

Разработка алгоритма абсолютной визуальной навигации беспилотного летательного аппарата

Представлен гибридный метод визуально-инерциальной навигации беспилотных воздушных судов, объединяющий абсолютную навигацию по предварительно загруженной спутниковой геопривязанной карте, визуальную одометрию, основанную на анализе оптического потока, и данные инерциального измерительного блока. Метод использует сопоставление ключевых признаков изображений с помощью алгоритма SIFT как для абсолютного позиционирования, так и для вычисления разреженного оптического потока. Интеграция оценок обоих подходов с применением расширенного фильтра Калмана обеспечивает построение гладких траекторий, позволяет компенсировать выбросы, характерные для абсолютной навигации, и устранить дрейф координат, присущий визуальной одометрии.

П.А. ЛАЗАРЕВА,
канд. физ.-мат. наук,
А.И. МАЛИКОВ,
д-р физ.-мат. наук,
Г.Л. ДЕГТЯРЕВ,
д-р техн. наук,
Р.Т. МАННАНОВ,
Д. ШИЛИН
(КНИТУ-КАИ, Казань)
palazareva@kai.ru

Визуально-инерциальная навигация, визуально-инерциальная одометрия, беспилотное воздушное судно, автономная навигация, опорная карта

Беспилотные воздушные суда широко применяются в различных сферах – от аэросъемки и мониторинга до выполнения задач в чрезвычайных ситуациях и военной разведки [1]. Однако эффективность их функционирования напрямую зависит от точности и надежности навигации. В условиях, когда сигналы глобальных навигационных спутниковых систем недоступны или искажены (например, при полетах в плотной городской застройке, лесистой местности или в условиях радиоэлектронного подавления), традиционные методы позиционирования демонстрируют недостаточную надежность. Этим обуславливается необходимость использования альтернативных подходов. Особенно актуальна визуально-инерциальная навигация, сочетающая данные от инерциальных измерительных модулей и камер, для обеспечения устойчивой автономной навигации беспилотных воздушных судов [2].

Методы визуальной навигации условно подразделяют на абсолютные и относительные [3]. Абсолютная визуальная локализация предполагает определение глобальных координат беспилотного воздушного судна (например, в системе WGS84) сопоставлением текущих изображений с камеры с предварительно загруженными спутниковыми снимками. Для этого используются алгоритмы извлечения и сопоставления ключевых признаков – SIFT [4], ORB [5] или нейросетевые методы (например, SuperPoint [6]). Такой подход обеспечивает привязку к глобальной системе координат, что особенно важно при отсутствии сигналов глобальных навигационных спутниковых систем.

Визуально-инерциальная одометрия оценивает относительное перемещение беспилотного воздушного судна, анализируя последовательность изображений и данные измерений инерциальных датчиков. Она может быть основана на сопоставлении ключевых признаков (например, ORB, SIFT), оптическом потоке (например, метод Лукаса – Канаде [7]) или прямых методах (например, DSO [8]). Данный подход обеспечивает высокую частоту обновления и точность локального позиционирования, но подвержен накоплению ошибок (дрейфу) при длительной работе.

Сочетание этих двух подходов позволяет компенсировать их недостатки: абсолютная локализация корректирует дрейф визуальной одометрии, а визуальная одометрия обеспечивает плавное и частое обновление позиции в реальном времени. В литературе встречается несколько гибридных методов, которые сочетают абсолютную визуальную локализацию по спутниковым снимкам и визуальную одометрию. В работе [9] визуально-инерциальная одометрия интегрируется с глобальной локализацией по карте с использованием BRIEF-дескрипторов и DBoW2 для сопоставления изображений, а данные от инерциальной навигационной системы, визуальной одометрии и абсолютной локализации объединяются через расширенный фильтр Калмана с параллельной архитектурой. Метод эффективен в отношении наземных систем, но в случае беспилотных воздушных судов ограничен из-за чувствительности BRIEF-дескрипторов к освещению и масштабу, в отличие от алгоритма SIFT [10].

В работе [11] предложен метод для беспилотных воздушных судов, использующий нейросетевые алгоритмы SuperPoint и SuperGlue для сопоставления изображений со спутниковыми снимками. Визуальная одометрия основана на отслеживании признаков, а данные интегрируются через расширенный фильтр Калмана с адаптивной архитектурой, где веса данных корректируются в зависимости от качества сопоставления. Это обеспечивает устойчивость к изменениям среды, но требует мощных вычислительных ресурсов и предварительного обучения нейросетей.

В работе [12] описан гибридный подход для локализации беспилотных воздушных судов на других планетах. Абсолютная локализация по орбитальным картам сочетается с визуальной одометрией, компенсируя слабую текстуру и модальные различия. Адаптивное слияние поз с учетом доверия к данным и груботочный алгоритм поиска областей карты повышают точность и скорость обработки. Однако используемые в структуре нейросетевые алгоритмы сопоставления признаков (SuperPoint и LightGlue) также требуют мощных вычислительных ресурсов и не гарантируют работу в реальном времени.

В данной работе предлагается гибридный метод визуально-инерциальной навигации, который комбинирует абсолютную визуальную локализацию по спутниковым картам с использованием SIFT-признаков, визуально-инерциальную одометрию на основе разреженного оптического потока (иерархический метод Лукаса – Канаде) и расширенный фильтр Калмана для интеграции данных.

Предлагаемый метод использует параллельную архитектуру слияния данных, где измерения от инерциальной навигационной системы, SIFT-сопоставления со спутниковой картой и оптического потока обрабатываются одновременно, а расширенный фильтр Калмана обеспечивает слияние данных для оценки географических координат беспилотного воздушного судна.

Блок-схема алгоритма представлена на рис. 1.

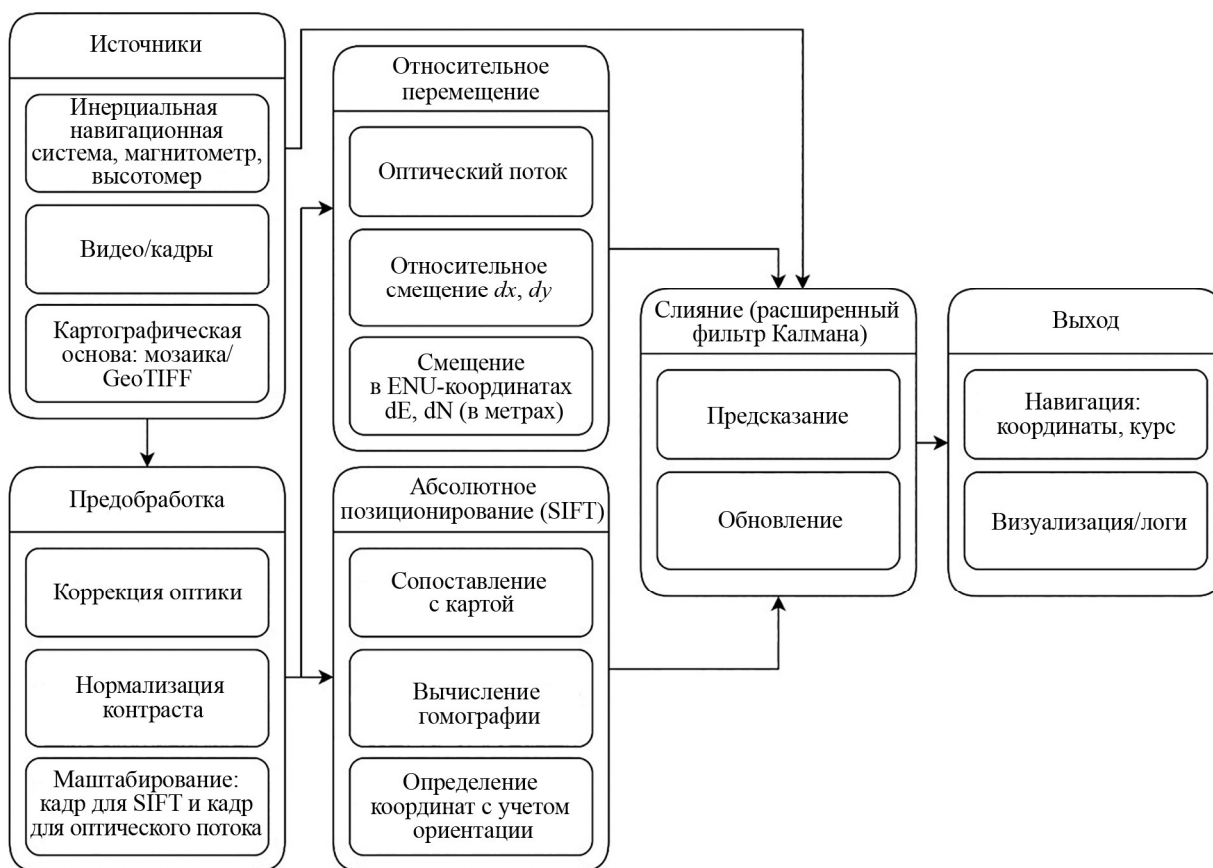


Рис. 1

Алгоритм SIFT устойчив к изменениям масштаба и освещенности. Использование иерархического метода Лукаса – Канаде повышает надежность оценки оптического потока при быстрых движениях и

снижает вычислительную нагрузку благодаря разреженному набору отслеживаемых признаков. Этот подход отличается устойчивостью к потере сигнала глобальных навигационных спутниковых систем, поддерживает высокую частоту обновления и демонстрирует потенциал для точной навигации в сложных условиях.

Алгоритм абсолютной визуально-инерциальной навигации, подробно изложенный в работе [13], реализует позиционирование по спутниковым картам с учетом сезонных изменений местности. На предварительном этапе загружаются спутниковые геопривязанные изображения нескольких сезонов для интересующей области. Производится поиск ключевых признаков для всех сезонов с использованием алгоритма SIFT, который имеет важные свойства в контексте задачи абсолютной визуальной локализации беспилотного воздушного судна – масштабную инвариантность и устойчивость к аффинным искажениям, поворотам, вариациям освещенности и точки обзора [4]. Полученные признаки сохраняются в памяти устройства. На основном этапе работы алгоритма производится сопоставление SIFT-признаков, извлеченных из изображений, полученных с бортовой камеры, и предварительно обработанных спутниковых снимков с использованием метода k ближайших соседей. По найденным соответствиям методом RANSAC находится гомография. Далее на геопривязанном изображении находятся географические координаты борта с учетом коррекции по данным инерциальной навигационной системы. Алгоритм включает проверку гомографии для фильтрации выбросов и реализует скользящее окно сопоставления по тайлам карты, что снижает вычислительную нагрузку и позволяет функционировать в реальном времени. Предложенный подход обеспечивает устойчивую локализацию беспилотного воздушного судна в различных погодных и сезонных условиях без привлечения сигналов глобальных навигационных спутниковых систем. Однако применение только абсолютной визуальной навигации позволяет получать координаты с небольшой частотой (порядка 3–4 Гц) при использовании бортовой вычислительной платформы. Кроме того, при полете над монотонной поверхностью или при недостаточной высоте алгоритм имеет ограничения. Для повышения точности, частоты обновления и плавности получаемых траекторий движения предлагается использовать комплексирование данных с визуальной одометрией (в виде оптического потока) с использованием тесно связанного расширенного фильтра Калмана.

Визуально-инерциальная одометрия объединяет данные инерциальной навигационной системы и визуальной информации, такой, как оптический поток, для оценки движения. Инерциальная навигационная система обеспечивает высокую частоту обновления данных (обычно 100–1000 Гц), но подвержена накоплению дрейфа из-за шумов и смещений в измерениях. Оптический поток, вычисляемый с использованием иерархического метода Лукаса – Канаде с частотой 20–30 Гц, предоставляет информацию об относительном перемещении камеры, которая может быть использована для коррекции дрейфа инерциальной навигационной системы.

Расширенный фильтр Калмана состоит из двух этапов – предсказания и обновления. Он использует нелинейные модели динамики и наблюдений, линеаризуя их с помощью якобианов.

Состояние системы описывается вектором

$$\mathbf{x} = \left[\varphi, \lambda, z, \phi, \theta, \psi, b_{g_x}, b_{g_y}, b_{g_z}, b_{a_x}, b_{a_y}, b_{a_z} \right]^T, \quad (1)$$

где $[\varphi, \lambda, z]^T = \mathbf{p}$ – широта, долгота и высота; $[\phi, \theta, \psi]^T = \boldsymbol{\eta}$ – углы Эйлера, рад; $\mathbf{b}_g = \begin{bmatrix} b_{g_x} & b_{g_y} & b_{g_z} \end{bmatrix}^T$ – смещения гироскопа; $\mathbf{b}_a = \begin{bmatrix} b_{a_x} & b_{a_y} & b_{a_z} \end{bmatrix}^T$ – смещения акселерометра.

Источниками данных являются измерения угловых скоростей $\boldsymbol{\omega}$ и линейных ускорений \mathbf{z}^{acc} , относительные смещения $\mathbf{u}^b = [u_x^b, u_y^b]^T$, полученные из оптического потока в связанной системе координат, и географические координаты $\mathbf{z}^{\text{vis}} = [\varphi, \lambda]^T$, вычисленные методом абсолютной визуальной локализации. При этом входом расширенного фильтра Калмана является оптический поток, а измерениями – данные акселерометра и абсолютной визуальной локализации.

Сначала относительное смещение между кадрами в связанной системе координат переводится в локальную систему ENU с помощью матрицы поворота, зависящей от текущего курса ψ :

$$\begin{bmatrix} \Delta E \\ \Delta N \end{bmatrix} = R_z(\psi) \begin{bmatrix} u_x^b \\ u_y^b \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \cos \psi & -\sin \psi \\ \sin \psi & \cos \psi \end{bmatrix} \begin{bmatrix} u_x^b \\ u_y^b \end{bmatrix}. \quad (2)$$

Далее приращения (2) в метрах переводятся в географические координаты:

$$\Delta\varphi = \frac{\Delta N}{m_\varphi}; \quad \Delta\lambda = \frac{\Delta E}{m_\lambda(\varphi)},$$

где $m_\varphi \approx 111320$ м/град широты; $m_\lambda(\varphi) \approx 111320 \cos(\varphi)$ м/град долготы.

Таким образом, модель положения задается системой уравнений:

$$\varphi_k = \varphi_{k-1} + \Delta\varphi + w_k^\varphi; \quad (3)$$

$$\lambda_k = \lambda_{k-1} + \Delta\lambda + w_k^\lambda; \quad (4)$$

$$z_k = z_{k-1} + \Delta z + w_k^z, \quad (5)$$

где w_k^φ , w_k^λ , w_k^z – гауссовские шумы.

Измерения блока гироскопов описываются как

$$\dot{\boldsymbol{\eta}} = T(\phi, \theta)(\boldsymbol{\omega} - \mathbf{b}_g), \quad (6)$$

где матрица кинематических связей имеет вид

$$T(\phi, \theta) = \begin{bmatrix} 1 & \sin \phi \operatorname{tg} \theta & \cos \phi \operatorname{tg} \theta \\ 0 & \cos \phi & -\sin \phi \\ 0 & \frac{\sin \phi}{\cos \theta} & \frac{\cos \phi}{\cos \theta} \end{bmatrix}.$$

В дискретной форме углы Эйлера с учетом уравнения (6) вычисляются по формуле

$$\boldsymbol{\eta}_k = \boldsymbol{\eta}_{k-1} + \Delta t T(\phi, \theta)(\boldsymbol{\omega}_k - \mathbf{b}_{g,k-1}) + \mathbf{w}_k^0, \quad (7)$$

где \mathbf{w}_k^0 – гауссовский шум.

Смещения датчиков в дискретной форме моделируются как случайное блуждание:

$$\mathbf{b}_{g,k} = \mathbf{b}_{g,k-1} + \mathbf{w}_k^{bg}; \quad (8)$$

$$\mathbf{b}_{a,k} = \mathbf{b}_{a,k-1} + \mathbf{w}_k^{ba}, \quad (9)$$

где \mathbf{w}_k^{bg} , \mathbf{w}_k^{ba} – векторы гауссовских шумов.

Таким образом, дискретная нелинейная динамическая модель $\mathbf{x}_k = f(\mathbf{x}_k, \mathbf{u}_k^b)$, соответствующая вектору состояния (1), описывается системой уравнений (3) – (5), (7) – (9).

Модель дискретных измерений позиции абсолютной визуальной локализации имеет следующий вид:

$$\mathbf{z}_k^{\text{vis}} = \mathbf{h}^{\text{vis}}(\mathbf{x}_k) + \mathbf{v}_k^{\text{vis}} = \begin{bmatrix} \varphi_k \\ \lambda_k \end{bmatrix} + \mathbf{v}_k^{\text{vis}}, \quad \mathbf{v}_k^{\text{vis}} \sim N(0, R_k^{\text{vis}}), \quad (10)$$

где R_k^{vis} – матрица ковариации шумов алгоритма абсолютной визуальной локализации, которую можно оценить при наличии эталонных данных GPS через позиционную ошибку.

Якобиан для соответствующей модели имеет вид

$$H_k^{\text{vis}} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 & \dots & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & \dots & 0 \end{bmatrix}_{2 \times 12}. \quad (11)$$

Модель измерений акселерометра описывается формулой

$$\hat{z}_k^{\text{acc}} = \mathbf{h}^{\text{acc}}(x_k) + \mathbf{v}_k^{\text{acc}} = R_{wb}(\phi, \theta, \psi) \mathbf{g}_w + \mathbf{b}_{a,k} + \mathbf{v}_k^{\text{acc}}, \quad \mathbf{v}_k^{\text{acc}} \sim N(0, R_k^{\text{acc}}), \quad (12)$$

где $R_{wb}(\phi, \theta, \psi)$ – матрица поворота из связанной системы координат в систему ENU; $\mathbf{g}_w = [0, 0, -g]^T$; R_k^{acc} – ковариация шумов измерений акселерометра (данные берутся из спецификации на инерциальный измерительный блок).

Якобиан для модели измерений акселерометра имеет вид

$$H_k^{\text{acc}} = \begin{bmatrix} 0_{3 \times 3} & \frac{\partial(R_{wb} \mathbf{g}_w)}{\partial(\phi, \theta, \psi)} & 0_{3 \times 3} & I_3 \end{bmatrix}. \quad (13)$$

Для динамической модели предсказания якобиан имеет блочную структуру:

$$F_k = \begin{bmatrix} F_{pp} & F_{p\eta} & 0 & 0 \\ 0 & F_{\eta\eta} & F_{\eta b_g} & 0 \\ 0 & 0 & I_3 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & I_3 \end{bmatrix}, \quad (14)$$

где позиционный блок в выражении (14) имеет вид

$$F_{pp} = \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ \frac{\partial \Delta \lambda}{\partial \phi} & 1 & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix},$$

а блок влияния ориентации на положение вычисляется по формуле

$$F_{p\eta} = \begin{bmatrix} 0 & 0 & \frac{\cos \psi u_x^b - \sin \psi u_y^b}{m_\phi} \\ 0 & 0 & \frac{-\sin \psi u_x^b - \cos \psi u_y^b}{m_\lambda(\phi)} \\ 0 & 0 & 0 \end{bmatrix}.$$

Блок ориентации в формуле (14) находится как

$$F_{\eta\eta} = I_3 + \Delta t \begin{bmatrix} \frac{\partial T}{\partial \phi}(\boldsymbol{\omega} - \mathbf{b}_g) & \frac{\partial T}{\partial \theta}(\boldsymbol{\omega} - \mathbf{b}_g) & 0 \end{bmatrix}.$$

Влияние смещения гироскопа в выражении (14) задается в форме

$$F_{\eta b_g} = -\Delta t T(\phi, \theta).$$

Этап предсказания расширенного фильтра Калмана имеет вид

$$x_{k|k-1} = f(x_{k-1}, u_k);$$

$$P_{k|k-1} = F_k P_{k-1} F_k^T + Q_k,$$

где Q_k – матрица ковариации процессного шума.

Этап обновления описывается уравнениями

$$\begin{aligned} \mathbf{y}_k &= \mathbf{z}_k - \mathbf{h}(x_{k|k-1}); \\ S_k &= H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k; \\ K_k &= P_{k|k-1} H_k^T S_k^{-1}; \\ \mathbf{x}_k &= \mathbf{x}_{k|k-1} + K_k \mathbf{y}_k; \\ P_k &= (I - K_k H_k) P_{k|k-1}, \end{aligned} \tag{15}$$

где \mathbf{z}_k , $\mathbf{h}(x_{k|k-1})$ определяются из выражения (10) или (12), в зависимости от доступного источника измерений в момент времени k .

Перед коррекцией калмановского коэффициента (15) применяется гейтинг по Махаланобису для фильтрации выбросов:

$$d^2 = \mathbf{y}_k^T S_k^{-1} \mathbf{y}_k \leq \gamma.$$

Если d^2 превышает заданный порог – $\chi_{2,0.99}^2$ -распределение для визуальной локализации и $\chi_{3,0.95}^2$ -распределение для акселерометра, – то измерение отклоняется.

Вид якобиана измерений H_k (11) или (13) определяется типом осуществленного измерения (данные абсолютной визуальной локализации или показания акселерометра). В случае одновременного получения данных обоих типов измерений выполняется конкатенация соответствующих векторов измерений (10), (12), а также матриц Якоби (11), (13).

В случае поступления данных абсолютной локализации матрица ковариации $R_k = R_k^{\text{vis}} \in \mathbb{R}^{2 \times 2}$ и может определяться по формуле

$$R_k^{\text{vis}} = \sigma_0^2 \left(\frac{N_{\text{ref}}}{N_{\text{inliers}}} \right) I_2,$$

где N_{inliers} – число соответствий в методе RANSAC; N_{ref} – эталонное число для нормализации; σ_0^2 – базовая дисперсия позиционной ошибки.

Расширенный фильтр Калмана эффективно объединяет данные инерциальной навигационной системы, оптического потока и абсолютной навигации для оценки состояния беспилотного воздушного судна и коррекции дрейфа. Использование нелинейной модели динамики и наблюдений и адаптивной ковариации обеспечивает высокую точность и устойчивость оценок.

Для проверки предложенного гибридного метода визуально-инерциальной навигации использовались реальные данные полета беспилотного воздушного судна, собранные на высоте 1000 м, содержащие видео полета с камеры, направленной в надир. Модель камеры – ELP Global Shutter 1080P 90fps High Frame Rate Aptina AR0234. Камера имеет глобальный затвор, частоту кадров 90 FPS, угол поля зрения 126° . Используемый инерциальный модуль – InvenSense ICM20689. В качестве вычислительного модуля, реализующего алгоритм визуально-инерциальной навигации, использовался одноплатный компьютер Orange Pi 5B с 16 Гб оперативной памяти.

Частота обработки изображений подсистемой абсолютной визуальной локализации на использованной вычислительной платформе составила три кадра в секунду. Для сравнения представлены треки, построенные по эталонным данным, полученным с помощью GPS-модуля, и треки, полученные по итогам работы алгоритмов абсолютного (рис. 2, а) и гибридного (рис. 2, б) визуального позиционирования.

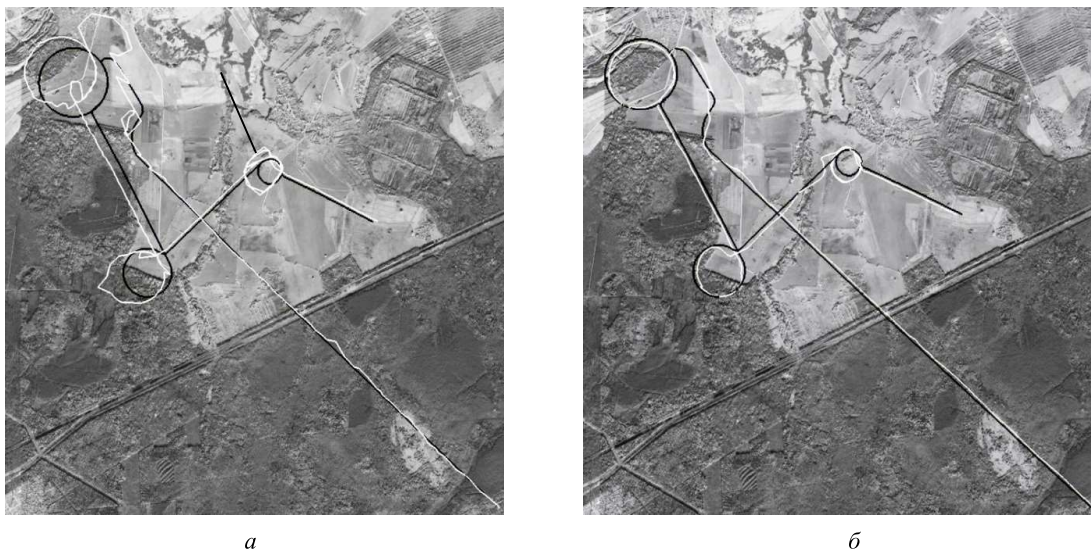


Рис. 2

При сравнении треков (черный трек – данные GPS, белый трек – алгоритм визуально-инерциальной навигации) наглядно демонстрируется значительное повышение точности определения координат при применении предложенного метода.

На рис. 3 представлен график сравнения абсолютной ошибки позиционирования абсолютного (AVL) и гибридного алгоритмов (AVL+VIO).

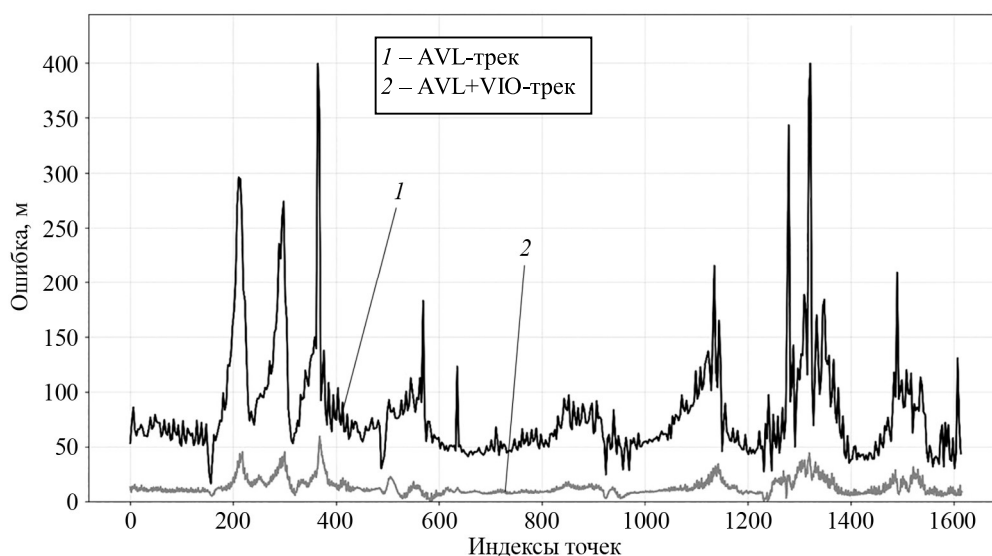


Рис. 3

Как видим (см. рис. 3), использование предложенного алгоритма позволяет значительно повысить точность определения координат беспилотного воздушного судна. По результатам проверки на полетных данных без дополнительной фильтрации выбросов, среднеквадратическая ошибка алгоритма абсолютной визуальной локализации составила 94 м, гибридного алгоритма – 15,3 м; средняя абсолютная ошибка составила 80,2 и 13,4 м.

Таким образом, разработанный метод визуально-инерциальной навигации позволяет заметно повысить точность определения координат беспилотного воздушного судна при отсутствии сигнала глобальных навигационных спутниковых систем.

Проведенные исследования показали, что интеграция абсолютной визуальной локализации по спутниковым картам с визуально-инерциальной одометрией на основе оптического потока позволяет

значительно повысить устойчивость и точность навигации беспилотного воздушного судна при отсутствии сигналов глобальных навигационных спутниковых систем. Разработанный алгоритм обеспечивает сглаживание траекторий движения и уменьшение ошибки позиционирования за счет оптимального распределения ролей между подсистемами: глобальная локализация компенсирует накопление дрейфа, а визуальная одометрия обеспечивает высокую частоту обновления и надежность оценок.

Экспериментальная проверка подтвердила эффективность метода: достигнуто заметное снижение среднеквадратической ошибки и увеличение стабильности работы алгоритма в сложных условиях полета. Таким образом, предложенный подход открывает перспективы практического применения для задач автономной навигации беспилотных аппаратов, в том числе при радиоэлектронном подавлении сигналов глобальных навигационных спутниковых систем.

Перспективными направлениями дальнейшей работы являются расширение набора используемых дескрипторов признаков, оптимизация вычислительной нагрузки для встраиваемых систем, а также интеграция методов машинного обучения для адаптации алгоритма к быстро изменяющимся внешним условиям.

Работа выполнена за счет предоставленного в 2024 г. Академией наук Республики Татарстан гранта на осуществление фундаментальных и прикладных научных работ в научных и образовательных организациях, предприятиях и организациях реального сектора экономики Республики Татарстан.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Левшонков Н.В., Нафиков И.М., Митряйкин В.И. Обеспечение проведения мониторинга с применением беспилотных авиационных систем // Изв. вузов. Авиационная техника. 2024. № 4. С. 150–155.
2. Толмачев А.С. и др. Навигация мультикоптерного летательного аппарата по визуальной одометрии с функцией коррекции по объектам интереса // Изв. вузов. Авиационная техника. 2024. № 2. С. 79–84.
3. Jarraya I. et al GNSS-Denied Unmanned Aerial Vehicle Navigation: Analyzing Computational Complexity, Sensor Fusion, and Localization Methodologies // Satellite Navigation [Electronical Journal]. 2025. Vol. 6. Iss. 9. URL: <https://satellite-navigation.springeropen.com/articles/10.1186/s43020-025-00162-z> (дата обращения: 29.07.2025).
4. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision. 2004. Vol. 60. Iss. 2. P. 91–110.
5. Rublee E. et al. ORB: An Efficient Alternative to SIFT or SURF // Proc. of the International Conference on Computer Vision, Nov. 6–13, 2011, Barcelona, Spain. 2011. P. 2564–2571.
6. DeTone D., Malisiewicz T., Rabinovich A. SuperPoint: Self-Supervised Interest Point Detection and Description // Proc. of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, June 18–22, 2018, Salt Lake City, USA. P. 337–349.
7. Lucas B.D., Kanade T. An Iterative Image Registration Technique with an Application to Stereo Vision [Electronical Resource]. URL: <https://www.ijcai.org/Proceedings/81-2/Papers/017.pdf> (дата обращения: 29.07.2025).
8. Engel J.J., Koltun V., Cremers D. Direct Sparse Odometry [Electronical Resource]. URL: <https://arxiv.org/pdf/1607.02565> (дата обращения: 29.07.2025).
9. Hao Y. et al. Global Visual-Inertial Localization for Autonomous Vehicles with Pre-Built Map // Sensors. 2023. Vol. 23. № 9. Article № 4510.
10. Tareen S.A.K., Saleem Z. A Comparative Analysis of SIFT, SURF, KAZE, AKAZE, ORB, and BRISK // Proc. of the International Conference on Computing, Mathematics and Engineering Technologies, March 3–4, 2018, Sukkur, Pakistan. P. 1–10.
11. Xu W. et al. A Visual Navigation Algorithm for UAV Based on Visual-Geography Optimization // Drones. 2024. Vol. 8. № 7. Article № 313.
12. Luo X. et al. JointLoc: A Real-Time Visual Localization Framework for Planetary UAVs Based on Joint Relative and Absolute Pose Estimation [Electronical Resource]. URL: <https://arxiv.org/abs/2405.07429> (дата обращения: 29.07.2025).
13. Лазарева П.А. и др. Разработка алгоритма абсолютной визуально-инерциальной навигации беспилотных воздушных судов // Изв. вузов. Авиационная техника. 2025. С. 152–158.

Поступила в редакцию 29.08.25

После доработки 6.09.25

Принята к публикации 8.09.25

Development of an Algorithm for Absolute Visual Navigation of an Unmanned Aerial Vehicle

P.A. LAZAREVA, A.I. MALIKOV, G.L. DEGTYAREV,
R.T. MANNANOV, AND D. SHILIN

Tupolev Kazan National Research Technical University, Kazan

A hybrid method for visual-inertial navigation of unmanned aerial vehicles is presented. It combines absolute navigation using a pre-downloaded satellite georeferenced map, visual odometry based on optical flow analysis, and inertial measurement unit data. The method utilizes key image feature matching using the SIFT algorithm for both absolute positioning and sparse optical flow computation. Integration of estimates from both approaches using an extended Kalman filter ensures smooth trajectories, compensates for outliers typical of absolute navigation, and eliminates coordinate drift inherent in visual odometry.

Visual-inertial navigation, visual-inertial odometry, unmanned aerial vehicle, autonomous navigation, reference map