

Труды МАИ. 2023. № 132
Trudy MAI, 2023, no. 132

Научная статья

УДК 519.711

URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=176849>

ИССЛЕДОВАНИЕ МЕТОДОВ И РАЗРАБОТКА АЛГОРИТМОВ КОМПЛЕКСИРОВАНИЯ НАВИГАЦИОННОЙ ИНФОРМАЦИИ

Давид Николович Овакимян^{1✉}, Владимир Анатольевич Зеленский²,

Максим Вадимович Капалин³, Илья Сергеевич Ерескин⁴

^{1,2,3,4}Самарский национальный исследовательский университет имени академика С.П.

Королева, Самара, Россия

¹dd55@bk.ru✉

²vaz-3@yandex.ru

³no95typem@yandex.ru

⁴sergeyeldoradotlt@gmail.com

Аннотация: рассмотрены вопросы повышения точности и достоверности навигационной информации путем комплексирования сигналов, получаемых от разных источников. Решить проблему предлагается с помощью модифицированного фильтра Калмана, выбранного в результате сравнительного анализа известных реализаций по точности и вычислительной сложности. Программная реализация алгоритма выполнена в среде MAVROS.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, полетный контроллер, комплексирование навигационной информации, калмановская фильтрация

Финансирование: статья написана по результатам работы над грантом в форме субсидий из федерального бюджета, соглашение № ПИАШ/20-П-2023 (28/23Б) от 01.05.2023.

Для цитирования: Овакимян Д.Н., Зеленский В.А., Капалин М.В., Ерескин И.С. Исследование методов и разработка алгоритмов комплексирования навигационной информации // Труды МАИ. 2023. № 132. DOI. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=176849>

Original article

RESEARCH OF METHODS AND DEVELOPMENT OF ALGORITHMS FOR INTEGRATION OF NAVIGATION INFORMATION

David N. Ovakimyan¹✉, Vladimir A. Zelenskiy², Maxim V. Kapalin³, Ilya S. Yereskin⁴

^{1,2,3,4}Samara National Research University named after Academician S.P. Korolev, Samara, Russia

¹dd55@bk.ru✉

²vaz-3@yandex.ru

³no95typem@yandex.ru

⁴sergeyeldoradotlt@gmail.com

Abstract: the issues of improving the accuracy and reliability of navigation information by combining signals received from different sources are considered. It is proposed to solve the problem using a modified Kalman filter selected as a result of a comparative analysis of known implementations in terms of accuracy and computational complexity. The software

implementation of the algorithm is performed in the MAVROS environment. One of the most important tasks of the flight controller of an unmanned aerial vehicle is to evaluate the state vector. In general, this vector is multidimensional. The aim of the work is to select a method and develop an algorithm for determining the state vector by combining navigation information. The solution of the problem of aggregation of data obtained from independent sources is provided, as a rule, by nonlinear Kalman filtering. The classical algorithm is the extended Kalman filter EKF (extended Kalman filter), which is based on the linearization of the right part of the stochastic model to estimate the mathematical expectation of an unknown state vector and covariance matrix. EKF is one of the very first algorithms proposed for solving such problems. To date, there are more modern Kalman filters – sigma-point UKF (Unscented Kalman Filter), invariant extended IEKF (invariant extended Kalman filter), quadrature QKF. In this study, Nvidia Jetson Xavier NX was used as a hardware platform, which allows the use of resource-intensive algorithms for integrating navigation information. The use of special computing modules makes it possible to unload the flight controller and makes it relevant to study the effectiveness of modern Kalman filtering algorithms.

Keywords: flight controller, algorithm, software, unmanned aerial vehicle

Funding: the article was written based on the results of work on the grant in the form of subsidies from the federal budget, agreement № PIASH/20-P-2023 (28/23B) dated 01.05.2023

For citation: Ovakimyan D.N., Zelenskiy V.A., Kapalin M.V., Yereskin I.S. Research of methods and development of algorithms for integration of navigation information. *Trudy MAI*, 2023, no. 132. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=176849>

Введение

Одной из важнейших задач полётного контроллера беспилотного летательного аппарата является оценка вектора состояния. В общем случае, этот вектор является многомерным [1-3]. Целью работы является выбор метода и разработка алгоритма для определения вектора состояния путем комплексирования навигационной информации.

Решение задачи комплексирования данных, полученных из независимых источников, обеспечивается, как правило, нелинейной калмановской фильтрацией [5-12]. Классическим алгоритмом является расширенный калмановский фильтр ЕКФ (extended Kalman filter), в основе которого лежит линеаризация правой части стохастической модели для оценки математического ожидания неизвестного вектора состояния и матрицы ковариации. ЕКФ – один из самых первых алгоритмов, предложенных для решения подобных задач. На сегодняшний день существуют более современные калмановские фильтры – сигма-точечный UKF (Unscented Kalman Filter), инвариантный расширенный IEKF (invariant extended Kalman filter), квадратурный QKF (quadrature Kalman filter) и кубатурный СКФ (cubature Kalman filter). Использование вышеназванных фильтров дает более точную оценку вектора состояний, чем использование ЕКФ, но при этом вычислительная сложность таких

алгоритмов является слишком высокой для полетного контроллера летательных аппаратов.

В данном исследовании в качестве аппаратной платформы применялась Nvidia Jetson Xavier NX, которая позволяет использовать для комплексирования навигационной информации ресурсоемкие алгоритмы. Применение специальных вычислительных модулей позволяет разгрузить полетный контроллер и делает актуальным исследование эффективности применения современных алгоритмов калмановской фильтрации [13-18].

Сравнительный анализ EKF и UKF фильтров

Векторы состояния нелинейной системы можно представить в виде:

$$\begin{aligned}x_{k+1} &= f[x_k, u_k, v_k, k], \\z_k &= h[x_k, u_k, k] + w_k,\end{aligned}\tag{1}$$

где:

$x(k)$ - вектор состояния системы на временном шаге $k + 1$;

$u(k)$ - вектор управления, действующий на систему;

$v(k)$ - вектор шумового воздействия (ошибка моделирования);

$z(k)$ - вектор измерений;

$w(k)$ - шум измерений.

Предполагается, что вектора шумового воздействия имеют гауссово распределение с нулевым средним значением.

Как известно, фильтр Калмана применим только для линейных задач [19-23].

Одним из способов адаптировать этот фильтр к нелинейным задачам является метод

локальной линеаризации, которая является основной идеей расширенного фильтра Калмана (ЕКФ).

Пусть δ - малое отклонение от значения оцениваемого вектора, тогда:

$$x_{k+1} \approx \hat{x}_{k+1}^- \approx \left. \frac{\partial f[x_k, u_k, v_k, k]}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k^-} \delta x_k \quad (2)$$

где $\hat{x}_{k/k}^-$ – оценки вектора состояния на этапе прогноза для соответствующих моментов.

Измерения в таком случае могут быть представлены в следующей форме:

$$z_{k+1} \approx h[\hat{x}_{k+1}^-] \approx \left. \frac{\partial f[x_{k+1}, u_{k+1}, v_{k+1}, k+1]}{\partial x} \right|_{x=\hat{x}_k^-} \delta x_k \quad (3)$$

Визуально данный метод представлен на рисунке 1.

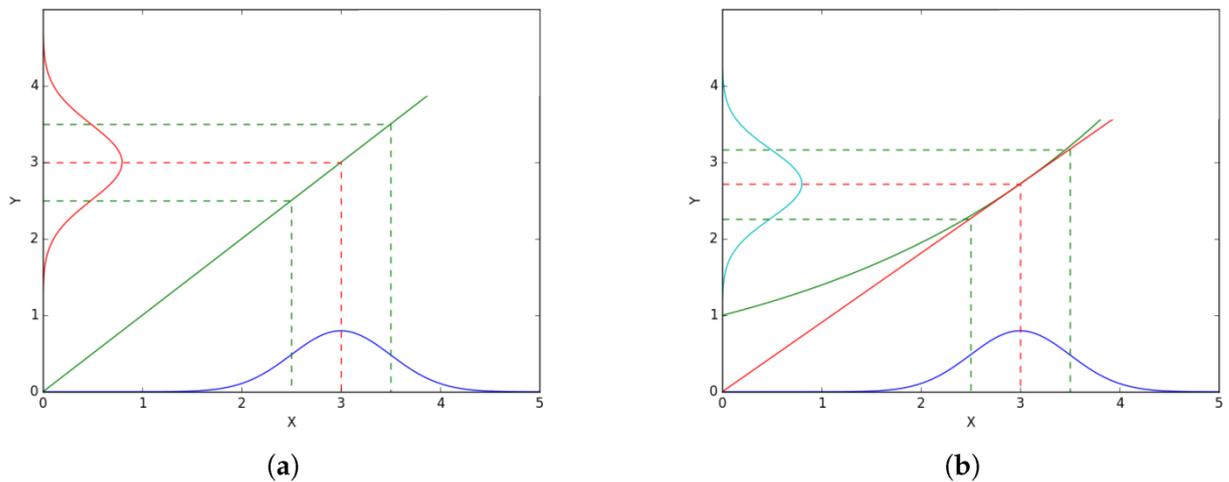


Рисунок 1 – Проекция распределения значений двумерного вектора при использовании UKF(a) и EKF(b).

Данный подход имеет несколько проблем, влияющих на точность.

Во-первых, отбрасывание членов выше первого порядка при разложении в ряд

Тейлора. Во-вторых, это сама сущность подхода, заключающаяся в построении касательной к гиперплоскости.

UKF предлагает абсолютно другой способ применить фильтр Калмана к нелинейным системам:

$$\hat{x}_{k|k}^- \approx \sum_{i=0}^{2N} w^i \cdot f(X_{k|k}^i) \quad (4)$$

Аргументами в данной функции являются так называемые «сигма» точки, выбор которых определяется соотношениями:

$$X_{k|k}^0 \approx x_k, \quad (5)$$

$$X_{k|k}^i \approx x_k \pm \sqrt{N \pm \lambda} \cdot \sqrt{P_k}^T, \quad i = 1, \dots, N, \quad (6)$$

$$X_{k|k}^i \approx x_k \pm \sqrt{N \pm \lambda} \cdot \sqrt{P_k}^{T \pm N}, \quad i = N + 1, \dots, 2N \quad (7)$$

Где $\sqrt{P_k}^i$ обозначает i -й столбец матрицы $\sqrt{P_k}$, N – размерность оцениваемого вектора состояния. Здесь используется разложение Холецкого вида $P \approx \sqrt{P} \sqrt{P}^T$, где \sqrt{P} - нижняя треугольная матрица.

Весовые коэффициенты вычисляются по следующим формулам:

$$\omega^0 \approx \frac{\lambda}{\lambda \pm N}, \quad \omega^i \approx \frac{1}{2(\lambda \pm N)}, \quad i = 1, \dots, 2N \quad (8)$$

Оценка матрицы ковариации:

$$P_{k|k}^- \approx \sum_{i=0}^{2N} \omega^i [f(X_{k|k}^i) - \hat{x}_{k|k}^-] [f(X_{k|k}^i) - \hat{x}_{k|k}^-]^T \approx Q \quad (9)$$

Где Q – ковариационная матрица шума системы. Весовые коэффициенты в данной формуле рассчитываются аналогично, за исключением ω^0 :

$$\omega^0 = \frac{\lambda}{\lambda + N} (1 - \alpha^2) \beta \quad (10)$$

где

α – параметр, определяющий разброс сигма точек вокруг среднего, может принимать значения от 0,0004, до 1; β – параметр, который позволяет учесть априорные данные о функции плотности вероятности неизвестного вектора состояния системы, для нормального распределения равен 2; $\lambda = \alpha^2 N \kappa$ – N -параметр масштабирования.

Используя сигма точки в качестве аргумента функции, можно рассчитать значения вектора измерений в этих точках:

$$\zeta_{k \square i}^i = h(X_{k \square i}^i) \quad (11)$$

Умножая на весовые коэффициенты и суммируя, находим оценку среднего значения:

$$\hat{z}_{k \square i} = \sum_{i \square 0}^{2N} \omega^i \zeta_{k \square i}^i. \quad (12)$$

Матрицу ковариации представим в виде:

$$S_{k \square i} = \sum_{i \square 0}^{2N} \omega^i \left[\zeta_{k \square i}^i - \hat{z}_{k \square i} \right] \left[\zeta_{k \square i}^i - \hat{z}_{k \square i} \right]^T + R, \quad (13)$$

где R – ковариационная матрица шума измерений.

Окончательные оценки для вектора состояния и матрицы ковариации получаются по формулам:

$$\begin{aligned}\hat{x}_{k|k} &= \hat{x}_{k|k}^- + K_{k|k} (z_{k|k} - \hat{z}_{k|k}), \\ P_{k|k} &= P_{k|k}^- - K_{k|k} S K_{k|k}^T,\end{aligned}\tag{14}$$

где:

$$\begin{aligned}T_{k|k} &= \sum_{i=0}^{2N} \omega^i [X_{k|k}^i - \hat{x}_{k|k}^-] [\zeta_{k|k}^i - \hat{z}_{k|k}^-]^T, \\ K_{k|k} &= T_{k|k} S_{k|k}^{-1},\end{aligned}\tag{15}$$

Можно заметить, что сигма-точечный фильтр Калмана имеет три параметра, которые определяют его конкретную реализацию.

1. Вычислительная сложность методов комплексирования

Математические модели не всегда дают представление о том, как будет различаться скорость решения задачи при одинаковых ресурсах и разных типах фильтров [24, 25]. Поэтому остановимся на сравнении их точности и вычислительной сложности, которые важны с практической точки зрения. Результаты сравнения данных алгоритмов по точности оценки представлены в таблице 1.

Ошибка оценки текущей позиции и скорости по x . Таблица 1

N	Метод	r_x , м	u_x , м / с
1	EKF	0.14	0.07
	UKF	0.10	0.06
	CKF	0.09	0.06
2	EKF	0.48	0.17
	UKF	0.16	0.09

	СКФ	0.14	0.09
--	-----	------	------

Чем выше значение N , тем выше интервал измерений. Можно заметить, что при небольшом интервале измерений, ЕКФ обеспечивает практически такую же точность, как УКФ и СКФ, однако если интервал измерений увеличивается, то ошибка ЕКФ начинает значительно расти вплоть до выхода за рамки допустимых значений. Этот факт имеет особую значимость для комплексирования навигационной информации беспилотного летательного аппарата, т.к. один из главных источников информации – датчик глобальной спутниковой навигационной системы может иметь большие интервалы между измерениями. Преимущество УКФ в точности над ЕКФ также подтверждается исследованием [26].

Все вышеупомянутые исследования оценивали лишь точность алгоритмов, не затрагивая тему ресурсоемкости вычислений. В реальных условиях данный параметр играет важную роль, так как вычислительная мощность на борту беспилотного летательного аппарата зачастую ограничена даже с использованием компьютера-компаньона.

Выполнено сравнение по этому параметру, в ходе которого были получены результаты, представленные в таблице 2:

Таблица 2

Время вычисления и ошибка определения угла ориентации навигационного спутника

	Время вычисления, мс	Ошибка определения угла, град.
ЕКФ	3,15	0,859
SPUKF	9,28	0,033

ESPUKF	17,27	0,032
UKF	122,26	0,031

Данные результаты наглядно демонстрируют проблемы UKF с производительностью. Но в тоже время, его модификации SPUKF и ESPUKF по скорости вычисления близки к EKF, а по точности превосходят его. Алгоритм SPUKF предполагает, что если представить сигма точки в виде:

$$X_k^i \square \hat{X}_k^i \square \Delta X_i, (i \square 1, \dots, 2N), \quad (16)$$

Тогда,

$$X_{k+1}^i \approx f[\hat{X}_k^i, v_k, u_k, k] \square \left. \frac{\partial f[x, v_k, u_k, k]}{\partial x} \right|_{x=\hat{X}_k^i} \Delta X_k^i, (i \square 1, \dots, 2N). \quad (17)$$

При этом не требуются сложные вычисления для каждой сигма точки, а только для нулевой.

В данной модификации UKF приходится прибегать к вычислению якобиана, и отбрасывание всех членов ряда Тейлора со второго порядка нивелирует преимущество в точности над EKF. Поэтому, была предложена еще одна модификация, решающая эту проблему – экстраполированный уникальный сигматочечный фильтр Калмана ESPUKF (Extrapolated Single Propagation Unscented Kalman Filte), которая использует метод экстраполяции Ричардсона, чтобы включить в расчеты члены ряда Тейлора второго порядка, не увеличивая значительно вычислительную сложность. Математически это можно представить в виде:

$$X_{k+1}^i \square 2N_2 \left(\frac{\Delta X_i}{2} \right) - N_1 \square \Delta X_i \square, (i \square 1, \dots, 2N) \quad (18)$$

где:

$$N_1 \Delta X_i \square f[\hat{X}_k, v_k, u_k, k] \square \frac{\partial f[x, v_k, u_k, k]}{\partial x} \Big|_{x=\hat{X}_k} \Delta X_k^i, (i \square 1, \dots, 2N) \quad (19)$$

$$N_2 \frac{\Delta X_i}{2} \square f[\hat{X}_k, v_k, u_k, k] \square \frac{\partial f[x, v_k, u_k, k]}{\partial x} \Big|_{x=\hat{X}_k} \frac{\Delta X_k^i}{2} \square \frac{\partial f[x, v_k, u_k, k]}{\partial x} \Big|_{x=\hat{X}_k \square \Delta X_k^i / 2} \frac{\Delta X_k^i}{2}, (i \square 1, \dots, 2N)$$

Данный подход позволяет считать ESPUKF оптимальным решением с точки зрения средней ошибки и скорости вычисления, как показано на рисунке 3.

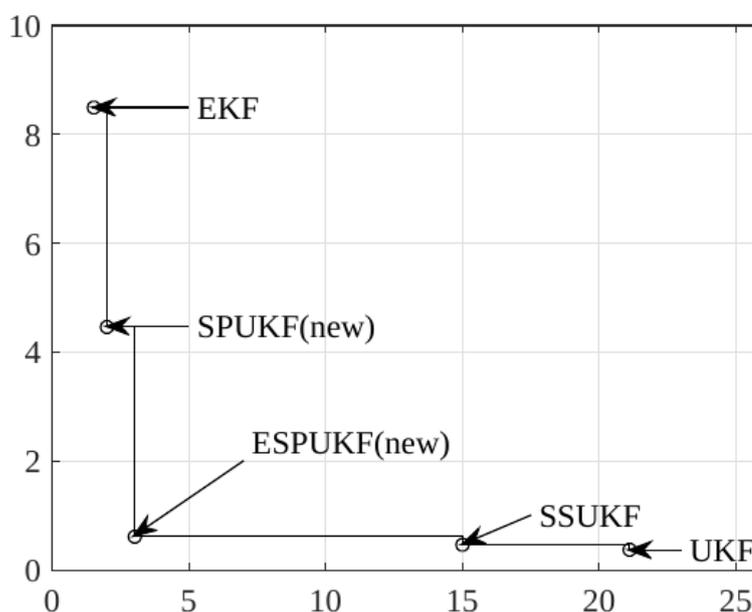


Рисунок 3 – Зависимость средней ошибки определения высоты от скорости вычислений

2. Программная реализация комплексирования навигационной информации

На основе данных предыдущих разделов, принято решение использовать ESPUKF алгоритм калмановской фильтрации. На первом этапе принято решение отладить процесс с использованием пакета robot_localization для операционной

системы для роботов ROS, в котором реализован классический UKF. При успешной адаптации UKF, планируется реализация алгоритма ESPUKF. Использование ROS с протоколом MAVLink (MAVROS) создает хорошую платформу для более быстрой разработки прикладных приложений.

В нашем случае MAVROS предоставляет уже готовую для обработки информацию с датчиков.

1. С IMU – в топике «`/mavros/imu/data_raw`»;
2. С GPS – в топике «`/mavros/global_position/raw/fix`»
3. С вышотомера – в топике «`/mavros/distance_sensor`»

Кроме этого, входными данными будут сообщения из топика «`/vio/odometry/out`», в который отправляет сообщения модуль «`vio`». Таким образом, имеется несколько источников навигационной информации, которую необходимо комплексировать.

ROS предлагает стандарт REP-105 для определения координат. Согласно данному стандарту, преобразование координат «Земля - Робот» должно быть представлено в форме, показанной на рисунке 4.



Рисунок 4 -- Преобразование координат робота «`base_link`»

В данной схеме можно опустить элемент «`earth`», т.к. элемент «`map`» привязана к нему через статическое преобразование. В таком случае, остается вопрос

необходимости дополнительного одометрического звена «odom». Данное разделение необходимо, так, как мы получаем данные с датчиков в дискретном виде. Датчик может не предоставлять данные в течение какого-то времени, а беспилотный летательный аппарат должен продолжать выполнять полетное задание. Таким образом, преобразование «odom -> baselink» будет непрерывным, в то время как «map -> odom» может изменяться дискретно. Это говорит о том, что мы должны создать два фильтра, один из которых будет обрабатывать данные, только тех датчиков, которые поставляют данные непрерывно и рассчитывать координаты «baselink» в СК «odom», а второй будет комплексировать данные из всех источников и оценивать преобразование «map -> odom».

Полученные данные нам необходимо отправить на полетный контроллер. Это можно сделать, направив выходные данные узла комплексирования в топик «/mavros/odometry/out». Так, как программное обеспечение написано с использованием фреймворка ROS, оно работает, используя паттерн Publish-Subscriber. Алгоритм работы узла комплексирования представлен на рисунке 5.

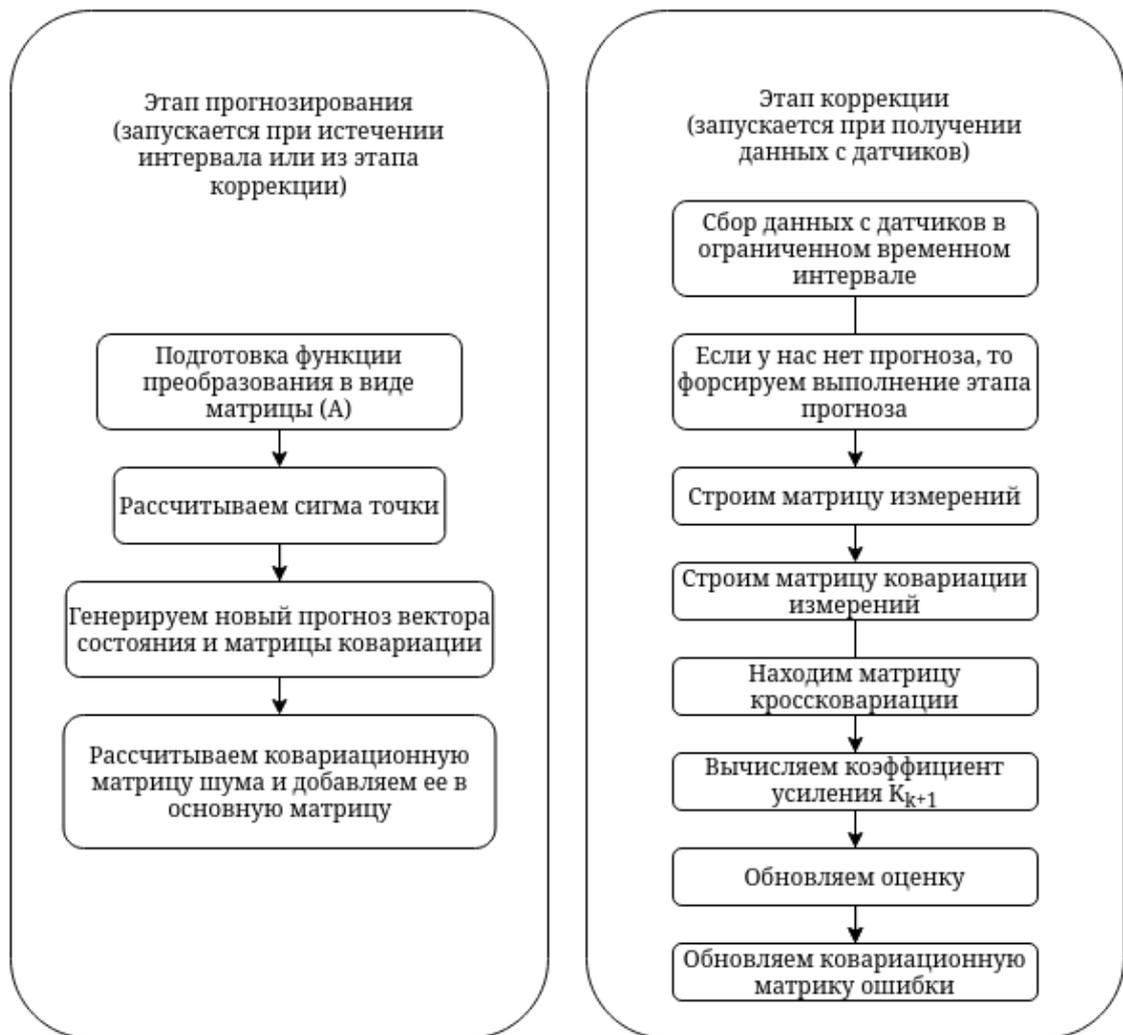


Рисунок 5 – Алгоритм работы узла комплексирования

Алгоритм комплексирования включает в себя два основных этапа – этап прогнозирования и этап коррекции. Последний запускается при получении данных с датчиков и заканчивается обновлением ковариационной матрицы ошибки.

Заключение

В работе были исследованы методы комплексирования, выполнен их сравнительный анализ, который показал преимущества экстраполированного уникального сигматочечного фильтр Калмана. Разработан алгоритм

комплексирования навигационной информации, поступающей в полетный контроллер беспилотного летательного аппарата от независимых между собой источников. При выборе программной среды предпочтение отдано свободно распространяемой операционной системе ROS с протоколом MAVLink.

Список источников

1. Алешин Б.С., Афонин А.А., Веремеенко К.К. и др. Ориентация и навигация подвижных объектов: современные информационные технологии. – М.: Физматлит, 2006. - 421 с.
2. Алешин Б.С., Антонов Д.А., Веремеенко К.К. и др. Малогабаритный интегрированный навигационно-посадочный комплекс // Труды МАИ. 2012. № 54. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=29692>
3. Кузнецов А.Г. Автоматизация процесса посадки малогабаритного беспилотного летательного аппарата в особых ситуациях // Труды МАИ. 2011. № 45: URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=25425>
4. Лунев Е.М. Исследование сходимости нового алгоритма определения навигационных параметров беспилотного аппарата на базе фотоизображения // Труды МАИ. 2010. № 45. URL: https://trudymai.ru/published.php?ID=25431&PAGEN_2=2
5. Алхаддад Мухаммад. Моделирование и управление ориентацией квадрокоптера с использованием линейного квадратического регулятора // Актуальные проблемы авиации и космонавтики. 2016. Т. 1. № 12. С. 883-886.

6. Saied M. BFA fuzzy logic based control allocation for fault-tolerant control of multirotor UAVs // *Aeronautical Journal -New Series*, 2019, no. 123 (1267), pp. 1356-1373. DOI:[10.1017/aer.2019.58](https://doi.org/10.1017/aer.2019.58)
7. Савельев В.М., Антонов Д.А. Выставка бесплатформенной инерциальной навигационной системы беспилотного летательного аппарата на подвижном основании // *Труды МАИ*. 2011. № 45. URL: https://trudymai.ru/published.php?ID=25497&PAGEN_2=2
8. Alex G Quinchia, Gianluca Falco, Emanuela Falletti, Fabio Dovois. A Comparison between different error modeling of MEMS applied to GPS / INS integrated systems // *Sensors (Basel)*, 24 July 2013, vol. 13, no. 3, pp. 9549-9588. DOI:[10.3390/s130809549](https://doi.org/10.3390/s130809549)
9. Liu Hong Dan, Shu Xiong Ying, Li Xi Sheng. Application of Strongly Tracking Kalman Filter In MEMS Gyroscope Bias Compensation // *6th International Conference on Advanced Materials and Computer Science, ISAMCS 2017*. DOI: [10.23977/icamcs.2017.1004](https://doi.org/10.23977/icamcs.2017.1004)
10. Tang. Pham Van, Thang Nguyen Van, Duc Anh Nguyen, Trinh Chu Duc. 15 – State Extended Kalman Filter Design for INS / GPS Navigation System // *Journal of Automation and Control Engineering*, January 2015, vol. 3, no. 2, pp. 109-114. DOI: [10.12720/joace.3.2.109-114](https://doi.org/10.12720/joace.3.2.109-114)
11. Yan Chen, Dan Li, Yanhai Li, Xiaoyuan Ma. Use Moving Average Filter to Reduce Noises in Wearable PPG During Continuous Monitoring // *EAI International Conference on Wearables in Healthcare, Budapest, Hungary*, vol. eHealth 2016, LNICST 181, pp. 193-203. DOI: [10.1007/978-3-319-49655-9_26](https://doi.org/10.1007/978-3-319-49655-9_26)

12. Mushfiqul Alam, Jan Rohac. Adaptive Data Filtering of Inertial Sensors with Variable Bandwidth // Sensors, February 2015, vol. 15, no. 2, pp. 3282-3298. DOI: [10.3390/s150203282](https://doi.org/10.3390/s150203282)
13. Paola Pierleoni, Alberto Belli, Lorenzo Maurizi, Lorenzo Palma. A Wearable Fall Detector for Elderly People Based on AHRS and Barometric Sensor // Sensors, September 2016, vol. 16, no. 17, pp. 1-1. DOI: [10.1109/JSEN.2016.2585667](https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2585667)
14. Wenjiao Xiao, Zgu, Yu. An Unconventional Multiple Low-Cost IMU and GPS-Integrated Kinematic Positioning and Navigation Method Based on Singer Model // Sensors, October 2019, vol. 19, no. 19. DOI: [10.3390/s19194274](https://doi.org/10.3390/s19194274)
15. Vishal Awasthi, Krishna Raj. A Comparison of Kalman Filter and Extended Kalman Filter in State Estimation // International Journal of Electronics Engineering, 2011, vol. 3, no. 1, pp. 67-71.
16. Сухомлинов Д.В., Медведь А.Н. О комплексировании данных в информационно-управляющей системе летательного аппарата // Двигатель. 2014. № 5 (95). С. 38-41.
17. Долгий О.В., Жих А.И., Гришченко В.А. Комплексирование сигналов датчиков в навигационных системах на базе инерциальных элементов // Научные горизонты. 2019. № 4 (20). С. 193–198.
18. Вовасов В.Е., Бетанов В.В., Турлыков П.Ю. Комплексирование навигационного приемника и акселерометров для оценки координат и ориентации высокодинамичных объектов // Труды МАИ. 2017. № 96. URL: <https://trudymai.ru/published.php?ID=85834>
19. Корнилов А.В., Лосев В.В. Комплексирование измерительной информации инерциального блока и системы воздушных сигналов, входящих в состав

интегрированной системы резервных приборов // Вестник Волжской государственной академии водного транспорта. 2017. № 52. С. 31-49.

20. Лунев Е.М., Павлова Н.В. Программно-алгоритмическое обеспечение для определения навигационных параметров беспилотного летательного аппарата на базе фотоизображения // Вестник Московского авиационного института. 2009. Т. 16. № 6. С. 111-119.

21. Watts A.C., Kobziar L.N., Percival H.F. Unmanned Aircraft Systems for Wildland Fire Monitoring and Research // Proceedings of the 24th Tall Timbers Fire Ecology Conference: The Future of Fire: Public Awareness, Health, and Safety, Tallahassee, FL, USA, 2009, pp. 86–90.

22. Rui Xu, D. Wunsch. Survey of clustering algorithms // IEEE Transactions on neural networks and learning systems, 2005, vol. 16, no. 3, pp. 645.

23. Шавин М.Ю. Численные методы нелинейной фильтрации для оценки состояния квадрокоптера с поворотными роторами // Труды МФТИ. 2019. Т. 11. № 3. С. 86-95.

24. Jaroslaw Goslinski. EKF vs UKF — use case example. URL: <https://jgoslinski.medium.com/ekf-vs-ukf-in-terms-of-an-ellipse-of-confidence-b51f6cb02da2>

25. Biswas S.K., Southwell B., Dempster A.G. Performance analysis of Fast Unscented Kalman Filters for Attitude Determination // IFAC-PapersOnLine, 2018, vol. 51, no. 1, pp. 697-701.

26. Marion Pilte, Silvere Bonnabel, Frederic Barbaresco. Drone Tracking Using an Innovative UKF // 3rd conference on Geometric Science of Information (GSI 2017), Nov 2017, Paris, France.

27. Guoshen Yu, Jean-Michel Morel. ASIFT: An Algorithm for Fully Affine Invariant Comparison // Image Processing On Line, 2011, no. 1, pp. 11–38.

DOI:[10.5201/ipol.2011.my-asift](https://doi.org/10.5201/ipol.2011.my-asift)

References

1. Aleshin B.S., Afonin A.A., Veremeenko K.K. et al. *Orientatsiya i navigatsiya podvizhnykh ob"ektov: sovremennye informatsionnye tekhnologii* (Orientation and navigation of mobile objects: modern information technologies), Moscow, Fizmatlit, 2006, 421 p.

2. Aleshin B.S., Antonov D.A., Veremeenko K.K. et al. *Trudy MAI*, 2012, no. 54. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=29692>

3. Kuznetsov A.G. *Trudy MAI*, 2011, no. 45: URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=25425>

4. Lunev E.M. *Trudy MAI*, 2010, no. 45. URL: https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=25431&PAGEN_2=2

5. Alkhaddad Mukhammad. *Aktual'nye problemy aviatsii i kosmonavtiki*, 2016, vol. 1, no. 12, pp. 883-886.

6. Saied M. BFA fuzzy logic based control allocation for fault-tolerant control of multirotor UAVs, *Aeronautical Journal -New Series*, 2019, no. 123 (1267), pp. 1356-1373. DOI:[10.1017/aer.2019.58](https://doi.org/10.1017/aer.2019.58)
7. Savel'ev V.M., Antonov D.A. *Trudy MAI*, 2011, no. 45. URL: https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=25497&PAGEN_2=2
8. Alex G Quinchia, Gianluca Falco, Emanuela Falletti, Fabio Dosis. A Comparison between different error modeling of MEMS applied to GPS / INS integrated systems, *Sensors (Basel)*, 24 July 2013, vol. 13, no. 3, pp. 9549-9588. DOI:[10.3390/s130809549](https://doi.org/10.3390/s130809549)
9. Liu Hong Dan, Shu Xiong Ying, Li Xi Sheng. Application of Strongly Tracking Kalman Filter In MEMS Gyroscope Bias Compensation, *6th International Conference on Advanced Materials and Computer Science*, ISAMCS 2017. DOI: [10.23977/icamcs.2017.1004](https://doi.org/10.23977/icamcs.2017.1004)
10. Tang. Pham Van, Thang Nguyen Van, Duc Anh Nguyen, Trinh Chu Duc. 15 – State Extended Kalman Filter Design for INS / GPS Navigation System, *Journal of Automation and Control Engineering*, January 2015, vol. 3, no. 2, pp. 109-114. DOI: [10.12720/joace.3.2.109-114](https://doi.org/10.12720/joace.3.2.109-114)
11. Yan Chen, Dan Li, Yanhai Li, Xiaoyuan Ma. Use Moving Average Filter to Reduce Noises in Wearable PPG During Continuous Monitoring, *EAI International Conference on Wearables in Healthcare*, Budapest, Hungary, vol. eHealth 2016, LNICST 181, pp. 193-203. DOI: [10.1007/978-3-319-49655-9_26](https://doi.org/10.1007/978-3-319-49655-9_26)
12. Mushfiqul Alam, Jan Rohac. Adaptive Data Filtering of Inertial Sensors with Variable Bandwidth, *Sensors*, February 2015, vol. 15, no. 2, pp. 3282-3298. DOI: [10.3390/s150203282](https://doi.org/10.3390/s150203282)

13. Paola Pierleoni, Alberto Belli, Lorenzo Maurizi, Lorenzo Palma. A Wearable Fall Detector for Elderly People Based on AHRS and Barometric Sensor, *Sensors*, September 2016, vol. 16, no. 17, pp. 1-1. DOI: [10.1109/JSEN.2016.2585667](https://doi.org/10.1109/JSEN.2016.2585667)
14. Wenjiao Xiao, Zgu, Yu. An Unconventional Multiple Low-Cost IMU and GPS-Integrated Kinematic Positioning and Navigation Method Based on Singer Model, *Sensors*, October 2019, vol. 19, no. 19. DOI: [10.3390/s19194274](https://doi.org/10.3390/s19194274)
15. Vishal Awasthi, Krishna Raj. A Comparison of Kalman Filter and Extended Kalman Filter in State Estimation, *International Journal of Electronics Engineering*, 2011, vol. 3, no. 1, pp. 67-71.
16. Sukhomlinov D.V., Medved' A.N. *Dvigatel'*, 2014, no. 5 (95), pp. 38-41.
17. Dolgii O.V., Zhikh A.I., Grishchenko V.A. *Nauchnye gorizonty*, 2019, no. 4 (20), pp. 193–198.
18. Vovasov V.E., Betanov V.V., Turlykov P.Yu. *Trudy MAI*, 2017, no. 96. URL: <https://trudymai.ru/eng/published.php?ID=85834>
19. Kornilov A.V., Losev V.V. *Vestnik Volzhskoi gosudarstvennoi akademii vodnogo transporta*, 2017, no. 52, pp. 31-49.
20. Lunev E.M., Pavlova N.V. *Aerospace MAI Journal*, 2009, vol. 16, no. 6, pp. 111-119.
21. Watts A.C., Kobziar L.N., Percival H.F. Unmanned Aircraft Systems for Wildland Fire Monitoring and Research, *Proceedings of the 24th Tall Timbers Fire Ecology Conference: The Future of Fire: Public Awareness, Health, and Safety*, Tallahassee, FL, USA, 2009, pp. 86–90.

22. Rui Xu, D. Wunsch. Survey of clustering algorithms, *IEEE Transactions on neural networks and learning systems*, 2005, vol. 16, no. 3, pp. 645.
23. Shavin M.Yu. *Trudy MFTI*, 2019, vol. 11, no. 3, pp. 86-95.
24. Jaroslaw Goslinski. *EKF vs UKF — use case example*. URL: <https://jgoslinski.medium.com/ekf-vs-ukf-in-terms-of-an-ellipse-of-confidence-b51f6cb02da2>
25. Biswas S.K., Southwell B., Dempster A.G. Performance analysis of Fast Unscented Kalman Filters for Attitude Determination, *IFAC-PapersOnLine*, 2018, vol. 51, no. 1, pp. 697-701.
26. Marion Pilte, Silvere Bonnabel, Frederic Barbaresco. Drone Tracking Using an Innovative UKF, *3rd conference on Geometric Science of Information (GSI 2017)*, Nov 2017, Paris, France.
27. Guoshen Yu, Jean-Michel Morel. ASIFT: An Algorithm for Fully Affine Invariant Comparison, *Image Processing On Line*, 2011, no. 1, pp. 11–38. DOI:[10.5201/ipol.2011.my-asift](https://doi.org/10.5201/ipol.2011.my-asift)

Статья поступила в редакцию 24.07.2023

Одобрена после рецензирования 04.08.2023

Принята к публикации 27.10.2023

The article was submitted on 24.07.2023; approved after reviewing on 04.08.2023; accepted for publication on 27.10.2023