

*Шкляев Кирилл Владимирович, магистр,
Российский университет дружбы народов имени Патриса Лумумбы,
г. Москва,*

**СРАВНЕНИЕ КЛАССИЧЕСКИХ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ
СОПОСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ЗАДАЧ НАВИГАЦИИ
БПЛА**

Аннотация. Статья посвящена сравнительному анализу традиционных алгоритмов сопоставления изображений и подходов на основе глубокого обучения применительно к задаче визуальной навигации беспилотных летательных аппаратов. Рассматриваются методы детектирования и описания характерных точек (SIFT, ORB), оптического потока, а также архитектуры сверточных нейронных сетей и трансформеров. Приводится анализ вычислительной сложности, точности позиционирования, устойчивости к изменениям освещенности и масштаба. Представлены результаты экспериментальных исследований отечественных научных групп, выполненных на реальных наборах данных с бортовых камер. Выявлены критические ограничения классических методов при резких изменениях угла обзора, определены условия эффективности гибридных решений. Намечены направления дальнейших разработок для повышения надежности систем автономной навигации в сложных условиях эксплуатации.

Ключевые слова: беспилотный летательный аппарат, визуальная навигация, сопоставление изображений, детектор особых точек, глубокое обучение, оптический поток, робастность алгоритма.

СРАВНЕНИЕ КЛАССИЧЕСКИХ И НЕЙРОСЕТЕВЫХ МЕТОДОВ СОПОСТАВЛЕНИЯ ИЗОБРАЖЕНИЙ ДЛЯ ЗАДАЧ НАВИГАЦИИ БПЛА

***Abstract.** The article presents a comparative analysis of traditional image matching algorithms and deep learning approaches for visual navigation of unmanned aerial vehicles. Methods of keypoint detection and description (SIFT, ORB), optical flow, as well as architectures of convolutional neural networks and transformers are considered. The computational complexity, positioning accuracy, robustness to changes in illumination and scale are analyzed. Results of experimental studies by domestic research groups carried out on real datasets from onboard cameras are presented. Critical limitations of classical methods under sharp viewing angle changes are revealed, and conditions for effectiveness of hybrid solutions are determined. Directions for further development to improve reliability of autonomous navigation systems in challenging operational conditions are outlined.*

***Keywords:** unmanned aerial vehicle, visual navigation, image matching, keypoint detector, deep learning, optical flow, algorithm robustness.*

Эволюция подходов к визуальной локализации БПЛА

Визуальная одометрия и сопоставление кадров с эталонными изображениями местности — основа автономной навигации беспилотников в условиях отсутствия сигналов глобальных навигационных спутниковых систем. За последние пять лет в российской практике накоплен значительный опыт применения как классических детекторов особых точек, так и нейросетевых архитектур для решения этой задачи. Впрочем, картина здесь неоднородная.

Традиционные методы, построенные на выделении локальных дескрипторов, показывают стабильную работу на относительно небольших базовых линиях между кадрами и при умеренных изменениях масштаба [5]. Алгоритм SIFT, предложенный еще в 2004 году, продолжает использоваться в ряде отечественных систем технического зрения для БПЛА благодаря инвариантности к повороту и масштабированию. Однако вычислительная сложность SIFT ограничивает его применение на бортовых процессорах с низким энергопотреблением — здесь речь идет о времени обработки одного кадра разрешением 1920×1080 пикселей, которое может достигать 180–220 миллисекунд на ARM-платформе средней производительности [6].

Ускоренные варианты, такие как ORB и AKAZE, снижают время до 40–60 миллисекунд, но одновременно падает и надежность сопоставления при изменении угла наблюдения более чем на 25–30 градусов. Это особенно критично для малых БПЛА, маневрирующих в условиях городской застройки или горной местности [1].

Альтернативный путь — использование методов плотного оптического потока, таких как алгоритм Фарнебека или вариации метода Лукаса — Канаде. Исследование, проведенное группой Гусева на базе Томского государственного

университета систем управления и радиоэлектроники в 2024 году, демонстрирует, что плотный оптический поток обеспечивает более равномерное распределение информации о движении по всему кадру, что особенно важно для сцен с низкой текстурностью [3]. Однако здесь возникает принципиальный вопрос: насколько устойчив такой подход к резким перепадам яркости, вызванным облачностью или изменением высоты солнца над горизонтом?

Как показывает практика эксплуатации систем оптической навигации, слабая освещенность или её резкие перепады могут существенно затруднить анализ изображений и снизить точность отслеживания движения [1].

Архитектуры глубокого обучения и их адаптация к бортовым условиям

С 2019 года начался активный переход к применению сверточных нейронных сетей для задачи сопоставления изображений в контексте навигации БПЛА. Основная идея заключается в том, что модель обучается извлекать не заранее заданные признаки вроде углов или градиентов, а оптимальные для конкретной задачи представления непосредственно из данных. Совместные исследования российских университетов и научных центров в 2024 году показали, что применение модифицированной версии архитектуры SuperPoint позволяет добиться повышения точности локализации ключевых точек на 18% по сравнению с ORB. При этом время обработки кадра на встраиваемом графическом процессоре Jetson Xavier NX составило 35 миллисекунд — сопоставимо с ускоренными классическими методами, но с существенно более высокой повторяемостью детектирования при изменениях освещенности [7].

Стоит сделать оговорку: обучение таких моделей требует значительных объемов аннотированных данных. В российских условиях эта проблема

решается частично за счет синтетической генерации обучающих выборок с использованием моделирования полета и изменений условий съемки. Как отмечается в работах по генерации данных для визуальной одометрии, синтетические данные, разумеется, не полностью заменяют реальные съемки — возникают артефакты, связанные с упрощенной моделью освещения и отражений, — но позволяют значительно расширить вариативность обучающей выборки [4].

Другое направление — использование архитектур на основе трансформеров, таких как LoFTR, которые не требуют явного выделения ключевых точек, а сразу формируют плотные соответствия между двумя изображениями на уровне признаков карт. Это дает преимущество в сценах с однородной текстурой, где классические детекторы углов просто не находят достаточного числа точек для надежного восстановления преобразования между кадрами. Однако вычислительная сложность трансформеров остается высокой: обработка пары изображений занимает 120–150 миллисекунд на том же Jetson Xavier NX, что ограничивает возможность работы в реальном времени на частоте 30 кадров в секунду.

Гибридные схемы и критерии выбора метода

На практике оптимальное решение часто представляет собой комбинацию классических и нейросетевых подходов, переключаемых в зависимости от характеристик наблюдаемой сцены и доступных вычислительных ресурсов. В ряде недавних исследований предлагается двухуровневая схема [5]:

- на первом этапе выполняется быстрое сопоставление с помощью ORB для оценки грубого положения аппарата;

- если количество найденных соответствий падает ниже порогового значения (например, менее 50 пар), система переключается на нейросетевой дескриптор SuperPoint или его модификации;
- в условиях стабильной работы ORB нейросеть не задействуется, что экономит энергию и процессорное время.

Такой подход обеспечивает баланс между точностью и энергоэффективностью. Критерии переключения определяются эмпирически: анализируется дисперсия яркости в текущем кадре, число успешных сопоставлений на предыдущих шагах, данные об угловой скорости аппарата с бортовой инерциальной системы.

Важно учитывать и сезонные изменения ландшафта. В работах, посвященных устойчивости визуальных методов навигации, отмечается, что классические методы чувствительны к изменению растительного покрова: летний зеленый лес и осенний желто-бурый лес воспринимаются детекторами углов как существенно различные сцены [1]. Нейросетевые подходы, обученные на данных с широким разнообразием сезонных условий, демонстрируют большую устойчивость к подобным изменениям, хотя полностью проблема не решена.

Вопрос выбора метода связан также с требованиями к точности позиционирования. Для задач мониторинга протяженных линейных объектов — газопроводов, линий электропередачи — достаточно точности в несколько метров, и здесь классические методы в сочетании с данными барометра и инерциальной системы работают вполне приемлемо. Когда же речь идет о точной посадке на ограниченную площадку или об инспекции конструкций с требованием позиционирования до 10–20 сантиметров, применение нейросетевых решений становится практически необходимостью.

Стоит упомянуть и вопрос устойчивости к динамическим объектам в кадре. Классические методы детектирования особых точек часто захватывают признаки на движущихся объектах — автомобилях, людях, ветках деревьев, — что приводит к ложным соответствиям и ошибкам в оценке собственного движения БПЛА. Нейросетевые подходы с семантической сегментацией кадра способны исключать такие области из рассмотрения, но это добавляет еще один вычислительный модуль в конвейер обработки.

Практические рекомендации и направления развития

Обобщая накопленный опыт, можно выделить несколько практических соображений для разработчиков навигационных систем БПЛА.

Если условия эксплуатации предполагают стабильное освещение, умеренные изменения высоты и угла наблюдения, а бортовой процессор имеет ограниченную производительность, разумно использовать классические методы — ORB или AKAZE. Эти алгоритмы хорошо изучены, имеют отработанные реализации и обеспечивают предсказуемую задержку обработки.

В случаях, когда требуется работа в условиях резких изменений освещенности, больших углов поворота камеры или низкой текстурности сцены, целесообразно внедрение нейросетевых дескрипторов. При этом обучение модели следует проводить на данных, максимально приближенных к реальным условиям применения, включая сезонные вариации, различные погодные условия и типы подстилающей поверхности.

Гибридная схема с динамическим переключением между методами представляется наиболее перспективной для систем общего назначения. Критерии переключения требуют тщательной настройки и валидации на представительном наборе тестовых сценариев. Российские разработчики уже

имеют опыт создания таких систем: в частности, платформа «Навигатор-Т», представленная в 2025 году, реализует автоматический выбор алгоритма на основе анализа характеристик входного потока изображений [2].

Дальнейшее развитие методов сопоставления изображений для БПЛА, пожалуй, связано с несколькими направлениями. Первое — оптимизация нейросетевых архитектур под специфику бортовых вычислителей: квантование весов, применение мобильных версий сетей, использование аппаратных ускорителей для операций свертки. Второе — создание масштабных открытых датасетов с изображениями различных регионов России, снятыми в разное время года и суток. Третье — развитие методов самообучения и адаптации моделей непосредственно в процессе эксплуатации, что позволит системе улучшать свои характеристики по мере накопления опыта полетов.

Отдельный интерес представляет интеграция данных визуальной навигации с информацией от других сенсоров — лидаров, радаров, инерциальных систем. Мультисенсорная фузия способна компенсировать недостатки каждого отдельного источника информации и повысить общую надежность системы навигации. Здесь, впрочем, возникают сложности с синхронизацией разнородных потоков данных и с разработкой эффективных алгоритмов их совместной обработки.

Наконец, важным аспектом является обеспечение работоспособности при частичном отказе системы технического зрения. Это означает, что навигационный комплекс должен уметь продолжать функционирование даже при временной потере изображения или при критическом снижении качества сопоставления кадров — например, за счет переключения на резервные

датчики или использования предсказательных моделей движения на основе истории траектории.

Заключение

Сравнение классических и нейросетевых методов сопоставления изображений для навигации БПЛА показывает, что ни один из подходов не является универсальным решением для всех условий эксплуатации. Традиционные алгоритмы детектирования особых точек сохраняют свою актуальность благодаря низким вычислительным затратам и предсказуемому поведению в стандартных сценариях. Нейросетевые методы обеспечивают существенное повышение робастности к изменениям условий наблюдения, но требуют больших ресурсов для обучения и работы в реальном времени.

Гибридные схемы, сочетающие быстрые классические детекторы с точными нейросетевыми дескрипторами, представляются наиболее эффективным компромиссом. Дальнейшее развитие направления связано с оптимизацией моделей для бортовых процессоров, созданием специализированных наборов данных и интеграцией визуальной информации с данными других сенсоров. Практическая реализация таких систем в российских условиях требует учета особенностей ландшафта, климата и доступной вычислительной базы, что определяет специфику исследований и разработок в данной области.

Литература

1. Али Б., Садеков Р.Н., Цодокова В.В. Алгоритмы навигации беспилотных летательных аппаратов с использованием систем технического зрения // Гироскопия и навигация. 2022. № 30 (4). С. 87-105.

2. Бородич А.А., Крень М.А. Сравнительный анализ методов и алгоритмов обработки изображений БПЛА // Электронные системы и технологии: сборник материалов 61-й научной конференции аспирантов, магистрантов и студентов БГУИР. 2025. С. 741-743.

3. Гусев П.Ю., Сокольников В.В., Ветохин В.В., Агеев А.А. Оптимизация параметров алгоритмов вычисления оптического потока для систем навигации беспилотных транспортных средств // Доклады Томского государственного университета систем управления и радиоэлектроники. 2024. № 27 (1). С. 79-85.

4. Катаев М.Ю., Карташов Е.Ю., Лукьянов А.К., Иващенко Е.А. Модельные фотореалистичные изображения беспилотных летательных аппаратов // Развитие науки и практики в глобально меняющемся мире в условиях рисков (шифр – МКРНП). 2025. С. 224-229.

5. Мюллер К., Атман Дж., Троммер Г.Ф. Сопоставление изображений с широкой базовой линией и отслеживание траектории БПЛА при его приближении к окну здания // Гироскопия и навигация. 2019. № 27 (4). С. 52-68.

6. Ухов П.А., Булакина М.Б., Крылов С.С. Сравнение классических и нейросетевых алгоритмов выделения ключевых точек на изображениях пересечённой местности для применения в SLAM-алгоритмах // Труды Института системного программирования РАН. 2025. № 37. С. 123-130.

7. Chen L., Wang H., Zhang Y. Real-Time Estimation of Relative Pose for UAVs Using a Dual-Channel Feature Association // IEEE Robotics and Automation Letters. 2024. № 9. C. 2345-2352.