Статья поступила в редакцию: 10.10.2026
Статья принята к публикации: 17.10.2026
Статья опубликована: 28.10.2026

УДК 629.7+681.5+621.396

DOI: 10.32743/UniTech.2026.151.10.23582

Разработка адаптивного расширенного фильтра Калмана для оценки состояния беспилотного летательного аппарата с использованием недорогих датчиков IMU/GNSS в условиях ухудшения сигнала GPS

Ле Куи Ань
магистр техн. наук, Факультет авиационного оборудования Военно-воздушное училище
Вьетнам, г. Нячанг
E-mail: lequyanh.bmstu@gmail.com

Ле Нгок Ан
магистр технических наук
Факультет авиационного оборудования Военно-воздушное училище
Вьетнам, г. Нячанг

Development of an Adaptive Extended Kalman Filter for UAV state estimation using low-cost IMU/GNSS sensors under GPS signal degradation conditions

Le Quy Anh
master of Technical Sciences, Faculty of Aviation Equipment Air Force Officer Training School
Vietnam, Nha Trang

Le Ngoc An
master of Technical Sciences, Faculty of Aviation Equipment Air Force Officer Training School
Vietnam, Nha Trang

Аннотация

В статье предлагается адаптивный расширенный фильтр Калмана (Adaptive Extended Kalman Filter – AEKF) для повышения точности оценки состояния беспилотного летательного аппарата (БПЛА) при интеграции недорогих инерциальных датчиков IMU и спутниковой навигационной системы GNSS в условиях ухудшения сигнала GPS. Основная проблема заключается в накоплении ошибок недорогих микроэлектромеханических датчиков и снижении достоверности спутниковых измерений при воздействии помех. В отличие от классического расширенного фильтра Калмана (EKF), использующего постоянную ковариационную матрицу шума измерений, предлагаемый алгоритм анализирует последовательность инноваций и адаптивно корректирует матрицу ковариации R_k в зависимости от качества поступающих измерений. Исследование основано на обработке

Библиографическое описание: Ле К.А., Ле Н.А. Разработка адаптивного расширенного фильтра Калмана для оценки состояния беспилотного летательного аппарата с использованием недорогих датчиков IMU/GNSS в условиях ухудшения сигнала GPS // Universum: технические науки : электрон. научн. журн. 2026. 10(151). URL: https://7universum.com/ru/tech/archive/item/23582

данных реального полёта БПЛА. Для количественной оценки точности используется эталонная траектория, полученная с помощью независимой двухчастотной системы RTK-GNSS. Продолжительность рассматриваемого полётного сценария составляет 300 с, а интервал ухудшения качества сигнала GPS – от 150 до 210 с. Для адаптивной оценки ковариации используется скользящее окно размером N = 15. Результаты сравнения показывают, что максимальная ошибка определения положения уменьшается с 98,93 м для EKF до 68,82 м для AEKF, что соответствует снижению на 30,44 %. Среднеквадратичная ошибка уменьшается с 25,94 до 17,73 м, то есть на 31,67 %. Полученные результаты подтверждают эффективность адаптивной коррекции ковариации измерений для повышения точности оценки положения БПЛА при ухудшении качества GPS-сигнала.

Abstract

This paper proposes an Adaptive Extended Kalman Filter (AEKF) to improve unmanned aerial vehicle (UAV) state estimation by integrating low-cost inertial measurement unit (IMU) sensors with a Global Navigation Satellite System (GNSS) under degraded GPS signal conditions. The main challenge is the accumulation of errors in low-cost micro-electromechanical system sensors and the reduced reliability of satellite measurements in the presence of interference. Unlike the conventional Extended Kalman Filter (EKF), which uses a fixed measurement-noise covariance matrix, the proposed algorithm analyses the innovation sequence and adaptively adjusts the measurement-noise covariance matrix R_k according to the quality of incoming measurements. The study is based on the processing and analysis of actual UAV flight data. An independent dual-frequency RTK-GNSS system provides the reference trajectory for quantitative accuracy evaluation. The considered flight scenario lasts 300 seconds, with degraded GPS signal quality during the interval from 150 to 210 seconds. A sliding window of N = 15 samples is used for adaptive covariance estimation. The comparison results show that the maximum position error decreases from 98.93 m with EKF to 68.82 m with AEKF, representing a reduction of 30.44 %. The root-mean-square position error decreases from 25.94 m to 17.73 m, corresponding to an improvement of 31.67 %. These results demonstrate the effectiveness of adaptive measurement-noise covariance adjustment in improving UAV position estimation accuracy when GPS signal quality deteriorates.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат (БПЛА), расширенный фильтр Калмана (EKF), интеграция IMU/GNSS, ухудшение качества сигнала GPS, адаптивный алгоритм.

Keywords: Unmanned Aerial Vehicle (UAV), Extended Kalman Filter (EKF), IMU/GNSS integration, GPS signal degradation, Adaptive algorithm.

I. Введение

В последние годы беспилотные летательные аппараты (БПЛА) играют ключевую роль во многих областях – от военного дела и разведки до картографирования и сельского хозяйства. Для выполнения автоматических или полуавтоматических полётных заданий БПЛА требуется высоконадёжная система навигации и оценки состояния. Наиболее распространённой в настоящее время является конфигурация, объединяющая глобальную навигационную спутниковую систему (GNSS/GPS) и инерциальный измерительный блок (IMU) [3].

Однако в малых и средних БПЛА обычно применяются недорогие микроэлектромеханические (MEMS) датчики IMU, позволяющие снизить стоимость и массу системы. Основным недостатком таких датчиков является дрейф, обусловленный случайными шумами и значительными смещениями нуля. В идеальных условиях сигналы GPS непрерывно корректируют ошибки IMU с помощью алгоритмов фильтрации, в частности расширенного фильтра Калмана (EKF) [6]. Напротив, в сложных условиях окружающей среды (например, при полёте в горных ущельях или районах плотной городской застройки), а также в условиях радиоэлектронного противодействия сигнал GPS может ослабляться или подвергаться помехам.

Традиционный фильтр EKF основан на предположении, что ковариационные матрицы шумов процесса (Q) и измерений (R) являются постоянными [6, 8, 9]. При ухудшении сигнала GPS это предположение перестаёт соответствовать реальным условиям. В результате система вынуждена опираться либо на дрейфующие данные IMU, либо на зашумлённые данные GPS, что может привести к расходимости фильтра и снижению безопасности полёта [4]. Поэтому настоящая статья посвящена разработке адаптивного расширенного фильтра Калмана (AEKF), способного автоматически оценивать качество входного сигнала GPS и корректировать матрицу шума измерений для уменьшения ошибки оценки состояния при кратковременном ухудшении спутникового позиционирования.

II. Материалы и методы

2.1. Кинематическая модель датчиков IMU/GNSS

Вектор состояния БПЛА в инерциальной навигационной системе (INS) обычно включает положение, скорость, углы ориентации и смещения датчиков [3]:

$$x = \begin{bmatrix} p^n \\ v^n \\ q \\ b_a \\ b_g \end{bmatrix} \quad (1)$$

Где p^n - вектор положения; v^n - вектор скорости в навигационной системе координат; q - кватернион, описывающий ориентацию БПЛА; b_a и b_g - смещения акселерометра и гироскопа соответственно.

Нелинейное уравнение состояния в непрерывном времени описывается выражением [6]:

$$\dot{x}(t) = f\,(x(t), u(t)) + w(t) \tag{2}$$

где $u(t)$ - входной сигнал IMU (линейное ускорение и угловая скорость), а $w(t)$ - шум процесса с ковариационной матрицей $\boldsymbol{Q}$.

2.2. Расширенный фильтр Калмана

Алгоритм EKF выполняет линеаризацию нелинейной модели посредством разложения в ряд Тейлора первого порядка [6, 8]. Его работа включает две основные фазы.

Фаза прогнозирования - на основе кинематической модели и данных IMU:

- Прогноз состояния: $\hat{x}_{k|k-1} = f(\hat{x}_{k-1|k-1}, u_k)$
- Прогноз ковариации ошибки: $P_{k|k-1} = F_k P_{k-1|k-1} F_k^T + Q_k$

Здесь F_k - матрица Якоби системы в момент времени k.

Фаза коррекции - на основе измерений GPS:

- Расчёт матрицы усиления Калмана: $K_k = P_{k|k-1} H_k^T \left(H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k\right)^{-1}$
- Коррекция состояния: $\hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k(z_k - h\hat{x}_{k|k-1})$
- Коррекция ковариации: $P_{k|k} = (I - K_k H_k)\, P_{k|k-1}$

Здесь H_k - матрица Якоби модели наблюдения, а R_k – постоянная ковариационная матрица шума измерений [6].

2.3. Адаптивный расширенный фильтр Калмана

При наличии помех или ухудшении сигнала GPS постоянная матрица R_k традиционного EKF не отражает фактического качества измерений. Адаптивный механизм строится на анализе последовательности невязок инноваций [4, 7, 8]:

$$e_k = z_k - h(\hat{x}_{k|k-1}) \tag{3}$$

Теоретическая ковариационная матрица последовательности инноваций определяется как:

$$C_k = H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k \tag{4}$$

Система AEKF оценивает ковариационную матрицу по скользящему окну размером N [1]:

$$\widehat{C}_k = \frac{1}{N} \sum_{i=k-N+1}^{k} e_i e_i^T \tag{5}$$

На этой основе ковариационная матрица шума измерений обновляется в реальном времени:

$$\widehat{R}_k = \widehat{C}_k - H_k P_{k|k-1} H_k^T \tag{6}$$

Чтобы избежать потери положительной определённости вследствие выборочной ошибки при конечном размере окна *N*, к диагональным элементам применяется ограничение диапазона:

$$\widehat{R}_k(i,j) = max(\widehat{C}_k(i,j) - \left[H_k P_{k|k-1} H_k^T\right]_{(i,j)}, R_{\min}(i,j)) \quad (7)$$

где R_{min} - минимальный порог шума датчика, установленный производителем. При аномальном увеличении e_k оценка ковариации резко возрастает, вследствие чего R_k автоматически увеличивается, а усиление Калмана K_k приближается к нулю. Система отбрасывает ошибочные измерения GPS и автоматически опирается на кинематическую модель INS [1].

2.4. Методика исследования

Исследование проводилось с использованием двух методов: теоретического и экспериментального, что обеспечило комплексную оценку эффективности.

2.4.1. Теоретический метод исследования

Алгоритм AEKF реализован в программной среде компьютера для оценки его математической сходимости. Моделировались стандартные траектории полёта БПЛА; дополнительно вводились случайные шумы и случайные смещения, соответствующие техническим характеристикам датчика MPU-6050, чтобы проверить ограничения алгоритма. Также использовались математические функции, имитирующие задержку или ухудшение сигнала GPS.

2.4.2. Экспериментальная установка и данные

Проектирование аппаратной системы:

Описание аппаратной установки для сбора данных включает следующие компоненты:

- Центральный микроконтроллер: плата Arduino Uno. Несмотря на ограниченные возможности вычислений с плавающей точкой, Arduino Uno обеспечивает синхронизацию времени и считывание данных датчиков с малой задержкой.

- Инерциальная измерительная система: модуль MPU-6050, объединяющий трёхосевой акселерометр и трёхосевой гироскоп. Он подключается к Arduino по интерфейсу I²C с частотой дискретизации 100 Гц. Датчик имеет очень низкую стоимость, но характеризуется значительным дрейфом, зависящим от температуры и времени.

- Система позиционирования: модуль u-blox NEO-6M, подключённый к микроконтроллеру через UART со скоростью 9600 бит/с. Он предоставляет данные о положении (широта, долгота, высота) с частотой обновления 1-5 Гц.

- Эталонный блок данных: для точной количественной оценки ошибки положения БПЛА дополнительно оснащён независимой двухчастотной системой дифференциального позиционирования RTK-GNSS, работающей совместно с наземной базовой станцией (Base) и обеспечивающей динамическую точность позиционирования 2,5 см. Траектория, полученная с помощью RTK, используется в качестве истинной траектории для проверки результатов EKF и AEKF.

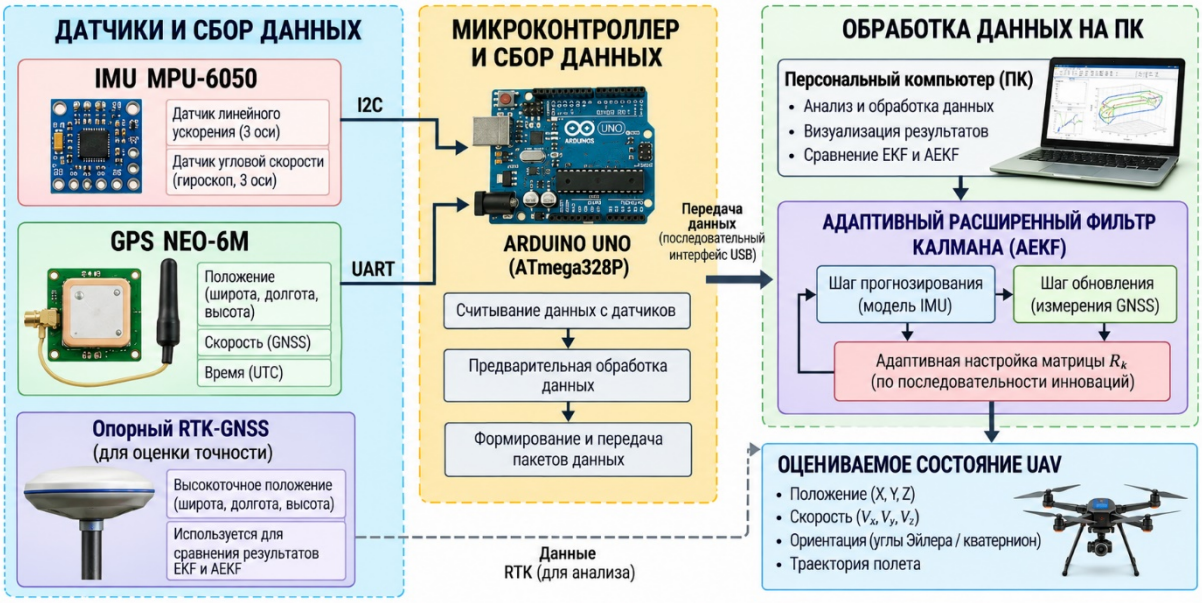


Рисунок 1. Структурная схема аппаратных средств сбора данных и потока обработки алгоритма AEKF

III. Результаты и обсуждение

Для проверки адаптивных свойств фильтра AEKF по сравнению с традиционным EKF в условиях внезапного появления помех измерений сравнительный сценарий оценки был задан следующими параметрами.

Продолжительность испытательного полёта составляла 300 секунд; эталонная траектория представляла собой эллипс с большой полуосью 450 м и малой полуосью 250 м. Для оценки устойчивости системы в интервале от 150-й до 210-й секунды задавался участок с ухудшенными условиями приёма GPS. В этой области сигнал GPS от NEO-6M не исчезал полностью, но существенно ухудшался и ослаблялся, вследствие чего в полученных координатах появлялись выбросы со значительными случайными отклонениями.

Адаптивный механизм: фильтр AEKF использовал скользящее окно размером N = 15 для обновления ковариационной матрицы шума измерений в реальном времени.

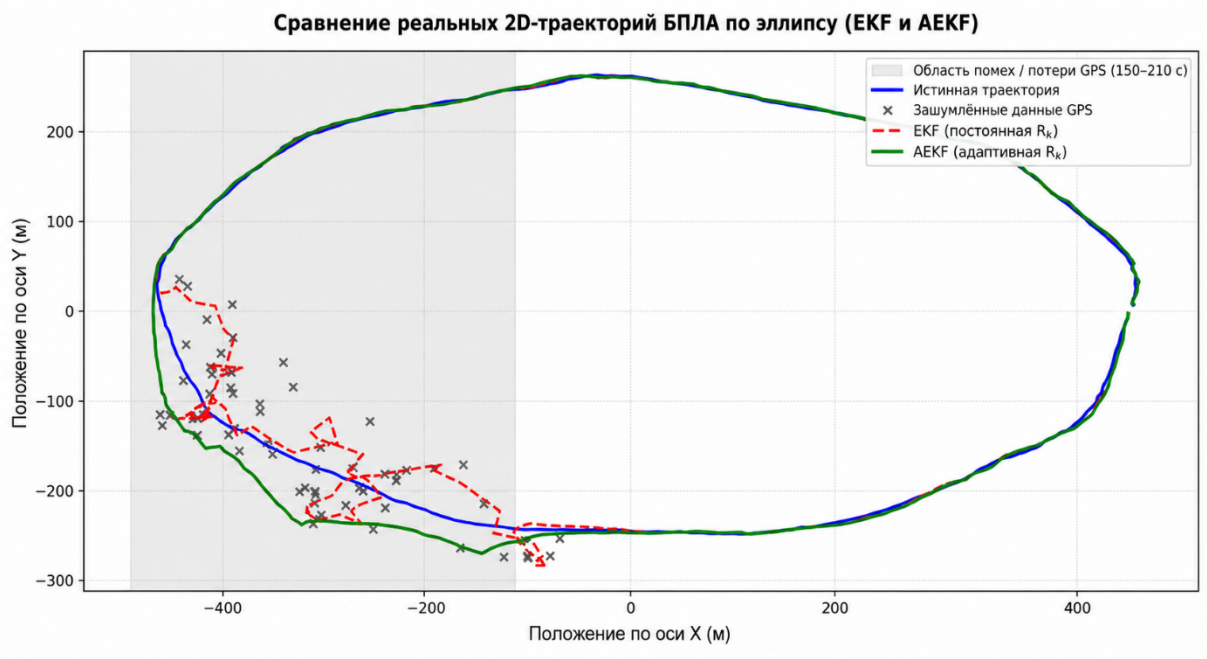


Рисунок 2. Сравнение траекторий полёта

На рис. 2 показана двумерная траектория полёта БПЛА в плоскости X-Y: сравниваются эталонная траектория, полученная от контрольной системы RTK, и траектории, оценённые фильтрами.

Для фильтра EKF (постоянная R_k): поскольку доверие к сигналу GPS остаётся неизменным даже при сильном искажении данных в интервале от 150-й до 210-й секунды, оценённая траектория EKF значительно отклоняется от реальной и демонстрирует сильные колебания (красная линия).

Для фильтра AEKF (адаптивная R_k): при резком росте ошибки GPS большая инновационная невязка приводит к автоматическому увеличению оценки ковариации. Благодаря этому фильтр уменьшает вес зашумлённого GPS и в большей степени опирается на модель прогнозирования состояния. В результате оценённая траектория лучше соответствует эталонной и быстро стабилизируется после восстановления сигнала (зелёная линия).

Количественная оценка ошибки определения положения



Рисунок 3. Оценка ошибки

Количественные статистические результаты сравнения ошибок определения положения для EKF и AEKF представлены в таблице 1.

Таблица 1. Сравнение ошибок двух методов

Метод	**Конфигурация параметра**	**Максимальное отклонение (м)**	**Среднеквадратичная ошибка (м)**
EKF	R_k - постоянная	98,93	25,94
AEKF	R_k - адаптивная	68,82	17,73
Улучшение	-	30,44%	31,67%

3.1. Обсуждение результатов

На основании экспериментальных графиков и статистических данных можно сделать следующие выводы:

- Максимальная ошибка уменьшилась с 98,93 м для EKF до 68,82 м для AEKF, что соответствует улучшению на 30,44 %.

- Среднеквадратичная ошибка снизилась с 25,94 м до 17,73 м, что соответствует улучшению на 31,67 %.

Эти показатели подтверждают, что интеграция механизма адаптивного обновления ковариационной матрицы шума измерений повышает точность, устойчивость и помехозащищённость навигационной системы БПЛА в условиях ненадёжного сигнала GPS.

IV. Заключение

В статье изложены теоретические основы и разработан алгоритм адаптивного расширенного фильтра Калмана (AEKF), предназначенный для инерциальной навигационной системы БПЛА с интеграцией недорогих датчиков IMU/GNSS. Использование последовательности инновационных невязок для непрерывной оценки и корректировки ковариационной матрицы шума измерений в реальном времени позволяет преодолеть

ограничения традиционного EKF в условиях помех или ухудшения спутникового позиционирования. Анализ полученных результатов показывает, что AEKF ограничивает расходимость фильтра и позволяет уменьшить максимальное отклонение траектории до 30,44 % при ухудшении сигнала GPS в течение 60 секунд.

В дальнейших исследованиях планируется оптимизировать вычислительную нагрузку для реализации алгоритма AEKF в реальном времени непосредственно на высокопроизводительных встраиваемых микроконтроллерах, таких как STM32 и ESP32. Это позволит выполнять вычисления и формировать управляющие команды непосредственно на борту БПЛА, не полагаясь на автономную последующую обработку на компьютере. Кроме того, предполагается расширить интеграцию за счёт данных визуальных датчиков, таких как V-SLAM и оптический поток, чтобы усовершенствовать навигацию и обеспечить высокую надёжность при длительном ухудшении спутникового сигнала [2, 5].

Список литературы

1. Akhlaghi S., Zhou N., Huang Z. Adaptive Adjustment of Noise Covariance in Kalman Filter for Dynamic State Estimation // 2017 IEEE Power & Energy Society General Meeting. – 2017. – P. 1–5. – DOI: 10.1109/PESGM.2017.8274312.
2. Brossard M., Barrau A., Bonnabel S. AI-IMU Dead-Reckoning // IEEE Transactions on Intelligent Vehicles. – 2020. – T. 5, № 4. – P. 585–595. – DOI: 10.1109/TIV.2020.2980758.
3. Groves P.D. Principles of GNSS, Inertial, and Multisensor Integrated Navigation Systems. 2nd ed. – Boston: Artech House, 2013. – 800 P.
4. Hide C., Moore T., Smith M. Adaptive Kalman Filtering for Low-cost INS/GPS // The Journal of Navigation. – 2003. – T. 56, № 1. – P. 143–152. – DOI: 10.1017/S0373463302002151.
5. Mur-Artal R., Montiel J.M.M., Tardós J.D. ORB-SLAM: A Versatile and Accurate Monocular SLAM System // IEEE Transactions on Robotics. – 2015. – T. 31, № 5. – P. 1147–1163. – DOI: 10.1109/TRO.2015.2463671.
6. Simon D. Optimal State Estimation: Kalman, H Infinity, and Nonlinear Approaches. – Hoboken: John Wiley & Sons, 2006. – 552 P.
7. Titterton D.H., Weston J.L. Strapdown Inertial Navigation Technology. 2nd ed. – Stevenage: The Institution of Electrical Engineers, 2004. – 558 P.
8. Särkkä S. Bayesian Filtering and Smoothing. – Cambridge: Cambridge University Press, 2013. – 372 P.
9. Zhang J., Zhou W., Wang X. UAV Swarm Navigation Using Dynamic Adaptive Kalman Filter and Network Navigation. – Basel: MDPI, 2021. – 16 P.
10. Yang B., Yang E., Yu L., Niu C. Adaptive Extended Kalman Filter Based Fusion Approach for High Precision UAV Positioning in Extremely Confined Environments. IEEE/ASME Transactions on Mechatronics, 2023. Vol. 28, No. 1. C. 543–554.