

МЕТОДИКА СОВМЕЩЕНИЯ РАЗНОРАКУРСНЫХ ПОТОКОВ РАДИОЛОКАЦИОННЫХ ВИДЕОКАДРОВ В ДВУХПОЗИЦИОННОЙ СИСТЕМЕ БОРТОВЫХ РЛС

DOI: 10.36724/2072-8735-2026-20-5-4-11

Ненашев Вадим Александрович,

Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия,
nenashev.va@yandex.ru, nenashev@guap.ru

Ненашев Сергей Александрович,

Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия,
nenashev_sergey178@mail.ru

Клешнин Борис Денисович,

Санкт-Петербургский государственный университет
аэрокосмического приборостроения, Санкт-Петербург, Россия,
boria456@gmail.com

Manuscript received 10 February 2026;**Accepted** 17 April 2026

Исследование выполнено при финансовой поддержке
Российского научного фонда, проект № 24-79-10259

Ключевые слова: совмещение радиолокационных кадров, разноракурсные видеопотоки, малогабаритная РЛС, мониторинг в реальном времени, синтезированная апертура, локальные признаки

В задачах оперативного мониторинга земной поверхности с применением малогабаритных бортовых радиолокационных систем, размещённых на малых летательных аппаратах, возникает необходимость формирования единого совмещённого кадра на основе двух разноракурсных радиолокационных видеопотоков. Основная сложность заключается в наличии радиолокационных теней, геометрических искажений и неполного перекрытия кадров, что затрудняет их точное совмещение и последующий анализ. Целью работы является исследование и разработка методики совмещения разноракурсных радиолокационных видеок кадров, формируемых двухпозиционной пространственно-распределённой малогабаритной бортовой радиолокационной системой, для получения единого радиолокационного кадра. В работе проведён анализ современных методов и алгоритмов совмещения радиолокационных изображений, включая алгоритмы на основе локальных признаков, нейросетевые методы сопоставления и геометрически ориентированные подходы. По результатам анализа для основной процедуры сопоставления выбран метод LoFTR, обеспечивающий плотный поиск соответствий между областями изображений без предварительного выделения отдельных характерных точек. Предложенная методика включает использование данных GPS/ГЛОНАСС и инерциальной навигационной системы для предварительной геометрической привязки, подготовку радиолокационных кадров, извлечение и сопоставление признаков, фильтрацию ложных соответствий, оценку геометрического преобразования и формирование единой панорамы. Предложена методика совмещения двух разноракурсных радиолокационных видеопотоков. Использование LoFTR повышает устойчивость сопоставления при изменении ракурса, различиях радиометрической структуры кадров и недостатке выраженных локальных признаков. Полученные результаты показывают возможность формирования единого радиолокационного кадра на основе данных, поступающих от двух независимых МБРЛС. Предложенная методика может быть использована в задачах оперативного мониторинга земной поверхности, контроля критической инфраструктуры, экологического наблюдения, обнаружения аварийных ситуаций и поисково-спасательных операций.

Информация об авторах:

Ненашев Вадим Александрович, д.т.н., доцент, заведующий лабораторией машинного обучения проектно-технологического офиса инженерной школы, доцент кафедры "Конструирования и технологий электронных и лазерных средств" ГУАП, г. Санкт-Петербург, Россия

Ненашев Сергей Александрович, заведующий лабораторией промышленной электроники проектно-технологического офиса инженерной школы, младший научный сотрудник кафедры "Конструирования и технологий электронных и лазерных средств" ГУАП, аспирант ГУАП, г. Санкт-Петербург, Россия

Клешнин Борис Денисович, инженер лаборатории промышленной электроники проектно-технологического офиса инженерной школы, студент кафедры "Конструирования и технологий электронных и лазерных средств", магистрант ГУАП, г. Санкт-Петербург, Россия

Для цитирования:

Ненашев В.А., Ненашев С.А., Клешнин Б.Д. Методика совмещения разноракурсных потоков радиолокационных видеок кадров в двухпозиционной системе бортовых РЛС // Т-Comm: Телекоммуникации и транспорт. 2026. Том 20. №5. С. 4-11.

For citation:

V. A. Nenashev, S. A. Nenashev, B. D. Kleshnin, "Technique of combining different views of radar video shots in a two-position system of on-board radars," T-Comm, 2026, vol. 20, no. 5, pp. 4-11. (in Russian)

1. Введение

В современном мире с каждым годом все чаще применяются малогабаритные бортовые радиолокационные системы (МБРЛС) с синтезированной апертурой, расположенные на борту малых летательных аппаратах (МЛА) для решения задач оперативного мониторинга в зонах чрезвычайной ситуации [1]. Такие системы позволяют осуществлять наблюдение земной поверхности в условиях, когда оптические системы подвержены погодными, атмосферными или световыми ограничениями.

Для оперативного мониторинга земной поверхности с помощью МБРЛС необходимо выполнение ряда требований: полнота получаемой информации; достоверность данных; скорость смены кадров за единицу времени; высокая точность пространственного положения объектов.

Выполнение этих требований необходимо для решения таких критически важных задач, как контроль состояния критической инфраструктуры, экологический контроль, оперативное обнаружение аварий на нефтепроводах, пожаров в лесах и проведение поисково-спасательных операций в условиях ограниченной видимости.

Существующие однопозиционные радиолокационные системы, установленные на МЛА, обладают ограничением, заключающимся в узкой зоне видимости за один пролет. Такие системы не всегда способны одновременно отвечать всем предъявляемым требованиям оперативного мониторинга. Это связано с необходимостью компромисса между детализацией получаемого снимка, шириной полосы захвата при наблюдении и временем, необходимым для полного обследования обширного района. Кроме того, однопозиционная система наблюдения приводит к образованию слепых зон, затененных участков и не позволяет осуществить перекрестную верификацию полученной информации.

Двухпозиционные пространственно-распределенные радиолокационные системы, способные формировать поток радиолокационных кадров (РЛК), получаемых с двух МЛА. Основное преимущество такого подхода заключается в возможности одновременного разноракурсного обзора большой территории. При этом видеопоток, формируемый каждой МБРЛС, обеспечивает высокую частоту смены кадров, а использование нескольких независимых ракурсов наблюдения позволяет повысить полноту и достоверность информации об объектах на земной поверхности. И как следствие, такой подход сокращает появление слепых зон и затененных участков [2].

Таким образом, цель настоящей работы заключается в исследовании и разработке методики совмещения разноракурсных радиолокационных видеокadres, получаемых от пространственно-распределенной двухпозиционной радиолокационных систем, расположенных на малых летательных аппаратах.

2. Постановка задач

Для достижения поставленной цели требуется решить совокупность взаимосвязанных научно-технических задач:

- провести анализ методов и алгоритмов совмещения потока разноракурсных радиолокационных кадров;
- разработать методику совмещения разноракурсных радиолокационных видеопотоков;
- провести эксперимент совмещения разноракурсных радиолокационных видеокadres на основе разработанной методики.

3. Двухпозиционная пространственно-распределенная радиолокационная система

Перед проведением анализа существующих алгоритмов и методов опишем двухпозиционную пространственно-распределенную МБРЛС.

На рисунке 1 представлена схема двухпозиционной пространственно-распределенной МБРЛС, в состав которой входят две независимые радиолокационные станции (РЛС) с синтезированной апертурой, установленные на борту отдельных малых летательных аппаратов [3].

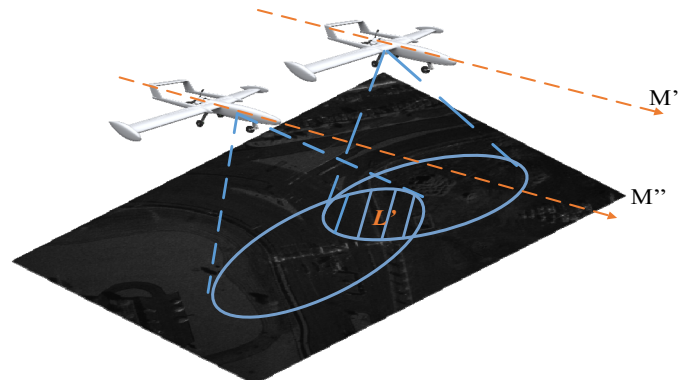


Рис. 1. Схема двухпозиционной пространственно-распределенной радиолокационной системы

В результате работы системы формируются два независимых разноракурсных потока радиолокационных кадров, частично перекрывающихся в пределах общей зоны L' .

4. Анализ методов и алгоритмов совмещения потока разноракурсных радиолокационных кадров

При анализе методов и алгоритмов совмещения радиолокационных кадров необходимо учитывать ряд требований, обусловленных как ракурсом наблюдения, спецификой данных РЛК, и частотой смены кадров.

Обзор современных методов и алгоритмов совмещения потока РЛК показывает три основных группы (табл. 1).

Таблица 1

Группа методов и алгоритмов по совмещению разноракурсных радиолокационных видеокadres

№	Общая группа	Алгоритмы и методы
1	Алгоритмы на основе локальных признаков	- SAR-SIFT; - OS-SIFT; - PSO-SIFT; - RIFT; - KAZE-SAR; - ININSC.
2	Нейросетевые дескрипторы (локальные признаки)	- LoFTR; - XoFTR; - RoMa, RoMaV2 и Tiny-RoMa; - SuperPoint; - SuperGlue; - LightGlue.
3	Методы геометрически ориентированного и устойчивого к деформациям совмещения много-ракурсных РЛК;	- HOLG (Histogram of Oriented Log-Gradients); - As-Projective-As-Possible; - SAR-BBS (Best-Buddy Similarity).

Во-первых, это методы на основе локальных признаков, адаптированных к свойствам РЛК. Во-вторых, нейросетевые дескрипторы, включая трансформеры и нейросети. В-третьих, геометрически ориентированные и устойчивые к деформациям подходы для много ракурсного.

Рассмотрим каждый метод и алгоритм подробнее:

Группа 1. Алгоритмы на основе локальных признаков

Алгоритм SAR-SIFT предназначен для поиска и сопоставления характерных точек на радиолокационных кадрах. В отличие от классического SIFT, он использует более устойчивые к радиолокационным данным признаки, например градиент отношения или фазовый градиент, что позволяет снизить влияние спекл-шума и перепадов интенсивности. Основное преимущество SAR-SIFT заключается в достаточно высокой точности совмещения РЛК, полученных при разных условиях съёмки и с разных ракурсов. К недостаткам относятся высокая вычислительная сложность и снижение эффективности на участках с малым числом выраженных деталей, а также в зонах радиолокационных теней и наложений [4].

Алгоритм OS-SIFT предназначен для совмещения оптических и радиолокационных изображений. Он формирует описание характерных точек с учётом различной природы получения данных, используя разные градиентные операторы для оптических и радиолокационных кадров. Основное преимущество OS-SIFT заключается в способности находить соответствия между изображениями, которые существенно отличаются по яркостной структуре и физическому принципу формирования. К недостаткам относится высокая вычислительная сложность построения признаков, что увеличивает время обработки и затрудняет применение алгоритма в потоковом режиме [5].

Алгоритм PSO-SIFT представляет собой модификацию алгоритма SIFT [6], в которой процесс сопоставления характерных точек дополняется оптимизационной процедурой. В рамках метода параметры преобразования между кадрами подбираются так, чтобы обеспечить наилучшее согласование найденных соответствий. Такой подход позволяет повысить устойчивость регистрации при нелинейных радиометрических различиях и неоднозначности сопоставлений. Преимуществом PSO-SIFT является возможность более надёжного поиска глобально согласованного преобразования. Однако использование дополнительной оптимизации резко увеличивает вычислительные затраты, поэтому алгоритм менее пригоден для обработки потока кадров в реальном времени.

Алгоритм RIFT основан на использовании фазовой информации, а не непосредственных значений яркости [7]. Ключевые точки в этом алгоритме определяются по устойчивым структурным признакам, а описание окрестности строится с использованием набора фильтров и карты максимальных откликов. Такой принцип делает RIFT устойчивым к различиям в яркости и контрасте, что особенно важно при сопоставлении изображений, полученных в разных условиях наблюдения. Достоинством метода является высокая устойчивость к РЛК. Недостатками являются повышенная вычислительная сложность и возможное снижение точности при сильных геометрических искажениях, когда локальная структура изображения заметно меняется между кадрами.

KAZE-SAR – это алгоритм совмещения РЛК, относящийся к группе алгоритмов на основе локальных признаков

[8]. Он использует детектор KAZE для поиска устойчивых характерных точек и модифицированный дескриптор SURF для их последующего сопоставления. Основная особенность KAZE-SAR заключается в построении нелинейного масштабного пространства, где вместо обычного гауссова сглаживания применяется нелинейная диффузионная фильтрация, которая уменьшает влияние спекл-шума, но при этом лучше сохраняет границы, контуры и другие важные структурные элементы РЛК.

Inertial Navigation Information and Neighborhood Structure Consensus (ININSC) использует не только изображение, но и априорную навигационную информацию [9]. Сначала в кадрах выделяются устойчивые объекты или области, затем с учётом данных инерциальной навигационной системы сокращается область поиска соответствий, после чего проверяется согласованность взаимного расположения соседних элементов. Такой подход особенно полезен при больших различиях углов наблюдения, когда чисто изобразительные признаки становятся недостаточно надёжными. Основное преимущество ININSC состоит в сочетании быстродействия и устойчивости к разноракурсности. Ограничением метода является зависимость от качества навигационных данных, при наличии существенных ошибок в исходной оценке положения и ориентации точность сопоставления может снижаться.

Группа 2. Нейросетевые дескрипторы (локальные признаки)

К этой группе относятся методы и алгоритмы, в которых признаки изображения и правила их сопоставления формируются не вручную, а в результате обучения на больших наборах данных. В отличие от классических алгоритмов, такие подходы способны учитывать более сложные зависимости между фрагментами изображений и лучше работать в условиях геометрических искажений и различных условиях формирования РЛК. Для задач совмещения РЛК это особенно важно, поскольку один и тот же участок местности может иметь различный вид при изменении ракурса, дальности, угла места и условий формирования радиолокационного изображения.

Метод Local Feature TRansformer (LoFTR) выполняет сопоставление без предварительного выделения отдельных характерных точек [10]. Метод сравнивает изображения на нескольких уровнях детализации и устанавливает соответствия между их областями. Это позволяет находить связи даже там, где классические модели обнаружения признаков выделяют мало устойчивых точек. Достоинством LoFTR является высокая плотность и устойчивость сопоставлений. Недостаток заключается в высокой вычислительной нагрузке и необходимости обучения или настройки на данных, близких к радиолокационным.

Метод XoFTR является развитием LoFTR для изображений различной природы, в частности тепловизионными [11]. Его применение представляет интерес для случаев, когда требуется сопоставлять радиолокационные кадры с данными другого типа либо кадры РЛК, существенно различающиеся по характеру отображения местности. Основное преимущество метода состоит в повышенной устойчивости к различиям внешнего вида одних и тех же объектов. При этом для радиолокационных данных требуется специальная подготовка обучающих выборок, иначе качество сопоставления может быть нестабильным.

RoMa – обучаемый метод плотного сопоставления изображений, предназначенный для поиска большого числа соответствий между локальными областями. Он устойчив к изменениям масштаба, ракурса и внешнего вида сцены, поэтому может применяться при совмещении разноракурсных РЛК. Основной недостаток высокая вычислительная сложность.

RoMaV2 – усовершенствованная версия RoMa, обеспечивающая более точное и согласованное сопоставление при сложных геометрических изменениях. Метод лучше учитывает как общий контекст изображения, так и локальные деформации. Ограничением является повышенная требовательность к вычислительным ресурсам.

Tiny-RoMa – облегчённая версия RoMa, рассчитанная на работу при ограниченных вычислительных возможностях. Она обеспечивает компромисс между скоростью и точностью сопоставления, что важно для бортовых систем. Недостатком является возможное снижение точности при сильной разноракурсности и выраженных радиолокационных искажениях [12].

SuperPoint – нейросетевая модель выделения и описания характерных точек на изображении. В отличие от классических методов, где признаки задаются вручную, SuperPoint обучается автоматически и формирует как координаты ключевых точек, так и их дескрипторов. Модель включает два основных блока: первый отвечает за обнаружение ключевых точек, второй – за построение их численного дескриптора. Благодаря обучению на геометрически преобразованных изображениях SuperPoint сохраняет устойчивость к изменению масштаба, поворота, освещённости и локальной структуры сцены [13].

SuperGlue – нейросетевой алгоритм сопоставления ключевых точек, обычно применяемый совместно с SuperPoint. На вход SuperGlue подаются координаты точек и их дескриптор, после чего алгоритм устанавливает соответствия между двумя изображениями. Его особенность заключается в том, что при сопоставлении учитываются не только отдельные признаки, но и их взаимное расположение внутри каждого изображения, а также связи между двумя изображениями. Это позволяет уменьшить число ложных соответствий и повысить надёжность регистрации [14].

LightGlue – облегчённый алгоритм сопоставления признаков, разработанный как более быстрый и менее требовательный к вычислительным ресурсам вариант SuperGlue. Его основная особенность состоит в адаптивной глубине обработки: если соответствия между изображениями находятся достаточно уверенно, вычисления завершаются раньше, а для более сложных пар кадров используется дополнительная обработка. Такой механизм позволяет сократить время работы без существенной потери точности. Алгоритм LightGlue применяется в задачах, где требуется высокая скорость обработки видеопотока, близком к реальному времени [15].

В целом нейросетевые методы обладают высокой точностью и хорошо работают при сложных изменениях изображений. Однако их применение в бортовых РЛС требует достаточное аппаратно-вычислительное обеспечение, необходимое для предварительного обучения и совмещения разноракурсных РЛК.

Группа 3. Геометрически ориентированные и устойчивые к деформациям методы много ракурсного совмещения
Эта группа методов предназначена для случаев, когда

кадры получены с существенно разных направлений наблюдения и не могут быть надёжно совмещены только с помощью простых преобразований. При много ракурсной радиолокационной съёмке одни и те же объекты могут иметь различную форму, яркость и взаимное расположение в кадре. Поэтому такие методы сочетают устойчивые признаки изображения с более сложными геометрическими моделями.

Histogram of oriented log gradient (HOLG) использует распределение ориентированных логарифмических градиентов, что позволяет учитывать характерные особенности РЛК, включая спекл-шум, искажения и резкие перепады яркости. Метод формирует более устойчивое описание локальной структуры кадра и может применяться при больших углах ракурса. Его достоинством является повышенная устойчивость к шуму и локальным изменениям изображения. Недостатком является зависимость от качества выделения градиентной структуры: на однородных участках и в областях радиолокационных теней информативность признаков снижается [16].

As-Projective-As-Possible относится к методам геометрического преобразования, в которых изображение выравнивается не одной общей моделью, а набором локально согласованных преобразований. Это позволяет учитывать нелинейные деформации, возникающие при разных углах наблюдения, изменении высоты съёмки и сложной форме рельефа. Преимущество метода заключается в способности совмещать изображения при сильных геометрических расхождениях. Недостаток состоит в риске локальных искажений при недостаточном числе надёжных соответствий или при их неравномерном распределении по кадру [17].

SAR-BBS использует идею взаимно наилучших соответствий между фрагментами РЛК. Сначала определяется приближённая область поиска, затем выполняется уточнение соответствий с использованием меры взаимного сходства и радиолокационно-ориентированной обработки границ. Такой подход позволяет устойчиво сопоставлять изображения при поворотах, сдвигах и заметных различиях локальной структуры. Его достоинством является робастность к ложным совпадениям и шуму. Ограничением является повышенная вычислительная сложность, поскольку требуется выполнять поиск по локальным областям и оценивать взаимное сходство фрагментов [18].

В результате проведённого анализа можно выделить следующее: задачи совмещения разноракурсных радиолокационных видеок кадров в двухпозиционной системе МБРЛС наиболее подходящим является подход, сочетающий устойчивое выделение и сопоставление локальных признаков, использование априорной навигационной информации, геометрическое моделирование преобразования между кадрами и временную стабилизацию параметров совмещения. Классические алгоритмы на основе локальных признаков, такие как SAR-SIFT, RIFT, KAZE-SAR и ININSC, обладают высокой устойчивостью к ряду радиометрических искажений, однако могут быть недостаточно эффективны при сильной разноракурсности, радиолокационных тенях и низкой информативности отдельных участков. Нейросетевые методы обеспечивают более высокую устойчивость к сложным изменениям структуры изображения, но требуют значительных вычислительных ресурсов и предварительной адаптации к данным конкретной РЛС. Наиболее целесообразным для дальнейшей

разработки методики является использование LoFTR, поскольку данный метод выполняет сопоставление без предварительного выделения отдельных характерных точек и способен устанавливать соответствия между областями изображений даже при недостатке устойчивых локальных признаков. Геометрически ориентированные методы, такие как As-Projective-As-Possible, могут применяться на последующих этапах для уточнения преобразования между кадрами и компенсации нелинейных деформаций, возникающих при много-ракурсном наблюдении.

5. Методика совмещения разноракурсных радиолокационных видеок кадров, сформированных на базе малогабаритной бортовой радиолокационной системы

Предлагаемая методика (рис. 2) предназначена для совмещения двух независимых разноракурсных потоков радиолокационных кадров, формируемых МБРЛС, размещёнными на борту двух МЛА. В качестве входных данных используются сами РЛК, а также метаданные спутниковой навигации GPS/ГЛОНАСС и инерциальной навигационной системы, содержащие сведения о положении, ориентации и движении носителей. Эти данные применяются для предварительной геометрической привязки кадров и сокращения области поиска соответствий.

Предлагаемая методика состоит из следующих шагов:

Шаг 1. Получение входных данных.

На первом этапе в систему поступают два независимых радиолокационных видеопотока, формируемых МБРЛС, расположенными на борту двух МЛА. Одновременно для каждого кадра принимаются метаданные спутниковой навигации GPS/ГЛОНАСС и инерциальной навигационной системы. К ним относятся координаты носителя, высота, скорость, углы ориентации и временная метка. Эти данные используются для приблизительной геопривязки кадров, оценки положения носителей и определения возможной зоны перекрытия двух видеопотоков.

Шаг 2. Подготовка радиолокационных кадров к обработке.

Полученные кадры приводятся к единому формату представления. Выполняется нормализация яркостных значений, необходимая для уменьшения влияния различий в радиометрических характеристиках изображений, полученных с разных ракурсов. При необходимости дополнительно выполняется подавление шумовых составляющих, характерных для РЛК. На выходе данного этапа формируются пары кадров, пригодные для последующего поиска соответствий [19].

Шаг 3. Предварительная геометрическая привязка.

На основе данных GPS/ГЛОНАСС и ИНС выполняется приближённая оценка взаимного положения кадров в общей системе координат. Это позволяет определить область возможного перекрытия двух радиолокационных видеопотоков и сократить область поиска соответствующих фрагментов. Данный этап особенно важен, поскольку два МЛА движутся по неидеальным траекториям, а кадры формируются с разных направлений наблюдения и могут иметь различный масштаб, поворот и процент перекрытия.

Шаг 4. Извлечение признаков методом LoFTR.

В результате проведённого анализа для сопоставления разноракурсных радиолокационных кадров выбран метод LoFTR. На данном этапе каждый кадр разбивается на сетку перекрывающихся блоков размером 16×16 пикселей с шагом 8 пикселей. Для каждого блока вычисляются градиенты яркости по осям X и Y с использованием оператора Собеля. Это позволяет выделить контуры, перепады яркости и текстурные области, которые могут быть использованы для поиска соответствий между кадрами.

Шаг 5. Формирование локальных дескрипторов.

Для каждого блока формируется численное описание локальной области изображения. В единый дескриптор объединяются значения исходной яркости, горизонтального градиента и вертикального градиента. В результате формируется дескриптор размерностью 768 элементов: 256 значений яркости, 256 значений градиента по оси X и 256 значений градиента по оси Y. Далее каждый дескриптор нормализуется по L2-норме, что повышает устойчивость сопоставления к изменению яркости и контраста между кадрами.

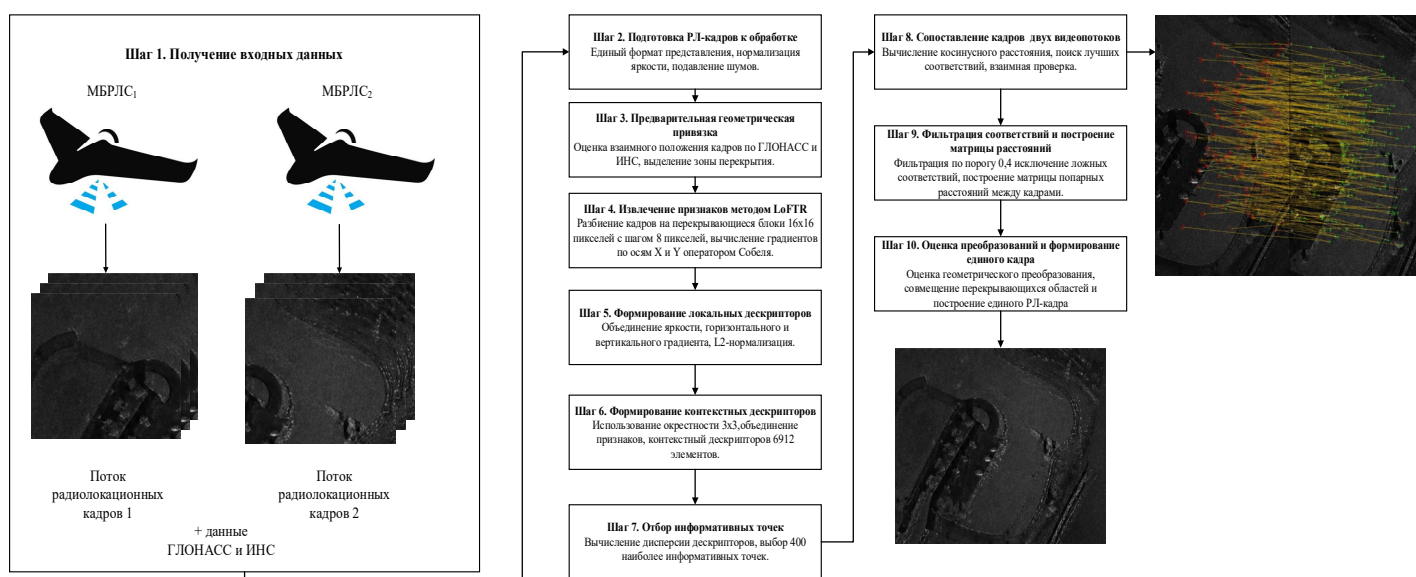


Рис. 2. Схема, описывающая методику совмещения РЛ-кадров

Шаг 6. Формирование контекстных дескрипторов.

Для учёта пространственного окружения каждой точки используется контекстное описание. Для позиции (x, y) на карте признаков извлекаются векторы из окрестности 3×3 , после чего они объединяются в единый дескриптор размерностью 6912 элементов. Такой подход позволяет учитывать не только отдельную локальную область, но и её ближайшее окружение. Это повышает устойчивость сопоставления при разноракурсном наблюдении, когда форма и яркость одних и тех же объектов могут изменяться.

Шаг 7. Отбор информативных точек.

После построения дескрипторов выполняется адаптивный отбор наиболее информативных областей. Для каждого дескриптора вычисляется дисперсия, которая используется как мера текстурной сложности. Области с высокой дисперсией, соответствующие углам, резким перепадам яркости, границам объектов и сложным текстурам, выбираются как наиболее перспективные для сопоставления. В рамках методики отбираются от 40 до 400 наиболее информативных точек, что обеспечивает баланс между точностью совмещения и вычислительной эффективностью.

Шаг 8. Сопоставление кадров двух видеопотоков.

Для каждой выбранной точки первого кадра вычисляется косинусное расстояние до всех выбранных точек второго кадра (рис. 3). Данная мера позволяет оценить близость дескрипторов в многомерном пространстве признаков и снижает влияние различий яркости и контраста. Далее выполняется взаимная проверка соответствий: пара точек считается корректной только в том случае, если каждая из них является наилучшим соответствием для другой. Это позволяет уменьшить количество ложных совпадений.

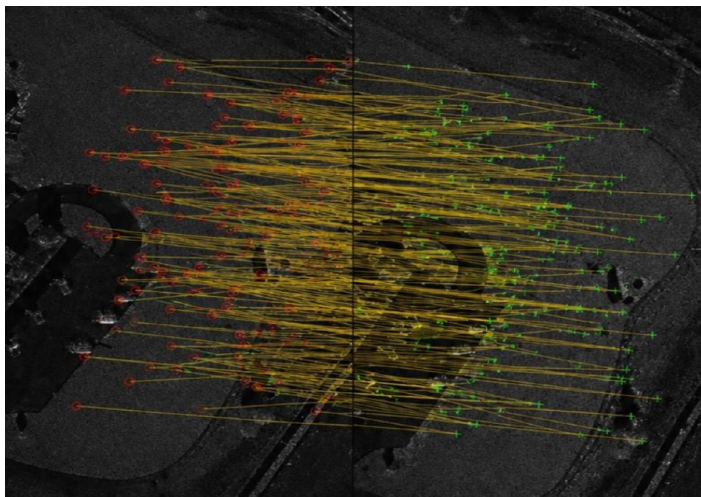


Рис. 3. Результат обнаружения и сопоставления точек

Шаг 9. Фильтрация соответствий и построение матрицы расстояний.

На следующем этапе выполняется фильтрация найденных соответствий по пороговому значению косинусного расстояния. В рамках предлагаемой реализации используется порог 0,4, выбранный для обеспечения баланса между точностью и полнотой сопоставления. Соответствия, не удовлетворяющие данному условию, исключаются из дальнейшей обработки. После этого строится матрица попарных расстояний между кадрами двух видеопотоков, что позволяет оценить качество

сопоставления, выявить наиболее близкие пары кадров и обнаружить возможные систематические ошибки.

Шаг 10. Оценка преобразования и формирование совмещенного РЛ кадра.

По отфильтрованным соответствиям оценивается геометрическое преобразование, необходимое для приведения одного кадра к системе координат другого [20]. Далее выполняется совмещение перекрывающихся областей двух радиолокационных видеопотоков и формируется совмещенный радиолокационный кадр (рис. 4).



Рис. 4. Результат совмещения разноракурсного РЛК

Полученный результат объединяет информацию, поступающую с двух независимых ракурсов, что позволяет повысить полноту наблюдения, уменьшить влияние затененных участков и обеспечить более достоверное представление наблюдаемой территории. Для дополнительной проверки работоспособности предложенной методики был рассмотрен ещё один случай совмещения разноракурсных радиолокационных кадров (рис. 5-7).

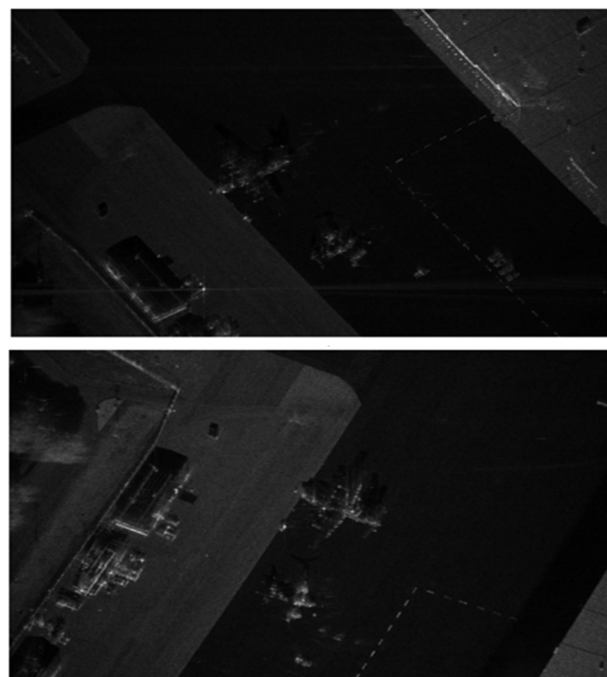


Рис. 5. Два разноракурсных РЛ кадров

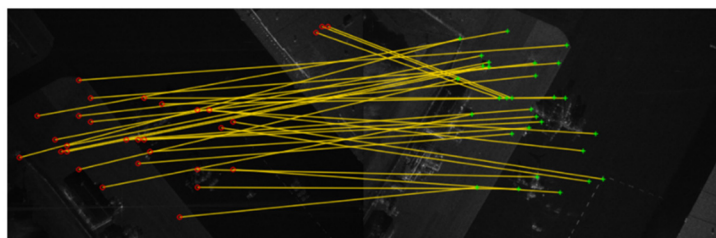


Рис. 6. Сопоставление разноракурсных кадров

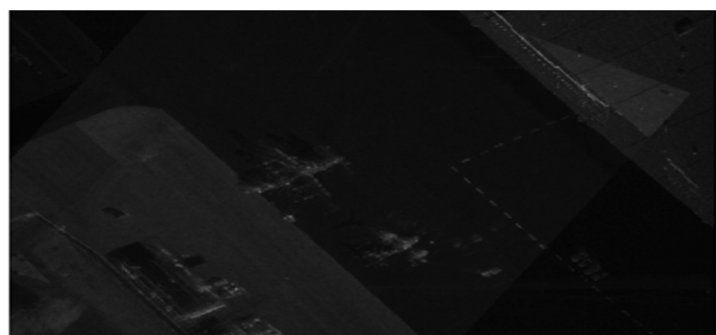


Рис. 7. Сопоставление разноракурсных кадров

Представленные результаты показывают, что предложенная методика позволяет находить устойчивые соответствия между разноракурсными радиолокационными кадрами и выполнять их последующее геометрическое совмещение. Наличие согласованных пар точек подтверждает корректность работы этапа сопоставления, а формирование совмещённого кадра демонстрирует возможность объединения данных, полученных с разных направлений наблюдения. Это подтверждает применимость разработанной методики для обработки радиолокационных видеопотоков в двухпозиционной системе МБРЛС.

Заключение

В работе рассмотрена задача совмещения разноракурсных радиолокационных видеок кадров, формируемых двухпозиционной пространственно-распределённой системой МБРЛС, размещённой на борту малых летательных аппаратов.

Проведён анализ современных методов и алгоритмов совмещения радиолокационных кадров. Рассмотрены алгоритмы на основе локальных признаков (SAR-SIFT, OS-SIFT, PSO-SIFT, RIFT, KAZE-SAR и ININSC), нейросетевые методы сопоставления (LoFTR, ХоFTR и семейство моделей RoMa) и геометрически ориентированные подходы (HOLG, As-Projective-As-Possible, SAR-BBS).

Для разработки методики выбран метод LoFTR, поскольку он позволяет выполнять сопоставление кадров без предварительного выделения отдельных ключевых точек и находить соответствия между областями изображений. Это повышает устойчивость совмещения при изменении ракурса, масштаба и яркостной структуры радиолокационного кадра.

Предложенная методика включает получение двух радиолокационных видеопотоков и навигационных данных GPS/ГЛОНАСС и ИНС, предварительную геометрическую привязку, подготовку кадров, извлечение и сопоставление признаков, фильтрацию соответствий, оценку геометрического преобразования и формирование совмещённого радиолокационного кадра. Результаты проверки показали, что методика позволяет совмещать разноракурсные радиолокационные кадры.

Литература

1. Ненашев В.А., Ненашев С.А. Классификация и распознавание наземных объектов в потоке радиолокационных кадров на основе нейросетевого подхода // Труды Международной конференции по компьютерной графике и зрению" Графикон. 2023. № 33. С. 572-580.
2. Wen L., Ding J., Loffeld O. Video SAR moving target detection using dual faster R-CNN // IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing. 2021. Т. 14. С. 2984-2994.
3. Бабокин М.И., Савостьянов В.Ю. Выбор оптимальной частоты повторения импульсов в РСА с телескопическим обзором поверхности // Ural Radio Engineering Journal. 2024. Т. 8. № 4. С. 438-450.
4. Wang M. et al. Combining optimized SAR-SIFT features and RD model for multisource SAR image registration // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2021. Т. 60. С. 1-16.
5. Zhang X., Wang Y., Liu H. Robust optical and SAR image registration based on OS-SIFT and cascaded sample consensus // IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters. 2021. Т. 19. С. 1-5.
6. Pang S. et al. RTV-SIFT: Harnessing structure information for robust optical and SAR image registration // Remote Sensing. 2023. Т. 15. № 18. С. 4476.
7. Тонких А.Н. Применение нейросетевых технологий для распознавания распределённых объектов на радиолокационных изображениях // Труды МАИ. 2025. № 141. С. 14.
8. Pourfard M. et al. KAZE-SAR: SAR image registration using KAZE detector and modified SURF descriptor for tackling speckle noise // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. 2021. Т. 60. С. 1-12.
9. Yan H. et al. A Fast Matching Method for the SAR Images with Large Viewing Angles Based on Inertial Navigation Information and Neighborhood Structure Consensus // Remote Sensing. 2023. Т. 15. № 16. С. 4084.
10. Sun J. et al. LoFTR: Detector-free local feature matching with transformers // Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition. 2021. С. 8922-8931.
11. Борисов А.Н., Мясников В.В., Сергеев В.В. Метод автоматического совмещения разнородных цифровых изображений дистанционного зондирования Земли // Компьютерная оптика. 2024. Т. 48. № 6. С. 932-943.
12. Corley I., Stoken A., Berton G. Are Pretrained Image Matchers Good Enough for SAR-Optical Satellite Registration? //arXiv preprint arXiv:2604.10217. 2026.
13. Hui L. et al. Superpoint network for point cloud oversegmentation // Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision. 2021. С. 5510-5519.
14. Li Y. et al. Application and implementation of SuperGlue algorithm based on deep learning in image stitching // Proceedings of the 2025 6th International Conference on Computer Information and Big Data Applications. 2025. С. 172-177.
15. Lindenberg P., Sarlin P.E., Pollefeys M. Lightglue: Local feature matching at light speed // Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision. 2023. С. 17627-17638.
16. Xiong X. et al. Robust multi-view UAV SAR image registration based on selective correlation of log gradient descriptor // International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation. 2024. Т. 127. С. 103678.
17. Zhu C. et al. Fast multiscale SAR images stitching based on improved APAP and OTSU algorithms // IET Conference Proceedings CP874. Stevenage, UK: The Institution of Engineering and Technology, 2023. Т. 2023. № 47. С. 2845-2852.
18. Zhang Y. et al. A robust registration method for multi-view SAR images based on best buddy similarity // The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2024. Т. 48. С. 881-886.
19. Ненашев В.А., Ненашев С.А., Бестугин А.Р. и др. Контроль наземных объектов на основе нейросетевого распознавания в авиационных системах технического зрения // Датчики и системы. 2024. № 2(274). С. 57-61.
20. Константинов И.С., Гайворонский В.А. Формирование данных о пространстве многокамерными видеосистемами // Экономика. Информатика. 2022. Т. 49. № 4. С. 863-870.

TECHNIQUE OF COMBINING DIFFERENT VIEWS OF RADAR VIDEO SHOTS IN A TWO-POSITION SYSTEM OF ON-BOARD RADARS

Vadim A. Nenashev, SUAI, Saint Petersburg, Russia, nenashev.va@yandex.ru, nenashev@guap.ru

Sergey A. Nenashev, SUAI, Saint Petersburg, Russia, nenashev_sergey178@mail.ru

Boris D. Kleshnin, SUAI, Saint Petersburg, Russia, boria456@gmail.com

The study was funded by the Russian Science Foundation, project No. 24-79-10259

Abstract

In the tasks of operational monitoring of the earth's surface using small-sized airborne radar systems mounted on small aircraft, it becomes necessary to form a single combined frame based on two different-angle radar video streams. The main difficulty lies in the presence of radar shadows, geometric distortions and incomplete overlap of frames, which makes it difficult to accurately combine them and subsequent analysis. The aim of the work is to study and develop a technique for combining multi-angle radar video frames generated by a two-position spatially distributed small-sized airborne radar system to obtain a single radar frame. The paper analyzes modern methods and algorithms for combining radar images, including algorithms based on local features, neural network matching methods and geometrically oriented approaches. Based on the results of the analysis, the LoFTR method was chosen for the main matching procedure, which provides a dense search for correspondences between image areas without pre-selecting individual characteristic points. The proposed methodology includes the use of GPS/GLONASS and inertial navigation system data for preliminary geometric anchoring, preparation of radar frames, extraction and comparison of features, filtering of false correspondences, evaluation of geometric transformations and the formation of a single panorama. A technique for combining two different-angle radar video streams is proposed. The use of LoFTR increases the stability of the comparison in case of angle changes, differences in the radiometric structure of frames and a lack of pronounced local features. The results obtained show the possibility of forming a single radar frame based on data received from two independent radar stations. The proposed methodology can be used in the tasks of operational monitoring of the Earth's surface, control of critical infrastructure, environmental monitoring, emergency detection and search and rescue operations.

Keywords: radar image fusion, multi-angle video streams, panoramic scene, LoFTR, small-sized radar, Jetson Nano, real-time monitoring.

References

- [1] V. A. Nenashev, S. A. Nenashev, "Classification and recognition of ground objects in the radar frame stream based on a neural network approach," *Proceedings of the International Conference on Computer Graphics and Vision Graphicon*. 2023, no. 33, pp. 572-580.
- [2] L. Wen, J. Ding, O. Loffeld, "Video SAR moving target detection using dual faster R-CNN," *IEEE Journal of Selected Topics in Applied Earth Observations and Remote Sensing*. 2021. Vol. 14, pp. 2984-2994.
- [3] M. I. Babokin, V. Yu. Savostyanov, "Choosing the optimal pulse repetition frequency in a radar with a telescopic surface view," *Ural Radio Engineering Journal*. 2024. Vol. 8. No. 4, pp. 438-450.
- [4] M. Wang et al., "Combining optimized SAR-SIFT features and RD model for multisource SAR image registration," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2021. Vol. 60, pp. 1-16.
- [5] X. Zhang, Y. Wang, H. Liu, "Robust optical and SAR image registration based on OS-SIFT and cascaded sample consensus," *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2021. Vol. 19, pp. 1-5.
- [6] S. Pang et al., "RTV-SIFT: Harnessing structure information for robust optical and SAR image registration," *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15. No. 18. P. 4476.
- [7] A. N. Tonkikh, "Application of neural network technologies for recognition of distributed objects in radar images," *Proceedings of the MAI*. 2025. No. 141. P. 14.
- [8] M. Pourfard et al., "KAZE-SAR: SAR image registration using KAZE detector and modified SURF descriptor for tackling speckle noise," *IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing*. 2021. Vol. 60. P. 1-12.
- [9] H. Yan et al., "A Fast Matching Method for the SAR Images with Large Viewing Angles Based on Inertial Navigation Information and Neighborhood Structure Consensus," *Remote Sensing*. 2023. Vol. 15. No. 16. P. 4084.
- [10] J. Sun et al., "LoFTR: Detector-free local feature matching with transformers," *Proceedings of the IEEE/CVF conference on computer vision and pattern recognition*. 2021, pp. 8922-8931.
- [11] A. N. Borisov, V. V. Myasnikov, V. V. Sergeev, "Method of automatic combination of heterogeneous digital images of remote sensing of the Earth," *Computer optics*. 2024. Vol. 48. No. 6, pp. 932-943.
- [12] I. Corley, A. Stoken, G. Berton, "Are Pretrained Image Matchers Good Enough for SAR-Optical Satellite Registration?" arXiv preprint arXiv:2604.10217. 2026.
- [13] L. Hui et al., "Superpoint network for point cloud oversegmentation," *Proceedings of the IEEE/CVF International Conference on Computer Vision*. 2021, pp. 5510-5519.
- [14] Y. Li et al., "Application and implementation of SuperGlue algorithm based on deep learning in image stitching," *Proceedings of the 2025 6th International Conference on Computer Information and Big Data Applications*. 2025, pp. 172-177.
- [15] P. Lindenberger, P. E. Sarlin, M. Pollefeys, "Lightglue: Local feature matching at light speed," *Proceedings of the IEEE/CVF international conference on computer vision*. 2023, pp. 17627-17638.
- [16] X. Xiong et al., "Robust multi-view UAV SAR image registration based on selective correlation of log gradient descriptor," *International Journal of Applied Earth Observation and Geoinformation*. 2024. Vol. 127. P. 103678.
- [17] C. Zhu et al., "Fast multiscale SAR images stitching based on improved APAP and OTSU algorithms," *IET Conference Proceedings CP874*. Stevenage, UK: The Institution of Engineering and Technology, 2023. Vol. 2023. No. 47, pp. 2845-2852.
- [18] Y. Zhang et al., "A robust registration method for multi-view SAR images based on best buddy similarity," *The International Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sciences*. 2024. Vol. 48, pp. 881-886.
- [19] V. A. Nenashev, S. A. Nenashev, A. R. Bestugin et al., "Control of ground objects based on neural network recognition in aviation vision systems," *Sensors and systems*. 2024. No. 2(274), pp. 57-61.
- [20] I. S. Konstantinov, V. A. Gaivoronskiy, "Formation of spatial data by multi-camera video systems," *Economy. Computer science*. 2022. Vol. 49. No. 4, pp. 863-870.

Information about authors:

Vadim A. Nenashev, Doctor of Technical Sciences, Head of the machine learning laboratory of the SUAI engineering school, associate professor of the department of "Design and technology of electronic and laser devices" of SUAI, Saint Petersburg, Russia

Sergey A. Nenashev, Head of the Industrial Electronics Laboratory of the Design and Technology Office of the Engineering School of SUAI, Junior Researcher at the Department of Design and Technology of Electronic and Laser Equipment at SUAI, Postgraduate Student at SUAI, Saint Petersburg, Russia

Boris D. Kleshnin, Is an engineer at the Industrial Electronics Laboratory of the Engineering School's Design and Technology Office, a student at the Department of Design and Technology of Electronic and Laser Devices, and a master's student at SUAI, Saint Petersburg, Russia