

На правах рукописи

Черешова

ТАРАСОВА Валентина Юрьевна

**МЕТОД СОВМЕЩЕНИЯ РАЗНОРОДНЫХ ИЗОБРАЖЕНИЙ
ПОДСТИЛАЮЩЕЙ ПОВЕРХНОСТИ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ
НЕЙРОСЕТЕВЫХ ТЕХНОЛОГИЙ**

Специальность 2.3.8. – Информатика и информационные процессы
(технические науки)

АВТОРЕФЕРАТ

диссертации на соискание ученой степени
кандидата технических наук

Рязань 2026

Работа выполнена в Федеральном государственном бюджетном образовательном учреждении высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина» (РГРТУ) на кафедре электронных вычислительных машин

Научный руководитель: **Костров Борис Васильевич**, доктор технических наук, профессор, заведующий кафедрой электронных вычислительных машин ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина»

Официальные оппоненты: **Иванов Александр Иванович**, доктор технических наук, профессор, научный консультант АО "ПНИЭИ"

Юдин Дмитрий Александрович, кандидат технических наук, старший научный сотрудник, заведующий лабораторией интеллектуального транспорта МФТИ

Ведущая организация: Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Владимирский государственный университет имени Александра Григорьевича и Николая Григорьевича Столетовых», г. Владимир

Защита состоится 30.06.2026 года в 15 часов 00 минут на заседании диссертационного совета 99.2.113.02 в ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» по адресу: 390005, г. Рязань, ул. Гагарина, д. 59/1, а. 235.

С диссертацией можно ознакомиться в библиотеке ФГБОУ ВО «Рязанский государственный радиотехнический университет им. В.Ф. Уткина» и на сайте университета <http://rsreu.ru/>.

Автореферат разослан _____ 2026 г.

Ученый секретарь
диссертационного совета,
доктор технических наук, доцент



А.Н Колесенков

ОБЩАЯ ХАРАКТЕРИСТИКА РАБОТЫ

Актуальность темы исследования. В настоящее время существует большое количество сервисов, которые предоставляют доступ к базам данных изображений подстилающей поверхности, снятых с помощью различных устройств, отличающихся временем проведения съемки, углами ориентации устройств фиксации изображений, высотой точки съемки сенсора. Такие изображения вместе со спутниковыми изображениями будем называть разнородными изображениями подстилающей поверхности. Совмещение таких изображений позволяет решить ряд задач, связанных с использованием беспилотной воздушной техники в различных сферах функционирования общества, таких как сельское хозяйство, органы охраны и надзора, мониторинг чрезвычайных ситуаций, системы автономной доставки грузов, поиск пропавших людей. Использование данных технологий приводит к существенному увеличению объемов обрабатываемой информации, которая в большинстве затрагиваемых областей представлена цифровыми базами данных разнородных изображений районов её использования.

Совмещение разнородных изображений может служить основой для систем определения положения беспилотной воздушной техники, что является актуальной задачей в условиях отсутствия или вызванного помехами искажения сигнала глобальных систем навигации. Определение положения воздушной беспилотной техники возможно с помощью совмещения разнородных изображений, полученных с бортовых сенсоров и с заранее сформированной базы данных цифровых спутниковых изображений района её использования.

Одним из наиболее перспективных направлений в данной области является визуальная навигация, основанная на сравнении данных бортовых сенсоров со спутниковыми изображениями, что позволяет использовать недорогое оборудование. Её частным случаем является определение положения беспилотной воздушной техники на основе совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности.

В данной работе рассматривается определение местоположения на основе совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности, ключевым подходом к решению данной задачи является поиск изображений по заданному сюжету. В настоящее время существует научная задача определения и сопоставления аэрокосмических и спутниковых снимков в условиях отсутствия сигналов глобальных навигационных систем. При этом также остаётся актуальной задача привязки получаемых локальных координат к глобальным.

Степень проработанности темы исследования. Задачей совмещения разнородных изображений в отечественной научной школе занимались такие исследователи, как Визильтер Ю.В., Желтов С.Ю., Новиков А.И., Ефимов А.И., работы которых охватывают вопросы сопоставления разнородных изображений. В области поиска изображений по заданному сюжету известны работы Игнатова А.К., Рогова А.А., Бабенко А.В., Горы С.Ю., Популina С.Ю. Для повышения надежности классификации и распознавания образов применяется спектрально-текстурный анализ, которым занимались, Злобин В.К., Костров Б.В., Сюзев В.В.,

Трахтман А.М. Зарубежные исследователи в области разработки нейронных сетей для разноракурсной геолокации представлены работами Albert Gordo, Jon Almazan, Jerome Revaud, а также работой Tzu-Heng Henry Lee, Noa Garcia, где рассмотрено создание нейросетевых архитектур для сопоставления наземных и спутниковых изображений.

Научная задача заключается в определении положения ЛА при отсутствии сигналов глобальных навигационных систем на основе совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности для заданного района полёта.

Целью настоящей работы является разработка метода совмещения текущего изображения подстилающей поверхности со спутниковыми изображениями района полета и алгоритмов, его реализующих.

Для достижения этой цели необходимо решить следующие задачи:

1. Выявить недостатки существующих методов совмещения изображений в контексте сравнения изображений подстилающей поверхности.
2. Разработать метод совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности с текущим изображением района полёта и алгоритмы, его реализующие.
3. Разработать способ предварительной обработки изображений подстилающей поверхности с использованием спектральных преобразований.
4. Разработать алгоритм определения местоположения летательного аппарата за счёт использования ключевых точек.
5. Экспериментальное исследование разработанного метода и алгоритмов, его реализующих, с применением реальной информации.

Научная новизна заключается в разработке:

1. Метода совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности, и алгоритмов, его реализующих, отличающихся от известных подходов следующим:

1.1) алгоритм обучения свёрточной нейронной сети отличается применением последующей декомпозиции ее архитектуры;

1.2) алгоритм формирования вектора-признаков отличается способом извлечения признаков, обеспечивающим степень сжатия визуальной информации фрагмента изображений с 20 килобайт до 256 байт при сохранении семантического содержания;

1.3) алгоритм поиска спутникового изображения впервые адаптирован для сопоставления текущего кадра с сенсора ЛА с эталонным изображением из цифровой базы данных, что позволяет обеспечить первичное позиционирование ЛА с точностью до 300 пикселей.

2. Способа предварительной обработки изображений подстилающей поверхности, отличающегося применением фильтрации низкочастотных секвент в спектральном пространстве Уолша совместно с нормализацией и аугментацией, что обеспечивает рост точности сходимости сети на 7,8 %.

3. Алгоритма определения положения текущего изображения относительно спутникового изображения, отличающегося механизмом использования ключевых точек, сужающим радиус точного совмещения до 20 пикселей.

Практическая значимость работы заключается в том, что разработанный программно-алгоритмический комплекс, внедрённый в ООО «Квантрон Групп», обеспечивает определение местоположения ЛА с точностью 10–20 м в режиме реального времени (время обработки ≤ 207 мс) в условиях недоступности сигналов ГНСС на основе разнородных изображений подстилающей поверхности.

Теоретическая значимость работы заключается в развитии теории распознавания образов и цифровой обработки изображений путем применения спектральных преобразований Уолша в задачах подготовки данных для метрического обучения сиамских сверточных нейронных сетей.

Объект исследования – процесс автоматического совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности.

Предмет исследования – методы и алгоритмы цифровой обработки и нейросетевого анализа разнородных изображений для определения местоположения ЛА. Предмет исследования определен предметной областью пунктов 4, 13 паспорта специальности 2.3.8. – Информатика и информационные процессы:

– разработка методов и технологий цифровой обработки аудиовизуальной информации с целью обнаружения закономерностей в данных, включая обработку текстовых и иных изображений, видеоконтента. Разработка методов и моделей распознавания, понимания и синтеза речи, принципов и методов извлечения требуемой информации из текстов (п.4);

– разработка и применение методов распознавания образов, кластерного анализа, нейро-сетевых и нечетких технологий, решающих правил, мягких вычислений при анализе разнородной информации в базах данных (п.13).

Личный вклад автора. Все выносимые на защиту положения получены автором лично.

Апробация работы. Основные результаты диссертации докладывались на следующих конференциях:

1. Международная научная конференция студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов-2025», Российская Федерация, Москва, 2025.

2. X международная конференция по когнитивной науке, Российская Федерация, Пятигорск, 2024.

3. III всероссийская научная конференция «Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных (ИИАСУ'24)», Российская Федерация, Москва, 2024.

4. Международная научно-техническая конференция "Автоматизация" (RusAutoCon-2024), Российская Федерация, Сочи, 2024.

5. Конгресс «Интеллектуальные системы и информационные технологии» (IS&IT'22), Российская Федерация, Краснодарский край, с. Дивноморское, 2022.

6. III международный научный форум по компьютерным и энергетическим наукам (WFCES 2022), Казахстан, Алматы, 2022.

7. XXII международная научно-техническая конференция «Нейроинформатика-2020», Российская Федерация, Москва, 2020.

8. 13-я международная конференция ELEKTRO 2020, Италия, Таормина, 2020.

9. 8-я средиземноморская конференция «Встраиваемые вычислительные системы» (MECO-2019), Черногория, Будва, 2019.

10. Международная конференция «Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS-2018)», Российская Федерация, Казань, 2018.

Основные результаты диссертации внедрены:

1. В компанию ООО «Квантрон Групп» в виде программного модуля, предназначенного для определения местоположения аэрофотосъемки.

2. В учебный процесс в курсе «Системы технического зрения», который изучается в рамках направления 09.04.01 «Информатика и вычислительная техника» (программа магистратуры) Федерального государственного бюджетного образовательного учреждения высшего образования «Рязанский государственный радиотехнический университет имени В. Ф. Уткина», и в электронный образовательный ресурс дистанционного учебного курса «Теоретические основы информатики» для направления 09.06.01 «Информатика и вычислительная техника» № 24967, дата регистрации 24.03.2022.

Публикации

По теме диссертации опубликована 21 работа. Из них 5 опубликованы в журналах перечня ВАК, 5 – в международных журналах, рецензируемых в Scopus и Web of Sciences, 5 программ для ЭВМ, 1 патент на изобретение.

Методы исследования

При проведении исследований и разработке алгоритмического и программного обеспечения с целью решения поставленных в диссертационной работе задач использованы: методы вычислительной математики, методы линейной алгебры и математического анализа, цифровые методы обработки изображений и распознавания образов, методы математического моделирования, системного анализа, теории обработки изображений, методы обучения искусственных нейронных сетей.

Положения, выносимые на защиту

1. Метод совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности на базе сверточных нейронных сетей, позволяющий осуществлять первичное позиционирование ЛА в условиях отсутствия сигналов ГНСС, обеспечивающий существенное уменьшение объема хранимой информации об эталонных фрагментах в 80 раз (до 256 байт на фрагмент) и определяющий потенциальное положение ЛА с точностью до 300 пикселей.

2. Способ предварительной обработки изображений подстилающей поверхности на основе фильтрации низкочастотных секвент в пространстве Уолша, обеспечивающий повышение точности сходимости сверточной нейронной сети на 7,8 % за счет снижения влияния изменяющихся условий проведения съемки.

3. Алгоритм уточнения положения текущего изображения относительно спутникового изображения методом сопоставления ключевых точек, позволяющий компенсировать взаимные искажения и сократить конечную область сов-

мещения до 20 пикселей (что соответствует 20 метрам на местности при высоте полета 300 м).

Достоверность полученных результатов и выводов подтверждается экспериментальными результатами, которые были получены при решении поставленных задач, а также их согласованностью с результатами работ, представленных в данной области.

Структура и объем работы

Диссертация состоит из введения, четырёх глав, заключения, списка использованных источников и приложения. Текст работы содержит 153 страницы, 56 рисунков и 23 таблицы. Список использованных источников включает 112 наименований (из них 54 зарубежных источника).

В первой главе «Анализ известных методов совмещения изображений» рассматриваются задача поиска эталонного фрагмента при помощи совмещения разнородных изображений, а также известные методы совмещения изображений, такие как корреляционный метод, метод совмещения на основе ключевых точек, метод на основе дробно-линейного преобразования, нейросетевые методы. Выявлены основные характеристики совмещения, такие как точность совмещения и вычислительная сложность.

Идея совмещения двух изображений с помощью корреляционного метода заключается в получении зависимости между текущим изображением и его смещенным фрагментом от величины смещения в заданной области поиска и вычислении в каждой позиции меры сходства (NCC – Normalized Cross-Correlation – нормализованная кросс-корреляция). Позиция с максимальным значением NCC считается наилучшим совпадением.

$$NCC(u, v) = \frac{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}] \cdot [g(x + u, y + v) - \bar{g}_{u,v}]}{\sqrt{\sum_x \sum_y [f(x, y) - \bar{f}]^2} \cdot \sqrt{\sum_x \sum_y [g(x + u, y + v) - \bar{g}_{u,v}]^2}}, \quad (1)$$

где $NCC(u, v)$ – значение меры сходства в позиции смещения (u, v) , $f(x, y)$ – интенсивность пикселя с координатами (x, y) в эталонном изображении (шаблоне), $g(x + u, y + v)$ – интенсивность пикселя с координатами $(x + u, y + v)$ в целевом изображении, куда сместили шаблон, \bar{f} – средняя яркость всего шаблона f . Вычисленная позиция – это локальные координаты совмещения.

Метод на основе дробно-линейного преобразования позволяет точно моделировать перспективные искажения между разноракурсными снимками, что критически важно для совмещения ортогональных и наклонных изображений. Его основной недостаток — необходимость корректного определения минимум четырёх пар соответствующих точек на паре совмещаемых изображений и зависимость точности совмещения от качества выделения ключевых точек. Идея совмещения двух изображений с помощью проективного дробно-линейного преобразования одного изображения с плоскостью другого заключается:

- в оценивании элементов матрицы гомографии $\mathbf{H} = \begin{pmatrix} h_{11} & h_{12} & h_{13} \\ h_{21} & h_{22} & h_{23} \\ h_{31} & h_{32} & 1 \end{pmatrix}$

- в умножении матрицы \mathbf{H} на векторы $X_i = (x_i, y_i, 1)^T$, первыми двумя элементами которых являются координаты i -й точки совмещаемого изображения.

Элементы матрицы гомографии находятся путем решения следующей системы линейных алгебраических уравнений (СЛАУ):

$$\mathbf{A}G_h = \mathbf{B}, \quad (2)$$

где $\mathbf{A} = \begin{pmatrix} \mathbf{Z} & \mathbf{O} & \mathbf{W}_1 \\ \mathbf{O} & \mathbf{Z} & \mathbf{W}_2 \end{pmatrix}$ – основная матрица системы, $\mathbf{Z} = (x'_i \ y'_i \ 1)$ – матрица

$i = \overline{1, 4}$, $\mathbf{O} = (\mathbf{0})_{4 \times 3}$ – вектор свободных членов, \mathbf{W}_1 – координаты точек на первом изображении \mathbf{W}_2 – координаты точек на втором изображении, \mathbf{B} – вектор-столбец координат ключевых точек первого изображения, G_h – восьмимерный вектор-столбец подлежащих определению элементов матрицы гомографии \mathbf{H} , записанных построчно.

Выбор оптимального набора точек, который обеспечивает корректное определение элементов матрицы гомографии, является одной из самых сложных задач данного метода, так как от их выбора зависит качество совмещения.

Методы на основе ключевых точек (SIFT, ORB, BRISK) устойчивы к изменению масштаба, вращению и частичной окклюзии, но требуют наличия выделенных и стабильных особенностей на изображении и могут быть чувствительны к значительным изменениям ракурса и освещенности. Недостатком данных методов в задачах совмещения разнородных изображений является низкая повторяемость дескрипторов между текущим и спутниковым изображениями.

Нейросетевые методы совмещения основываются на задаче определения визуального сходства изображений. Визуальное сходство – это количественная мера, отражающая степень схожести пары изображений на основе визуального содержания.

Определение визуального сходства – это задача, которая определяет, насколько идентична пара изображений, на основе визуального анализа содержания. Тогда определим $\tau_{k,s} = \tau(I_k, I_s)$ как показатель сходства, который определяет, насколько похожи пара изображений $\tau_{k,s} = \tau(I_k, I_s)$ как показатель сходства. Даны m -изображений из поисковой базы данных $G = \{I_1, I_2, \dots, I_M\}$. Каждое изображение $I_j, j = \overline{1, M}$, характеризуется вектором числовых значений признаков $\Phi(I) = \{\varphi_1(I), \varphi_2(I), \dots, \varphi_N(I)\}$, где N – мощность пространства признаков R^N , полученных с предпоследнего слоя сверточной нейронной сети. Решаемая задача состоит в определении визуального сходства τ , которое определяет значение показателя сходства, основываясь на векторах числовых значений признаков.

Известные модели либо неточные для задачи совмещения разнородных изображений, либо слишком медленные. Поэтому необходимо разработать собственную специализированную нейронную сеть. Она должна быть оптимизирована именно для сравнения текущего изображения, полученного с сенсора ЛА, и

спутниковых снимков: обеспечивать точность, близкую к VGG16, но работать быстро и экономно, как MobileNet v2.

Представленные методы совмещения разнородных изображений обладают существенными ограничениями, такими как высокая чувствительность к геометрическим искажениям, низкая устойчивость на зашумленных и динамически изменяющихся сценах, чрезмерная вычислительная сложность для корреляционного метода совмещения, необходимость ручной или сложной предобработки для выделения опорных точек для совмещения разнородных изображений на основе дробно-линейного преобразования, для нейросетевых методов – зависимость от специфики обучающих данных и риск переобучения, затрудняющими их применение для решения задачи. Таким образом, существует потребность в разработке специализированного метода, сочетающего точность, устойчивость к разнородности данных и приемлемую вычислительную сложность.

Во второй главе «Метод совмещения разнородных изображений подстиляющей поверхности» предложен метод совмещения разнородных изображений подстиляющей поверхности.

Общая структура метода совмещения разнородных изображений подстиляющей поверхности, приведена на рисунке 1.

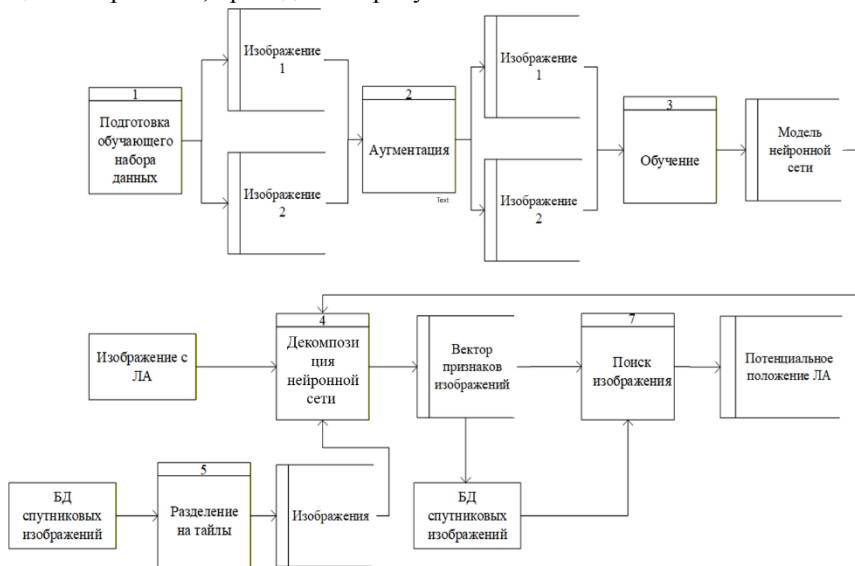


Рисунок 1 – Диаграмма потоков данных предложенного метода совмещения разнородных изображений подстиляющей поверхности

Для преобразования изображений в компактные векторы-признаки используется сиамская архитектура, состоящая из двух идентичных ветвей с общими весами. Каждая ветвь после декомпозиции может рассматриваться как самостоятельная нейронная сеть и представляет собой свёрточную нейронную сеть (СНС), которая принимает на вход предобработанное изображение размером 256×256 и выдаёт вектор-признаков размером 256. В результате на целевом

устройстве нет необходимости хранить исходные изображения (средний объём которых составляет 20 килобайт). Вместо них хранится лишь вектор-признаков.

На рисунке 2 приведена структурная схема вычисления сходства с использованием сиамских сетей. На рисунке 3 приведена разработанная архитектура свёрточной нейронной сети.

Отдельную задачу представляет обучение подобной сети. Пусть даны сиамская сеть с функцией расстояния $D(x_i, x_j)$, порог, определяющий, считаются ли пара изображений идентичными ($D < \tau$) или не идентичными ($D \geq \tau$). Все пары изображений, применяемые для обучения таких нейронных сетей, можно разделить на несколько классов: простая позитивная пара $D(x_i, x_j) \ll \tau; y_i = y_j$; простая негативная пара $D(x_i, x_j) \gg \tau; y_i \neq y_j$; сложная негативная пара $D(x_i, x_j) \approx \tau; y_i \neq y_j$; сложная позитивная пара $D(x_i, x_j) \gg 0; y_i = y_j$, где y_i – метка (класс) объекта.

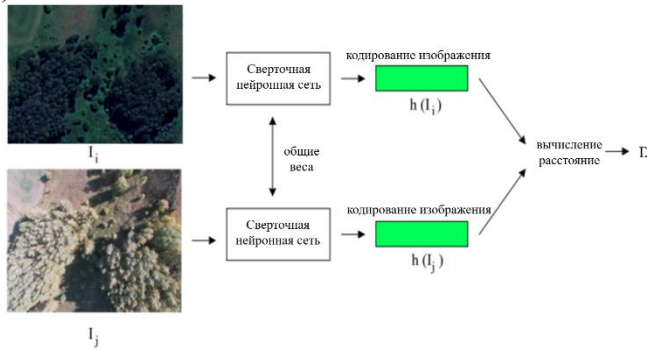


Рисунок 2 – Структурная схема вычисления сходства с использованием сиамских сетей

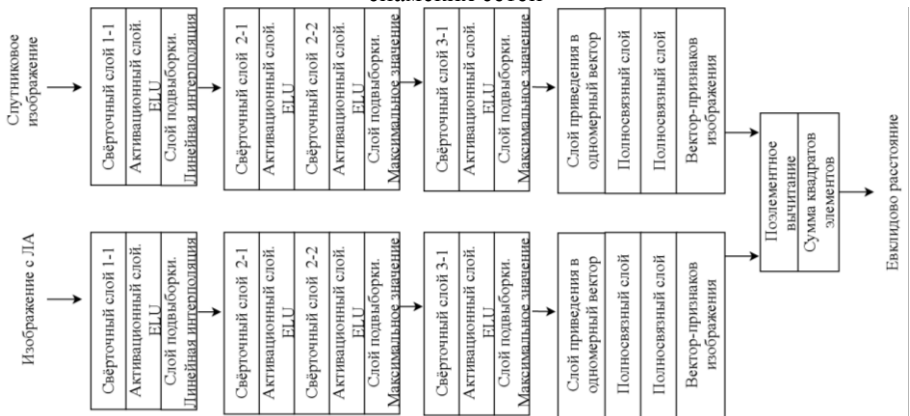


Рисунок 3 – Архитектура свёрточной нейронной сети

На рисунке 4 приведена схема алгоритма обучения свёрточной нейронной сети. На рисунке 5 приведена схема алгоритма формирования векторов-признаков изображения. На рисунке 6 приведен алгоритм поиска изображения.

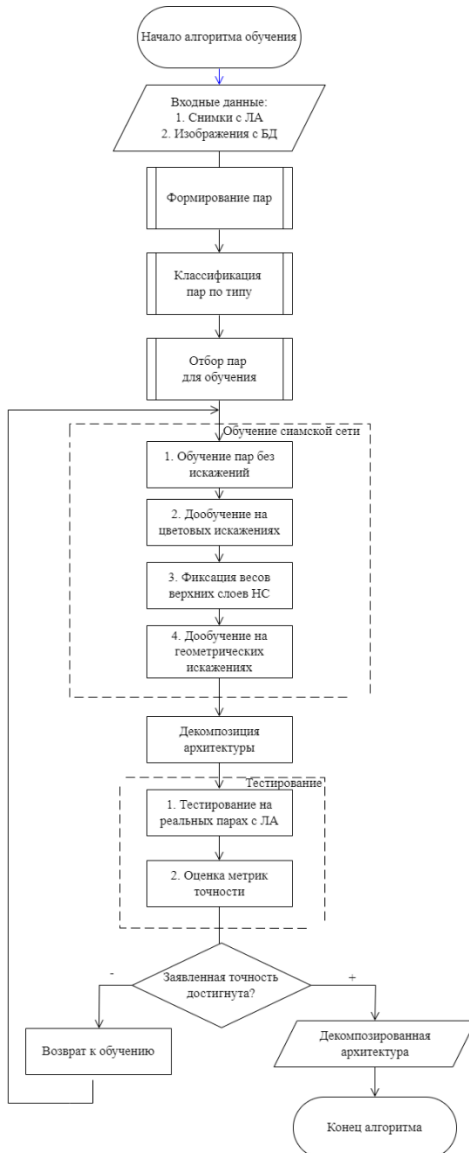


Рисунок 4 – Схема алгоритма обучения свёрточной нейронной сети

Для обучения нейронной сети необходимо использовать: простые и сложные, негативные и позитивные пары. Простые негативные пары в обучении применять не целесообразно, так как это вносят дисбаланс в обучение (в реальных данных простых негативных пар значительно больше, чем сложных), что приведет к тому, что модель будет перегружена тривиальными примерами, из-за этого



Рисунок 5 – Схема алгоритма формирования вектора-признаков изображения

сложные пары окажутся в меньшинстве и модель не научится правильно их обрабатывать. Задачей метрического обучения является научить модель различать похожие, но разные объекты (сложная негативная пара) и объединять разные, но одинаковые по классу (сложная позитивная пара).

Спутниковое изображение имеет высокое разрешение и предварительно разбивается на фрагменты (тайлы) и записывается в БД. Тайл – это геопривязанный фрагмент карты, используемый как эталон для сравнения с текущим кадром подстилающей поверхности.

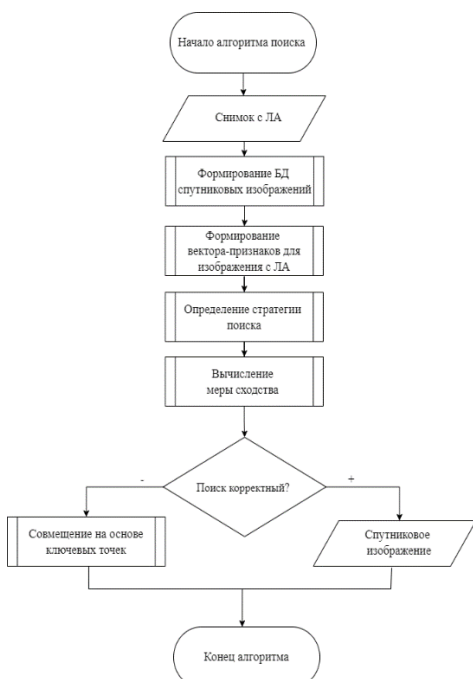


Рисунок 6 – Схема алгоритма поиска

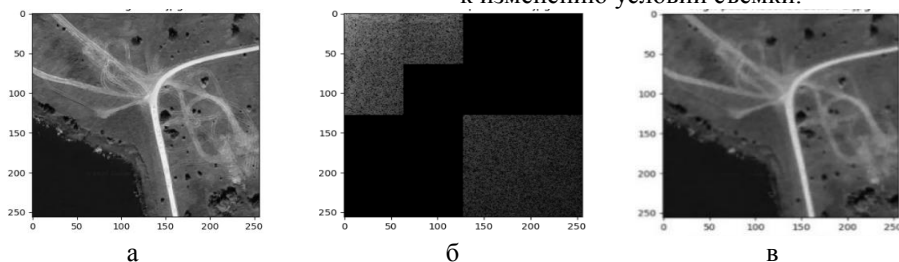


Рисунок 7 – Изображение после предварительной обработки

Таким образом, представленный метод решает указанные задачи, сочетая высокую степень сжатия данных, адаптивность к изменениям сцены, заданную точность.

Для повышения устойчивости алгоритма к изменяющимся условиям съемки (освещение, время года, погодные явления) и улучшения сходимости нейронной сети предложен способ предварительной обработки в спектральном пространстве Уолша.

Способ предварительной обработки подстилающей поверхности в спектральном пространстве Уолша заключается в фильтрации низкочастотных секвент.

На рисунке 7,а приведено текущее изображение, 7,б – фильтр низких частот, 7,в – изображение после обратного преобразования.

За счёт целенаправленной фильтрации низкочастотных секвент данный способ позволяет увеличить точность сходимости свёрточной нейронной сети в среднем на 7,8 %, обеспечивая устойчивость признаков к изменению условий съёмки.

В третьей главе «Алгоритм определения положения текущего изображения относительно спутникового изображения» рассматривается постановка задачи уточнения координат текущего изображения, полученного с ЛА, относительно спутникового изображения в кандидатной области, отобранной с помощью метода совмещения разнородных изображений. Для определения положения текущего изображения относительно спутникового изображения предлагается использовать сопоставление общих признаков спутникового изображения и текущего. В качестве таких признаков предлагается использование ключевых точек.

Кадр, полученный с ЛА, может одновременно располагаться на нескольких тайлах. Использование ключевых точек позволяет локализовать соответствия на каждом тайле, объединять данные с нескольких тайлов для точного совмещения, игнорировать границы тайлов. На рисунке 8 приведена визуализация пересечения кадра с ЛА с тайлами спутниковых изображений.

Выполнено сравнение методов детектирования ключевых точек для разнородных изображений подстилающей поверхности. Результаты приведены на рисунках 9, а, б.



Рисунок 8 – Визуализация пересечения кадра с ЛА с тайлами карты

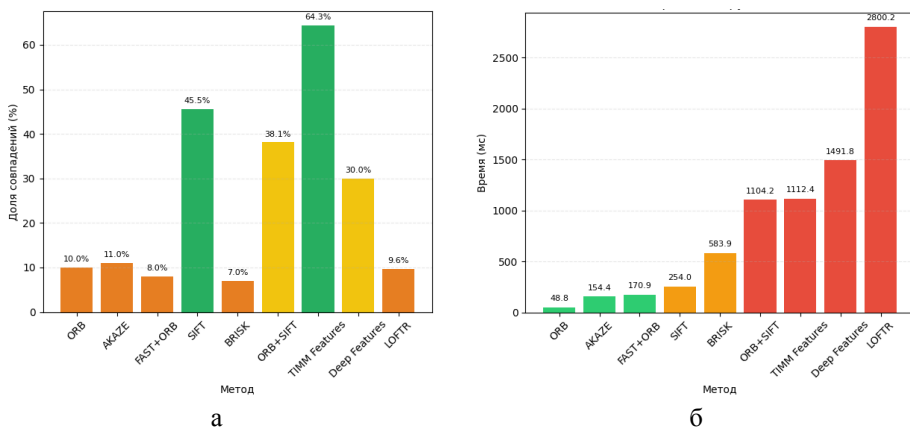


Рисунок 9 – Сравнение методов детектирования ключевых точек:
а – процент совпадающих пар точек, б – время обнаружения пары точек

Схема алгоритма определения положения текущего изображения относительно спутникового изображения показана на рисунке 10.

В качестве алгоритма получения описания и связывания особых точек используются SIFT и FLANN. А для подавления ложных пар – PROSAC.

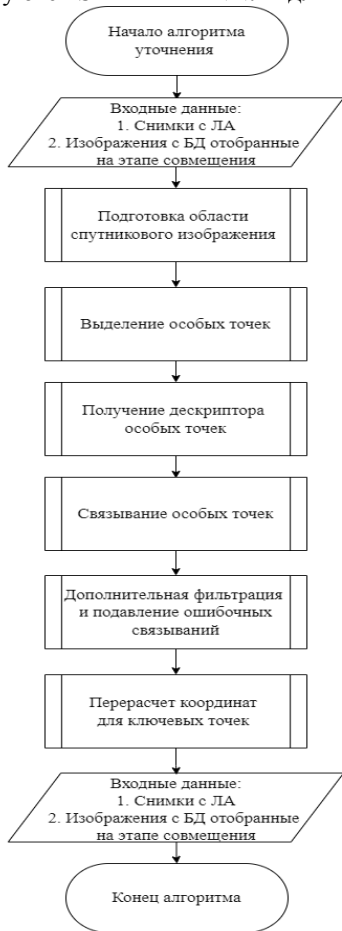


Рисунок 10 – Схема алгоритма уточнения

После получения целевых пар точек производится анализ корректности полученных связей. Если количество согласованных точек и средняя ошибка превышают заданный порог, уточнение положения считается неудачным и оставляется положение, которое было до уточнения.

На рисунке 11 чёрной линией обозначен маршрут полёта (по данным с GPS). Светло-серыми точками обозначены позиции, на которых сопоставление особых точек не дало корректной пары (сомнительный результат). Темно-серыми точками показаны точки, в которых найдены пары особых точек (уверенный результат). Результаты показывают, что, несмотря на незначительные выбросы, позиция ЛА может быть определена с высокой точностью.

Для перевода пиксельных координат на тайле в географические используется модель билинейной интерполяции, рассчитываемой по формуле:

$$\begin{aligned}
 lat_{est} &= lat_{TL} - \frac{y}{H} \cdot (lat_{TL} - lat_{BR}), \\
 lon_{est} &= lon_{TL} + \frac{x}{W} \cdot (lon_{BR} - lon_{TL}).
 \end{aligned}
 \tag{3}$$

где (lat_{TL}, lon_{TL}) – координаты верхнего левого угла тайла, (lat_{BR}, lon_{BR}) – координаты нижнего правого угла тайла, W, H – ширина и высота тайла в пикселях, (lat_{est}, lon_{est}) – расчётные географические координаты точки.



Рисунок 11 – Результат работы совмещения

Предложенный в третьей главе алгоритм решает проблему определения текущего положения ЛА, а также выявления вероятных ошибок на этапе совмещения разнородных изображений.

В четвертой главе «Апробация и исследование метода совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности и алгоритмов, его реализующих» представлены результаты экспериментальных исследований разработанного метода и алгоритмов совмещения разнородных изображений, проведена оценка их точности, скорости работы и устойчивости, а также описана программная реализация комплекса.

Для того чтобы оценить точность совмещения, использовались следующие метрики:

– среднеквадратичная ошибка MSE (Mean Squared Error):

$$MSE(I_k - I_s) = \frac{1}{256} \sqrt{\sum_{i=1}^M \sum_{j=1}^M (I_k(i, j) - I_s(i, j))^2}; \quad (4)$$

– косинусное расстояние:

$$\cosine_{\text{similar}}(A, B) = \frac{(A, B)}{\|A\| \cdot \|B\|}, \quad (5)$$

где (A, B) – скалярное произведение векторов-признаков A и B , $\|A\|$ – норма вектора-признака A , вычисляемая как $\sqrt{\sum_{i=1}^m A_i^2}$, i – индекс суммирования, M – размер каждого из векторов-признаков A и B , $\|B\|$ – норма вектора-признака B , вычисляемая аналогично.

Значение косинусного сходства варьируется от -1 до 1: значение 1 – векторы-признаков идентичны (максимальная схожесть), значение 0 – векторы-признаков ортогональны (нет схожести), значение -1 – векторы-признаков противоположно направлены (в контексте поиска изображений такой случай, как правило, не рассматривается). Выбор косинусного сходства в задачах визуального поиска обусловлен его способностью более точно отражать семантическое сходство между векторами-признаков.

На рисунке 12 приведены пары разнородных изображений спутниковых снимков и значения показателей их схожести.

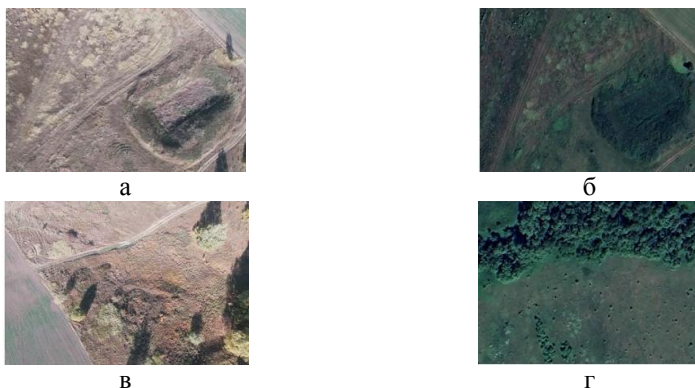


Рисунок 12 – Пары разнородных изображений спутниковых снимков:
а, в – снимки с ЛА, б, г – тайл подстилающей поверхности.

Для пары а, б показатель сходства - 0,98 (идентичный сюжет),
для пары в, г показатель сходства - 0,63 (различный сюжет)

В работе были рассмотрены существующие модели нейронных сетей, такие как MobileNet v2, Xception (Extreme Inception), VGG16. В процессе обучения сверточной нейронной сети было установлено, что существующие аналоги с большим количеством весов склонны к переобучению, в то время как неглубокие модели демонстрируют более высокую точность при фиксированном количестве эпох (количество полных проходов через обучающий набор данных). Приведенная в работе модель является компактной сверточной нейронной сетью, что позволяет ее использовать в задачах формирования векторов-признаков аэрокосмических изображений. Данная сеть хорошо сбалансирована и показала высокую эффективность в условиях ограниченных вычислительных ресурсов.

Предложенная модель демонстрирует лучшие характеристики (метрики информационного поиска), сбалансированное качество ($F1=0.872$) и хорошую способность ранжирования ($AUC-ROC=0.784$), однако имеет некоторый компромисс между точностью ($precision=72.8\%$) и полнотой ($recall=80\%$). Модель эффективно находит похожие пары.

Проведено сравнение предложенного метода с классическими подходами: SIFT (прямое сопоставление), предобученными CNN (VGG16) и методом CVM-Net. Для предложенной архитектуры получены следующие результаты, приведенные в таблице.

Сравнительные характеристики методов

Метод	Точность, в пикс	Время, мс
SIFT (прямое)	>500	180
VGG16 + L2	150	300
CVM-Net	80	450
Предложенный метод	300	106
Предложенный метод + уточнение	20	207

Было исследовано влияние различных порогов фильтрации низких частот на среднеквадратичную ошибку, наилучшие результаты показал фильтр 3, что подтверждает эффективность подавления низкочастотных составляющих для улучшения обучения сети на 7,8 % и составляет 0.7975.

Разработанный программно-алгоритмический комплекс позволяет определять местоположение ЛА с точностью до 10–20 м в условиях отсутствия сигналов ГНСС. Применение предобработки в спектральном пространстве Уолша повысило точность сходимости свёрточной сети на 7,8 %. Метод совмещения текущего изображения с соответствующим изображением цифровой карты местности позволяет определить потенциальное положение летательного аппарата с точностью до 300 пикселей, что при высоте 300 метров, соответствует 300 метрам. Экспериментально подтверждена эффективность разработанного метода и алгоритма определения положения текущего изображения относительно цифровой карты местности, позволяющего существенно сократить район для точного совмещения до 20 пикселей, что при высоте 300 метров, соответствует 20 метрам. Время обработки не превышает 210 мс.

ОСНОВНЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ РАБОТЫ

В представленной работе выполнены разработка и исследование метода совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности с использованием нейросетевых технологий.

В ходе работы были получены следующие результаты:

1. Решена актуальная научно-техническая задача определения местоположения летательного аппарата по подстилающей поверхности в условиях отсутствия или подавления сигналов глобальных навигационных систем.

2. Разработан и программно реализован метод совмещения разнородных аэрокосмических изображений. Доказано, что применение предложенной декомпозиции архитектуры нейронной сети позволяет сжать объем хранимых визуальных признаков с 20 кб до 256 байт на фрагмент. Метод обеспечивает первичное позиционирование с точностью до 300 пикселей.

3. Экспериментально подтверждена эффективность предложенного способа предварительной обработки в спектральном пространстве Уолша. Доказано, что подавление низкочастотных составляющих повышает точность обучения сети на 7,8 % и снижает ошибку MSE до 0.7975.

4. Предложен и внедрен алгоритм точного определения координат ЛА по ключевым точкам. Установлено, что алгоритм обеспечивает финальную точность совмещения до 20 пикселей при времени обработки одного кадра не более 210 мс.

5. Разработанный комплекс алгоритмов прошел апробацию на реальных наборах данных, внедрен в деятельность ООО «Квантрон Групп» и в учебный процесс РГРТУ.

СПИСОК ОСНОВНЫХ РАБОТ ПО ТЕМЕ ДИССЕРТАЦИИ

Работы, опубликованные в изданиях из перечня ВАК РФ

1. **Тарасова В.Ю.** Разработка гибридной архитектуры свёрточной нейронной сети с использованием спектральных преобразований / Тарасова В.Ю., Костров Б.В., Ефимов А.И., Бабаев С.И. // Известия ЮФУ. Технические науки № 1 (249), 2026. С. 235-249.

2. **Тарасова В.Ю.** Подходы к формированию набора данных и его предварительной обработки в задачах обучения свёрточных сиамских нейронных сетей для коррекции положения летательного аппарата по аэрофотосъемке / Тарасова В.Ю., Костров Б.В., Бабаев С.И. // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2025. Т. 14. № 3 (71). С. 70-77.

3. **Тарасова В.Ю.** Разработка и исследование свёрточных моделей нейронных сетей в задачах поиска похожих изображений /Тарасова В.Ю., Костров Б.В. // Международный научно-исследовательский журнал. 2025. №6 (156). – [электронный ресурс] <https://research-journal.org/archive/6-156-2025-june/10.60797/IRJ.2025.156.22> (дата обращения: 17.06.2025). – DOI: 10.60797/IRJ.2025.156.22

4. **Тарасова В.Ю.** Метод определения местоположения съемки фотографии на основе визуального поиска / Тарасова В.Ю., Никифоров М.Б. // XXI век: итоги прошлого и проблемы настоящего плюс. 2023. Т. 12. № 4 (64). С. 103-110.

5. **Тарасова В.Ю.** Алгоритм обнаружения визуального сходства изображений / Никифоров М.Б., Тарасова В.Ю. // Цифровая обработка сигналов. 2022. № 3. С. 53-57.

Работы, опубликованные в изданиях, индексируемых в международных наукометрических базах

6. **Tarasova V.** Method for Generating Vector Image Features for Contextual Search Tasks / Tarasova V., Nikiforov M. // 2024 International Russian Automation Conference (RusAutoCon) С. 121 – 126.

7. **Tarasova V.** Detection Images with Similar Content / Nikiforov M., Tarasova V., Tarasov A. // III Международный научный форум по компьютерным и энергетическим наукам (WFCES 2022). С. 9.

8. **Tarasova V.** Development of a Search System for Similar Images / Tarasov A.S., Tarasova V.Yu., Grinchenko N.N., Stepanov M.A. // 13th International conference ELEKTRO 2020. С. 6.

9. **Tarasova V.** Image Search Algorithm in Local Data Base / Bodrov O.A., Tarasov A.S., Tarasova V.Yu., Bodrova I.V. // 8th Mediterranean conference on embedded computing (MECO-2019). С. 453-455.

10. **Potapova V.** Image search by content system development / Tarasov A.S., Potapova V., Grinchenko N.N. // Proceedings of IEEE East-West Design & Test Symposium (EWDTS'2018). С. 625-629 (соискатель сменил фамилию в связи с вступлением в брак).

Работы, опубликованные в других изданиях

11. **Тарасова В.Ю.** Исследование моделей свёрточных нейронных сетей в задаче поиска похожих аэрокосмических изображений / Костров Б.В., Тарасова

В.Ю. // сборник трудов международной научной конференции студентов, аспирантов и молодых ученых «Ломоносов-2025», секция «Вычислительная математика и кибернетика». Москва, 11 - 25 апреля 2025. С. 264-266.

12. **Тарасова В.Ю.** Алгоритмы поиска похожих изображений в задачах определения местоположения // III всероссийская научная конференция «Искусственный интеллект в автоматизированных системах управления и обработки данных (ИИАСУ'24)»: сборник статей в трех томах. – Москва, 30 октября - 1 ноября 2024. Т.1 С. 297-302, 10.31453/kdu.ru.978-5-00247-131-7-2025-506.

13. **Tarasova V.Yu.** A model for extracting significant characteristics of images / Nikiforov M.B., Tarasova V.Yu. // Десятая международная конференция по когнитивной науке: тезисы докладов. Пятигорск, 26-30 июня 2024 г. В двух частях. Часть II / Отв. ред. Киреев М.В. - Пятигорск, 2024. С. 328-331.

14. **Тарасова В.Ю.** Методика визуального поиска изображений / Тарасова В.Ю., Никифоров М.Б. // Конгресс "Интеллектуальные системы и информационные технологии" – 2022. С. 86-92.

15. **Тарасова В.Ю.** Разработка системы поиска похожих изображений в локальных хранилищах / Тарасова В.Ю., Тарасов А.С. // Нейроинформатика-2020. С. 286-293.

Свидетельства о регистрации программ для ЭВМ

16. **Тарасова В.Ю.**, Костров Б.В., Ефимов А.И. Программа уменьшения размерности свёрточного слоя нейронной сети с использованием спектрального преобразования 2025691618, 17.11.2025. Заявка № 2025691298 от 17.11.2025.

17. **Тарасова В.Ю.**, Костров Б.В., Устюков Д.И. Свёрточная нейронная сеть с гибридными слоями для определения визуального сходства спутниковых снимков 20255691610, 17.11.2025. Заявка № 2025691279 от 17.11.2025.

18. **Тарасова В.Ю.** Программа поиска изображений по визуальной информации 2023687992, 19.12.2023, заявка № 2023687652 от 08.12.2023.

19. **Тарасова В.Ю.**, Гринченко Н.Н., Тарасов А.С. Сверточная нейронная сеть для хэширования изображений 2019665048, 18.11.2019, заявка № 2019664040 от 07.11.2019.

20. **Тарасова В.Ю.**, Гринченко Н.Н., Герашенко Е.С., Тарасов А.С. Программа для визуального поиска изображений с применением операции свертки 2019663343, 15.10.2019, заявка № 2019662073 от 01.10.2019.

Патент на изобретение

21. **Тарасова В.Ю.**, Никифоров М.Б. Система визуального поиска в коллекции изображений 2807980, 21.11.2023, заявка № 2022116892 от 22.06.2022.

ТАРАСОВА Валентина Юрьевна

Метод совмещения разнородных изображений подстилающей поверхности
с использованием нейросетевых технологий

Подписано в печать __. __. 2026. Формат бумаги 60x84 1/16.

Бумага писчая. Печать трафаретная. Усл. печ. л. 1,25.

Тираж 100 экз. Заказ

Рязанский государственный радиотехнический университет имени В.Ф. Уткина.
390005, Рязань, ул. Гагарина, 59/1.

Редакционно-издательский центр РГРТУ.