

УДК 004.932.2

Развитие систем визуальной навигации для беспилотных летательных аппаратов в условиях отсутствия GPS-сигнала

Злобин Сергей Евгеньевич — адъюнкт кафедры математического и программного обеспечения. Научные интересы: системы искусственного интеллекта, беспилотные летательные аппараты, многоагентное управление. E-mail: zlobincergey15@gmail.com

Военно-космическая академия имени А. Ф. Можайского, Россия, 197198, Санкт-Петербург, ул. Ждановская, 13

Для цитирования: Злобин С. Е. Развитие систем визуальной навигации для беспилотных летательных аппаратов в условиях отсутствия GPS-сигнала // Интеллектуальные технологии на транспорте. 2025. № 4 (44). С. 26–32. DOI: 10.20295/2413-2527-2025-444-26-32

Аннотация. Традиционные системы навигации беспилотных летательных аппаратов полагаются на GPS-сигнал, который подвержен подавлению или фальсификации в условиях радиоэлектронной борьбы, плотной городской застройки или естественных помех, что приводит к потере ориентации, срыву задач и возможной утрате аппарата. Визуальная навигация на основе камер и алгоритмов обработки изображений предлагает альтернативу, но сталкивается с вызовами в динамичных средах без спутниковых сигналов. **Цель:** провести анализ эволюции методов визуальной навигации БПЛА при отсутствии GPS-сигнала, включая обзор ключевых технологий, их интеграцию с инерциальными системами и искусственным интеллектом, а также оценить преимущества, вызовы и перспективы применения методов визуальной навигации с акцентом на коллаборативные подходы в многоагентных системах. **Результаты:** выявлен рост интереса к визуальной навигации с фокусом на VSLAM — для оценки апостериорной вероятности траектории и карты, визуальной одометрии — для минимизации репроекционной ошибки, многосенсорной фузии через расширенный фильтр Калмана — для обеспечения метровой точности в сложных средах. Интеграция ИИ, включая сверточные нейронные сети, повышает устойчивость к изменениям освещения и обеспечивает адаптацию к различным ситуациям в реальном времени. В многоагентных системах кооперативные модели SLAM с матрицами корреспонденций между картами агентов снижают среднеквадратичную ошибку позиционирования до одного метра в симуляциях, даже при прерывистой связи и потере сигнала GPS. **Практическая значимость:** результаты позволяют повысить автономность БПЛА в сценариях без GPS, включая поисково-спасательные операции в урбанизированных зонах, мониторинг сельскохозяйственных угодий, экологический контроль и различные задачи с возможностью применения средств радиоэлектронной борьбы, обеспечивая координированные действия групп БПЛА для эффективного покрытия территории и минимизации рисков при выполнении задач.

Ключевые слова: визуальная навигация, БПЛА, среды без GPS-сигнала, одновременная локализация и построение карты, многоагентные технологии

1.2.1 — искусственный интеллект и машинное обучение (технические науки); **1.2.2** — математическое моделирование, численные методы и комплексы программ (технические науки); **2.3.1** — системный анализ, управление и обработка информации, статистика (технические науки)

Введение

Беспилотные летательные аппараты (БПЛА) широко применяются в различных сферах, включая мониторинг окружающей среды, поисково-спасательные операции, сельскохозяйственные работы и т. д., обеспечивая выполнение задач без непосредственного участия человека. Традиционные системы навигации, основанные на глобальной позиционной системе (GPS), уязвимы для электронного противодействия, например подавления или фальсификации сигнала. В условиях, где средства радиоэлектронной борьбы (РЭБ) или естественные помехи (например, в плотной городской застройке или под землей) приводят к потере GPS-сигнала, БПЛА рискуют потерять ориентацию, что может привести к срыву выполнения задачи или к потере аппарата.

Визуальная навигация, базирующаяся на камерах и алгоритмах обработки изображений, представляет собой эффективную альтернативу, позволяющую БПЛА определять положение по визуальным ориентирам окружающей среды. Данная технология приобретает особую актуальность в сценариях без GPS-сигнала, способствуя повышению автономности аппаратов. Согласно обзорам, развитие визуальных систем навигации стимулируется интеграцией с искусственным интеллектом (ИИ) и многосенсорными подходами [1]. Целью статьи является анализ эволюции этих систем, их интеграции в платформы БПЛА, анализ перспектив развития, в том числе коллаборация с многоагентным подходом.

Обзор литературы

Анализ научных публикаций свидетельствует о растущем интересе к визуальной навигации БПЛА в средах без GPS-сигнала. В русскоязычных источниках подчеркивается роль ИИ в оптимизации алгоритмов, обеспечивающих автономное преодоление препятствий и корректировку траектории на основе визуальных данных [2]. Разработки акцентируют внимание на интеграциях с другими системами для обеспечения контроля в удаленных зонах, включая сценарии с подавленным GPS-сигналом, такие как городские операции или арктические исследования [3].

Ключевые работы описывают методики сопоставления ключевых точек на изображениях для определения положения БПЛА без GPS с использованием алгоритмов компьютерного зрения [2]. Другие исследования фокусируются на визуальной навигации групп БПЛА по маркерам в условиях отсутствия спутниковых сигналов [4]. Обсуждаются такие методы, как визуальная одометрия и одновременная локализация и построение карты (Simultaneous Localization And Mapping, SLAM) для автономного перемещения в сложных средах с интеграцией инерциальных систем для повышения надежности [5]. В международных обзорах подчеркивается эволюция от монокулярных систем к многосенсорным с акцентом на вызовы в средах без GPS-сигнала [1, 5].

Ключевые технологии визуальной навигации

Визуальная навигация БПЛА опирается на комплекс компонентов, обеспечивающих точное определение положения и траектории при отсутствии GPS-сигнала. Рассмотрим основные технологии.

1. Сенсорная база. Монокулярные, стереоскопические или камеры с датчиками глубины дополняются лидарами или радарами для многосенсорной фузии (объединения) данных. В конфигурациях БПЛА предпочтительны компактные камеры высокого разрешения с инфракрасным диапазоном для проведения операций в условиях низкой освещенности. Интеграция с инерциальными измерительными устройствами (IMU) компенсирует вибрации и ускорения, как показано в работах по навигации БПЛА без спутниковых сигналов [5].

2. Алгоритмы обработки изображений. Центральной технологией выступает визуальная одновременная локализация и построение карты (VSLAM), где ключевые точки извлекаются из последовательных кадров и сопоставляются для расчета перемещения. Математическая основа VSLAM часто формулируется как задача оценки апостериорной вероятности траектории $x_{1:t}$ и карты m по наблюдениям $z_{1:t}$ и управляющим сигналам $u_{1:t}$ [6]:

$$p(x_{1:t}, mz_{1:t}, u_{1:t}) = p(x_1) \prod_{k=2}^t p(x_k | x_{k-1}, u_k) \times \\ \times \prod_{k=1}^t p(z_k | x_k, m),$$

где $p(x_k | x_{k-1}, u_k)$ — модель движения;
 $p(z_k | x_k, m)$ — модель наблюдений.

Алгоритмы обеспечивают точность в динамичных средах, устойчивость к изменениям освещения и интеграцию с ИИ для семантической сегментации [5]. Визуальная одометрия оценивает относительное перемещение на основе последовательностей изображений, часто комбинируясь с IMU в системах с визуально-инерциальной одометрией для минимизации дрейфа. Математически это сводится к минимизации репроекции ошибки [5]:

$$\min_{R, t} \sum_i \pi(K(Rp_i + t)) - q_i^2,$$

где R — матрица поворота;
 t — вектор трансляции;
 p_i и q_i — сопоставленные точки в двух кадрах;
 K — матрица калибровки камеры;
 π — функция проекции.

Применение этих методов в открытых пространствах, включая леса и урбанизированные зоны, с фокусом на устойчивость к внешним факторам демонстрируется в [7].

3. Интеграция с ИИ и машинным обучением. Нейронные сети, например сверточные, используются для предсказания траекторий, распознавания ориентиров и адаптации к изменяющимся условиям. В системах ИИ обеспечивается навигация без GPS путем анализа визуальных данных в реальном времени, что критично для автономных задач [5]. Глубокое обучение повышает точность в сценариях без спутникового сигнала, включая использование нейроморфных камер для имитации биологического зрения [1].

4. Многосенсорная фузия. Визуальная навигация комбинируется с инерциальными, барометрическими или магнитными методами навигации для повышения надежности и точности определения местоположения БПЛА. Гибридные системы используют маркеры для коррекции в крупных структурах, достигая метровой точности. Мате-

матическая основа фузии часто реализуется через расширенный фильтр Калмана (EKF), где состояние $\hat{x}_{k|k-1}$ предсказывается как

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

с последующей коррекцией по измерениям z_k [8]:

$$K_k = P_{k|k-1} H_k^T (H_k P_{k|k-1} H_k^T + R_k)^{-1}, \\ \hat{x}_{k|k} = \hat{x}_{k|k-1} + K_k (z_k - h(\hat{x}_{k|k-1})),$$

где f и h — функции перехода и измерений;

F_k и H_k — их якобианы;

Q_k и R_k — ковариационные матрицы шумов.

Обзоры подчеркивают преимущества фузии для БПЛА в сложных средах, таких как подземные помещения или мостовые конструкции [5].

В бортовых системах эти технологии интегрируются в автопилоты, обеспечивая плавный переход к визуальной навигации при отсутствии GPS-сигнала.

Применение в различных областях

Визуальная навигация повышает автономность БПЛА, делая их устойчивыми к помехам. Ключевые сценарии включают:

1. Мониторинг и поисково-спасательные операции. В урбанизированных или природных зонах БПЛА используют визуальное распознавание для поиска объектов, опираясь на оптические данные без GPS-сигнала [5]. Это актуально для чрезвычайных ситуаций, где требуется быстрая корректировка траектории.

2. Сельскохозяйственные и экологические задачи. Автономная визуальная навигация позволяет отслеживать посевы или лесные массивы в зонах с подавленным сигналом, повышая эффективность выполнения задач [1].

Во всех областях соблюдаются строгие стандарты безопасности, включая защиту от киберугроз.

Вызовы и перспективы развития

Несмотря на достижения, визуальная навигация сталкивается с ограничениями:

1. Вычислительная сложность. Обработка большого объема визуальной информации в реальном времени требует значительных ресурсов, увеличивая массу и энергопотребление БПЛА. Решения данной проблемы включают краевые вычисления с графическими процессорами [1].

2. Устойчивость к внешним факторам. Вариации освещения, погоды или динамики влияют на точность определения местоположения, в случае сильного изменения ландшафта возможна потеря управления БПЛА. Перспективы развития связаны с гибридными системами ИИ для адаптации к сложным погодным условиям [5]. Одним из частных решений данной проблемы является коллаборация методов визуальной навигации с методами многоагентного управления группами БПЛА.

Коллаборативная визуальная навигация в многоагентных системах

Перспективным направлением является переход от одиночного автономного управления отдельными БПЛА к многоагентному групповому управлению (роем БПЛА), где автономные агенты обмениваются данными для коллективной локализации. В сценарии, когда один БПЛА из-за внешних факторов не может определить опорные точки в зоне видимости, другие агенты, успешно выполнившие VSLAM, передают корректирующие данные о координатах и карте. Это позволяет роем решать задачу навигации в условиях потери GPS-сигнала, воздействия РЭБ или в сложных погодных условиях за счет распределенной одновременной локализации и построения карты. Математическая модель такой системы может быть расширена на основе стандартной одновременной локализации и построения карты, включая совместную оценку состояний агентов $x_{1:t}^{(i)}$ для N БПЛА [6]:

$$p(\{x_{1:t}^{(i)}\}_{i=1}^N, m \mid \{z_{1:t}^{(i)}\}_{i=1}^N, \{u_{1:t}^{(i)}\}_{i=1}^N, c) = \prod_{i=1}^N p(x_{1:t}^{(i)}, m^{(i)} \mid z_{1:t}^{(i)}, u_{1:t}^{(i)}) p(c \mid \{m^{(i)}\}_{i=1}^N),$$

где $m^{(i)}$ — локальная карта i -го агента;

c — матрица корреспонденций между картами для фузии (например, через сопоставление ключевых точек).

При прерывистой связи используются децентрализованные протоколы (например, на базе сетей с ячеистой топологией), где агенты хранят кэш данных и синхронизируют карты при восстановлении связи. Такие модели уже тестируются в симуляциях и прототипах, но требуют решения проблем с задержками и энергопотреблением [7]. В экспериментах с двумя квадрокоптерами в симулированной среде кооперативная система обеспечила ограничение ошибок положения (среднеквадратичная ошибка около 0,5 м по оси x) даже при увеличении высоты, в то время как одиночные конфигурации показывали рост ошибок до 2–3 м [6]. В реальных тестах в лесной местности система позволила менее оснащённому БПЛА преодолевать расстояния 31–41 м с успешностью 100 % [7]. В другом исследовании с тремя конфигурациями кооперативной одновременной локализации и построения карты в симуляции достигнута среднеквадратичная ошибка положения менее 1 м в сценариях без GPS-сигнала [8].

Будущие направления развития предусматривают интеграцию VSLAM с квантовыми сенсорами и интеллектом роя для совместного построения карт. Прогнозируется, что к 2030 году визуальная навигация станет стандартом для большинства БПЛА [1].

Заключение

Визуальная навигация для беспилотных летательных аппаратов в условиях отсутствия GPS-сигнала является ключевым направлением, повышающим автономность и надежность систем в сложных средах. Современные технологии, такие как визуальная одновременная локализация и построение карты, визуальная одометрия, многосенсорная фузия и интеграция с искусственным интеллектом, позволяют БПЛА ориентироваться по визуальным ориентирам, обеспечивая точность в урбанизированных зонах, лесах и подземных структурах. Эти методы применяются в мониторинге окружающей среды, поисково-спасательных операциях, сельском хозяйстве и других задачах.

Особое значение имеет коллаборативная визуальная навигация в многоагентных системах, где

агенты обмениваются данными для коллективной локализации. В сценариях с потерей видимости опорных точек один БПЛА может получать корректировки от других, используя расширенные модели SLAM с матрицами корреспонденций между картами. Это минимизирует ошибки позиционирования даже при прерывистой связи благодаря децентрализованным протоколам и кэшированию данных.

Несмотря на преимущества, остаются вызовы: вычислительная сложность, влияние внешних факторов (освещение, погода). Перспективы включают интеграцию ИИ для адаптации, квантовых сенсоров и интеллекта роя. Дальнейшие исследования фокусируются на оптимизации и безопасности для полного раскрытия потенциала.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. A Review of UAV Autonomous Navigation in GPS-Denied Environments / Y. Chang, Y. Cheng, U. Manzoor, J. Murray // *Robotics and Autonomous Systems*. 2023. Vol. 170. Art. No. 104533. 23 p. DOI: 10.1016/j.robot.2023.104533.
2. Степанов Д. Н. Методики сопоставления особых точек в задаче визуальной навигации БПЛА // *Вестник Южно-Уральского государственного университета. Серия «Вычислительная математика и информатика»*. 2015. Т. 4, № 4. С. 32–47. DOI: 10.14529/cmse150402.
3. Али Б., Садеков Р. Н., Цодокова В. В. Алгоритмы навигации беспилотных летательных аппаратов с использованием систем технического зрения // *Гиропскопия и навигация*. 2022. Т. 30, № 4 (119). С. 87–105. DOI: 10.17285/0869-7035.00105.
4. Корсаков М. П., Гончарова Е. В., Курносов И. А., Замараев И. В. Обзор методов визуальной навигации и алгоритмов планирования пути для беспилотных летательных аппаратов // *Главный механик*. 2024. № 6.
5. GNSS-Denied Unmanned Aerial Vehicle Navigation: Analyzing Computational Complexity, Sensor Fusion, and Localization Methodologies / I. Jarraya, A. Al-Batati, M. B. Kadri [et al.] // *Satellite Navigation*. 2025. Vol. 6. Art. No. 9. 32 p. DOI: 10.1186/s43020-025-00162-z.
6. Cooperative Monocular-Based SLAM for Multi-UAV Systems in GPS-Denied Environments / J.-C. Trujillo, R. Munguia, E. Guerra, A. Grau // *Sensors*. 2018. Vol. 18, Iss. 5. Art. No. 1351. 24 p. DOI: 10.3390/s18051351.
7. Drones Guiding Drones: Cooperative Navigation of a Less-Equipped Micro Aerial Vehicle in Cluttered Environments / V. Pritzl, M. Vrba, Y. Stasinchuk [et al.] // *Proceedings of the 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS)*, (Abu Dhabi, United Arab Emirates, 14–18 October 2024). Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2024. Pp. 10597–10604. DOI: 10.1109/IROS58592.2024.10802770.
8. Visual-Based SLAM Configurations for Cooperative Multi-UAV Systems with a Lead Agent: An Observability-Based Approach / J.-C. Trujillo, R. Munguia, E. Guerra, A. Grau // *Sensors*. 2018. Vol. 18, Iss. 12. Art. No. 4243. 30 p. DOI: 10.3390/s18124243.

Дата поступления: 20.11.2025

Решение о публикации: 25.11.2025

Development of Visual Navigation Systems for Unmanned Aerial Vehicles in Environments Lacking GPS Signals

Sergey E. Zlobin — Adjunct at the Department of Mathematical and Software Support. Research interests: artificial intelligence systems, unmanned aerial vehicles, multi-agent control.
E-mail: zlobincegey15@gmail.com

Mozhaisky Military Aerospace Academy, 13, Zhdanovskaya str., Saint Petersburg, 197198, Russia

For citation: Zlobin S. E. Development of Visual Navigation Systems for Unmanned Aerial Vehicles in Environments Lacking GPS Signals. *Intellectual Technologies on Transport*, 2025, No. 4 (44), Pp. 26–32. DOI: 10.20295/2413-2527-2025-444-26-32. (In Russian)

Abstract. *Traditional navigation systems for unmanned aerial vehicles (UAVs) rely on GPS signals, which can be susceptible to jamming or spoofing under electronic warfare conditions, in densely populated urban areas, or due to natural electromagnetic interference. This vulnerability can lead to disorientation, mission interruptions, and even the loss of the vehicle. An alternative to GPS is visual navigation, which utilizes cameras and image processing algorithms. However, this method faces difficulties in rapidly changing environments without satellite signals. **Purpose:** to analyze the evolution of visual navigation methods for UAVs in scenarios lacking GPS signals. This will include a discussion on key technologies, their integration with inertial navigation systems and artificial intelligence, as well as an assessment of their benefits, challenges, and application prospects, with an emphasis on collaborative approaches in multi-agent systems. **Results:** there is an increasing interest in visual navigation, with a focus on VSLAM for estimating the posterior probability of trajectories and maps, visual odometry aimed at minimizing reprojection errors, and the integration of multi-sensor fusion through extended Kalman filters to achieve meter-level accuracy in complex environments. The incorporation of artificial intelligence, especially convolutional neural networks, enhances resilience to illumination variations and facilitates real-time adaptability. In the context of multi-agent systems, cooperative SLAM models with correspondence matrices among agent maps have demonstrated the capability to reduce the root-mean-square positioning error to below 1 meter in simulations, even amid intermittent communication and loss of GPS. **Practical significance:** these findings enhance UAV autonomy in scenarios lacking GPS signals, such as search-and-rescue operations in urban areas, monitoring of agricultural lands, environmental control, and specific tasks related to electronic warfare, thereby ensuring coordinated swarm actions for efficient territorial coverage and risk mitigation.*

Keywords: visual navigation, UAV, GPS-denied environments, simultaneous localization and mapping, multi-agent technologies

REFERENCES

1. Chang Y., Cheng Y., Manzoor U., Murray J. A Review of UAV Autonomous Navigation in GPS-Denied Environments, *Robotics and Autonomous Systems*, 2023, Vol. 170, Art. No. 104533, 23 p. DOI: 10.1016/j.robot.2023.104533.
2. Stepanov D. N. Metodiki sopostavleniya osobykh toчек v zadache vizualnoy navigatsii BPLA [Techniques of Feature Points Matching in the Problem of UAV's Visual Navigation], *Vestnik Yuzhno-Uralskogo gosudarstvennogo universiteta. Seriya "Vychislitel'naya matematika i informatika" [Bulletin of the South Ural State University. Series "Computational Mathematics and Software Engineering"]*, 2015, Vol. 4, No. 4, Pp. 32–47. DOI: 10.14529/cmse150402. (In Russian)

3. Ali B., Sadekov R. N., Tsodokova V. V. Algoritmy navigatsii bespilotnykh letatelnykh apparatov s ispolzovaniem sistem tekhnicheskogo zreniya [A Review of Navigation Algorithms for Unmanned Aerial Vehicles Based on Computer Vision Systems], *Giroskopiya i navigatsiya [Gyroscopy and Navigation]*, 2022, Vol. 30, No. 4 (119), Pp. 87–105. DOI: 10.17285/0869-7035.00105. (In Russian)
4. Korsakov M. P., Goncharova E. V., Kurnosov I. A., Zamaraev I. V. Obzor metodov vizualnoy navigatsii i algoritmov planirovaniya puti dlya bespilotnykh letatelnykh apparatov [Review of Visual Navigation Methods and Path Planning Algorithms for Unmanned Aerial Vehicles], *Glavnyy mekhanik [Chief Mechanical Engineer]*, 2024, No. 6. (In Russian)
5. Jarraya I., Al-Batati A., Kadri M. B., et al. GNSS-Denied Unmanned Aerial Vehicle Navigation: Analyzing Computational Complexity, Sensor Fusion, and Localization Methodologies, *Satellite Navigation*, 2025, Vol. 6, Art. No. 9, 32 p. DOI: 10.1186/s43020-025-00162-z.
6. Trujillo J.-C., Munguia R., Guerra E., Grau A. Cooperative Monocular-Based SLAM for Multi-UAV Systems in GPS-Denied Environments, *Sensors*, 2018, Vol. 18, Iss. 5, Art. No. 1351, 24 p. DOI: 10.3390/s18051351.
7. Pritzl V., Vrba M., Stasinchuk Y., et al. Drones Guiding Drones: Cooperative Navigation of a Less-Equipped Micro Aerial Vehicle in Cluttered Environments, *Proceedings of the 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS), Abu Dhabi, United Arab Emirates, October 14–18, 2024*. Institute of Electrical and Electronics Engineers, 2024, Pp. 10597–10604. DOI: 10.1109/IROS58592.2024.10802770.
8. Trujillo J.-C., Munguia R., Guerra E., Grau A. Visual-Based SLAM Configurations for Cooperative Multi-UAV Systems with a Lead Agent: An Observability-Based Approach, *Sensors*, 2018, Vol. 18, Iss. 12, Art. No. 4243, 30 p. DOI: 10.3390/s18124243.

Received: 20.11.2025

Accepted: 25.11.2025