

Новое слияние данных магнитометра и акселерометра в телесной и навигационной системах координат для улучшения оценки ориентации

Ассад Аммар

Аннотация—Измерение параметров ориентации движущегося объекта является актуальной задачей в различных областях авиационной техники. Параметры ориентации выступают в качестве основных переменных в процессе автономного управления движением подвижного объекта. Обобщённый фильтр Калмана представляет собой основной инструмент, используемый для оценки параметров ориентации путём комплексирования измерений, поступающих от таких датчиков, как акселерометры, гироскопы и магнитометры. В данной работе реализован подход с использованием двух систем координат для магнитного и гравитационного полей, направленный на улучшение оценки ориентации в фильтре Калмана. Экспериментальные результаты показывают, что предложенный метод улучшает оценку углов ориентации: средняя ошибка снижается на 93.33% для тангажа, на 91.8% для крена и на 31.06% для рыскания по сравнению с использованием только фильтра Калмана. Метод сохраняет низкую вычислительную сложность и может быть рекомендован для систем автономного управления летательными аппаратами. Предложенный новый метод объединяет информацию о магнитном и гравитационном полях для повышения точности оценки параметров ориентации. Комбинирование основано на том, что измерения магнитного поля и ускорения движущегося объекта в одной системе координат переносятся в другую систему, после чего вычисляется разница между ними и производится её минимизация.

Ключевые слова— акселерометр, магнитометр, обобщённый фильтр Калмана, параметры ориентации.

I. ВВЕДЕНИЕ

Параметры ориентации движущегося объекта (или углы Эйлера) могут быть измерены или оценены с использованием таких датчиков, как акселерометры, гироскопы и магнитометры. Однако использование необработанных данных с этих датчиков не является надёжным по ряду причин, включая применение коммерческих датчиков, которые дешевле, но зачастую недостаточно точны, а также наличие нежелательных составляющих в измерениях вследствие воздействия шумов или температурных погрешностей датчиков. Фильтр Калмана позволяет справиться с большинством из этих проблем, но он не гарантирует высокой точности оценки [1],[2].

Оценка параметров ориентации движущихся

объектов, основанная исключительно на данных указанных датчиков, имеет следующие преимущества:

- Магнитное поле Земли известно в каждой точке земной поверхности (Изменения магнитного поля происходят слишком медленно по сравнению с изменениями положения тела).
- Гравитационное поле также известно в каждой точке земной поверхности.

Однако указанные поля известны только в системе координат навигации (n-система: север-восток-низ). В то же время эти величины измеряются в системе координат, связанной с телом объекта (b-система). Данное обстоятельство предоставляет дополнительную информацию, которая может быть использована для повышения эффективности фильтра Калмана [3].

Для получения кватернионных измерений использовался оптимизационный алгоритм Левенберга–Марквардта, которые применяются в качестве входных сигналов ошибки ориентации для адаптивного нелинейного фильтра в работе [4]. Данный подход обеспечивает более широкую применимость и повышенную адаптивность благодаря стратегии настройки параметров.

Был разработан устойчивый адаптивный алгоритм фильтра Калмана на основе ошибки состояния для оценки ориентации MEMS-датчиков в условиях динамических ускорений. Этот алгоритм выполняет декомпозицию истинной матрицы направляющих косинусов на номинальную и ошибочную составляющие. Фильтр Калмана на основе ошибки состояния используется для комплексирования измерений MEMS-гироскопа и акселерометра в реальном времени, оценивая ошибочную составляющую, которая затем применяется для коррекции номинальной матрицы направляющих косинусов ориентации [5].

II. МАТЕМАТИЧЕСКАЯ ПОСТАНОВКА ЗАДАЧИ

A. Фильтр Калмана для определения параметров ориентации

Обобщенный Фильтр Калмана (ОФК). ОФК содержит вектор состояния с параметрами, которые нужно оценить. Он работает в два этапа: сначала прогнозирование, затем коррекция, когда поступают

новые данные с датчиков (акселерометры и магнитометры) [6], [7].

Фаза прогнозирования (Предсказания): на первом этапе, вектор состояния $\mathbf{x}$ (параметры ориентации) вычисляется на основе старого значения вектора состояния и доступных измерений (гироскопы) на этом этапе.

$$\mathbf{x}_k = \mathbf{f}(\mathbf{x}_{k-1}) + \mathbf{W}_{k-1} \quad (1)$$

$\mathbf{f}$ нелинейная функция состояния;

Фаза коррекции: на втором этапе вычисляется коэффициент усиления Калмана $\mathbf{K}$ и будут доступны новые измерения (акселерометры и магнитометры), вычисляется разница между истинными измерениями $\hat{\mathbf{z}}$ и их оценками $\hat{\mathbf{z}}$, $\delta\mathbf{z} = \hat{\mathbf{z}} - \hat{\mathbf{z}}$, затем вектор состояния $\mathbf{x}$ вычисляется $\mathbf{x} = \mathbf{x} + \mathbf{K} \cdot \delta\mathbf{z}$.

$$\mathbf{z}_k = \mathbf{h}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{V}_k \quad (2)$$

$\mathbf{h}$ нелинейная функция измерений;

Шум на первом этапе (этапе прогнозирования) представляется вектором шума вектора состояния $\mathbf{W}$, ковариационная матрица которого обозначается как $\mathbf{Q}$. Шум на втором этапе (этапе коррекции) представляется вектором шума вектора измерений $\mathbf{V}$, ковариационная матрица которого обозначается как $\mathbf{R}$. Фильтр Калмана для обоих параметров ориентации и навигации показан ниже

Линеаризация в окрестности текущей точки [8]:

$$\mathbf{x}_k \approx \mathbf{F}_{k-1} \cdot \mathbf{x}_{k-1} + \mathbf{W}_{k-1} \quad (3)$$

$$\mathbf{z}_k \approx \mathbf{H}_k \cdot \mathbf{x}_k + \mathbf{V}_k \quad (4)$$

$\mathbf{F}$ матрица Якоби от функции $\mathbf{f}$.

$\mathbf{H}$ матрица Якоби от функции $\mathbf{h}$.

Ковариационная матрица вектора состояния:

$$\mathbf{P} = \mathbf{E}[(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})(\mathbf{x} - \hat{\mathbf{x}})^T] \quad (5)$$

Остальные детали и уравнения, касающиеся модели ориентации и фильтра Калмана, представлены в [9].

В. Стадия слияния

Величина $\delta\mathbf{z}$ — это разность между реальными измерениями $\hat{\mathbf{z}}$ и их оценками $\hat{\mathbf{z}}$. Ковариация $\delta\mathbf{z}$ можно найти двумя способами. Первый способ — по реальным измерениям ($\mathbf{C}_{\text{И}_{\text{нн}}}$). Второй способ — через параметры фильтра Калмана ($\mathbf{S}_R$ — функция матрицы $\mathbf{R}$). Термин **DoM** представляет собой степень соответствия между двумя величинами ($\mathbf{C}_{\text{И}_{\text{нн}}}, \mathbf{S}_R$).

$$\text{CCO} = \mathbf{C}_{\text{И}_{\text{нн}}} - \mathbf{S}_R \quad (6)$$

На каждой итерации разработанной модели ОФК вычисляется ориентация от ОФК, а CCO вычисляется из нового вектора измерений и расчетов ОФК. Определим величину $\text{И}_{\text{нн}}$ следующим образом ($\hat{\mathbf{z}} = \mathbf{h}(\mathbf{x})$):

$$\text{И}_{\text{нн}} = \hat{\mathbf{z}} - \mathbf{h}(\mathbf{x}) = \delta\mathbf{z} \quad (7)$$

Появление некорректных данных впервые проявляется в инновации $\text{И}_{\text{нн}}$. Таким образом, инновация сообщает о расхождении между предсказанным и фактическим измерением. В ОФК, где $\text{И}_{\text{нн}}$ может быть линеаризован как

$$\delta\mathbf{z} = \mathbf{h}(\delta\mathbf{x}) + \mathbf{V} = \mathbf{H} \cdot \delta\mathbf{x} + \mathbf{V} \quad (8)$$

$\delta\mathbf{x}$ является ошибкой вектора состояния. Рассчитать $\mathbf{S}_R$ ковариацию $\text{И}_{\text{нн}}$, которая является суммой двух независимых стохастических процессов

$$\mathbf{S}_R = \text{cov}(\mathbf{H} \cdot \delta\mathbf{x}) + \text{cov}(\mathbf{V}) \quad (9)$$

$$\mathbf{S}_R = \mathbf{H}\mathbf{P}\mathbf{H}^T + \mathbf{R} \quad (10)$$

$\mathbf{S}_R$ может быть рассчитана статистически в реальном времени с использованием следующего уравнения, которое будет обозначено следующим образом:

$$\mathbf{C}_{\text{И}_{\text{нн}}} = (\hat{\mathbf{z}} - \mathbf{h}(\mathbf{x}))(\hat{\mathbf{z}} - \mathbf{h}(\mathbf{x}))^T \quad (11)$$

Основное применение арифметической ковариации заключается в обнаружении быстрых изменений дисперсии (например, в случае маневрирования). Арифметическая ковариация рассчитывается на каждом шаге или внутри определенного окна.

Слияние данных может быть представлено следующим образом:

Вектор $\hat{\mathbf{z}}$ представляет собой вектор измерений в связанной системе координат (b-система) с использованием известных значений этих измерений в точке местонахождения движущегося объекта. Вместо $\mathbf{h}(\mathbf{x})$ данный вектор имеет следующий вид:

$$[0 \ 0 - g \ \mathbf{W}_m]^T \quad (12)$$

где: g — ускорение свободного падения (гравитация);

$\mathbf{W}_m$ (размерность 3×1) — расчёт магнитного поля Земли и его векового хода с использованием Международного геомагнитного эталонного поля.

Это слияние используется для редактирования матрицы $\mathbf{R}$ следующим образом

$$\mathbf{R} = \mathbf{R} + \alpha \cdot \text{CCO} \quad (13)$$

α — это коэффициент настройки.

Данный параметр α может быть выбран с использованием различных методов оптимизации.

III. РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Реализация была выполнена с использованием набора данных реального эксперимента. Значение параметра

$$\alpha = 0.0001$$

В данной работе значение $\alpha = 0.0001$ выбрано только для валидации предложенного метода, а не как оптимальное. Выбор оптимального значения α может быть выполнен с использованием методов оптимизации (например, генетического алгоритма, байесовской оптимизации) или искусственного интеллекта, что является направлением дальнейших исследований и не входит в задачи настоящей работы.

На приведённых ниже рисунках показаны углы Эйлера летательного аппарата, а также ошибка, полученная при использовании только обобщённого фильтра Калмана, и ошибка при комбинированном применении обобщённого фильтра Калмана с CCO.

Использование данной информации CCO является весьма эффективным и способствует настройке матрицы $\mathbf{R}$ на каждом шаге в реальном времени без дополнительного увеличения математической сложности. Данный подход требует лишь преобразования вектора (ур. 12) в связанную систему координат (b-систему) с использованием матрицы направляющих косинусов.

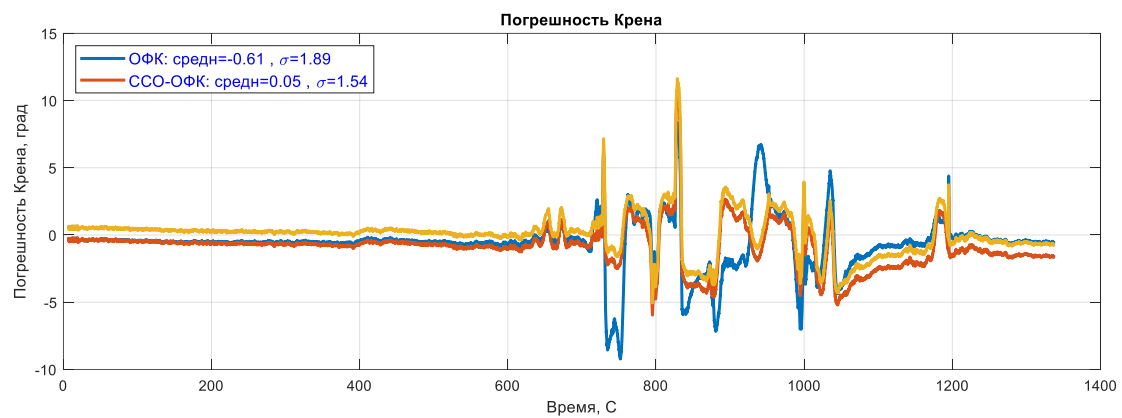
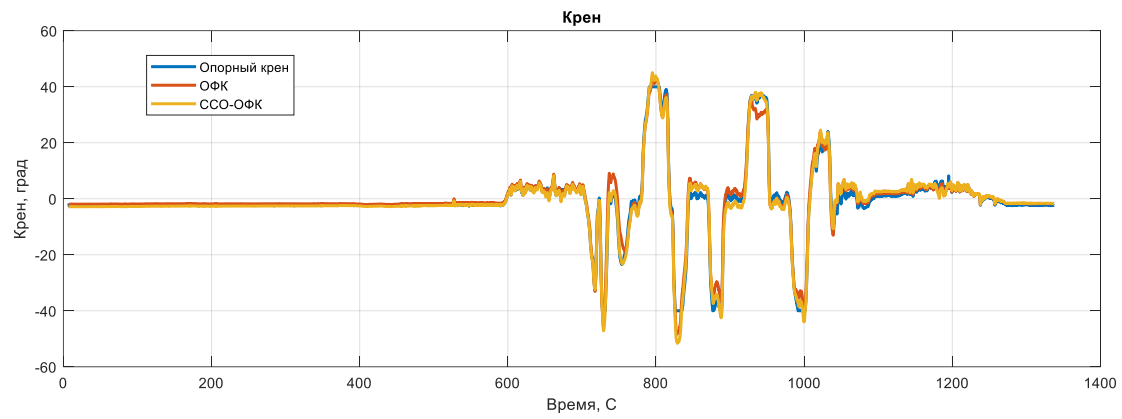


Рисунок 1. Крен и погрешность Крена

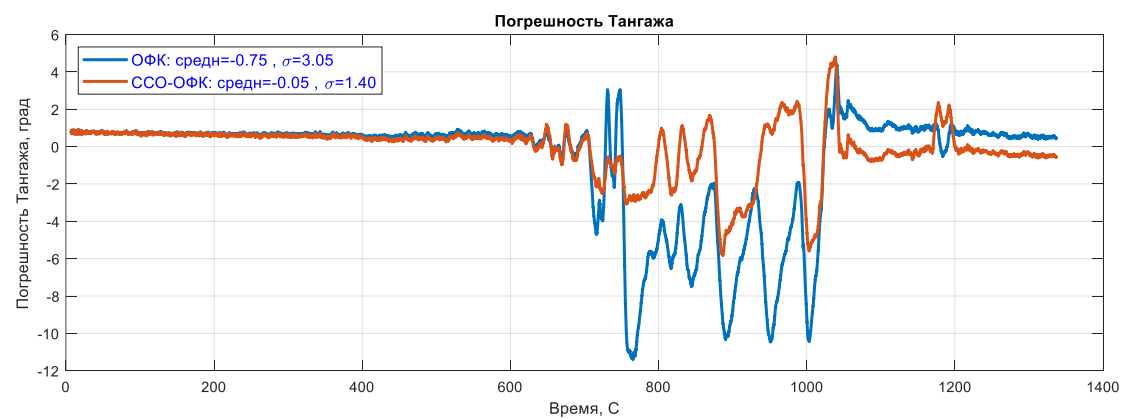
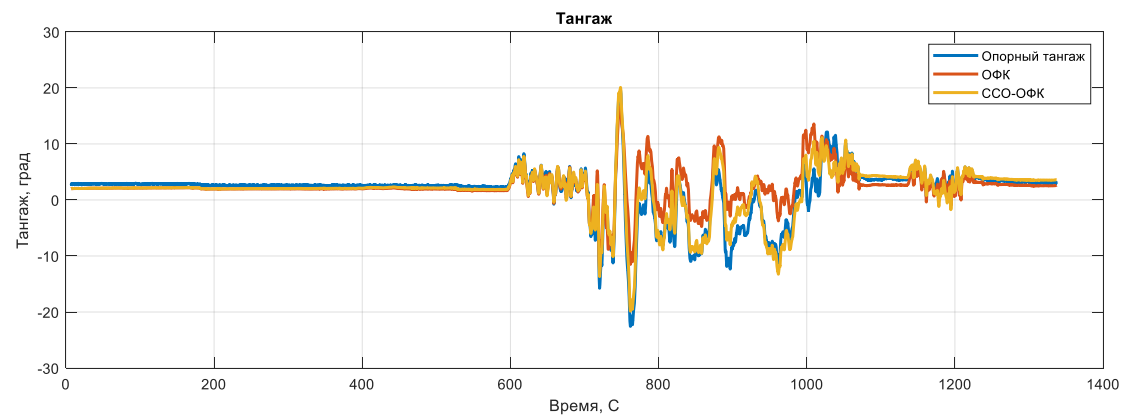


Рисунок 2. Тангаж и погрешность Тангажа

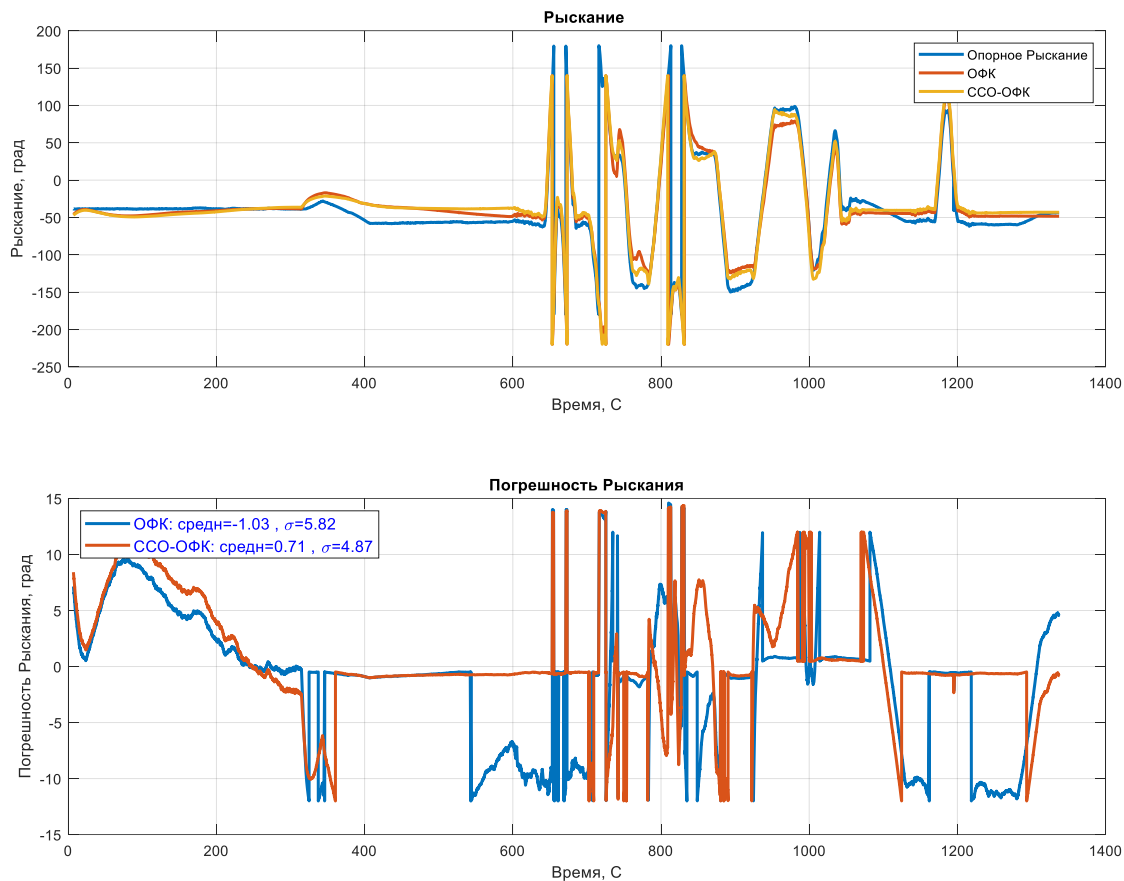


Рисунок 3. Рыскание и погрешность Рыскания

Сравнение результатов показано ниже

Таблица 1. Сравнение результатов ОФК и ССО-ОФК

	СКО (град)			Среднее (град)		
	Тангаж	Крен	Рыскание	Тангаж	Крен	Рыскание
ОФК	3.05	1.89	5.82	0.75	0.61	1.03
ССО-ОФК	1.40	1.54	4.87	0.05	0.05	0.71
Улучшение	54.1 %	18.52%	16.32	93.33 %	91.8%	31.06

Среднеквадратическое: СКО

Результаты проведённого исследования показывают, что предложенный метод обеспечивает более высокую точность оценки параметров ориентации по сравнению с использованием только обобщённого фильтра Калмана. Разработанный подход может быть рекомендован для применения в системах автономного управления летательными аппаратами и другими движущимися объектами, где предъявляются высокие требования к точности ориентации.

Фильтр Калмана уже широко применяется в реальных бортовых вычислителях летательных аппаратов. Разработанный метод, как было объяснено выше, не требует использования сложных алгоритмов, таких как глубокое обучение или машинное обучение. Для реализации метода необходимо только:

- вычислить два параметра ($C_{инн}$, S_R);
- выполнить коррекцию матрицы R .

Все дополнительные операции являются простыми арифметическими и матричными вычислениями с фиксированной стоимостью. Поскольку базовый

фильтр Калмана уже работает в реальном времени, добавление предлагаемых операций не приводит к существенному увеличению вычислительной нагрузки. Таким образом, утверждение о низкой вычислительной сложности метода является обоснованным.

Ключевые результаты:

- Предложен новый метод комплексирования данных из двух систем координат;
- Достигнуто повышение точности оценки углов Эйлера;
- Обеспечена возможность настройки фильтра Калмана в реальном времени;
- Сохранена низкая вычислительная сложность алгоритма.

Перед началом любого полёта магнитометры должны быть откалиброваны в той среде, где они установлены. Это позволяет минимизировать влияние магнитных аномалий. Что касается акселерометров, то измеренные ускорения переносятся в другую систему координат. В случае обнаружения любых аномальных измерений они не рассматриваются как ошибка — это

просто ненормальное значение. В разработанном подходе такое аномальное измерение приводит к вычислению большого значения ССО (степень соответствия). Большое значение ССО увеличивает ковариационную матрицу R . В результате фильтр Калмана уменьшает доверие к этому аномальному измерению и автоматически компенсирует его влияние на оценку ориентации. Таким образом, предложенный метод обладает встроенной робастностью к аномальным измерениям акселерометра.

В данной работе использовалось фиксированное значение $\alpha = 0.0001$. Однако для будущих исследований рекомендуется, чтобы значение α выбиралось и адаптировалось в зависимости от типа движения объекта. Оптимальное α может различаться в зависимости от:

- типа движения (резкие манёвры, установившееся движение);
- типа летательного аппарата (самолёт, квадрокоптер, ракета и т.д.);
- доступных векторных измерений в фильтре Калмана (состав вектора измерений).

Таким образом, разработка адаптивного механизма выбора α на основе указанных факторов представляет собой важное направление дальнейших исследований.

I. ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В данной работе был предложен и реализован подход к повышению точности оценки параметров ориентации движущегося объекта на основе обобщённого фильтра Калмана. В отличие от традиционных методов, использующих только показания датчиков в связанной системе координат (b-система), разработанный подход дополнительно использует априорную информацию о магнитном и гравитационном полях Земли, которые известны в навигационной системе координат (n-система).

Ключевым преимуществом предложенного метода является объединение информации из двух систем координат, что позволяет компенсировать недостатки, присущие недорогим коммерческим датчикам, таким как наличие шумов, температурные дрейфы и другие погрешности. Использование данной информации является весьма эффективным и способствует

настройке матрицы R на каждом шаге в реальном времени без дополнительного увеличения математической сложности. Данный подход требует лишь преобразования вектора в связанную систему координат с использованием матрицы направляющих косинусов.

БЛАГОДАРНОСТИ

Выражаю искреннюю благодарность своему научному руководителю, Серикову Сергею Анатольевичу, за его неоценимое руководство и неизменную поддержку на протяжении всего процесса выполнения исследования.

БИБЛИОГРАФИЯ

- [1] Assad A., Khalaf W., Chouaib I. Novel adaptive fuzzy extended Kalman filter for attitude estimation in GPS-denied environment //Gyroscopy and Navigation. – 2019. – Т. 10. – №. 3. – С. 131-146.
- [2] Aslan F., Yalçın Y. Immersion and invariance control for Euler angles of a fixed-wing unmanned aerial vehicle //Asian Journal of Control. – 2022. – Т. 24. – №. 4. – С. 1585-1596.
- [3] Cai G., Chen B. M., Lee T. H. Coordinate systems and transformations //Unmanned rotorcraft systems. – London: Springer London, 2011. – С. 23-34.
- [4] Wu W., Jin Z., Zeya A. Attitude estimation using an adaptive generalized complementary filter //Measurement. – 2025. – Т. 251. – С. 117265.
- [5] Wei X. et al. A robust adaptive error state Kalman filter for MEMS IMU attitude estimation under dynamic acceleration //Measurement. – 2025. – Т. 242. – С. 116097.
- [6] Аммар, А., & Сериков, С. А. (2025). Применение рекуррентных нейронных сетей для повышения точности навигационных систем подвижных объектов. Труды МАИ, (141), 19.
- [7] Шведенко В. Н., Виктор А. С. Совершенствование алгоритма визуальной одометрии для решения задачи одновременной навигации беспилотного летательного аппарата и построения карты земной поверхности //Научно-технический вестник информационных технологий, механики и оптики. – 2017. – Т. 17. – №. 3. – С. 475-482.
- [8] Gudmundsson V. et al. Robust UAV attitude estimation using a cascade of nonlinear observer and linearized Kalman filter //Dynamic Systems and Control Conference. – American Society of Mechanical Engineers, 2018. – Т. 51913. – С. V003T36A004.
- [9] Ассад А., Халаф В., Шуаиб И. Новый адаптивный нечеткий обобщенный фильтр Калмана для оценивания ориентации при отсутствии GPS-сигналов //Гироскопия и навигация. – 2019. – Т. 27. – №. 2 (105). – С. 3-27.

Ассад Аммар: Аспирант, Санкт-Петербургский государственный университет аэрокосмического приборостроения. Кафедра электромеханики и робототехники.

Электронная почта: ammar.assad225@gmail.com

ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9148-6752>

Novel Magnetometer-Accelerometer Fusion in Body and Navigation Frames for Improved Orientation Estimation

Ammar Assad

Annotation — Measuring orientation parameters of a moving object is an urgent task in various fields of aircraft engineering. Orientation parameters serve as the main variables in the process of autonomous motion control of a moving object. The generalized Kalman filter is the main tool used for estimating orientation parameters by integrating measurements from sensors such as accelerometers, gyroscopes, and magnetometers. In this paper, an approach using two coordinate systems for magnetic and gravitational fields is implemented to improve orientation estimation in the Kalman filter. Experimental results show that the proposed method improves the estimation of orientation angles: the mean error is reduced by 93.33% for pitch, 91.8% for roll, and 31.06% for yaw compared to using the Kalman filter alone. The method maintains low computational complexity and can be recommended for autonomous aircraft control systems. The proposed novel method combines information about magnetic and gravitational fields to improve the accuracy of orientation parameter estimation. The combination is based on the fact that measurements of the magnetic field and acceleration of a moving object in one coordinate system are transferred to another system, after which the difference between them is calculated and minimized.

Keywords: Accelerometer, magnetometer, Kalman filter, Parameters of orientation.

REFERENCES

- [1] Assad A., Khalaf W., Chouaib I. Novel adaptive fuzzy extended Kalman filter for attitude estimation in GPS-denied environment // Gyroscopy and Navigation. – 2019. – Vol. 10. – No. 3. – P. 131-146.
- [2] Aslan F., Yalçın Y. Immersion and invariance control for Euler angles of a fixed-wing unmanned aerial vehicle // Asian Journal of Control. – 2022. – Vol. 24. – No. 4. – P. 1585-1596.

- [3] Cai G., Chen B. M., Lee T. H. Coordinate systems and transformations // Unmanned Rotorcraft Systems. – London: Springer London, 2011. – P. 23-34.
- [4] Wu W., Jin Z., Zeya A. Attitude estimation using an adaptive generalized complementary filter // Measurement. – 2025. – Vol. 251. – P. 117265.
- [5] Wei X. et al. A robust adaptive error state Kalman filter for MEMS IMU attitude estimation under dynamic acceleration // Measurement. – 2025. – Vol. 242. – P. 116097.
- [6] Ammar A., Serikov S. A. (2025). The use of recurrent neural networks to improve the accuracy of navigation systems of moving objects. Proceedings of the MAI, (141), 19.
- [7] Shvedenko V. N., Viktorov A. S. Improvement of visual odometry algorithm for simultaneous unmanned aerial vehicle navigation and terrain mapping // Scientific and Technical Journal of Information Technologies, Mechanics and Optics. – 2017. – Vol. 17. – No. 3. – P. 475-482.
- [8] Gudmundsson V. et al. Robust UAV attitude estimation using a cascade of nonlinear observer and linearized Kalman filter // Dynamic Systems and Control Conference. – American Society of Mechanical Engineers, 2018. – Vol. 51913. – P. V003T36A004.
- [9] Assad A., Khalaf W., Chouaib I. Novel adaptive fuzzy generalized Kalman filter for attitude estimation in GPS-denied environment // Gyroscopy and Navigation. – 2019. – Vol. 27. – No. 2 (105). – P. 3-27.

Ammar Assad: Postgraduate student at St. Petersburg State University of Aerospace Instrumentation, Department of Electromechanics and Robotics.
Email: ammar.assad225@gmail.com
ORCID: <https://orcid.org/0000-0001-9148-6752>