ОПТИЧЕСКИЙ ЖУРНАЛ. 2024. Том 91. № 11. С. 24–33
OPTICHESKII ZHURNAL. 2024. V. 91. № 11. P. 24–33
Научная статья
Research Article

Оптический журнал
Формирование, обработка и распознавание изображений
Image formation, processing and recognition

DOI: 10.17586/1023-5086-2024-91-11-24-33
УДК 004.93’11

Детектор ключевых точек для гиперспектральных космических изображений

Георгий Рамазович Касоев

Московский физико-технический институт, Москва, Россия
kasoev.gr@phystech.su *https://orcid.org/0009-0008-5889-2132*

Аннотация

Предмет исследования. Методы поиска ключевых точек в приложении к обработке многоканальных гиперспектральных изображений, полученных аппаратурой космического базирования с оптическим разделением каналов. **Цель работы.** Разработка или модификация детектора ключевых точек, учитывающего специфику гиперспектральных изображений — отличия сенсоров, различный уровень интенсивности и отношения сигнал/шум в каналах. **Метод.** В дополнение к панхроматическому пространственному распределению интенсивности, с которым обычно работают алгоритмы детектирования ключевых точек, используется спектральная информация видимого и инфракрасного диапазонов излучения. **Основные результаты.** В результате литературного анализа выбран детектор, превосходящий аналоги по скорости обработки изображений — *Oriented* FAST *and rotated* BRIEF. Выявлена основная проблема, препятствующая применению данного детектора к изображениям из отдельных спектральных каналов как к изображениям в градациях серого: недостаточный контраст изображений, что приводит к детектированию низкого количества качественных ключевых точек. Увеличено количество распознанных ключевых точек путем добавления спектральной информации в алгоритм обработки. Модификация алгоритма оттестирована на данных космического гиперспектрометра *Hyperion*. Алгоритм сравнивается с обычным детектором *Oriented* FAST *and rotated* BRIEF совместно с гистограммной коррекцией контраста и детектором *Oriented* FAST *and rotated* BRIEF с понижением порога детектирования. Предложенная модификация точнее на 11% и быстрее в среднем на 20%. **Практическая значимость.** Полученный алгоритм послужит основой для совмещения изображений, полученных гиперспектральной камерой с базированием на Международной космической станции с разделенными оптическими каналами видимого и инфракрасного диапазонов излучения.

Ключевые слова: гиперспектрометр, детектор ключевых точек, признаки, сшивка изображений

Благодарность: за помощь в подготовке рукописи — Щербине Глебу Артуровичу.

Ссылка для цитирования: Касоев Г.Р. Детектор ключевых точек для гиперспектральных космических изображений // Оптический журнал. 2024. Т. 91. № 11. С. 24–33. http://doi.org/10.17586/1023-5086-2024-91-11-24-33

Коды OCIS: 100.5760, 100.3008, 100.4145

Feature detector for space hyperspectral images

Georgii R. Kasoev

Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow , Russia

kasoev.gr@phystech.su https://orcid.org/0009-0008-5889-2132

Abstract

Subject of study. Methods of feature detecting with application to processing of multichannel hyperspectral images, obtained with space-based devices specifically with optical split of channels. **Aim of study.** To develop or modify existing feature detector, working under constraints of hyperspectral imaging: different sensors, various absolute levels of intensity and signal-to-noise ratio in different channels. **Method.** Spectral information of visible and infrared range is used to enhance feature detection algorithm, usually working only with panchromatic data. **Main results.** Conducted literature study showed the detector, outperforming in image processing time: Oriented FAST and rotated BRIEF. However, the algorithm is problematic to apply for single spectral channel images as grayscale due to low contrast values of data, which leads to low detection rate of strong features. Number of detected points increased after adding spectral information to the detector. Algorithm was tested on the data of the data of Hyperion. Algorithm is compared to conventional Oriented FAST and rotated BRIEF paired with histogram equalization and Oriented FAST and rotated BRIEF with lowered detection threshold. Proposed algorithm's accuracy is higher by 11% and faster by 20% on average. **Practical significance.** The method obtained in this study will be the basis for stitching images obtained with hyperspectral camera with splitted optical channels for visible and infrared range, based on the International Space Station.

Keywords: hyperspectrometer, feature, feature detector, image stitching

Acknowledgment: Gleb A. Scherbina for assistance in preparing the manuscript.

For citation: Kasoev G.R. Feature detector for space hyperspectral images [in Russian] // Opticheskii Zhurnal. 2024. V. 91. № 11. P. 24–33. http://doi.org/10.17586/1023-5086-2024-91-11-24-33

OCIS codes: 100.5760, 100.3008, 100.4145

ВВЕДЕНИЕ

Гиперспектральная (ГС) аппаратура космического базирования используется для решения ряда научных задач, например, экологического мониторинга [1], дистанционного зондирования Земли [2]. Для изготовления гиперспектральной камеры, воспринимающей излучение и видимой, и инфракрасной (ИК) областей, приходится использовать разные сенсоры из-за неудовлетворительной чувствительности во всем используемом спектральном диапазоне, что приводит к необходимости их оптического разделения. Это возможно сделать, если использовать двухдиапазонную дифракционную решетку [3], либо дихроичное зеркало [4], либо многощелевую [5] оптическую схему, когда оптические каналы видимого и ИК диапазонов используют разные щелевые диафрагмы и дифракционные решетки. В последнем случае линии визирования оптических каналов находятся под углом друг к другу, могут различаться и фокусные расстояния, что приводит к геометрическим различиям изображений в двух оптических каналах. Для формирования полного куба данных (x, y, λ) необходимо совместить эти изображения.

Целью работы является разработка или модификация детектора ключевых точек (КТ), учитывающего специфику ГС изображений — отличия сенсоров, различный уровень интенсивности и отношения сигнал/шум в каналах.

Пусть (p_1, p_2) и (q_1, q_2) — пространственные координаты точек в системах координат изображений, соответствующих двум разным каналам. Между собой они связаны матрицей перспективного преобразования

$$w\begin{bmatrix} q_1 \\ q_2 \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a_1 & a_2 & a_3 \\ b_1 & b_2 & b_3 \\ c_1 & c_2 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} p_1 \\ p_2 \\ 1 \end{bmatrix}, \quad (1)$$

где w — масштабный параметр, связывающий гомогенные координаты с декартовыми. Неизвестные параметры этой системы зависят от оптической схемы прибора, расстояния до поверхности Земли, угла визирования. Однако, даже установив явную функциональную зависимость, можно получить неточное преобразование, так как все перечисленные факторы подвержены влиянию внешней среды: температуры, движения, механических воздействий.

После исключения из системы (1) масштабного параметра получается система из двух уравнений и восьми неизвестных. Значит, имея больше четырех пар точек на изображениях, можно найти параметры преобразования решением переопределенной системы линейных уравнений одним из стандартных методов (в частности, псевдообратная матрица). Таким образом, вместо выведения функциональных зависимостей параметров от факторов внешней среды можно подобрать несколько пар точек, присутствующих на изображении в обоих каналах. Возникает задача поиска и соотнесения таких точек. Алгоритм необходим в приложении к эксперименту на борту Международной космической станции, в связи с чем важно обозначить специфику задачи. Алгоритм должен

• иметь инвариантность детектирования и описания КТ относительно поворота, масштаба и абсолютного значения интенсивности, так как накладываются изображения из разных оптических каналов, в которых разные спектры излучения, разные углы визирования, разные чувствительности сенсоров и разный шум, так как в приборе (рис. 1) используется двухщелевая схема с двумя отдельными дифракционными решетками,

• иметь как можно меньшую вычислительную сложность, так как наложение предполагается делать во время предобработки на бортовой вычислительной мощности,

• использовать как можно меньше априорных данных, так как ГС прибор (рис. 1) управляется оператором в режиме реального времени до применения методов фотограмметрии и географической привязки.

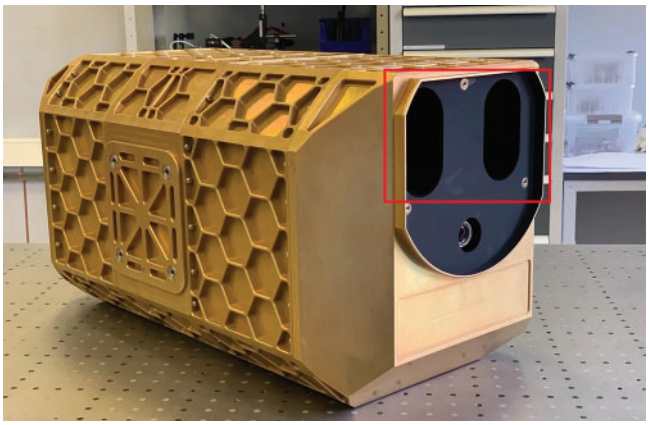


Рис. 1. Двухщелевой гиперспектрометр. В выделенной области входные апертуры каналов видимого и ближнего ИК диапазонов

Fig. 1. Two-slit hyperspectrometer. The entrance pupils of the visible and near infrared channels are located in the highlighted area

ПРИЗНАКОВЫЕ ДЕТЕКТОРЫ

Задача поиска КТ не является новой и существует большое количество методов поиска подобных объектов. Существующие алгоритмы компьютерного зрения способны обнаруживать границы, углы и другие КТ, как правило, связанные с экстремумами распределения сигнала на изображении; в обобщенном смысле — это признаки на изображении, а алгоритмы — признаковые детекторы. Широко известны детекторы HOG[1] [6], SIFT[2] [7], SURF[3] [8], FAST[4] [9], ORB[5] [10], MSR[6] [11]. Перечисленные выше детекторы работают с изображениями в градациях серого. Существуют модификации, обрабатывающие цветные (RGB) изображения — CSIFT [12], CSURF [13]. Данные алгоритмы используют цветовые инварианты [14], теория которых хорошо построена для трехкомпонентных RGB изображений, но не расширена на мульти- и ГС. Метод Кумани с цветовым тензором [15] показывает хорошие результаты, но размерность тензора растет пропорционально количеству каналов.

Стоит отметить алгоритмы детекторов и дескрипторов, созданные специально для ГС данных. Так, SS-SIFT [16] использует спектральную информацию с помощью расчета

[1] *Histogram of oriented gradients.*
[2] *Scale invariant feature transform.*
[3] *Speeded-up robust features.*
[4] *Features from accelerated segment test.*
[5] *Oriented* FAST *and rotated* BRIEF.
[6] *Minimal significant region.*

3D-DoG[7], IAP [17] проводит многоуровневую обработку куба данных (кластеризация каналов, расчет пространственных и спектральных градиентов, построение дескриптора). Алгоритм [18] совмещает последовательное детектирование точек в каждом канале, их наложение и формирование дескриптора с помощью синтетического панхроматического изображения. Есть несколько алгоритмов, основанных на рассмотрении куба гиперспектральных данных как набора элементов геометрической алгебры [19–21]. Все перечисленные алгоритмы находят КТ точнее и стабильнее, чем их «обычные» версии, но также и требуют значительно большего вычислительного времени и объема памяти. Кроме того, некоторые из них ведут поиск КТ в качестве экстремума и в пространстве, и по спектру. В случае совмещения изображений разных спектральных диапазонов это может привести к детектированию точки лишь в одном оптическом канале.

Кроме этого, распространенным способом выделения признаков из ГС изображений является использование методов глубокого обучения и нейросетей [22–24]. Минусом такого подхода является необходимость в обучающей выборке, которая должна быть подготовлена извне (обучение с учителем) либо самим алгоритмом (обучение с самоконтролем).

Исходя из специфики задачи и обзора существующих решений, для исследования выбран детектор ORB, так как он обладает необходимыми свойствами инвариантности, а также быстрее аналогов: на порядок в сравнении с SURF, до двух порядков в сравнении с SIFT в зависимости от конкретных различий в изображениях и модификациях алгоритмов. Как отмечено выше, ORB по умолчанию не использует спектральной информации, поэтому применение без модификаций возможно только с отдельными спектральными каналами, если рассматривать их как изображения в градациях серого. Предлагается модификация алгоритма, включающая в себя спектральные данные, но не теряющая скорости вычислений. Оценка результатов проводится в сравнении с обычным ORB с предобработкой изображений, тестирование — на данных с прибора *Hyperion* уровня обработки L1R (радиометрическая коррекция).

[7] *Difference of Gaussian.*

ПРОБЛЕМА ПРИМЕНЕНИЯ ДЕТЕКТОРА *ORIENTED* FAST *AND ROTATED* BRIEF

Попытки использования ORB для обнаружения признаков на отдельных каналах ГС снимков аппаратуры *Hyperion* привели к низкому количеству регистрируемых точек, вплоть до отсутствия их обнаружения. Причиной является низкий контраст: даже в каналах, в которых отношение сигнал/шум максимально относительно остальных каналов, перепады интенсивности оказались недостаточны. Для обнаружения КТ в детекторе ORB применяется алгоритм FAST

• Рассматривается окружность из 16 пикселов с центром в пикселе-кандидате (рис. 2).

• Пусть интенсивность в пикселе на окружности — I_j, в пикселе-кандидате — I_p. Введем произвольный пороговый параметр t.

• Пиксел-кандидат является КТ, если выполняется одно из двух условий

1. Найдется непрерывная последовательность из N пикселов окружности таких, что $I_j > I_\text{p} + t$.

2. Найдется непрерывная последовательность из N пикселов окружности таких, что $I_j < I_\text{p} + t$.

В нестрогом смысле — это поиск экстремума интенсивности. Параметры подбираются эмпирически, в данной работе они заданы: $N = 9$, $t = 0{,}08$. Эти два параметра балансируют количество и «выраженность» КТ. Если количество точек больше, чем необходимо, они сортируются по убыванию отклика Харриса [25],

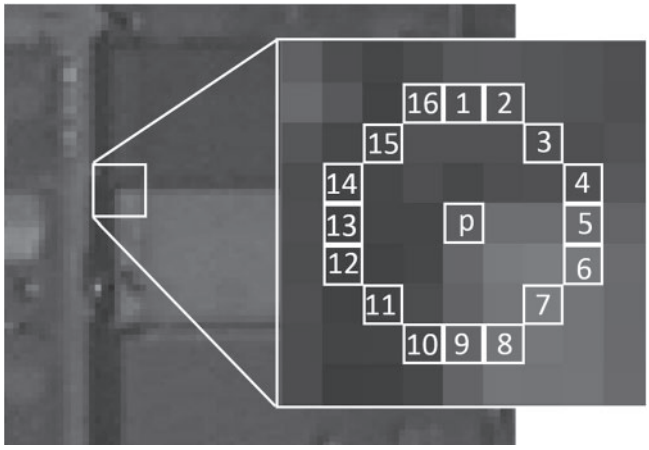


Рис. 2. Схема тестирования FAST. В центре — пиксел-кандидат p

Fig. 2. Fast testing scheme. Pixel-candidate p is in the center

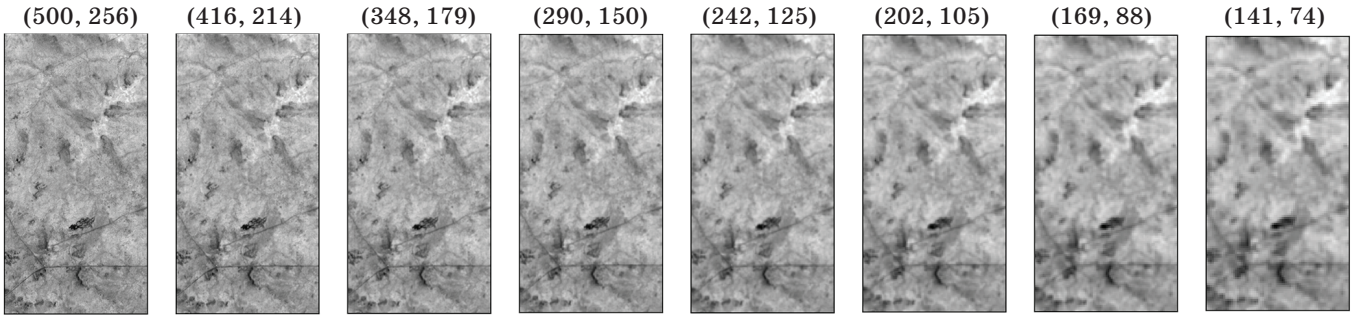


Рис. 3. Пример масштабной пирамиды. Сверху указаны размеры изображений в пикселах
Fig. 3. Example of scale pyramid. Pixel sizes of the images at the title

являющегося характеристикой «выраженности» признака

$$H = \det(M) - ktr(M)^2, \qquad (2)$$

$$M = \begin{bmatrix} \partial^2 I_{\text{p}} / \partial x^2 & \partial^2 I_{\text{p}} / \partial x \partial y \\ \partial^2 I_{\text{p}} / \partial y \partial x & \partial^2 I_{\text{p}} / \partial y^2 \end{bmatrix},$$

где $k \in [0{,}04, 0{,}06]$ — эмпирический параметр. Точки с большим откликом лучше выражены и берутся как ключевые. В ORB этот алгоритм применяется последовательно к компонентам масштабной пирамиды. Масштабная пирамида — переход из распределения интенсивности по пространству $I(x, y)$ в распределение по пространству $L(x, y, \sigma)$ — масштабное пространство [26], где компоненты пирамиды $L(x, y, \sigma)$ рассчитываются последовательным сглаживанием и передискретизацией

$$L(x,y,\sigma) = \\ = \exp\left(-(x^2+y^2)/(2\sigma^2)\right) * I(x,y)/(2\pi\sigma^2). \qquad (3)$$

Здесь * обозначает оператор свертки по координатам (x, y).

В библиотечной реализации ORB [27] изображение последовательно сглаживается гауссовым фильтром с $\sigma = 0{,}4$ и уменьшением размера в 1,2 раза. Пирамида строится из исходного изображения и семи (по умолчанию) последовательных сглаживаний (рис. 3). Этот процесс необходим для достижения масштабной инвариантности КТ: последовательная фильтрация деталей фильтром низких частот позволяет находить признаки разных размеров. Полученные КТ получают в соответствие 256-битную бинарную строку, сформированную на основе алгоритма признакового дескриптора BRIEF [28].

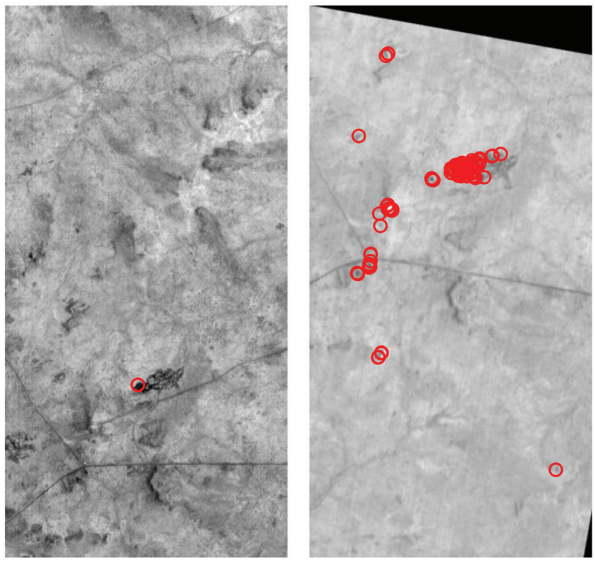


Рис. 4. Найденные КТ с $N = 6$, $t = 0{,}02 I_{\text{p}}$
Fig. 4. Detected features with $N = 6$, $t = 0.02 I_{\text{p}}$

Есть несколько вариантов решения проблемы контраста. Очевидным решением является гистограммная коррекция, например CLAHE [29]. Также можно повысить чувствительность детектора к КТ с помощью FAST-параметров N, t. Коррекция гистограммы вносит дополнительные математические операции, что приведет к увеличению вычислительной сложности и времени обработки, что критично в рамках данной задачи. В зависимости от конкретной реализации гистограммная коррекция имеет вычислительную сложность $O(N^2)$, $O(N)$ (здесь N — количество пикселов

в изображении). Оптимизация FAST-параметров приводит к увеличению количества детектированных точек, но алгоритм становится более восприимчив к шуму (рис. 4). Существенная часть совмещения таких точек будет ошибочной, из-за чего вычисленная матрица преобразования будет неточной. Следовательно, оба решения противоречат выдвинутым требованиям, поэтому необходимо альтернативное решение. Предлагается использовать в дополнение к пространственным данным спектральные.

МЕТОД И МОДЕЛИРОВАНИЕ

Предлагается построение спектральной пирамиды: вместо последовательной гауссовой фильтрации использовать в качестве компонент пирамиды передискретизированные изображения из различных спектральных каналов (рис. 5). Гипотетически это позволит

- как и в обычном алгоритме, находить КТ, описываемые инвариантно в разных масштабах,
- находить КТ, более устойчивые к шуму, так как изображения в разных каналах зашумлены по-разному,
- находить КТ, присутствующие во всем спектре, а значит, с большей вероятностью находить пару в другом оптическом канале.

Возникает задача выбора спектральных каналов. В данной работе каналы сортируются по убыванию средней попарной корреляции (коэффициента Пирсона) с остальными каналами в диапазоне

$$c_{ij} = \frac{\sum (X_i - \overline{X_i})(X_j - \overline{X_j})}{\sqrt{\sum (X_i - \overline{X_i})^2 \sum (X_j - \overline{X_j})^2}}, \quad (4)$$

$$c_i = \sum_{j=1}^{L} c_{ij} / L. \quad (5)$$

В формуле (4) X_i — распределение интенсивности в i-ом канале, а суммирование проводится по всем пикселам. Чем больше значение величины (5), тем полнее информация в канале в сравнении с другими; всего каналов L.

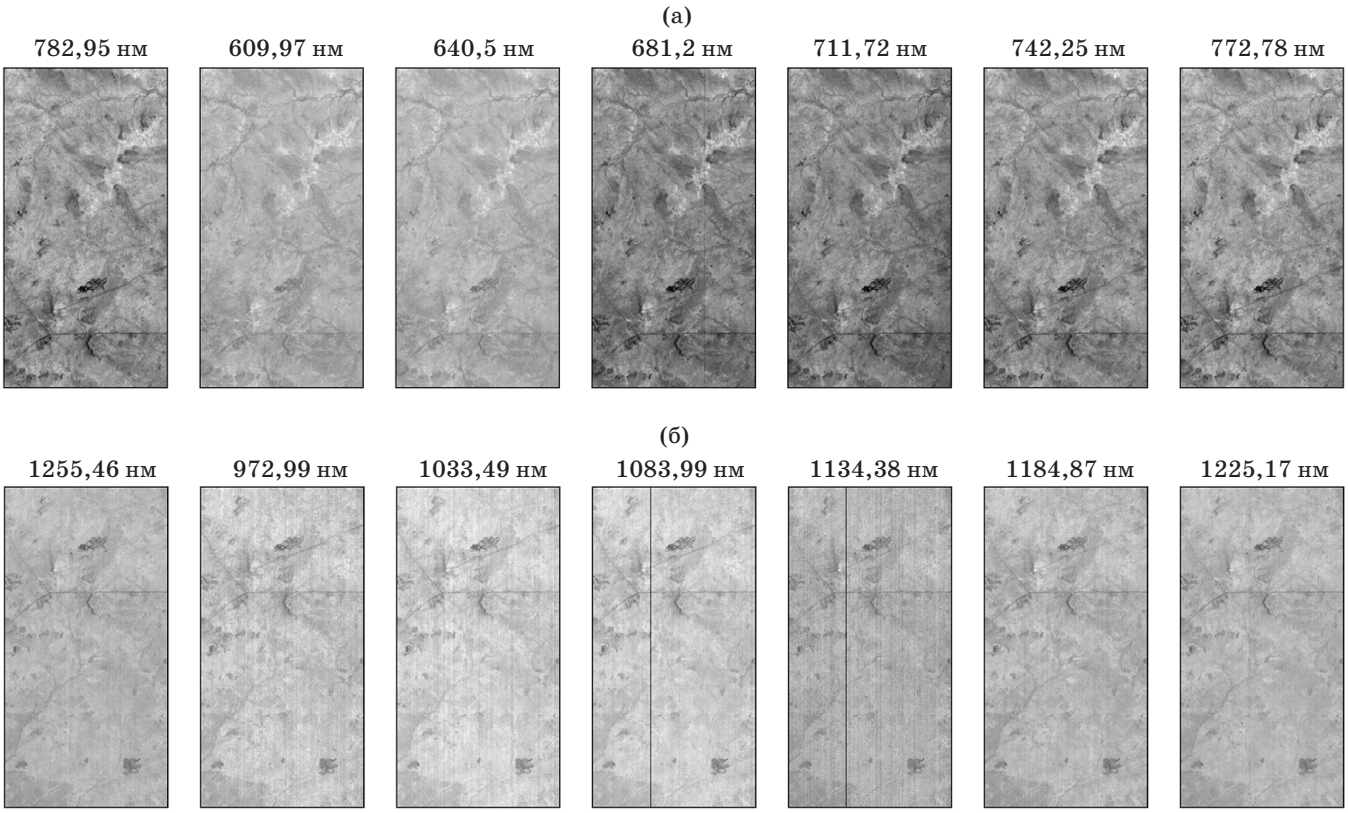


Рис. 5. Примеры выбора каналов в видимом (а) и ближнем ИК (б) диапазонах (указана центральная длина волны)

Fig. 5. Examples of chosen channels in (а) the visible and (б) near infrared ranges with specified central wavelength

Для спектральной пирамиды выбираются первые m каналов в сортировке. Для тестирования обычного ORB выбирается первый канал. Проводится сравнение трех подходов: модифицированного ORB со спектральными данными (далее SORB), обычного ORB с предварительной гистограммной коррекцией (далее histORB) и обычного ORB с уменьшением параметров (N, t) (далее sensORB).

Тестирование осуществляется на радиометрически скорректированных данных с прибора *Hyperion*, каналы которого были сгруппированы в соответствии сенсорам: диапазон 416–905 нм (сенсор VNIR, в данном случае соответствующий видимому диапазону спектра) и 912–1598 нм (сенсор SWIR, ближний ИК диапазон). В снимки одного из диапазонов вносятся случайные сдвиги, повороты до 10°, сжатие/растяжение. Выборка составляет 200 снимков, включающих разные сцены (пустыни, горы, равнины, леса и др.). Алгоритмы детектируют КТ в двух диапазонах, между которыми строятся пары соответствий с помощью расстояния Хэмминга (побитового сравнения бинарных строк). Сравнение проводится по следующим результатам:

1. количество найденных пар КТ N_{total} в зависимости от размера пирамиды m,

2. количество верно совмещенных пар КТ N_{true} (возможно определить, так как преобразование (1) известно) в зависимости от размера пирамиды m,

3. относительная точность $\text{Acc} = N_{\text{true}}/N_{\text{total}}$ в зависимости от размера пирамиды m,

4. время t в миллисекундах в зависимости от количества пикселов N в одном спектральном канале.

РЕЗУЛЬТАТЫ

Проведенное исследование показывает, что SORB значительно превосходит sensORB в 3-х метриках из 4-х (рис. 6, 7). Если размер спектральной пирамиды мал, SORB также превосходит или незначительно уступает histORB в количестве найденных и истинных пар, однако превосходит в точности и времени выполнения: преимущество в точности составляет до 11% в сравнении с абсолютной точностью (рис. 6), а вычислительное время уменьшается на 14–30% в зависимости от количества пикселов в одном изображении в среднем на 20% (рис. 7). Найденное SORB количество КТ позволяет успешно совместить изображения (рис. 8, 9).

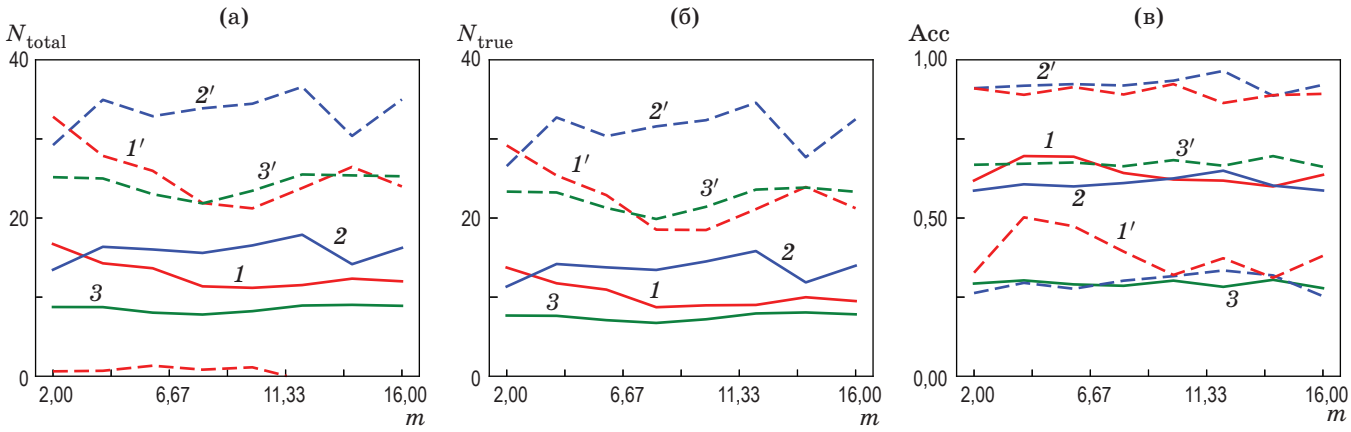


Рис. 6. Сравнение алгоритмов. Количество найденных пар КТ N_{total} (а), количество верно совмещенных пар КТ N_{true} (б), относительная точность $\text{Acc} = N_{\text{true}}/N_{\text{total}}$ (в) в зависимости от размера пирамиды m. Средние значения характеристик SORB — *1*, histORB — *2*, sensORB — *3*. Штриховые линии показывают верхнюю и нижнюю границы диапазона одного стандартного отклонения соответственно номерам кривых. Если нижняя граница проходит ниже нуля, она не включается в рисунок

Fig. 6. Algorithm comparison. (a) The number of key points found pairs N_{total}, (б) the number of key points correctly matched pairs N_{true}, (в) the relative accuracy $\text{Acc} = N_{\text{true}}/N_{\text{total}}$ depending on the pyramid size m. Performance indices mean values of (*1*) SORB, (*2*) hist ORB, (*3*) sensORB. The dashed lines show the upper and lower limits of the range of one standard deviation, corresponding to the curve numbers. If the lower limit is below zero, it is not included in the figure

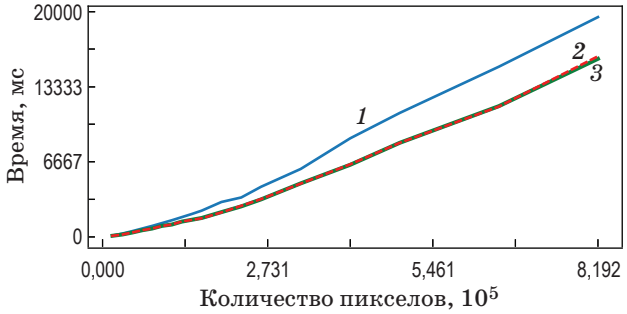


Рис. 7. Сравнение времени выполнения алгоритмов histORB (*1*), SORB (*2*), sensORB (*3*)

Fig. 7. Algorithm time performance comparison of (*1*) histORB, (*2*) SORB, (*3*) sensORB

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Совмещение изображений из разных оптических каналов многощелевой гиперспектральной камеры возможно на основе только изображений, без априорной информации о взаимном расположении фотоприемников и угла визирования. Для этого необходимы пары КТ, по которым возможно рассчитать матрицу преобразования координат одного изображения в координаты другого. В сравнении с прочими традиционными методами обнаружения КТ детектор ORB показывает бóльшую скорость обработки информации, что критично

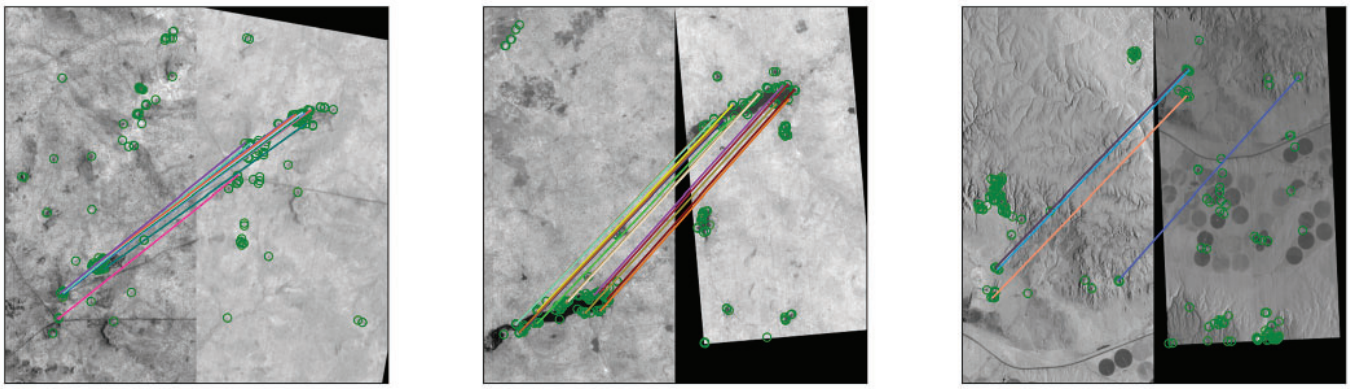


Рис. 8. Примеры работы ORB со спектральной пирамидой. В каждой паре слева — канал видимого диапазона, справа — ближнего ИК диапазона

Fig. 8. Examples of ORB output with using the spectral pyramid. For each pair: on the left — visible range channel, on the right — near infrared range channel

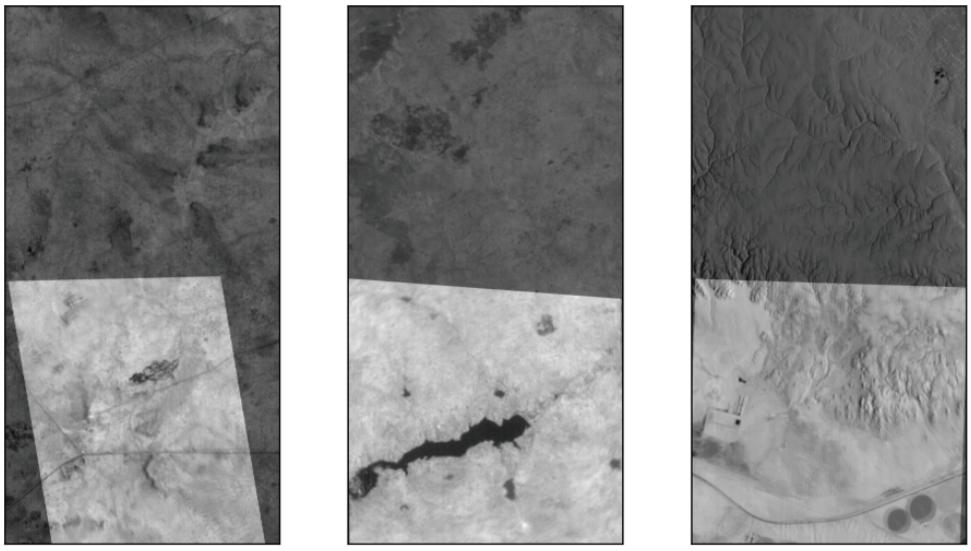


Рис. 9. Совмещенные изображения. Затемненная область — снимок канала видимого диапазона, светлая область — ближнего ИК

Fig. 9. Overlayed images. Shaded region is visible range image, bright region is near infrared range image

для предобработки изображений на борту космического аппарата. Детектор ORB предназначен для выделения признаков на изображениях в градациях серого. Низкий контраст изображений из отдельных спектральных каналов приводит к малому количеству найденных КТ и их ненадежности. Предложена модификация ORB, использующая спектральную информацию в масштабном представлении — SORB. Сравниваются результаты работы модификации ORB в зависимости от размера спектрально-масштабной пирамиды m с двумя обычными методами: ORB с предварительной гистограммной коррекцией (histORB), ORB со сниженным порогом обнаружения (sensORB). Исследование показало, что SORB значительно превосходит sensORB по всем параметрам кроме времени, превосходит histORB в точности на 11% при $m \leq 8$, являясь в среднем на 20% быстрее.

Результат данной работы откроет возможность для создания программного обеспечения, совмещающего ГС снимки из разделенных оптических каналов научной аппаратуры «Гиперспектрометр» [30] сразу же после съемки при использовании прибора оператором. Дальнейшее повышение точности детектирования и количества точек планируется за счет алгоритма подбора спектральных каналов.

СПИСОК ИСТОЧНИКОВ

1. Tasseron P., van Emmerik T., Peller J., et al. Advancing floating macroplastic detection from space using experimental hyperspectral imagery // Remote Sens. 2021. V. 13. № 12. P. 2335. https://doi.org/10.3390/rs13122335
2. Григорьев А.Н., Шилин Б.В. Анализ сезонных изменений спектральных характеристик компонентов ландшафта по данным космического видеоспектрометра Hyperion // Оптический журнал. 2013. Т. 80. № 6. С. 43–47.
   Grigor'ev A.N., Shilin B.V. Analysis of seasonal variations of the spectral characteristics of landscape components, using the data of the Hyperion space video spectrometer // J. Opt. Technol. 2013. V. 80. № 6. P. 360. https://doi.org/10.1364/JOT.80.000360
3. Blank V.A., Podlipnov V.V., Skidanov R.V. A dual-range diffraction grating for imaging hyperspectrometer based on the Offner scheme // J. Phys.; Conf. Ser. 2018. V. 1096. P. 012131. https://doi.org/10.1088/1742-6596/1096/1/012131
4. Pearlman J., Barry P., Segal C., et al. Hyperion, a space-based imaging spectrometer // Geoscience and Remote Sensing, IEEE Trans. 2003. V. 41. P. 1160–1173. https://doi.org/10.1109/TGRS.2003.815018
5. Щербина Г.А. Макет многощелевой космической гиперспектральной камеры дистанционного зондирования природных аквасистем // Дисс. канд. техн. наук. М.: Институт прикладной геофизики им. акад. Е.К. Фёдорова, 2018. 153 с.
   Scherbina G.A. Model of space multislit hyperspectral camera for remote sensing of natural aquasystems [in Russian] // PhD (Engineering) thesis. Moscow: E.K. Fedorov Institute of Applied Geophysics, 2018. 153 p.
6. Dalal N., Triggs B. Histograms of oriented gradients for human detection // 2005 IEEE Computer Soc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR'05). San Diego, CA, USA. 2005. V. 1. P. 886–893. https://doi.org/10.1109/CVPR.2005.177
7. Lowe D.G. Object recognition from local scale-invariant features // Proc. 7th IEEE Internat. Conf. Computer Vision. Kerkyra, Greece. 1999. V. 2. P. 1150–1157. https://doi.org/10.1109/ICCV.1999.790410
8. Bay H., Tuytelaars T., Van Gool L. SURF: Speeded up robust features // Lecture Notes in Computer Sci. Berlin: Springer, 2006. V. 3951. https://doi.org/10.1007/11744023_32
9. Rosten E., Drummond T. Machine learning for high-speed corner detection // Lecture Notes in Computer Sci. Berlin: Springer, 2006. V. 3951. https://doi.org/10.1007/11744023_34
10. Rublee E., Rabaud V., Konolige K., et al. ORB: An efficient alternative to SIFT or SURF // 2011 Internat. Conf. Computer Vision. Barcelona, Spain. 2011. P. 2564–2571. https://doi.org/10.1109/ICCV.2011.6126544
11. Hong Fan, Qiang Wang, Yun Luo, et al. Abnormal railway fastener detection using minimal significant regions and local binary patterns (Обнаружение дефектов в клеммных креплениях рельсов с использованием минимальных значимых областей и локальных бинарных шаблонов) [на англ. яз.] // Оптический журнал. 2019. Т. 86. № 12. С. 65–75. http://doi.org/10.17586/1023-5086-2019-86-12-65-75
    Hong F., Qiang W., Yun L., et al. Abnormal railway fastener detection using minimal significant regions and local binary patterns // J. Opt. Technol. 2019. V. 86. № 12. P. 799. http://dx.doi.org/10.1364/JOT.86.000799
12. Abdel-Hakim A.E., Farag A.A. CSIFT: A SIFT descriptor with color invariant characteristics // 2006 IEEE Computer Soc. Conf. Computer Vision and Pattern Recognition. New York, USA. 2006. P. 1978–1983. https://doi.org/10.1109/CVPR.2006.95
13. Chu D.M., Smeulders A.W.M. Color invariant SURF in discriminative object tracking // Trends and Topics in Computer Vision: ECCV 2010. Lecture Notes in Computer Sci. Berlin, Heidelberg: Springer, 2012. V. 6554. P. 62–75. https://doi.org/10.1007/978-3-642-35740-4_6
14. Geusebroek J.M., van den Boomgaard R., Smeulders A.W.M., et al. Color invariance // IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence. 2001. V. 23(12). P. 1338–1350. https://doi.org/10.1109/34.977559
15. Иванов П.И., Маничев А.Э., Потапов А.С. Методы выделения контуров и описания ключевых точек при сопоставлении цветных изображений // Оптический журнал. 2010. Т. 77. № 11. С. 43–50.
    Ivanov P.I., Manichev A.E., Potapov A.S. Methods of distinguishing contours and describing key points when comparing color images // J. Opt. Technol. 2010. V. 77.

№ 11. P. 690–696. https://doi.org/10.1364/JOT.77.000690
16. Al-Khafaji S.L., Zhou J., Zia A., et al. Spectral-spatial scale invariant feature transform for hyperspectral images // IEEE Trans. Image Proc. 2017. V. 27(2). P. 837–850. https://doi.org/10.1109/TIP.2017.2749145
17. Hong D., Wu X., Ghamisi P., et al. Invariant attribute profiles: A spatial-frequency joint feature extractor for hyperspectral image classification // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2020. V. 58(6). P. 3791–3808. https://doi.org/10.1109/TGRS.2019.2957251
18. Yan Z., Wu Z. Stacked local feature detector for hyperspectral image // The Internat. Archives of the Photogrammetry, Remote Sensing and Spatial Information Sci. 2020. V. 43. P. 495–500. https://doi.org/10.5194/isprs-archives-XLIII-B3-2020-495-2020
19. Li Y., Liu W., Huang Q., et al. GA-SIFT: A new scale invariant feature transform for multispectral image using geometric algebra // Information Sci. 2014. V. 281. P. 559–572. https://doi.org/10.1016/j.ins.2013.12.022
20. Wang R., Shi Y., Cao W. GA-SURF: A new speeded-up robust feature extraction algorithm for multispectral images based on geometric algebra // Pattern Recognition Lett. 2019. V. 127. P. 11–17. https://doi.org/10.1016/j.patrec.2018.11.001
21. Wang R., Zhang W., Shi Y., et al. GA-ORB: A new efficient feature extraction algorithm for multispectral images based on geometric algebra // IEEE Access. 2019. V. 7. P. 71235–71244. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2019.2918813
22. Zhang X., Liao P., Chen G., et al. Distinguishable keypoint detection and matching for optical satellite images with deep convolutional neural networks // Internat. J. Appl. Earth Observation and Geoinformation. 2022. V. 109. P. 102795. https://doi.org/10.1016/j.jag.2022.102795
23. Shi Y., Lei J., Yin Y., et al. Discriminative feature learning with distance constrained stacked sparse autoencoder for hyperspectral target detection // IEEE Geoscience and Remote Sensing Lett. 2019. V. 16(9). P. 1462–1466. https://doi.org/10.1109/LGRS.2019.2901019
24. Ma T., Xing Y., Gong D., et al. A deep learning-based hyperspectral keypoint representation method and its application for 3D reconstruction // IEEE Access. 2022. V. 10. P. 85266–85277. https://doi.org/10.1109/ACCESS.2022.3197183
25. Harris C., Stephens M. A combined corner and edge detector // Alvey Vision Conf. 1988. V. 15. № 50. P. 10–5244.
26. Lindeberg T. Scale-space theory in computer vision. New York: Springer New York. 424 p. https://doi.org/10.1007/978-1-4757-6465-9
27. Электронный ресурс URL: https://scikit-image.org/docs/stable/api/skimage.feature.html#skimage.feature.ORB (skimage.feature — skimage 0.22.0 documentation).
Electronic resource URL: https://scikit-image.org/docs/stable/api/skimage.feature.html#skimage.feature.ORB (skimage.feature — skimage 0.22.0 documentation).
28. Calonder M., Lepetit V., Strecha C., et al. BRIEF: Binary robust independent elementary features // Lecture Notes in Computer Sci. Berlin: Springer, 2010. V. 6314. https://doi.org/10.1007/978-3-642-15561-1_56
29. Pizer S.M., Amburn E.P., Austin J.D., et al. Adaptive histogram equalization and its variations // Computer Vision, Graphics, and Image Proc. 1987. V. 39. P. 355–368. https://doi.org/10.1016/S0734-189X(87)80186-X
30. Беляев М.Ю., Коротков Д.М., Кузьмичев А.С. и др. Дистанционное зондирование Земли с российского сегмента МКС с использованием перспективной научной аппаратуры гиперспектрометр // Тез. докл. XVII всеросс. конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». Москва, Россия. 11–15 ноября 2019.
Belyaev M.Y., Korotkov D.M., Kuzmichev A.S., et al. Earth remote sensing using perspective scientific instrument hyperspectrometer based on the Russian segment of the ISS // XVII Rus. conf. “Current problems in remote sensing of the Earth from space” (Abstracts of reports). Moscow, Russia. November 11–15, 2019.

АВТОР
Георгий Рамазович Касоев — аспирант, Московский физико-технический институт, Москва, 117303, Россия; https://orcid.org/0009-0008-5889-2132; kasoev.gr@phystech.su

AUTHOR
Georgii R. Kasoev — PhD Student, Moscow Institute of Physics and Technology, Moscow, 117303, Russia; https://orcid.org/0009-0008-5889-2132; kasoev.gr@phystech.su

Статья поступила в редакцию 19.12.2023
Одобрена после рецензирования 15.05.2024
Принята к печати 30.09.2024

The article was submitted to the editorial office 19.12.2023
Approved after review 15.05.2024
Accepted for publication 30.09.2024