

## МУЛЬТИМОДАЛЬНАЯ ВИЗУАЛЬНАЯ НАВИГАЦИЯ БЕСПИЛОТНЫХ ВОЗДУШНЫХ СУДОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ СПУТНИКОВЫХ КАРТ И ТЕПЛОВИЗИОННЫХ КАМЕР

П.А. Лазарева, А.И. Маликов, Г.Л. Дегтярев, Р.Т. Маннанов

В статье рассмотрена проблема визуальной навигации беспилотных воздушных судов (БВС) в условиях недостаточной освещённости. Для обеспечения круглосуточной навигации предлагается метод кросс-модального преобразования спутниковых изображений видимого диапазона в тепловизионные представления с использованием генеративной потоковой модели ThermalGen. Полученные тепловые карты используются в алгоритме абсолютной визуальной локализации, основанном на сопоставлении данных бортовой LWIR-камеры с преобразованным спутниковым эталоном. Алгоритм интегрирован в гибридный модуль визуально-инерциальной навигации, объединяющий результаты абсолютной визуальной локализации, визуальной одометрии и инерциальных измерений на основе расширенного фильтра Калмана. Тестирование на преобразованных в тепловые изображениях показало высокую точность определения абсолютных координат и подтвердило работоспособность предложенного подхода в условиях ночной навигации.

**Ключевые слова:** визуально-инерциальная навигация, беспилотное воздушное судно, спутниковая карта, тепловизионная LWIR камера, кросс-модальное преобразование изображений, генеративная потоковая сеть

### Введение

Задача автономной навигации беспилотных воздушных судов (БВС) в условиях отсутствия надежного сигнала глобальных навигационных спутниковых систем (ГНСС) и ограниченной видимости требует использования надёжных методов позиционирования и локализации, способных работать круглосуточно и в широком диапазоне атмосферных условий [1], [2]. Традиционные оптические (RGB) камеры обеспечивают богатую текстурную информацию при дневном освещении, однако при сумерках, ночью, в дыму или тумане их информативность резко падает. В описанных сценариях применения датчики дальнего инфракрасного диапазона (Long-Wave Infrared, LWIR) с длиной волны 8 – 14 мкм фиксируют тепловую картину сцены и часто сохраняют контраст, недоступный в видимом диапазоне. Поэтому интеграция тепловизионного канала в навигационные стеки рассматривается как естественный путь к обеспечению круглосуточной работоспособности БВС и повышению устойчивости визуальных алгоритмов.

Тем не менее применение данных LWIR сенсоров для задач навигации сталкивается с рядом ограничений: относительно низкое пространственное разрешение большинства доступных LWIR-модулей, чувствительность к температурному контрасту ( $\Delta T$ ) и материалам с разной тепловой эмиссией, влияние атмосферных эффектов и различие геометрии обзора между спутниковыми/аэроснимками и бортовыми кадрами [3]. В результате эффективность использования тепловизионного канала данных зависит от сочетания нескольких факторов: аппаратных (разрешение тепловизора и оптика), алгоритмических (методы извлечения ключевых признаков и мультимодального сопоставления), а также условий функционирования (сценарии применения, сезонность) [4].

В последние годы появился ряд исследований, направленных на преодоление этих ограничений. Ключевые направления можно условно разделить на три категории: адаптированные классические методы (прямые методы и основанные на сопоставлении признаков), термальный SLAM и долгосрочная термальная визуальная локализация, а также нейросетевые методы мультимодального комплексирования данных и кросс-модальных преобразований.

Сопоставление признаков является ключевым подходом в визуальной одометрии и одновременной локализации и картографировании (*simultaneous localization and mapping, SLAM*), поэтому многие работы по тепловой навигации опираются на перенос хорошо известных методов визуальной одометрии и SLAM на спектр LWIR: детектирование ключевых точек с помощью классических или нейросетевых алгоритмов, сопоставление дескрипторов и построение карты [5]-[7]. На практике оказалось, что плотность и стабильность ключевых точек в LWIR заметно ниже, особенно для дешёвых модулей с низким разрешением. Кроме того, текстура сцены в тепловом домене определяется физикой тепла и эмиссией материалов, что делает поведение дескрипторов отличным от RGB. Тем не менее при достаточном  $\Delta T$  и подходящей оптике методы, основанные на сопоставлении

признаков, остаются применимыми и дают устойчивую относительную навигацию на коротких и средних дистанциях. Современные бенчмарки демонстрируют, что с подходящими наборами данных и настроенными методами можно добиться работоспособности LWIR-визуальной одометрии в условиях ночной работы [8].

Другое направление решения задачи навигации БВС в ночное время суток развивает методы SLAM, ориентированные на тепловое изображение как на основной источник данных. Данный подход включает специализированные дескрипторы, учет временной стабильности температурных паттернов и методы восстановления карты, пригодной для длительной навигации. Такие системы стремятся обеспечить длительную стабильность и компенсировать как сезонные, так и ежедневные температурные изменения [9]. При этом остаются вызовы, связанные с сезонностью и низким разрешением бортовых сенсоров.

В последние годы мощный импульс получили методы глубокого обучения для комплексирования и преобразований между визуальным (RGB) и тепловым (LWIR) представлениями. Подходы можно условно разделить на три класса: архитектуры комплексирования (RGB-T fusion), генеративные модели для преобразований изображений между доменами и кросс-модальное сопоставление.

Комплексирование RGB- и тепловизионных изображений представляет собой объединение данных видимого и инфракрасного диапазонов с целью повышения информативности и устойчивости визуальных алгоритмов. Наиболее эффективным для навигации считается комплексирование на уровне признаков, при котором интегрируются дескрипторы, извлечённые из обеих модальностей. Такой подход снижает влияние шума и повышает точность оценки положения и ориентации, что важно для алгоритмов расширенного фильтра Калмана и графовой оптимизации. Современные обзоры RGB-T методов отмечают эффективность нейросетевых архитектур с использованием ResNet-подобных ветвей, механизмов внимания и мультимодальных

детекторов; при этом качество комплексирования существенно зависит от разрешения и характеристик тепловизионного канала [9].

Когда необходимо сопоставлять изображения разных модальностей (например, использовать RGB-тайлы как эталон при поиске соответствия по LWIR-кадрам), популярным направлением стало обучение генеративно-состязательных нейросетей (Generative Adversarial Networks, GAN), которые переводят изображения одного домена в другой. Подходы основаны на условных GAN (Pix2Pix, CycleGAN) и более поздних усовершенствованиях (адаптация внимания, геометрически-согласованные потери), а также на потоковых моделях и производных вариационных автокодировщиков [10]. В последних работах предложены модели, специально обученные для преобразования RGB в тепловые изображения, включая ThermalGen [11] и улучшенные CycleGAN-варианты [12]. Результаты показывают возможность сгенерировать термальные изображения, сохраняющие пространственную структуру сцены и в ряде случаев полезные для последующих задач обнаружения и сопоставления. Однако качество преобразования сильно зависит от используемых обучающих пар (требуется большой обучающий набор данных парных RGB и тепловых снимков или хорошая стратегия непарного обучения) [11].

Для задач поиска и сопоставления изображений обоих модальностей также используются контрастивные и кросс-модальные представления, при этом с помощью сиамских или треплетных нейронных сетей обучают единое эмбеддинг-пространство, где близкие по семантике (или пространственно соотнесённые) RGB и LWIR-патчи оказываются близко. Эти методы полезны, когда прямой перевод из RGB в тепловые изображения нестабилен: вместо синтеза изображения они учат «описания», удобные для быстрого поиска по базе [13].

Многие из вышеперечисленных нейросетевых подходов требуют мощных вычислительных ресурсов, в то время как для навигации БВС легкого и среднего класса в реальном времени необходимы легковесные и

вычислительно эффективные подходы [9]. Поэтому в данной работе предлагается распространить разработанный авторами ранее в статье [14] гибридный подход, который реализует комплексирование абсолютной визуальной локализации по спутниковым геопривязанным картам с оптическим потоком и данными инерциального модуля в расширенном фильтре Калмана, на тепловые изображения. При недоступности спутниковых тепловизионных карт предлагается использовать кросс-модальное преобразование RGB карт соответствующего сезона с помощью генеративно-состязательной сети.

### **Преобразование спутниковых RGB карт в тепловые представления**

Для стабильной навигации БВС в длительных миссиях с использованием визуальных ориентиров требуется сопоставление с геопривязанными картами, которые нивелируют дрейф оценок координат, присущий алгоритмам SLAM и визуальной одометрии. Поскольку непосредственное сопоставление LWIR-кадров с низким разрешением с RGB-спутниковыми тайлами не эффективно из-за разницы модальностей, когда цветовая информация сравнивается с температурной картой, логично попытаться привести оба домена к общему виду. Это можно сделать двумя способами: физически моделировать ожидаемую тепловую картину спутникового изображения (термодинамическое/метеорологическое моделирование), что технически сложно и требует геофизических данных и моделей, или использовать методы машинного обучения для перевода RGB-тайлов в «термально-подобные» изображения, пригодные для сопоставления с LWIR-снимками бортовых тепловизионных модулей. Преобразование на основе данных является более практическим и гибким: обученная сеть может компенсировать несоответствие масштаба и сезонности, если её обучить на репрезентативных наборах данных (парных или хорошо подобранных непарных датасетах).

Для реализации преобразования на основе данных производится обучение GAN или потоковой генеративной модели (например, ThermalGen [11], CycleGAN-варианты [12]) на наборах, где имеются сопоставимые

аэросъёмки в RGB и LWIR диапазонах или где можно сопоставить наземные и спутниковые представления. Цель преобразования заключается в получении «термального тайла» того же масштаба и проекции, который затем можно сопоставлять с кадром LWIR (по дескрипторам или по прямому сопоставлению изображений). Этот путь уже показал работоспособность в исследованиях по преобразованиям RGB в тепловые изображения и в задачах детекции при слабом освещении [11].

Преимущество преобразования из RGB в тепловые изображения заключается в снижении разрыва между модальностями: навигационные методы могут оперировать единым типом признаков (термальными «картинами»), что облегчает сопоставление и может повысить вероятность нахождения соответствий. Однако ограничения очевидны: синтез не заменит реальные физические измерения температур и будет чувствителен к ошибкам в моделях эмиссии, а также к сезонной изменчивости и отражениям. Необходимо также учитывать различия в углах наблюдения и разрешении между спутниковым тайлом (вертикальная проекция, большой масштаб) и LWIR-кадром (низкий обзор с борта БВС). Следовательно, модель преобразования должна быть обучена или скорректирована с учётом масштаба, перспективы и геометрии съёмки [8].

В данной работе для интеграции данных тепловизора и обеспечения круглосуточной работоспособности метода визуально-инерциальной навигации предлагается предварительное кросс-модальное преобразование спутниковых снимков в тепловые геопривязанные изображения с помощью адаптивной потоковой генеративной модели ThermalGen [11]. Она включает архитектуру кондиционирования RGB-изображений и механизм разделения стилей. Это позволяет надежно генерировать тепловые изображения в широком спектре стилей RGB-T, зависящих от тепловых сенсоров, углов обзора и условий окружающей среды. Архитектура модели поддерживает совместное обучение на дополнительных наборах данных, что повышает её адаптивность для различных приложений.

Пример преобразования RGB изображения из набора данных Boson-nighttime [15] с использованием ThermalGen приведен на рис. 1, где рис. 1а представляет исходное спутниковое RGB изображение участка местности, рис. 1б – реальное тепловое изображение того же участка, а на рис. 1в показан результат применения генеративной модели для преобразования исходного RGB в тепловое изображение.

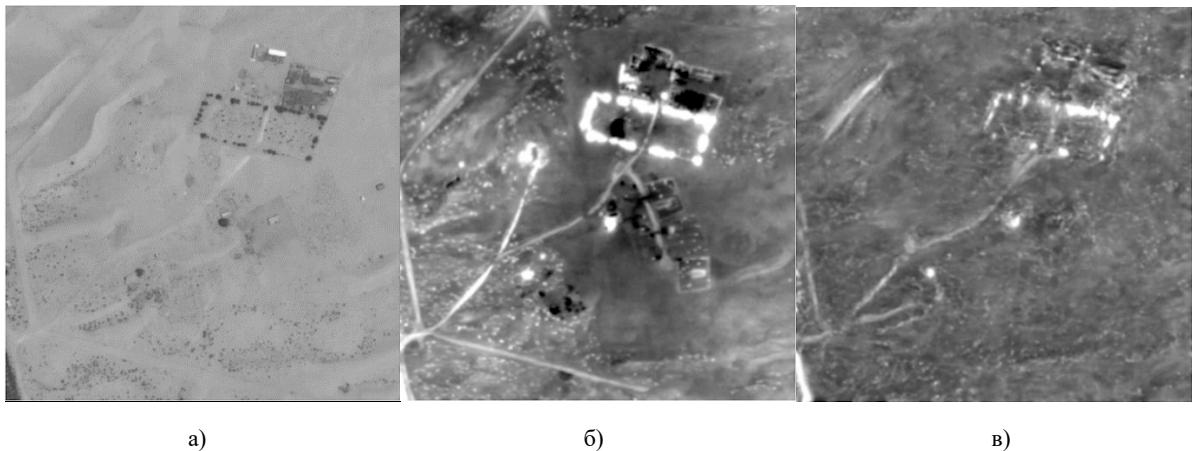


Рис. 1 Пример преобразования RGB в тепловое изображение с помощью ThermalGen: а) исходное RGB изображение, б) реальное тепловое изображение, в) преобразованное из RGB в тепловое изображение

Несмотря на различия между реальным и преобразованным ThermalGen тепловыми изображениями, ключевые особенности местности на последнем сохраняются. Кроме того, предварительная обработка методом ограниченного контрастом адаптивного выравнивания гистограммы (CLAHE) позволяет увеличивать контраст получаемых изображений и повысит вероятность детекции признаков. Это делает возможным применять описанный подход для кросс-модального преобразования спутниковых RGB изображений (при отсутствии доступных тепловых карт) с целью приведения их к единому домену с данными тепловизора, используемого на борту БС.

### **Применение гибридного метода визуально-инерциальной навигации для тепловых изображений**

В работе [14] авторами предложен гибридный метод визуально-инерциальной навигации, сочетающий абсолютную визуальную локализацию (AVL) по геопривязанным спутниковым картам с визуально-инерциальной одометрией (VIO) на основе оптического потока и данных инерциального

модуля с комплексированием в тесно-связанном расширенном фильтре Калмана с параллельной архитектурой.

Для глобального позиционирования используется сопоставление признаков между текущим изображением с камеры и спутниковой картой. В качестве дескрипторов применяются SIFT-признаки, устойчивые к масштабным и аффинным преобразованиям. Процедура включает предварительное извлечение SIFT-признаков на геопривязанных картографических тайлах, сопоставление текущих признаков методом к ближайших соседей, оценку гомографии методом RANSAC и вычисление положения БВС на карте с учетом ориентации. Абсолютная локализация выдаёт координаты в глобальной системе, но работает с низкой частотой и подвержена ошибкам при монотонной текстуре. Для повышения частоты и плавности оценок применяется визуальная одометрия, основанная на иерархическом методе Лукаса–Канаде, вычисляющем разреженный оптический поток. Для каждого кадра получается относительное смещение в системе координат камеры:

$$\Delta p_c = \begin{bmatrix} \Delta x_c \\ \Delta y_c \\ \Delta z_c \end{bmatrix},$$

где  $\Delta x_c, \Delta y_c, \Delta z_c$  – приращения координат между кадрами в системе камеры.

Для использования в глобальной (ENU) системе координат выполняется преобразование:

$$\Delta p_{ENU} = R(\psi) \Delta p_c,$$

где  $\Delta p_{ENU}$  –  $[\Delta x, \Delta y, \Delta z]^T$  – смещения в метрах,  $R(\psi)$  – матрица поворота, зависящая от текущего курса  $\psi$ .

Вектор состояния включает положение, ориентацию и смещения датчиков:

$$\mathbf{x} = [\varphi, \lambda, h, \phi, \theta, \psi, \mathbf{b}_g, \mathbf{b}_a]^T,$$

где  $\varphi, \lambda, h$  – широта, долгота и высота;  $\phi, \theta, \psi$  – углы Эйлера;  $\mathbf{b}_g = [b_{g_x} \ b_{g_y} \ b_{g_z}]^T$ ,  $\mathbf{b}_a = [b_{a_x} \ b_{a_y} \ b_{a_z}]^T$  – смещения гироскопа и акселерометра, моделируемые как случайное блуждание.

Положение обновляется согласно приращениям от оптического потока:

$$\mathbf{p}_{k+1} = \mathbf{p}_k + \Delta \mathbf{p}_{ENU} + \mathbf{w}_p,$$

где  $\mathbf{p} = [\varphi, \lambda, h]^T$ ,  $\mathbf{w}_p$  – гауссовский шум модели состояния.

Ориентация обновляется на основе измеренных угловых скоростей:

$$\Theta_{k+1} = \Theta_k + T(\Theta_k)(\omega - \mathbf{b}_g)\Delta t + \mathbf{w}_\Theta,$$

где  $\Theta = [\phi, \theta, \psi]^T$ ,  $T(\Theta_k)$  – матрица кинематических связей,  $\omega = [\omega_x \ \omega_y \ \omega_z]^T$  – вектор измеренных угловых скоростей,  $\Delta t$  – шаг дискретизации,  $\mathbf{w}_\Theta$  – шум ориентации.

Метод использует две разновидности наблюдений: абсолютную локализацию

$$\mathbf{z}_{AVL} = [\varphi, \lambda, h]^T + \mathbf{v}_{AVL},$$

где  $\mathbf{v}_{AVL}$  – шум абсолютной визуальной локализации, и измерения акселерометра:

$$\mathbf{z}_a = \mathbf{R}(\phi, \theta, \psi)(\mathbf{a} - \mathbf{b}_a) + \mathbf{v}_a,$$

где  $\mathbf{a} = [a_x \ a_y \ a_z]^T$  – измерения ускорений,  $\mathbf{R}(\phi, \theta, \psi)$  – матрица поворота из связанной системы в ENU,  $\mathbf{v}_a$  – шум акселерометра.

Для обоих каналов формируются соответствующие якобианы, используемые на этапе обновления EKF. Перед включением новых измерений выполняется гейтинг по Махalanобису, что предотвращает попадание выбросов в фильтр.

Расширенный фильтр Калмана выполняет предсказание состояния на основе инерциальных данных и оптического потока, а также обновление состояния при поступлении абсолютных координат или измерений акселерометра.

Объединение двух визуальных подсистем обеспечивает устранение дрейфа одометрии, сглаживание траектории и повышение частоты обновления оценки. Кроме того, улучшается устойчивость к выбросам и выпадению оценок абсолютной локализации, что особенно важно при использовании тепловых изображений. Описанный метод может быть применен для навигации БВС в ночное время с использованием тепловизора.

### **Экспериментальная проверка гибридного метода визуально-инерциальной навигации на тепловых изображениях**

Для проверки применимости предложенного подхода были использованы реальные данные с RGB камеры ELP Global Shutter 1080P Aptina AR0234, полученные на борту БВС на высоте 900 м. Камера имеет глобальный затвор и угол поля зрения 126 градусов. Используемый инерциальный модуль – InvenSense ICM20689. В качестве вычислительной платформы, реализующей алгоритм визуально-инерциальной навигации, использовался одноплатный компьютер Orange Pi 5B с 16 Гб оперативной памяти. Частота работы гибридного алгоритма составила 6 кадров в секунду, что является достаточным для целей навигации БВС.

Изображения с камеры и спутниковая карта были преобразованы в тепловые изображения с помощью модели ThermalGen. Разрешение изображений с бортовой камеры также было специально понижено до 192x120 пикселей, чтобы имитировать данные, полученные с реальных тепловизионных модулей низкого разрешения. На рис. 2 приведен пример кадра с камеры, преобразованного в тепловое изображение, а на рис. 3 – пример преобразованной спутниковой карты, используемой при тестировании.

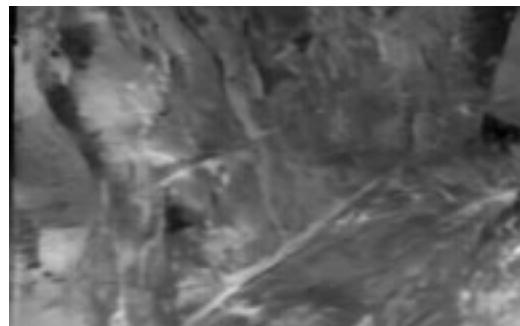


Рис.2 Пример кадра с камеры БВС, преобразованного в тепловое изображение



Рис. 3. Мозаика из 9 тайлов спутниковой карты, преобразованной в тепловое изображение

Преобразованные в тепловые изображения с камеры БВС и спутниковая карта были использованы в качестве входных данных для вышеописанного гибридного метода визуально-инерциальной навигации. На рис. 4 приведены треки эталонных данных координат, полученных от бортового ГНСС-приемника, и оценки по кросс-модальным тепловым изображениям, полученным с помощью модели ThermalGen.

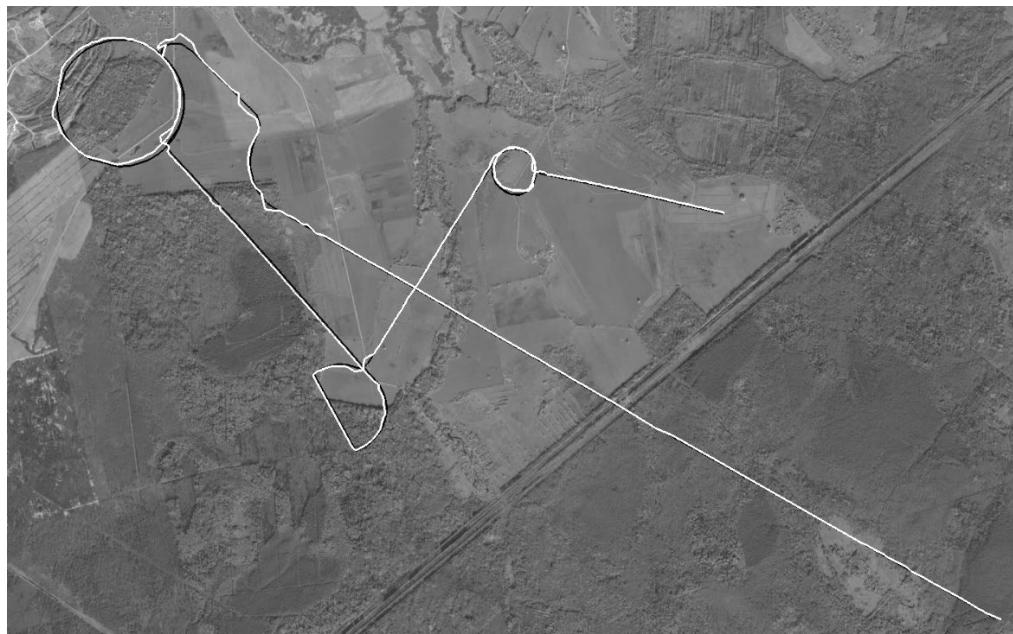


Рис. 4 Сравнение эталонных координат и оценок по преобразованным тепловым изображениям: черный трек – эталонные данные ГНСС, белый трек – оценка гибридного метода визуальной навигации

На рис. 5 построен график абсолютной ошибки для гибридного метода визуально-инерциальной навигации с использованием преобразованных тепловых изображений бортовой камеры и спутникового снимка.

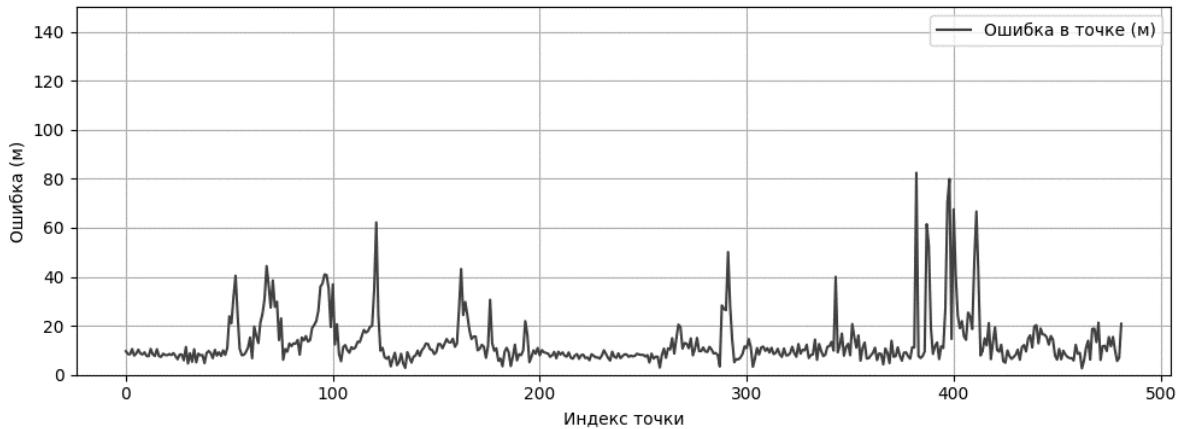


Рис. 5 График абсолютной ошибки гибридного метода с использованием преобразованных тепловых изображений

При сравнении графиков на рис. 4 и 6 видно существенное снижение ошибок оценивания за счет использования оптического потока и данных инерциального блока в EKF, что позволило отфильтровать выбросы и получить связные траектории. Вычисленные значения метрик: корень из среднеквадратической ошибки  $RMSE = 16,67$  м, средняя абсолютная ошибка  $MAE = 13,04$  м.

## Заключение и выводы

В работе представлен подход к обеспечению визуальной навигации беспилотных воздушных судов в условиях недостаточной освещённости. Предложенная методика основана на кросс-модальном преобразовании спутниковых изображений из видимого диапазона в тепловизионное геопривязанное представление, что позволяет осуществлять сопоставление полученного теплового эталона с данными бортового LWIR-тепловизора. Данное сопоставление реализуется в составе гибридного алгоритма, объединяющего абсолютную визуальную навигацию, оценку оптического потока и инерциальные измерения в структуре расширенного фильтра Калмана.

Несмотря на неизбежное снижение точности абсолютной привязки при использовании тепловизионных данных и искусственно преобразованных спутниковых изображений, результаты анализа показывают, что включение данных оптического потока и инерциального модуля в алгоритм существенно повышает устойчивость и достоверность оценки навигационных параметров. Такое комплексирование позволяет компенсировать недостаток информации в тепловом канале и обеспечить стабильную навигацию беспилотного воздушного судна при отсутствии сигналов глобальных навигационных спутниковых систем, включая режимы полёта в тёмное время суток.

Предложенный подход открывает возможность круглосуточной визуальной навигации с использованием недорогих LWIR-сенсоров и может служить основой для разработки более совершенных мультимодальных систем навигации БВС. Точность получаемых оценок координат при практической реализации будет зависеть в первую очередь от разрешения бортовых тепловизионных модулей. Типичные коммерческие LWIR-модули имеют разрешение  $256 \times 192 - 640 \times 512$  пикселей. При высоте полёта масштаб сцены растёт, что ограничивает информативность кадра. Исследования показывают также влияние высоты и атмосферных условий на оценку температур и детектируемость объектов: с увеличением высоты измеряемая

температура объекта может занижаться, а контраст уменьшаться, особенно при высоком аэродинамическом и тепловом шуме (ветер, влажность). Практические рекомендации по улучшению качества тепловых изображений включают применение оптики с узким полем зрения для увеличения углового разрешения на объект, многокадровое накопление и адаптивную настройку экспозиции для повышения соотношения сигнал-шум [4]. Дальнейшее развитие подхода включает повышение качества кросс-модального преобразования, разработка метода оценки степени доверия к и проведение натурных экспериментов с реальными данными бортового тепловизионного модуля.

## ФИНАНСИРОВАНИЕ РАБОТЫ

Работа выполнена за счет предоставленного в 2024 году 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.

## КОНФЛИКТ ИНТЕРЕСОВ

Авторы данной работы заявляют, что у них нет конфликта интересов.

## СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Левшонков Н.В., Нафиков И.М., Митряйкин В.И. Обеспечение проведения мониторинга с применением беспилотных авиационных систем // Известия высших учебных заведений. 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 // Известия высших учебных заведений. Авиационная техника. – 2024. – № 2. – С. ??.
3. Xiao J. et al. Long-Range UAV Thermal Geo-Localization with Satellite Imagery // Proceedings of IROS 2023. – 2023. – Р. 5820–5827. – DOI:

10.1109/IROS55552.2023.10342068.

4. Wan Q. et al. Optimizing UAV-based uncooled thermal cameras in field conditions for precision agriculture // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. – 2024. – Vol. 134. – Article 104184. – DOI: 10.1016/j.jag.2024.104184.
5. Rublee E. et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF // Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. – 2011. – P. 2564–2571.
6. Lowe D.G. Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints // International Journal of Computer Vision. – 2004. – Vol. 60. – P. 91–110.
7. DeTone D., Malisiewicz T., Rabinovich A. SuperPoint: Self-Supervised Interest Point Detection and Description // CVPR Deep Learning for Visual SLAM Workshop. – 2018.
8. Keil C. et al. Towards Long Term SLAM on Thermal Imagery // Proceedings of 2024 IEEE/RSJ International Conference on Intelligent Robots and Systems (IROS). – Abu Dhabi, UAE, 2024. – P. 10174–10181. – DOI: 10.1109/IROS58592.2024.10802139.
9. Song K. et al. RGB-T image analysis technology and application: A survey // Engineering Applications of Artificial Intelligence. – 2023. – Vol. 120. – Article 105919. – DOI: 10.1016/j.engappai.2023.105919.
10. Xiao J. et al. STHN: Deep Homography Estimation for UAV Thermal Geo-Localization With Satellite Imagery // IEEE Robotics and Automation Letters. – 2024. – Vol. 9, № 10. – P. 8754–8761. – DOI: 10.1109/LRA.2024.3448129.
11. Xiao J. et al. ThermalGen: Style-Disentangled Flow-Based Generative Models for RGB-to-Thermal Image Translation. – URL: <https://doi.org/10.48550/arXiv.2509.24878>
12. He X. et al. MatchAnything: Universal Cross-Modality Image Matching with Large-Scale Pre-Training // arXiv preprint. – arXiv:2501.07556. – 2025.
13. Brenner M. et al. RGB-D and Thermal Sensor Fusion: A Systematic Literature Review // IEEE Access. – 2023. – Vol. 11. – P. 82410–82442. – DOI: 10.1109/ACCESS.2023.3301119.

14. Лазарева П. А. и др. Разработка алгоритма абсолютной визуальной навигации беспилотного летательного аппарата // Известия высших учебных заведений. Авиационная техника. – 2025. – № 3. – С. 55–63.
15. Набор данных Boson-nighttime / HuggingFace. – URL: <https://huggingface.co/datasets/xjh19972/boson-nighttime/tree/main/satellite-thermal-dataset-v3> (дата обращения 18.11.2025).

Дата отправки статьи в редакцию 18.11.2025.

**Лазарева Полина Александровна**, к.ф.-м.н., КНИТУ-КАИ, [palazareva@kai.ru](mailto:palazareva@kai.ru)  
**Маликов Александр Иванович**, д.ф.-м.н., профессор, КНИТУ-КАИ, [a\\_i\\_malikov@mail.ru](mailto:a_i_malikov@mail.ru)  
**Дегтярев Геннадий Лукич**, д.т.н., профессор, КНИТУ-КАИ, [gldegtyarev@mail.ru](mailto:gldegtyarev@mail.ru)  
**Маннанов Руслан Талгатович**, КНИТУ-КАИ, [norite.dev@gmail.com](mailto:norite.dev@gmail.com)