

UDC 629.7.058.6

Lavrentiev E.A., Orlov M.S. Mathematical model and method for quantifying the angular drift of an unmanned aerial vehicle based on neural network processing of video stream

Математическая модель и метод количественной оценки углового дрейфа курса беспилотного летательного аппарата на основе нейросетевой обработки видеопотока

Lavrentiev Evgeny Andreevich,

Graduate Student, Yuri Gagarin Saratov State Technical University, Saratov

Orlov Mikhail Sergeevich,

Graduate Student, Yuri Gagarin Saratov State Technical University, Saratov

Supervisor: **Egorov Igor Vladimirovich,**

PhD in Engineering, Saratov State Technical University named after Yuri Gagarin

Лаврентьев Евгений Андреевич,

магистрант, Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.,
г. Саратов

Орлов Михаил Сергеевич,

магистрант, Саратовский государственный технический университет имени Гагарина Ю.А.,
г. Саратов

Научный руководитель:

Егоров Игорь Владимирович. Кандидат технических наук. Саратовский государственный
технический университет имени Гагарина Ю.А.

Abstract. The article offers a mathematical model for comparing the course readings obtained from sensors in a redundant inertial navigation system and an optical module installed on board an unmanned aerial vehicle. A quantitative method has been developed to assess the departure of the angular heading, which makes it possible to identify the synchronous drift of two inertial navigation systems, in which the "2 out of 3" majority logic mistakenly disables the only serviceable module and diverts the aircraft from the set course. An independent visual channel with neural network processing of the video stream from the optical module allows you to set a reliable course value and fend off an erroneous decision.

Keywords: inertial navigation system, course departure, neural network processing, sensor arbitration, UAV.

Аннотация. В статье предложена математическая модель сравнения показаний курса, полученных от датчиков в составе резервированной инерциальной навигационной системы и оптического модуля установленного на борту беспилотного летательного аппарата. Разработан количественный метод оценки ухода углового курса, позволяющий выявить синхронный дрейф двух инерциальных навигационных систем, при которой мажоритарная логика «2 из 3» ошибочно отключает единственный исправный модуль и уводит летательный аппарат от заданного курса. Независимый визуальный канал с нейросетевой обработкой видеопотока с оптического модуля позволяет установить достоверное значение курса и парировать ошибочное решение.

Ключевые слова: инерциальная навигационная система, уход курса, нейросетевая обработка, арбитраж датчиков, БЛА.

Рецензент: Торопцев Василий Владимирович - кандидат технических наук, доцент.
ФГБОУ ВО «РГАУ-МСХА им. К.А. Тимирязева»

Введение. Безопасность выполнения автономного полёта беспилотного летательного аппарата (БЛА) при подавлении спутниковых навигационных сигналов зависит от точности и надежности инерциальных навигационных систем (ИНС). Одной из известных проблем является постоянный уход угла курса (рыскания), вызванный дрейфом нуля гироскопов. Во время продолжительного полёта ошибка накапливается

и может привести к отклонению от заданного маршрута на значительное расстояние. Для повышения надёжности в бортовых комплексах управления применяют резервирование ИНС, в количестве трех модулей ИНС. В идентичных условиях эксплуатации дрейфы модулей могут быть схожими, и без внешнего эталонного источника невозможно определить, какая из систем «ушла», а какая передает достоверные данные [1, 3]. Внешним эталоном, не подверженным схожему накоплению ошибки, может служить бортовой оптический модуль, направленный в сторону подстилающей поверхности и отсылающий видеопоток в нейросетевой модуль. Нейронные сети на данный момент позволяют надёжно обнаруживать и сопровождать ключевые точки ландшафта даже в условиях отсутствия искусственных ориентиров [2]. Проводя сравнение курса, вычисленного по смещению ключевых точек, с курсом от каждой ИНС, можно зафиксировать факт расхождения, и количественно оценить величину дрейфа и идентифицировать вышедший из строя модуль. В настоящей статье приводится математический аппарат, реализующий такую систему анализа.

Математическая модель и метод количественной оценки углового дрейфа.

Рассматривается полёт БЛА на высоте h над участком местности, который будет считаться горизонтальной плоскостью. На борту установлен оптический модуль с матрицей внутренних параметров K , жёстко закреплённый в надир. В состав резервированного навигационного комплекса входят три инерциальных модуля ИНС1, ИНС2, ИНС3, выдающих текущие значения угла рыскания $\hat{\psi}_{\text{ИНС1}}(t)$, $\hat{\psi}_{\text{ИНС2}}(t)$ и $\hat{\psi}_{\text{ИНС3}}(t)$. Оптический модуль, обрабатывает кадры и производит вычисление приращение угла рыскания $\Delta\psi_{\text{vis}}$, формирует оценку курса $\hat{\psi}_{\text{vis}}[k]$. Основная задача вычислителя оптического модуля - по совокупности измерений установить наличие, величину и локализацию углового дрейфа.

1. Связь смещения ключевых точек с движением камеры. Пусть на двух соседних кадрах k и $k+1$ сопоставлены в однородных координатах группа ключевых точек $\{p_i^{(k)}\}$ и $\{p_i^{(k+1)}\}$. Для плоской трансформации координат выполняется описание преобразованием – гомография $H \in R^{3 \times 3}$;

$$p_i^{(k+1)} \sim H p_i^{(k)}, \quad (1)$$

где $H = K (R - \frac{tn^T}{d}) K^{-1}$. R – матрица поворота камеры, t – вектор её перемещения между кадрами, n – единичная нормаль к поверхности земли, d – расстояние от камеры до плоскости. Оценка H осуществляется методом RANSAC по сопоставленным точкам [5].

2. Извлечение приращения угла рыскания. Выполнив нормализацию $\tilde{H} = K^{-1}HK$ и сингулярное разложение матрицы $\tilde{H}$, с учётом априорно известной нормали n найдено физически корректное решение для R . Из матрицы поворота выделяют угол поворота вокруг оси, ортогональной земле - рыскание:

$$\Delta\psi_{vis}^{(k)} = \text{atan2}(R_{21}, R_{11}), \quad (2)$$

где R_{ij} – элементы R при разложении в последовательности ZYX. Данный подход компенсирует влияние крена и тангажа, а также изменение высоты, заложенные в структуру H [4].

3. Начальная выставка и накопление визуального курса. В момент начала движения, когда все три ИНС заведомо исправны, выполняется синхронизация: $\hat{\psi}_{vis}[0] = \hat{\psi}_{ИНС1}(0)$. Абсолютный визуальный курс для кадра k вычисляется рекуррентно:

$$\hat{\psi}_{vis}[k] = \hat{\psi}_{vis}[k-1] + \Delta\psi_{vis}^{(k)}. \quad (3)$$

Предполагается, что на интервале наблюдения примерно до 120 секунд дрейф визуального канала, вызванный ошибками интегрирования, пренебрежимо мал.

4. Модель измерений инерциальных систем. Каждый инерциальный модуль выдаёт курс, содержащий истинное значение ψ_{true} , уход $b_i(t)$ и широкополосный шум $\eta_i(t)$:

$$\hat{\psi}_{ИНСi}[t] = \psi_{true}(t) + b_i(t) + \eta_i(t), \quad i = 1, 2, 3. \quad (4)$$

В исправном состоянии $b_i(t)$ представляет собой случайный процесс малой интенсивности. Отказ одного модуля приводит к появлению у него дополнительной составляющей ухода. Отказ по общей причине двух модулей, например ИНС2 и ИНС3, характеризуется близкими реализациями процессов $b_2(t)$ и $b_3(t)$ при сохранении малости $b_1(t)$.

5. Временное согласование и вычисление ошибок. Видеопоток поступает с низкой частотой f_{vis} , до 20 Гц, и задержкой τ_d на обработку встроенной нейросети. Высокочастотные инерциальные сигналы, до 500 Гц, интерполируются на моменты t_k формирования визуальных оценок, после чего определяются мгновенные ошибки:

$$\varepsilon_i[k] = \hat{\psi}_{ИНСi}[t_k] - \hat{\psi}_{vis}[k], \quad i = 1, 2, 3. \quad (5)$$

Для подавления шумовой составляющей вычисляют скользящие средние по промежутку из N последних кадров:

$$\varepsilon_i[k] = \frac{1}{N} \sum_{j=k-N+1}^k \varepsilon_i[j] \quad (6)$$

6. Критерий обнаружения и идентификации ухода. В систему внедрены модули сглаженных данных $d_i = |\varepsilon_i|$ и два порога: τ – допустимая погрешность курса, δ

– максимально допустимое различие между уходами двух ИНС, чтобы считать их отказ общим. Анализ вектора (d_1, d_2, d_3) позволяет диагностировать состояние:

– Норма: $d_i \leq \tau$ для всех i . Все три ИНС согласованы с визуальным курсом.

– Одиночный отказ: одно значение $d_i > \tau$, два других $\leq \tau$. Мажоритарная логика исключает отказавший модуль, визуальный канал подтверждает отказ.

– Синхронный отказ двух ИНС: два значения $d_j, d_k > \tau$, причём $|d_j - d_k| \leq \delta$, а третье $d_m \leq \tau$. В этом случае два модуля j и k имеют близкий уход, составляя неисправное большинство, а исправным является модуль m . Визуальный канал идентифицирует эту ситуацию, и система принудительно переключается на использование курса $\hat{\psi}_{\text{ИНС}m}$, игнорируя показания двух других.

– Отказ визуального канала: все три $d_i > \tau$ или одновременно $d_j, d_k > \tau$, но $|d_j - d_k| > \delta$ и d_m также велико. В этом случае визуальные данные признаются недостоверными, и управление переходит на инерциальное счисление с предупредительной сигнализацией.

Количественная оценка скорости ухода для отказавших модулей производится по формуле:

$$\dot{b}_i \approx \frac{\varepsilon_i[k] - \varepsilon_i[k - M]}{M \Delta t} \quad (7)$$

где Δt – интервал между видеоизмерениями, M – размер промежутка для вычисления приращения средней ошибки. Для случая синхронного отказа двух ИНС $\dot{b}_j \approx \dot{b}_k$.

Закключение. Разработанная математическая модель и метод арбитража позволяют обнаруживать угловой дрейф и количественно оценить его в резервированной инерциальной системе, включая ситуацию синхронного ухода двух модулей. Применение независимого визуального канала с нейросетевой обработкой видеопотока [2] даёт возможность рассчитать истинный курс и парировать ошибку мажоритарной логики. Предложенный критерий, основанный на анализе модулей ошибок d_i и порогов τ, δ обеспечивает идентификацию типа отказа и выбор достоверного канала. Дальнейшие исследования будут направлены на экспериментальную верификацию метода в лётных испытаниях и оптимизацию пороговых значений для минимизации вероятностей ложного срабатывания.

References

1. Чжу, Ю., Янг, Ю., Лю, М. и др. Обзор методов слияния нескольких датчиков для беспилотных летательных аппаратов в условиях, когда GNSS недоступен // Журнал IEEE Sensors Journal. – 2023. – Т. 23, № 8. – С. 7895-7915.
2. Досовицкий А., Фишер П., Ильг Э. и др. FlowNet: Изучение оптического потока с помощью сверточных сетей // Материалы Международной конференции IEEE по компьютерному зрению (ICCV). – 2015. – С. 2758-2766.
3. Муртал Р., Тардос Дж.Д. ORB-SLAM3: точная библиотека с открытым исходным кодом для визуального, визуально-инерциального и многомартового SLAM // IEEE Transactions on Robotics. – 2021. – Том 37, № 6. – С. 1874-1890.
4. Цинь Т., Ли П., Шен С. ВИНС-Моно: надежный и универсальный монокулярный визуально-инерциальный оценщик состояния // IEEE Transactions on Robotics. – 2018. – Том 34, № 4. – С. 1004-1020.
5. Барат, Д., Мэйтас, Дж. MAGSAC++: быстрый, надежный и устойчивый сэмплер // IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence. – 2021. – Том 43, № 10. – С. 3479-3494.