

20. *Zanin K.M. Matematicheskaya model' izluchayushchego raskryva fazirovannoy antennoy reshetki, imeyushchey geometricheskie iskazheniya apertury [Mathematical model of the aperture field of a phased antenna array in the presence of geometric distortions of the aperture], Sb. trudov XXIX Mezhdunarodnoy nauchno-tekhnicheskoy konferentsii «Radiolokatsiya, navigatsiya, svyaz'» (RLNC*2023) [Reports of XXIX International Scientific Conference «Radiolocation, navigation, communication» (RLNC*2023)], 2023, Vol. 4, pp. 93-102.*
21. *Zanin K.M., Gabriel'yan D.D., Kuznetsov Yu.V., Mishchenko S.E. Profilirovanie reflektora zerkal'noy antennoy dlya formirovaniya zadannogo kontura glavnogo lepesta diagrammy napravlenosti [Shaping of contoured-beam antenna main lobe by profiling of reflector antenna], Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2024, No. 4, pp. 169-181. Available at: <https://doi.org/10.18522/2311-3103-2024-4-169-181>.*

Занин Константин Михайлович – ФГУП «Ростовский-на-Дону научно-исследовательский институт радиосвязи»; e-mail: konstantinzanin@rambler.ru; г. Ростов-на-Дону, Россия; тел.: 88632018463; аспирант; руководитель группы.

Zanin Konstantin Mikhailovich – FSUE “Rostov-on-Don Research Institute of Radio Communication”; e-mail: konstantinzanin@rambler.ru; Rostov-on-Don, Russia; phone: +78632018463; postgraduate student, head of group.

УДК 004.8

DOI 10.18522/2311-3103-2024-6-85-96

Е.В. Лищенко, Э.В. Мельник, А.С. Матвиенко, А.Ю. Будко

МЕТОД ПОЗИЦИОНИРОВАНИЯ ПОДВИЖНОГО ОБЪЕКТА БЕЗ ИСПОЛЬЗОВАНИЯ ДАННЫХ ГЛОБАЛЬНОЙ ГЕОПРИВЯЗКИ*

Рассмотрена проблема, связанная с определением текущих координат подвижного объекта в условиях нестабильного сигнала от глобальной навигационной спутниковой системы (ГНСС). Актуальность работы обусловлена тем, что в последние годы подвижные объекты находят все более широкое применение практически во всех отраслях промышленности, сельского хозяйства, на транспорте, решая разнообразные задачи наблюдения, разведки, мониторинга состояния контролируемых объектов, проведение поисково-спасательных операций, доставки грузов и много другое. При этом успешность выполнения заданий во многом зависит от того, насколько точно и эффективно работает его бортовая навигационная система в режиме реального времени. Существующие решения бортовых систем позиционирования предполагают использование инерциальных и глобальных навигационных спутниковых систем. Для первого типа характерно наличие эффекта дрейфа ввиду использования гироскопов и акселерометров. Для систем, использующих данные от ГСП сложности связаны с частичной или полной потерей сигнала. В настоящей работе описан метод сохранения заданной точности пространственного позиционирования подвижного объекта в условиях частичного или полного отсутствия данных от ГСП объекта. Данный метод основан на комбинации алгоритмов компьютерного зрения обработки кадров видеопотока от бортовой системы технического зрения (СТЗ) подвижного объекта, с целью обеспечения точности позиционирования в условиях частичного или полного отсутствия данных от спутниковых систем навигации. На основании передоложенного метода разработан алгоритм, предназначенный для автоматизированного определения координат подвижного объекта в условиях отсутствия данных привязки к карте местности от глобальных систем позиционирования (ГСП). Проведены эксперименты, которые подтвердили эффективность работы алгоритма в части сокращения временных затрат на описание и сопоставление ключевых точек и повышения точности сопоставления изображений. С использованием разработанного алгоритма была решена задача сопоставления спутниковых снимков, которая является важным этапом задачи позиционирования подвижного объекта без использования данных глобальной геопривязки.

Компьютерное зрение; подвижный объект; бортовая подсистема позиционирования; система технического зрения; карта местности; искусственный интеллект; электронографическая карта местности.

* Исследование выполнено при поддержке гранта № 4Л/22-04-ПИШ.

E.V. Lishchenko, E.V. Melnik, A. S. Matvienko, A.Yu. Budko

METHOD OF MOVING OBJECT POSITIONING WITHOUT USING GLOBAL GEO-REFERENCED DATA

The paper considers the problem of determining the current coordinates of moving object in the conditions of unstable signal from the global navigation satellite system (GNSS). The relevance of the work is due to the fact that in recent years moving object are increasingly used in virtually all sectors of industry, agriculture, transportation, solving a variety of tasks of surveillance, reconnaissance, monitoring the state of controlled objects, search and rescue operations, cargo delivery and much more. At the same time, the success of flight missions largely depends on how accurately and efficiently its onboard navigation system works in real time. The existing solutions for creating onboard positioning systems involve the use of inertial and GNSS. However, they have the disadvantage of partial or complete absence of data from the GNSS (Global Positioning System). This paper describes a method for maintaining a given accuracy of moving object spatial positioning under conditions of partial or complete absence of data from the object's GSP. This approach is based on a combination of computer vision methods for processing video stream frames from the moving object on-board vision system (OVS) in order to ensure positioning accuracy under conditions of partial or complete absence of data from satellite navigation systems. Based on the advanced method, an algorithm has been developed for automated determination of moving object coordinates in the absence of georeferencing data from global positioning systems (GPS). Experiments have been carried out, which demonstrated the reduction of time costs for description and matching of key points and improvement of the accuracy of image matching. The developed algorithm was used to solve the problem of satellite image matching, which is an important step in the moving object positioning problem without the use of global geo-referencing data.

Computer vision; moving object; on-board positioning subsystem; vision system; terrain map; artificial intelligence; electronic terrain map.

Введение. Подвижные объекты, активно внедряемые в промышленности, сельском хозяйстве, транспорте и других сферах, выполняют широкий спектр задач: от наблюдения и разведки до доставки грузов и спасательных операций. Ключевым фактором успешности этих миссий является надежная и точная работа бортовой навигационной системы в режиме реального времени [1].

Система позиционирования подвижного объекта – это набор технологий и методов, которые позволяют определять географическое положение и движение ПО в режиме реального времени. Сегодня в мире существует множество систем, решающих задачи позиционирования:

- ◆ глобальные системы позиционирования;
- ◆ инерциальные системы позиционирования (ИСП);
- ◆ радиолокационные системы позиционирования;
- ◆ оптические системы позиционирования.

В настоящее время широко используют интегрированные системы позиционирования, сочетающие инерциальные системы позиционирования (ИСП) и глобальные системы позиционирования (ГСП), такие как GPS, GLONASS или Galileo. Эти системы предназначены для обеспечения высокой точности и надежности определения координат и скорости объекта. Однако такой подход имеет некоторые недостатки. Одним из основных ограничений является зависимость от сигналов ГСП, которые могут быть ослаблены или полностью отсутствовать в условиях плотной городской застройки и сложных метеорологических условиях [2].

Применение инерциальных систем позиционирования, работа которых основана на использовании гироскопов и акселерометров, также не решает проблему, поскольку таким системам свойственен эффект дрейфа, который накапливается во времени. Это означает, что точность позиционирования снижается с течением времени [3]. Частично нивелировать ошибки, связанные с дрейфом, возможно используя такие различные фильтры (комплемментарный, Маджвика, Калмана и др.) [4]. Однако полностью решить проблему не представляется возможным.

При использовании оптических систем позиционирования важно иметь привязки объектов на изображении к их координатам. Спутниковые снимки обладают таким свойством, что делает целесообразным их использование в качестве основы для определения координат подвижного объекта. Для этого необходимо иметь возможность сопоставлять объект на снимках, получаемых с подвижного объекта, с объектом на спутниковых снимках. Для этого используется механизм выделения КТ.

В работе предложен метод сохранения заданной точности пространственного позиционирования подвижного объекта в условиях частичного или полного отсутствия данных от СГП объекта с использованием бортового оборудования без использования данных глобальной геопривязки. Данный метод заключается в использовании комбинации алгоритмов компьютерного зрения при сопоставлении спутниковых снимков с кадрами местности, полученными от СТЗ.

1. Сравнительный анализ алгоритмов выделения ключевых точек. Для определения наиболее эффективного алгоритмов выделения ключевых точек (КТ) была проведена серия экспериментов на различных наборах данных. Алгоритмы сравнивались по следующим критериям:

- ♦ устойчивость к различным искажениям на изображении: сохранение производительности при наличии шума;
- ♦ вычислительная сложность: время, необходимое для обнаружения точек.

Для обеспечения чистоты эксперимента и корректного сравнительного анализа производительности алгоритмов каждый из рассмотренных детекторов обрабатывал идентичный набор изображений. Применение единого тестового набора для всех алгоритмов позволило нивелировать влияние вариативности данных на результаты исследования и получить объективную оценку эффективности сравниваемых методов.

Эксперимент проводился на вычислительной платформе, включающей в себя процессор Intel Xeon E5-2666v3 с тактовой частотой 2.9 ГГц и 8 ГБ оперативной памяти DDR3 с частотой 2133 МГц. Для ускорения вычислений использовалась видеокарта NVIDIA GeForce GTX 1650Ti в сочетании с технологией CUDA. Такая конфигурация обеспечивала достаточную вычислительную мощность для реализации алгоритмов компьютерного зрения и обработки больших объемов данных, необходимых для проведения эксперимента.

Набор данных для сравнительного анализа алгоритмов выделения ключевых точек [5–9] сформирован на основе изображений высокого разрешения с последующим применением различных преобразований для моделирования типичных искажений, встречающихся на практике. В данный набор входят 3 изображения без искажений с разрешениями 2048x2048, 1024x1024 и 512x512 пикселей (рис. 1).



Рис. 1. Изображения без искажений

Набор данных, помимо оригинальных изображений, включает в себя набор изображений с аугментацией, где под аугментацией понимаются различные типы искажений, такие как размытие, шум, изменение контрастности и яркости. Формирование такого набора обусловлено необходимостью учета как можно большего количества вариаций сцен и наличия на них различных визуальных искажений, с которыми алгоритмы выделения ключевых точек могут столкнуться на практике. Для оригинального изображения разрешением 512x512 сгенерированы дополнительные версии с применением следующих преобразований:

- ♦ размытие (Blur): к изображению применено размытие по Гауссу (рис. 2) с заданным значением ядра равным (15,15), имитирующее эффект расфокусировки;
- ♦ шум: для моделирования шума сенсора камеры или помех при передаче данных использован аддитивный Гауссовский шум (рис. 3) со средним значением (mean) 0 и дисперсией (var) 50;



Рис. 2. Изображение с размытием

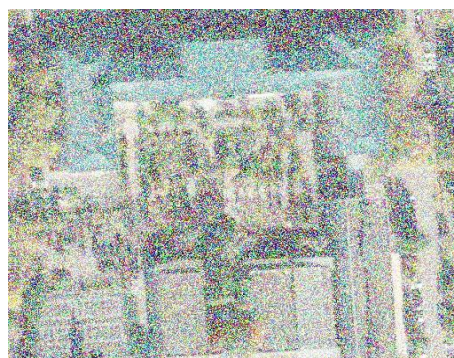


Рис. 3. Изображение с шумом

- ♦ повышение контрастности достигнуто применением метода `cv2.convertScaleAbs()` с коэффициентом усиления контрастности (alpha) 1.5 и смещением яркости (beta) 50, что увеличивает разницу между светлыми и темными участками изображения (рис. 4,а);

- ♦ повышение яркости: яркость изображения повышена также с помощью `cv2.convertScaleAbs()` (рис. 4,б), но с коэффициентом усиления яркости (alpha) 2.0 и смещением яркости (beta) 30 для имитации переэкспонирования – состояния, когда на изображении теряются детали в светлых областях изображения из-за избытка света.



Рис. 4(а). Изображение с изменением контрастности



Рис. 4(б). Изображение с изменением яркости

Проведен сравнительный анализ работы алгоритмов на тестовом наборе данных. Результаты количества выделенных КТ и времени работы рассматриваемых алгоритмов представлены в табл. 1, 2 соответственно.

Таблица 1

Количество выделенных КТ

Алгоритм	Экс.1	Экс.2	Экс.3	Экс.4	Экс.5	Экс.6	Экс.7
FAST	0	2985	2405	15189	1265	34	235
SIFT	967	10318	9631	30576	6802	8338	7733
SURF	268	4532	4024	17189	2459	2290	1826
ORB	427	3285	3255	1307	2610	3311	2211
AKAZE	510	1602	1524	976	1095	5736	2736
KAZE	552	2355	2138	959	1432	4334	2560
KeyNet	7562	10000	10000	10000	1697	10000	4995

Таблица 2

Время выделения КТ

Алгоритм	Экс.1	Экс.2	Экс.3	Экс.4	Экс.5	Экс.6	Экс.7
FAST	0.01	0.01	0.00	0.00	0.00	0.01	0.00
SIFT	0.03	0.02	0.03	0.03	0.03	0.42	0.14
SURF	0.01	0.01	0.01	0.02	0.02	0.03	0.02
ORB	0.00	0.01	0.01	0.02	0.01	0.02	0.01
AKAZE	0.02	0.02	0.01	0.01	0.02	0.31	0.12
KAZE	0.11	0.13	0.09	0.10	0.11	3.16	0.44
KeyNet	2.5	4.27	4.58	4.38	2.57	176.32	31.45
KeyNet (CUDA)	0.45	0.24	0.26	0.28	0.28	4.21	0.33

Для получения наиболее объективной оценки алгоритмов использовалась формула, которая учитывает как точность, так и время выделения характерных точек:

$$F = \left(\frac{N}{100}\right) \cdot 0,9 + \left(\frac{35-T}{35}\right) \cdot 0,1, \quad (1)$$

где N – среднее количество детектируемых ключевых точек, T – среднее время обработки.

В табл. 3 представлены результаты расчета коэффициента оценки для каждого алгоритма.

Таблица 3

F-score для детекторов ключевых точек

Алгоритм	Среднее количество точек	Среднее время работы (сек)	F
FAST	3159	0.0043	2.98
SIFT	10624	0.097	3.09
SURF	4655	0.017	3.00
ORB	2329	0.011	2.98
AKAZE	2026	0.073	2.97
KAZE	2047	0.591	2.91
KeyNet	7751	32.15	1.52
KeyNet (CUDA)	7751	0.836	3.04

FAST и ORB [10] отличаются высокой скоростью, но демонстрируют значительно меньшее количество детектируемых точек. Это может быть недостатком для задач с ограниченными вычислительными ресурсами, так как необходимо увеличить количество

обрабатываемых кадров, что может привести к недопустимым задержкам в работе системы. SURF предлагает хороший баланс между скоростью и точностью, демонстрируя высокую производительность и достаточное количество детектируемых точек, что делает его привлекательным вариантом для многих задач. AKAZE и KAZE демонстрируют средние результаты, не отличаясь ни в лучшую, ни в худшую сторону.

KeyNet, несмотря на большое количество выделяемых точек, требует значительных вычислительных ресурсов и эффективен только с использованием CUDA. Это делает его непригодным для бортовых систем с ограниченными ресурсами, за исключением случаев, когда в бортовых вычислителях есть доступ к распараллеливанию вычислений.

При выборе алгоритма для бортовых систем с ограниченными вычислительными ресурсами, таких как беспилотные летательные аппараты или роботизированные системы, SIFT предлагает более сбалансированный подход, учитывающий и точность, и скорость работы.

2. Сравнительный анализ алгоритмов описания и сопоставления КТ. Проведён анализ различных алгоритмов описания ключевых точек и методов их сопоставления [11–14] в условиях бортового применения с поддержкой распараллеливания вычислений CUDA при решении задач позиционирования подвижного объекта на основе обработки видеопотока от бортовой СТЗ.

В ходе экспериментов были рассмотрены нейросетевые методы описания такие как HardNet, HardNet8, HyNet, SOSNet [15], а также их альянс с AffNet. Для сравнительного анализа использовались алгоритмы сопоставления дескрипторов ключевых точек, полученных с помощью вышеперечисленных методов. В качестве таких алгоритмов были выбраны:

- ♦ KNN (K-Nearest Neighbors) — это алгоритм, который ищет k-ближайших соседей для каждого дескриптора в другом наборе дескрипторов. Сопоставление считается успешным, если два дескриптора являются взаимными ближайшими соседями [16].
- ♦ MNN (Mutual Nearest Neighbors) — модификация KNN, добавляя условие взаимного ближайшего соседства. То есть сопоставление считается успешным, только если два дескриптора являются взаимными k-ближайшими соседями [17].
- ♦ SNN (Second Nearest Neighbor) — алгоритм, который ищет два ближайших соседа для каждого дескриптора, а затем проверяет отношение расстояний между первым и вторым соседом. Соответствие считается успешным, если это отношение меньше заданного порога [18].
- ♦ AdaLAM (Adaptive Locally-Adaptive Matching) — это метод, который использует локальную адаптивную метрику для сравнения дескрипторов. Он учитывает контекст ключевых точек и адаптирует метрику для каждой точки, чтобы повысить точность сопоставления. AdaLAM эффективен для сопоставления изображений с большими изменениями освещения, шумом и деформацией [19, 20].

Эксперимент проводился на вычислительной платформе, включающей в себя процессор Intel Xeon E5-2666v3 с тактовой частотой 2.9 ГГц и 8 ГБ оперативной памяти DDR3 с частотой 2133 МГц. Для ускорения вычислений с использованием технологии CUDA использовалась видеокарта NVIDIA GeForce GTX 1650Ti. В качестве описываемых ключевых точек выступали точки, выделенные при помощи классического детектора SIFT. Тестовый набор данных, состоящий из трех пар изображений, представлен на рис. 5.

Сравнительный анализ работы различных алгоритмов, реализованных для описания и сопоставления точек КТ, проводился по двум ключевым показателям: среднему времени выполнения алгоритмов и среднему количеству сопоставленных ключевых точек на парах изображений. Результаты экспериментов представлены на рис. 6, 7.



Рис. 5. Тестовый набор данных

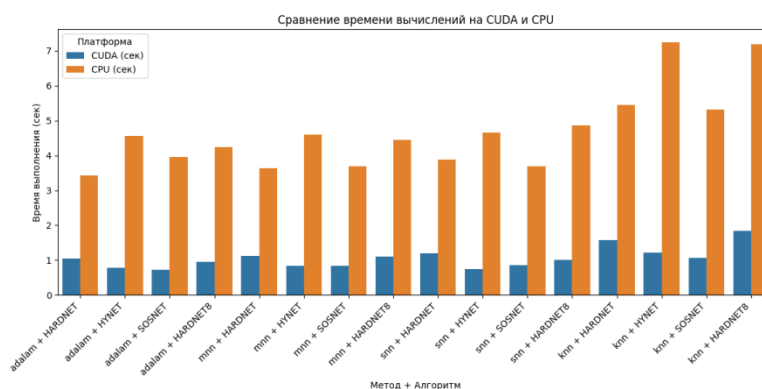


Рис. 6. Диаграмма временных затрат описания и сопоставления КТ

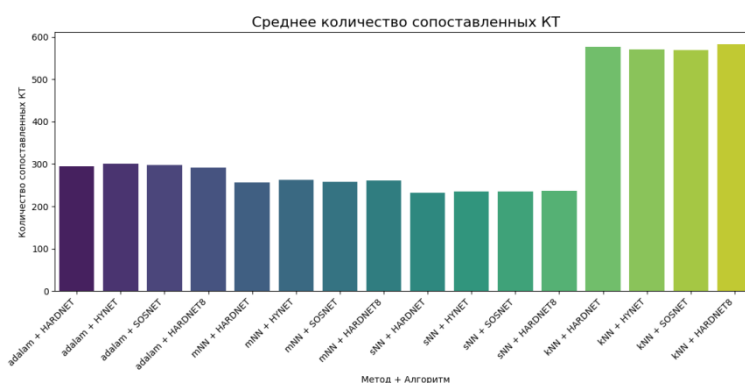


Рис. 7. Диаграмма среднего количества сопоставлений

Анализируя результаты экспериментов, можно сделать вывод о том, что наиболее подходящими для реализации бортовой подсистемы позиционирования подвижного объекта является совместное использование алгоритма описания ключевых точек SOSNet и

алгоритма сопоставления AdaLam. Такой выбор обусловлен тем, что алгоритм SOSNet демонстрирует наименьшее время выполнения среди рассмотренных вариантов, а алгоритм AdaLam обладает наилучшим соотношением точности и скорости работы. Также стоит отметить то, что использование бортовых вычислителей с поддержкой распараллеливания CUDA позволяет значительно ускорить процесс сопоставления ключевых точек на изображениях в среднем в 4.5 раза по сравнению с вычислением на центральных процессорах, что позволяет работать бортовой подсистеме позиционирования подвижного объекта в режиме реального времени.

3. Метод позиционирования подвижного объекта без использования данных глобальной геопривязки. На основании проведенного сравнительного анализа алгоритмов компьютерного зрения был разработан новый метод позиционирования подвижного объекта с использованием бортового оборудования без использования данных глобальной геопривязки. Данный метод заключается в использовании комбинации алгоритмов компьютерного зрения, в частности алгоритма SIFT для выделения КТ, алгоритма описания ключевых точек SOSNet и алгоритма сопоставления изображений AdaLam при сопоставлении спутниковых снимков с кадрами местности, полученными от СТЗ.

Решение задачи сопоставления спутниковых снимков представляет комплексный процесс, состоящий из нескольких этапов.

Первый этап разработка и реализация процедур предобработки глобальной привязки спутниковых снимков местности. Блок-схема предобработки фрагментов карты и их файлов привязки (рис. 8).



Рис. 8. Блок-схема предобработки карты местности

Далее необходимо решить задачу получения спутниковых снимков заданного масштаба по координатам, поступающих от системы навигации подвижного объекта. Функциональная блок-схема данного этапа представлена на рис. 9.

Для привязки к местности были использованы файлы с расширением ".kml", содержащие координаты углов фрагментов карты, что обеспечило высокую точность и надежность полученных данных. Пример содержания файла изображен на рис. 10.

На третьем этапе необходимо реализовать алгоритм выделения и описания ключевых точек при помощи методов, обеспечивающих инвариантность системы к углу поворота входных изображений относительно поверхности земли, а также устойчивости к различным искажениям качества изображений. Результат работы данного этапа представлен на рис. 11.



Рис. 9. Блок-схема алгоритма работы системы

```

<?xml version="1.0" encoding="UTF-8"?>
<kml><GroundOverlay><name>Tiles_1-1.jpg</name><color>88ffffff</color><Icon>
<href>Tiles_1-1.jpg</href>
<viewBoundScale>0.75</viewBoundScale></Icon><LatLonBox>
<north>47.2089172012345</north>
<south>47.2075852314001</south>
<east>38.9277148246765</east>
<west>38.9244049787521</west>
</LatLonBox></GroundOverlay></kml>
    
```

Рис. 10. Файл привязки

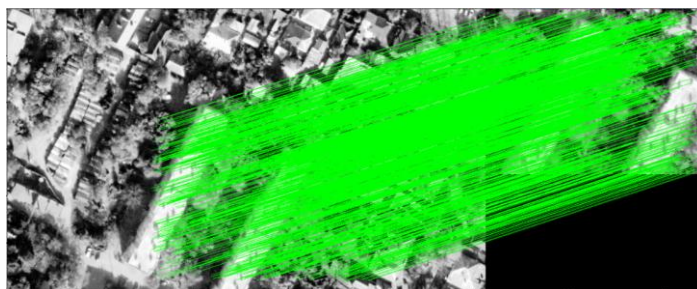


Рис. 11. Результат сопоставления КТ

Следующий этап заключался в увеличении точности определения координат подвижного объекта путем фильтрации ключевых точек сопоставленных изображений. Результат работы данного фильтра представлен в рис. 12. На данном рисунке слева изображены все сопоставленные ключевые точки, а справа результат фильтрации точек, в основе которого лежит отсеивание точек по среднему значению евклидова расстояния от предположительного местоположения ПО до каждой сопоставленной ключевой точки, полученной на предыдущем этапе.

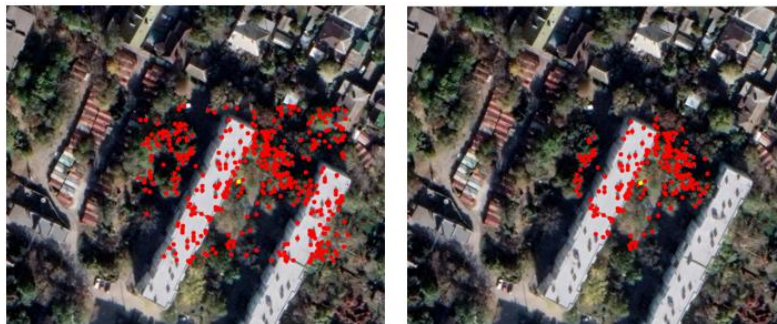


Рис. 12. Результат работы фильтра

Таким образом, для решения задачи сопоставления спутниковых снимков с кадрами местности необходимо выполнить следующие этапы:

- 1) первичная обработка данных;
- 2) реализация выделения ключевых точек алгоритмом SIFT;
- 3) описание ключевых точек алгоритмом SOSNet;
- 4) сопоставление ключевых точек алгоритмом Adalam;
- 5) вывод результата.

Как показали эксперименты, использование именно такой последовательности обработки позволило обеспечить надежное и точное определение координат подвижного объекта на основе входных изображений и геоинформационных данных. В ходе тестирования метода было выявлено, что погрешность определения координат составляет от 2 до 10 метров при работе системы в городской или сельской местности.

Заключение. В статье рассмотрена актуальная проблема определения текущих координат подвижного объекта в условиях нестабильного сигнала от ГНСС. В работе проведён сравнительный анализ алгоритмов компьютерного зрения для обработки кадров видеопотока от бортовой СТЗ подвижного объекта, включая алгоритмы выделения ключевых КТ, алгоритмы описания и сопоставления КТ. На основании проведенного сравнительного анализа алгоритмов был разработан новый метод позиционирования подвижного объекта с использованием бортового оборудования без использования данных глобальной геопривязки. Данный метод заключается в использовании комбинации алгоритмов компьютерного зрения, в частности алгоритма SIFT для выделения КТ, алгоритма описания ключевых точек SOSNet и алгоритма сопоставления изображений AdaLam при сопоставлении спутниковых снимков с кадрами местности, полученными от СТЗ. Алгоритм, реализованный на основе предложенного метода, продемонстрировал свою эффективность при решении задачи сопоставления спутниковых снимков, полученных в разных спектральных диапазонах, с кадрами местности, полученными от СТЗ подвижного объекта.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. Абрамов М.М. Новые и перспективные направления применения беспилотных летательных аппаратов // Известия ТулГУ. Технические науки. – 2022. – Вып. 3 – С. 227-232.
2. Курьянов А.О. Глобальные навигационные спутниковые системы: учеб. пособие. – М.: МИИ-ГАиК, 2017. – 76 с.
3. Мустаев А.Ф. Инерциальные навигационные системы // Вестник науки. – № 8 (17). – Т. 3. – С. 45-48.
4. Вавилова Н.Б., Голован А.А., Парусников Н.А. Краткий курс теории инерциальной навигации. – М.: ИПУ РАН, 2022. – 148 с.

5. Rublee E. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF // Proc. of International conference on computer vision. – 2011. – P. 2564-2571.
6. DeTone D., Malisiewicz T., Rabinovich A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description // Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops. – 2018. – P. 224-236.
7. Зубов И.Г. Метод автоматического определения ключевых точек объекта на изображении // Изв. вузов России. Радиоэлектроника. – 2020. – Т. 23, № 6. – С. 6-16. – DOI: 10.32603/1993-8985-2020-23-6-6-16.
8. Макаров А.С., Болсуновская М.В. Сравнительный анализ методов обнаружения особых точек на изображениях при различных уровнях освещения // Научно-технические ведомости СПбГПУ. Информатика. Телекоммуникации. Управление. – 2018. – № 11:2. – С. 7-18.
9. Bay H., Tinne T., Luc V.G. SURF: speeded up robust features, *Computer Vision and Image Understanding*. – 2008. – Vol. 110, No. 3. – P. 346-359. – DOI: 10.1007/11744023_32.
10. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G. ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF // in Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision. – P. 2564-2571. – IEEE, Barcelona, Spain, November 2011. – DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126544.
11. Бондаренко В.А., Каплинский Г.Э., Павлова В.А., Тушиков В.А. Метод поиска и сопоставления ключевых особенностей изображений для распознавания образов и сопровождения объектов // Известия ЮФУ. Технические науки. – 2019. – С. 281-293.
12. Денисов А.А., Новиков А.И. Анализ методов детектирования, описания и сопоставления ключевых точек изображений // Вестник РГРТУ. – 2024. – № 89. – С. 104-116.
13. Xu N., Nikolentzos G., Vazirgiannis M., Boström H. Image Keypoint Matching Using Graph Neural Networks. In: Benito, R.M., Cherifi, C., Cherifi, H., Moro, E., Rocha, L.M., Sales-Pardo, M. (eds) // Complex Networks & Their Applications X. COMPLEX NETWORKS 2021. Studies in Computational Intelligence. – Vol. 1073. – Springer, Cham, 2022.
14. Новиков А.И., Пронькин А.В. Методы цифровой обработки изображений подстилающей поверхности. – М.: Горячая линия-Телеком, 2023. – 224 с.
15. Mikolajczyk K., Schmid C. A performance evaluation of local descriptors // IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence. – 2005. – P. 1615-1630.
16. Tavish Srivastava Guide to K-Nearest Neighbors Algorithm in Machine Learning. – Режим доступа: <https://www.analyticsvidhya.com/articles/knn-algorithm/> (дата обращения: 22.11.2024).
17. Chen Y., Zhao L., Mei P. Monochromatic Mutual Nearest Neighbor Queries Over Uncertain Data / In: Sun, X., Pan, Z., Bertino, E. (eds) Artificial Intelligence and Security. ICAIS 2019 // Lecture Notes in Computer Science. – Vol. 11632. – Springer, Cham, 2019.
18. Lee Byeong-Joo & Baskes, M.I. & Kim, Hanchul & Cho, Yang. Second nearest-neighbor modified embedded atom method potential for BCC transition metals // Phys. Rev. B. – 2001. – 64. – 10.1103/PhysRevB.64.184102.
19. Zhang Y. et al. Local Adaptive Clustering Based Image Matching for Automatic Visual Identification // 2023 China Automation Congress (CAC). – IEEE, 2023. – P. 5686-5690.
20. Debella-Gilo M., Käab A. Locally adaptive template sizes for matching repeat images of mass movements // 2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vancouver, BC, Canada, 2011 – P. 4281-4284.

REFERENCES

1. Abramov M.M. Novye i perspektivnye napravleniya primeneniya bespilotnykh letatel'nykh apparatov [New and promising directions for the application of unmanned aerial vehicle], *Izvestiya TulGU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya Tula State University. Technical science], 2022, Issue 3, pp. 227-232.
2. Kupriyanov A.O. Global'nye navigatsionnye sputnikovye sistemy: ucheb. posobie [Global navigation satellite systems: textbook]. Moscow: MII-GAiK, 2017, 76 p.
3. Mustaev A.F. Inertsial'nye navigatsionnye sistemy [Inertial navigation systems], *Vestnik nauki* [Herald of Science], No. 8 (17), Vol. 3, pp. 45-48.
4. Vavilova N.B., Golovan A.A., Parusnikov N.A. Kratkiy kurs teorii inertsial'noy navigatsii [Brief course in the theory of inertial navigation]. Moscow: IPU RAN, 2022, 148 p.
5. Rublee E. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF, *Proc. of International conference on computer vision*, 2011, pp. 2564-2571.
6. DeTone D., Malisiewicz T., Rabinovich A. Superpoint: Self-supervised interest point detection and description, *Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops*, 2018, pp. 224-236.
7. Zubov I.G. Metod avtomaticheskogo opredeleniya klyuchevykh toчек ob"ekta na izobrazhenii [Method for automatic detection of key points of an object in an image], *Izvestiya vuzov Rossii. Radioelektronika* [Izvestiya Universities of Russia. Radio Electronics], 2020, Vol. 23, No. 6, pp. 6-16. DOI: 10.32603/1993-8985-2020-23-6-6-16.

8. *Makarov A.S., Bolsunovskaya M.V.* Sravnitel'nyy analiz metodov obnaruzheniya osobykh tochek na izobrazheniyakh pri razlichnykh urovnyakh osveshcheniya [Comparative analysis of methods for detecting special points in images at different illumination levels], *Nauchno-tehnicheskie vedomosti SPbGPU. Informatika. Telekommunikatsii. Upravlenie* [Scientific and technical statements of SPbSPU. Computer science. Telecommunications. Management], 2018, No. 11:2, pp. 7-18.
9. *Bay H., Tinne T., Luc V.G.* SURF: speeded up robust features, *Computer Vision and Image Understanding*, 2008, Vol. 110, No. 3, pp. 346-359. DOI: 10.1007/11744023_32.
10. *Rublee E., Rabaud V., Konolige K., Bradski G.* ORB: an efficient alternative to SIFT or SURF, in *Proceedings of the 2011 International Conference on Computer Vision*, pp. 2564-2571. IEEE, Barcelona, Spain, November 2011. DOI: 10.1109/ICCV.2011.6126544.
11. *Bondarenko V.A., Kaplinskiy G.E., Pavlova V.A., Tupikov V.A.* Metod poiska i sopostavleniya klyuchevykh osobennostey izobrazheniy dlya raspoznavaniya obrazov i soprovozhdeniya ob"ektov [Method of searching and matching key features of images for pattern recognition and object tracking], *Izvestiya YuFU. Tekhnicheskie nauki* [Izvestiya SFedU. Engineering Sciences], 2019, pp. 281-293.
12. *Denisov A.A., Novikov A.I.* Analiz metodov detektirovaniya, opisaniya i sopostavleniya klyuchevykh tochek izobrazheniy [Analysis of methods for detecting, describing and matching key points of images], *Vestnik RGRU* [Vestnik of RSREU], 2024, No. 89, pp. 104-116.
13. *Xu N., Nikolettos G., Vazirgiannis M., Boström H.* Image Keypoint Matching Using Graph Neural Networks. In: Benito, R.M., Cherifi, C., Cherifi, H., Moro, E., Rocha, L.M., Sales-Pardo, M. (eds), *Complex Networks & Their Applications X. COMPLEX NETWORKS 2021. Studies in Computational Intelligence*, Vol. 1073. Springer, Cham, 2022.
14. *Novikov A.I., Pron'kin A.V.* Metody tsifrovoy obrabotki izobrazheniy podstilayushchey poverkhnosti [Methods of digital processing of images of the underlying surface]. Moscow: Goryachaya liniya-Telekom, 2023, 224 p.
15. *Mikolajczyk K., Schmid C.* A performance evaluation of local descriptors, *IEEE transactions on pattern analysis and machine intelligence*, 2005, pp. 1615-1630.
16. *Tavish Srivastava* Guide to K-Nearest Neighbors Algorithm in Machine Learning. Available at: <https://www.analyticsvidhya.com/articles/knn-algorithm/> (accessed 22 November 2024).
17. *Chen Y., Zhao L., Mei P.* Monochromatic Mutual Nearest Neighbor Queries Over Uncertain Data, In: Sun, X., Pan, Z., Bertino, E. (eds) *Artificial Intelligence and Security. ICAIS 2019, Lecture Notes in Computer Science*, Vol. 11632. Springer, Cham, 2019.
18. *Lee Byeong-Joo & Baskes, M.I. & Kim, Hanchul & Cho, Yang.* Second nearest-neighbor modified embedded atom method potential for BCC transition metals, *Phys. Rev. B*, 2001, 64. 10.1103/PhysRevB.64.184102.
19. *Zhang Y. et al.* Local Adaptive Clustering Based Image Matching for Automatic Visual Identification, *2023 China Automation Congress (CAC)*. IEEE, 2023, pp. 5686-5690.
20. *Debella-Gilo M., Käab A.* Locally adaptive template sizes for matching repeat images of mass movements, *2011 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium, Vancouver, BC, Canada, 2011*, pp. 4281-4284.

Лищенко Егор Владимирович – Южный федеральный университет; e-mail: lishchenkov@gmail.ru; г. Таганрог, Россия; кафедра вычислительной техники; ассистент.

Мельник Эдуард Всеволодович – e-mail: evm17@mail.ru; кафедра вычислительной техники; д.т.н.; профессор.

Матвиенко Александр Сергеевич – e-mail: _matvienko_@mail.ru; аспирант.

Будко Артем Юрьевич – НИИ Робототехники и процессов управления ЮФУ; e-mail: abudko@sfned.ru; г. Таганрог, Россия; к.т.н.; с.н.с.

Lishchenko Egor Vladimirovich – Southern Federal University; e-mail: lishchenkov@gmail.ru; Taganrog, Russia; the Department of Computer Science; assistant.

Melnik Eduard Vsevolodovich – e-mail: evm17@mail.ru; the Department of Computer Science; dr. of eng. sc.; professor.

Matvienko Aleksandr Sergeevich – e-mail: _matvienko_@mail.ru; postgraduate.

Budko Artem Yur'evich – Research and Development Institute of Robotics and Control Systems SFedU; e-mail: abudko@sfned.ru; Taganrog, Russia; cand. of eng. sc.; senior researcher.