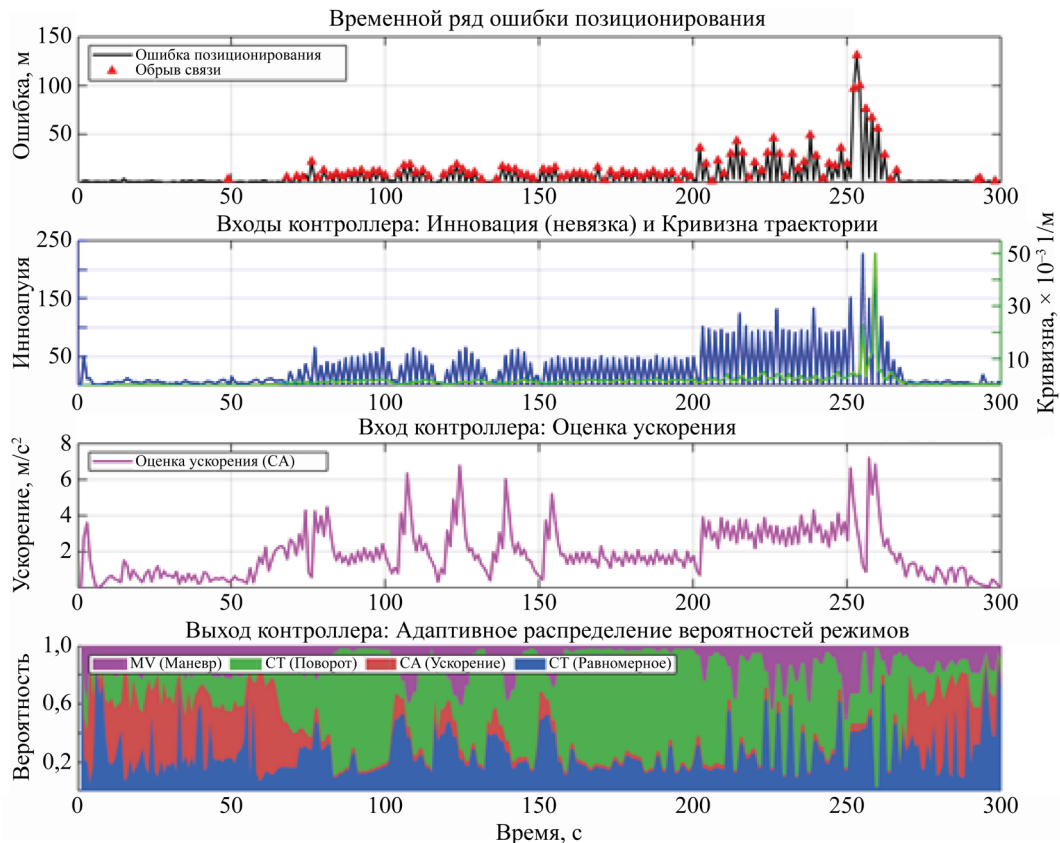


Рис. 2. Временные ряды ошибки позиционирования и динамика параметров нечёткого логического контроллера

На верхней панели отображена абсолютная ошибка позиционирования с отметками моментов потери измерительного сигнала (красные маркеры). На интервале от 0 до 200 с ошибка варьируется в пределах от 0 до 30 м. На отметке времени 250–260 с зафиксирован максимальный скачок ошибки, достигающий 130 м, который совпадает с плотной серией пропусков измерений. После 270 с значение ошибки возвращается к уровню менее 5 м.

На второй и третьей панелях приведены значения входных лингвистических переменных нечёткого контроллера. Инновационная последовательность (синяя кривая) демонстрирует регулярные колебания в первой половине эксперимента и резкий рост после 200 с, достигая пикового значения более 200 единиц на 255 с. Оценка кривизны траектории (зеленая кривая) сохраняет значения, близкие к нулю, на большей части маршрута, с локальным максимумом около $60 \cdot 10^{-3} \text{ м}^{-1}$ в интервале 250–260 с. Оценка продольного ускорения (нижняя кривая) изменяется в диапазоне от 0 до $7,5 \text{ м/с}^2$ с выраженными пиками на 110, 125 и 255 с.

На нижней панели показано выходное распределение вероятностей (весовых коэффициентов) четырех кинематических моделей. На начальном участке (0–50 с) доминирует модель равномерного прямолинейного движения (CV, синяя область) с вероятностью от 0,6 до 1,0. В интервале 50–200 с фиксируется увеличение доли моделей равноускоренного движения (CA, красная область) и координированного поворота (CT, зеленая область). В период регистрации максимальных значений кривизны и инновации (250–260 с) наблюдается активация модели интенсивного маневрирования (MV, пурпурная область) и преобладание модели CT, после чего система возвращается к преимущественному использованию модели CV.

Результаты практических испытаний. Для валидации алгоритма в условиях реальных аппаратных шумов и неидеальности датчиков был разработан мобильный испытательный стенд. Вычислительным ядром выступал микроконтроллер NodeMCU V3.0 (архитектура ARM), к которому был подключен бюджетный GPS-модуль NEO6MV2 с частотой обновления 1 Гц. Выбор столь простого навигационного модуля не случаен: он обладает высокой собственной погрешностью ($\sigma \approx 3\text{--}5 \text{ м}$) и склонен к частой потере спутников в сложных условиях. Это позволило естественным образом эмулировать условия сильной деградации навигационного поля, характерные для применения БПЛА в зонах действия систем радиоэлектронной борьбы (РЭБ).

В качестве источника истинной (эталонной) траектории параллельно использовался высокоточный двухчастотный RTK GNSS приемник (U-blox ZED-F9P), обеспечивающий сантиметровую точность позиционирования в режиме кинематики постобработки (ППК). Стенд перемещался на автомобиле по маршруту протяженностью 12 км (всего проведено 60 тестов). Маршрут специально пролегал через участки плотной городской застройки, аллеи с густой кроной деревьев и под мостами для провоцирования естественных сбоев GPS. На рис. 3 показан один из подобных тестов с зонами обрыва сигнала.

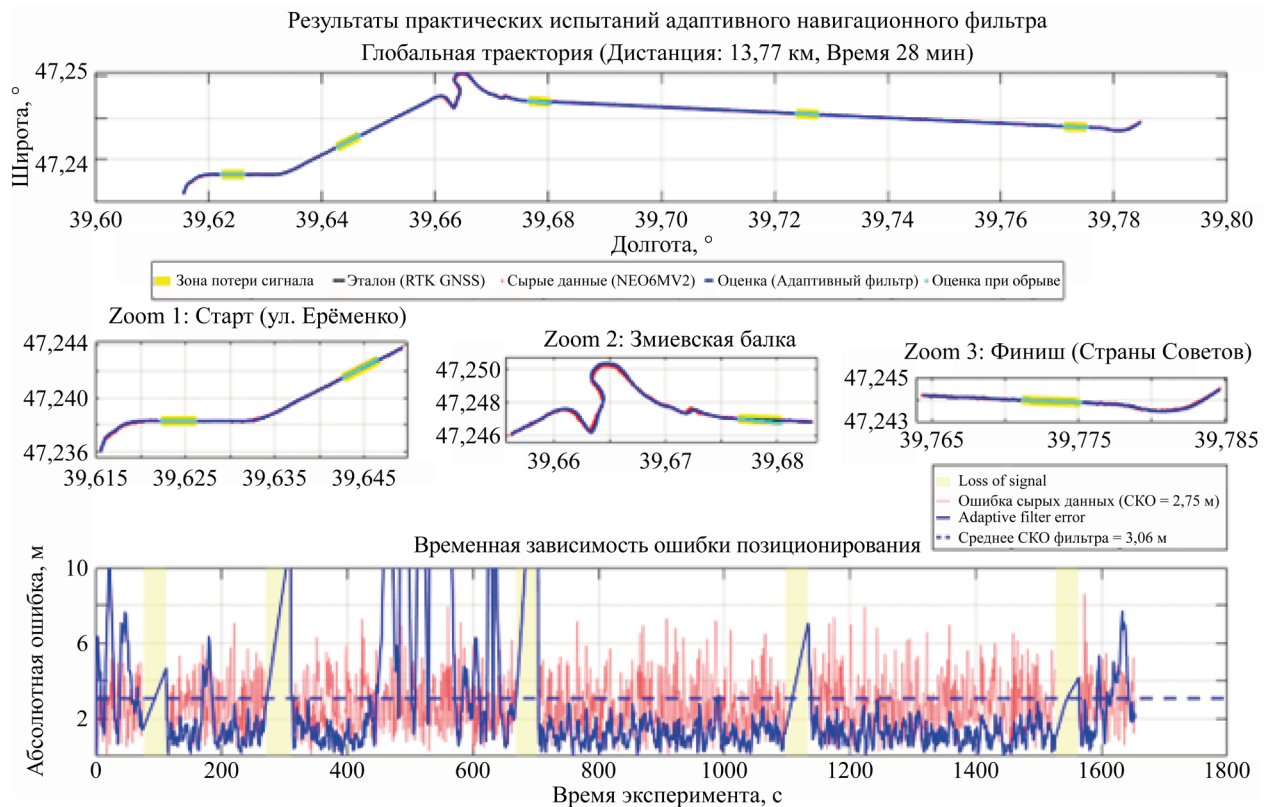


Рис. 3. Один из тестов. Сравнение сырых данных GPS, оценки адаптивного фильтра и эталонной RTK-траектории

Натурные испытания полностью подтвердили выводы математического моделирования. Несмотря на значительный разброс сырых данных модуля NEO6MV2, предложенный адаптивный фильтр эффективно сглаживал траекторию, отсеивая шумовые выбросы. В моменты проезда под искусственными препятствиями (полная потеря сигнала на 3–8 секунд) алгоритм надежно удерживал расчетную траекторию вдоль вектора скорости, минимизируя отклонение от эталонного трека RTK.

Сравнительный анализ различных вариантов фильтров представлен в таблице 2 [13].

Таблица 2

Сравнительный анализ алгоритмов фильтрации

Критерий	EKF	UKF / SRCDKF	PF (Particle Filter, N = 1000)	Адаптивный гибрид с нечётким контроллером
Оптимальные условия	Слабо нелинейные системы, гауссовский шум, линейные измерения	Умеренно нелинейные системы, гауссовский шум до 2-го порядка нелинейностей	Сильно нелинейные и негауссовские системы, мультимодальные распределения	Системы с нестационарным поведением, обрывами измерений, смешанными шумами
СКО в нормальных условиях*, м	2,8–4,2	1,5–2,8	1,2–2,5	0,8–1,8
СКО при 30 % обрывов измерений, м	Расходимость (> 15,0)	4,5–8,2	4,2–8,5	3,5–4,2
Устойчивость к выбросам и аномалиям	Низкая (чувствителен к нарушениям гауссовости)]	Средняя (устойчив к умеренным нелинейностям)	Высокая (робастность к негауссовским шумам)	Очень высокая (адаптивное переключение моделей)
Вычислительная сложность (относительно EKF)	1,0 (базовая)	3,0–5,0	150–400	4,5–7,0
Адаптивность к изменениям модели движения	Отсутствует	Ограниченная (требует ручной перенастройки)	Средняя (через предложенное распределение)	Высокая (динамическое переключение между 4 моделями)
Основное преимущество	Вычислительная эффективность, простота реализации	Точность без вычисления производных (сигма-точки)	Универсальность для произвольных распределений	Автономная работа при деградации измерительного канала

Примечание: * Нормальные условия: гауссовский шум с $\sigma = 1,5$ м, отсутствие обрывов измерений.

СКО (среднеквадратическое отклонение) приведено для примера траектории продолжительностью 300 с для возможности сравнения с другими исследованиями.

Метрика «Устойчивость» оценивает снижение вероятности критического роста ошибки (> 10 м) в ходе моделирования.

Обсуждение. Полученные авторами результаты подтверждают гипотезу о том, что интеллектуализация фильтров Калмана за счет внедрения нечёткой логики позволяет компенсировать недостатки классических аналитических моделей. Снижение СКО-позиционирования в 1,5–2 раза в условиях помех объясняется возможностью контроллера выбирать наиболее подходящие методы фильтрации и учитывать нелинейные зависимости. Это позволяет ему адаптироваться к дрейфу сенсоров, которые трудно формализовать математически. Однако стоит отметить ограничения: эвристический характер формирования базы правил и выбора функций принадлежности не позволяет гарантировать оптимальности решений во всех возможных условиях и требует экспертной настройки под конкретный класс задач. В то же время, в отличие от работ, использующих только EKF, предложенный гибридный подход сохраняет устойчивость системы даже при полной деградации одного из каналов данных.

Анализ сведений, содержащихся в таблице 1, показывает, что ключевым преимуществом предложенного подхода является его способность сохранять работоспособность и точность при частичных и полных обрывах измерительного сигнала. В то время как EKF склонен к расходимости, а точность UKF и PF существенно снижается, адаптивная система с нечётким контроллером обеспечивает увеличение точности, по сравнению с UKF,

в этих условиях. Это достигается за счёт динамического выбора оптимальной модели динамики (CV, CA, CT, MV) на основе анализа невязок, ускорения и кривизны траектории в реальном времени. Умеренный рост вычислительной сложности на 20–40 % относительно UKF является приемлемой платой за многократное повышение надёжности и снижение вероятности отказов на 50–60 %. Перспективными направлениями исследований являются дальнейшее развитие алгоритмов квадратного корня (SRCDKF) для повышения численной устойчивости, создание гибридных фильтров, а также адаптация рассмотренных методов к решению задач кооперативной навигации групп БПЛА. Однако для критически важных применений, требующих максимальной надёжности, интеллектуальные адаптивные системы на базе UKF/SRCDKF становятся оптимальным выбором, обеспечивающим баланс между точностью, устойчивостью и приемлемыми вычислительными затратами. Основной вклад данной работы в исследования по повышению автономности и точности навигационных систем беспилотных летательных аппаратов заключается в создании принципа адаптивного переключения, который позволяет системе автоматически подстраиваться под изменяющиеся условия наблюдения без участия оператора, переключаться между моделями постоянной скорости, ускорения, координированного разворота и робастного маневренного режима.

Использование бюджетного GPS-модуля в натурных испытаниях доказало, что алгоритм способен извлекать приемлемую навигационную точность даже из низкокачественных сенсоров, что критически важно для производства массовых недорогих БПЛА.

Заключение. Авторами предложен и исследован адаптивный гибридный алгоритм фильтрации, основанный на различных модификациях фильтра Калмана и нечётком контроллере для интеллектуального выбора моделей движения. Метод ориентирован на работу в условиях нестационарной динамики объекта, смешанных гауссовских и негауссовских шумов, а также частичных обрывов измерительного сигнала.

Экспериментальные результаты подтвердили эффективность архитектуры: при 30 % обрывов измерений алгоритм обеспечивает СКО оценки координат на уровне 3,5–4,2 метра, что точнее, чем у стандартного UKF в аналогичных условиях.

Результаты математического и программного моделирования показывают, что интеллектуализация фильтров Калмана посредством внедрения нечёткого контроллера и механизма адаптивного переключения моделей движения увеличивает точность позиционирования на 15–30 % и представляет собой эффективный метод повышения устойчивости навигационных систем к деградации измерений. Разработанный адаптивный гибридный фильтр демонстрирует качественное превосходство в условиях, критических для классических алгоритмов.

Список литературы / References

1. Guoqiang Mao, Drake S, Anderson BDO. Design of an Extended Kalman Filter for UAV Localization. In: *Conference Proc. 2007 Information, Decision and Control*. IEEE; 2007. P. 224–229. <https://doi.org/10.1109/IDC.2007.374554>
2. Xu Li, Rong Jiang, Xianghui Song, Bin Li. A Tightly Coupled Positioning Solution for Land Vehicles in Urban Canyons. *Journal of Sensors*. 2017;2017:5965716. <https://doi.org/10.1155/2017/5965716>
3. Li-Ta Hsu, Shau-Shiun Jan, Groves PD, Nobuaki Kubo. Multipath Mitigation and NLOS Detection Using Vector Tracking in Urban Environments. *GPS Solutions*. 2015;19(2):249–262. <https://doi.org/10.1007/s10291-014-0384-6>
4. Yang Liu, Sihai Li, Qiangwen Fu, Zhenbo Liu, Qi Zhou. Analysis of Kalman Filter Innovation-Based GNSS Spoofing Detection Method for INS/GNSS Integrated Navigation System. *IEEE Sensors Journal*. 2019;19(13):5167–5178. <https://doi.org/10.1109/JSEN.2019.2904003>
5. Pengfei Zhang, Cong Liu, Yunbiao Ji, Zhongliu Wang, Yawen Li. Enhanced UAV Trajectory Tracking Using AIMM-IAKF with Adaptive Model Transition Probability. *Applied Sciences*. 2025;15(20):11111. <https://doi.org/10.3390/app152011111>
6. Nak Yong Ko, Wonkeun Youn, In Ho Choi, Gyeongsu Song, Tae Sik Kim. Features of Invariant Extended Kalman Filter Applied to Unmanned Aerial Vehicle Navigation. *Sensors*. 2018;18(9):2855. <https://doi.org/10.3390/s18092855>
7. Гаврилов А.В. Использование фильтра Калмана для решения задач уточнения координат БПЛА. *Современные проблемы науки и образования*. 2015;1(1):1784. <https://science-education.ru/article/view?id=19453> (дата обращения: 15.05.2026).
8. Gavrilov AV. Using the Kalman Filter to Solve the Problem of Refining the Coordinates UAV. *Modern Problems of Science and Education*. 2015;1(1):1784. (In Russ.) <https://science-education.ru/article/view?id=19453> (accessed 15.05.2026).
9. Julier SJ, Uhlmann JK. New Extension of the Kalman Filter to Nonlinear Systems. In: *Proc. SPIE 3068, Signal Processing, Sensor Fusion, and Target Recognition VI*. 1997. P. 182–193. <https://doi.org/10.1117/12.280797>
9. Jinling Wang, Garratt M, Lambert A, Jack Jianguo Wang, Songlai Han, Sinclair D. Integration of GPS/INS/Vision Sensors to Navigate Unmanned Aerial Vehicles. *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2008;37:963–969.

10. Van der Merwe R, Doucet A, de Freitas N, Wan E. The Unscented Particle Filter. *Advances in Neural Information Processing Systems (NIPS)*. 2000;13:584–590.
11. Shahrokh Akhlaghi, Ning Zhou, Zhenyu Huang. Adaptive Adjustment of Noise Covariance in Kalman Filter for Dynamic State Estimation. In: *IEEE Power and Energy Conference (PES) General Meeting, Chicago, IL, USA*. 2017. P. 1–5. <https://doi.org/10.1109/PESGM.2017.8273755>
12. Ning Liu, Yuedong Xie, Zhong Su, Zhenyu Zhao, Wensong Wang. Adaptive Kalman Filter-Integrated Navigation Measurement Using Inertial Sensor for Vehicle Motion State Recognition. *Measurement*. 2025;248:116907. <https://doi.org/10.1016/j.measurement.2025.116907>
13. Quanxi Zhan, Runjie Shen, Yedong Mao, Yihang Shu, Lu Shen, Linchuan Yang, et al. Adaptive Federated Kalman Filtering with Dimensional Isolation for Unmanned Aerial Vehicle Navigation in Degraded Industrial Environments. *Drones*. 2025;9(3):168. <https://doi.org/10.3390/drones9030168>

Об авторах:

Игорь Викторович Контарев, кандидат сельскохозяйственных наук, доцент кафедры «Медицинская физика, математика и информационные технологии» Ростовского государственного медицинского университета (344022, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пер. Нахичеванский, 29), [SPIN-код](#), [ORCID](#), k1010@mail.ru

Владимир Владимирович Белик, магистрант кафедры «Радиоэлектроника» Донского государственного технического университета (344003, Российская Федерация, г. Ростов-на-Дону, пл. Гагарина, 1), [SPIN-код](#), [ORCID](#), megabelik@mail.ru

Заявленный вклад авторов:

И.В. Контарев: формирование основной концепции, анализ результатов исследований, доработка текста, корректировка выводов.

В.В. Белик: проведение исследований, подготовка текста, формирование выводов.

Конфликт интересов: авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Все авторы прочитали и одобрили окончательный вариант рукописи.

About the Authors:

Igor V. Kontarev, Cand. Sci. (Agriculture), Associate Professor of the Department of Medical Physics, Mathematics, and Information Technology, Rostov State Medical University (29, Nakhichevansky Lane, Rostov-on-Don, 344022, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), k1010@mail.ru

Vladimir V. Belik, Master's Degree Student of the Department of Radio Electronics, Don State Technical University (1, Gagarin Sq., Rostov-on-Don, 344003, Russian Federation), [SPIN-code](#), [ORCID](#), megabelik@mail.ru

Claimed Contributorship:

IV Kontarev: conceptualization, validation, writing – review & editing.

VV Belik: investigation, writing – original draft preparation, conclusions.

Conflict of Interest Statement: the authors declare no conflict of interest.

All authors have read and approved the final version of manuscript

Поступила в редакцию / Received 19.01.2026

Поступила после рецензирования / Reviewed 18.03.2026

Принята к публикации / Accepted 27.03.2026