
АЭРОКОСМИЧЕСКИЕ ИССЛЕДОВАНИЯ ЗЕМЛИ, ФОТОГРАММЕТРИЯ/AEROSPACE RESEARCH OF THE EARTH, PHOTOGRAMMETRY

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93> EDN: DVMSFI**ОПРЕДЕЛЕНИЕ ОПТИМАЛЬНОЙ КОМБИНАЦИИ СПЕКТРАЛЬНЫХ КАНАЛОВ ДЛЯ ОПРЕДЕЛЕНИЯ ТИПОВ ЗЕМЛЕПОЛЬЗОВАНИЯ С ПОМОЩЬЮ РАССТОЯНИЯ ДЖЕФФРИСА-МАТУСИТЫ**

Научная статья

Фам Д.^{1,*}¹ ORCID : 0009-0000-7429-584X;¹ Московский государственный университет геодезии и картографии, Москва, Российская Федерация

* Корреспондирующий автор (lopmaybay[at]mail.ru)

Предложена: 29.04.2026; Принята: 26.06.2026; Опубликовано: 17.07.2026

Аннотация

В статье рассматривается проблема оптимизации признакового пространства при автоматизированной классификации типов землепользования и почвенно-растительного покрова (LULC) по данным дистанционного зондирования Земли. Современные мультиспектральные снимки предоставляют огромный объем данных, однако использование избыточного количества каналов и индексов часто приводит к информационной перегрузке, увеличению вычислительных затрат и снижению точности дешифрирования из-за корреляции признаков. Целью данного исследования является определение оптимальных комбинаций спектральных каналов и индексов для максимально точного выделения природных и техногенных объектов с использованием расстояния Джеффриса-Матуситы (JM) в качестве количественной меры статистической разделимости. Экспериментальная часть работы выполнена на сложном гетерогенном участке прибрежного города Хайфон (Вьетнам), включающем разнообразные классы покрытия (городская застройка, сельское хозяйство, леса, карьеры, водные объекты). На основе данных спутника Sentinel-2 с применением облачной платформы Google Earth Engine были рассчитаны и проанализированы 13 исходных спектральных каналов и 166 вегетационных индексов для 11 выделенных классов ландшафтного покрова. В результате исследования были получены значения расстояния JM для 55 пар классов и отобраны 33 наиболее эффективных индекса, обеспечивающих максимальную разделимость конкретных объектов. Выявлено, что водные объекты обладают наивысшей степенью разделимости от остальных классов. В то же время, спектрально схожие объекты, такие как скалистые горы и каменные карьеры, а также различные типы лесов, демонстрируют низкую разделимость, что требует применения других методов классификации.

Ключевые слова: землепользование и земной покров (LULC), отбор признаков, расстояние Джеффриса-Матуситы, Sentinel-2, Google Earth Engine (GEE), спектральные индексы, дистанционное зондирование Земли (ДЗЗ).

DETERMINATION OF THE OPTIMAL COMBINATION OF SPECTRAL CHANNELS FOR DETERMINING LAND USE TYPES USING THE JEFFRIES-MATUSITA DISTANCE

Research article

Pham D.^{1,*}¹ ORCID : 0009-0000-7429-584X;¹ Moscow State University of Geodesy and Cartography, Moscow, Russian Federation

* Corresponding author (lopmaybay[at]mail.ru)

Suggested: 29.04.2026; Accepted: 26.06.2026; Published: 17.07.2026

Abstract

This article addresses the problem of feature space optimization in the automated classification of Land Use and Land Cover (LULC) using remote sensing data. While modern multispectral imagery provides vast amounts of data, utilizing a redundant number of bands and indices frequently leads to information overload, higher computational costs, and reduced classification accuracy due to feature correlation. This study aims to determine the optimal combinations of spectral bands and indices to accurately distinguish natural and anthropogenic objects, employing the Jeffries-Matusita (JM) distance as a quantitative measure of statistical separability. The experiments were conducted in a complex, heterogeneous coastal area of Hai Phong city (Vietnam), encompassing diverse land cover classes (urban built-up, agriculture, forests, quarries, and water bodies). Using Sentinel-2 satellite data and the Google Earth Engine cloud platform, 13 original spectral bands and 166 vegetation indices were calculated and analyzed across 11 defined land cover classes. Consequently, JM distance values were computed for 55 class pairs, leading to the selection of the 33 most effective indices that ensure maximum separability of specific objects. The results revealed that water bodies exhibit the highest degree of separability from other classes. Conversely, spectrally similar objects—such as rocky mountains and stone quarries, as well as different forest types—demonstrate low separability, thereby requiring specific index combinations. The proposed methodology for the systematic selection of spectral features significantly reduces data dimensionality, eliminates information noise, and improves the overall accuracy of automated mapping in complex environments.

Keywords: Land Use and Land Cover (LULC), feature selection, Jeffries-Matusita (JM) distance, Sentinel-2, Google Earth Engine (GEE), spectral indices, remote sensing.

Введение

Классификация землепользования/почвенно-растительного покрова (LULC) играет чрезвычайно важную роль во многих научных и прикладных областях. Она является основой для мониторинга окружающей среды, устойчивого управления природными ресурсами и разработки планов городского развития, основанных на надежных научных данных [1]. Изображения дистанционного зондирования, особенно полученные со спутников наблюдения Земли, стали бесценным источником данных. Они предоставляют согласованную информацию, охватывают большие площади и обладают способностью собирать повторяемые данные с течением времени, что позволяет эффективно отслеживать и анализировать изменения в поверхностном покрове.

В процессе анализа изображений дистанционного зондирования Земли для классификации покрытий ключевую роль играет выбор оптимальных спектральных каналов. Современные мультиспектральные и суперспектральные изображения содержат большой объем информации, варьирующийся от десятков до сотен различных спектральных каналов. Однако не все эти спектральные каналы предоставляют полезную информацию для конкретной задачи классификации. Многие спектральные полосы могут подвергаться воздействию помех из-за атмосферных факторов или из-за характеристик самого датчика, или иметь высокую корреляцию с другими спектральными полосами, что приводит к информационной перегрузке и увеличению ненужной вычислительной нагрузки [2].

Выбор оптимального подмножества спектральных полос не только снижает размерность данных, тем самым снижая вычислительные затраты и увеличивая скорость обработки, но, что более важно, может значительно повысить точность результатов классификации за счет устранения зашумленных спектральных полос, которые не несут полезной различающей информации [3]. И наоборот, неправильный выбор или невнимательное использование всех спектральных диапазонов может привести к неточным результатам классификации, снижая ценность данных дистанционного зондирования.

Существует множество различных методов выбора спектральных диапазонов, от простых методов, основанных на статистике (например, анализ ключевых компонент, оптимальный индексный фактор, преобразованная дивергенция, расстояние Джеффриса-Матуситы), до сложных алгоритмов машинного обучения (например, случайный лес, метод опорных векторов – устранение рекурсивных признаков SVM-RFE) и передовых методов глубокого обучения (например, методы на основе сверточных нейронных сетей или автоэнкодера) [4], [5], [6], [7], [8]. Очевидно, что не существует универсального метода. Выбор метода зависит от многих факторов, таких как характеристики данных, цели классификации, доступные ресурсы и особенно характеристики территории.

Что касается характеристики территории, некоторые индексы хорошо выделяют один тип объекта на одной территории, но плохо выделяют его на другой местности. Например, NDBI хорошо различает строения от воды или растительности, но плохо выделяет строения на территории с каменным карьером. Тень, каменный уголь и вода также часто имеют одинаковые отражательные характеристики в многих спектральных каналах. Возникает вопрос определить лучшие индексы для отделения всех пар разных типов ландшафтного покрытия.

Из существующих методов расстояние Джеффриса-Матуситы (JM) имеет очень высокую возможность интерпретации результатов, обеспечивает количественную меру дифференциации классов [9], поэтому в данном исследовании, мы используем этот метод для создания методики определения лучших комбинации классификации ландшафтного покрытия на конкретной территории.

Методы и материалы

Исследование проводилось на участке (15x15 км) прибрежного города Хайфона (северно-восточной части Вьетнам), характеризующейся разнообразием ландшафтного покрытия (рис.1). На данной территории есть реки, озера, городские застройки, сельскохозяйственные земли, промышленные участки, скалистые горы без лесов, болота, леса, каменные карьеры, что делает ее сложной территорией для автоматической классификации.

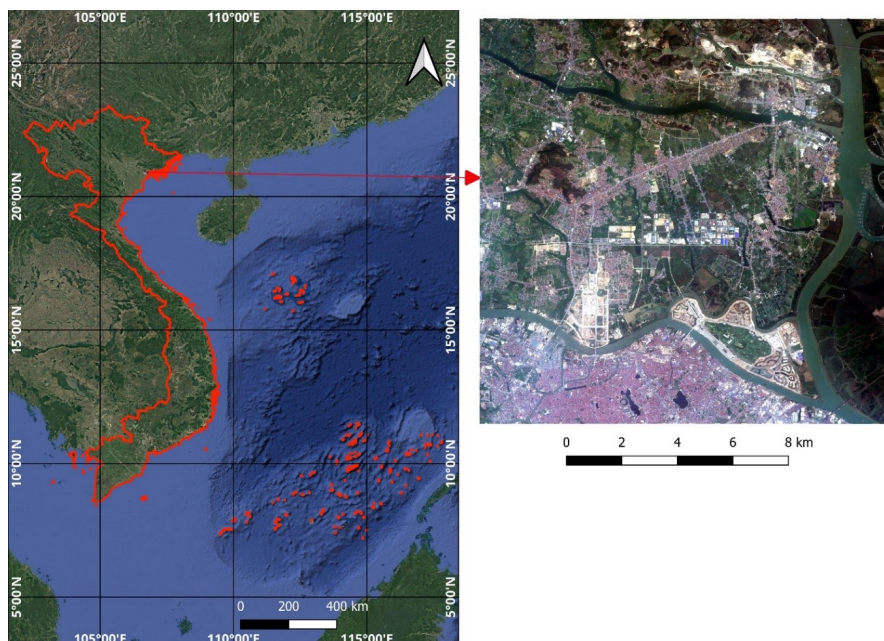


Рисунок 1 - Территория исследования
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.1>

Примечание: Sentinel-2, 20 марта 2025 года

В работе был использован снимок Sentinel-2 от 20 марта 2025 года, соответствующий уровню обработки Level-2 в проекции UTM 48E зоны. Исходный 13-канальный снимок получен и его 166 индексных изображений рассчитаны с помощью Google Earth Engine (листинг можно смотреть по ссылке <https://code.earthengine.google.com/601f285e0fa331dff6822110b26ead3e>). Использование GEE позволило получить, классифицировать и обработать большой массив данных ДЗЗ в автоматическом режиме, что привело к значительной экономии времени и трудовых ресурсов [10]. Список 166 неповторимых по формулировке спектральных индексов был составлен по исходному списку из 248 индексов, предоставленных на сайте [11].

Помеченные обучающие данные составляются авторами в программе ArcGIS Pro на основе снимков Google Earth 2025 года, снимков БПЛА и наземных данных, собранных автором на местности в августе 2024 года. Были выделены 11 классов ландшафтного покрытия (таб. 1).

Исходные космические снимки, геометрии всех классов и исходный код обработки (в среде Google Collab) в процессе исследования опубликованы на сайте https://huggingface.co/datasets/lopmybay/sentinel2_Haiphongcity_2025/tree/main.

Для сравнения точности разделения двух классов в изображении дистанционного зондирования используем индекс Джеффриса-Матуситы (JM) — популярную меру в обработке изображений дистанционного зондирования для оценки способности разделения между классами (чем выше индекс JM (ближе к 2), тем легче различить два класса).

Таблица 1 - Название классов ландшафтного покрытия и их объем в исследовании

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.2>

№	Класс	Количество пикселей
1	Водные поверхности	16671344
2	Скалистые горы без лесов	1600618
3	Многолетнее растение (деревья)	422798
4	Карьер каменный	1373109
5	Другие виды растительности (кусты, галофит)	1204312
6	Лес солёнолюбивый	1891493
7	Лес широколиственный	1974191
8	Населённые пункты	21474809
9	Однолетнее растение	2377836
10	Промышленные строения	9186459
11	Неиспользуемые земли (Пустые) земли	732110

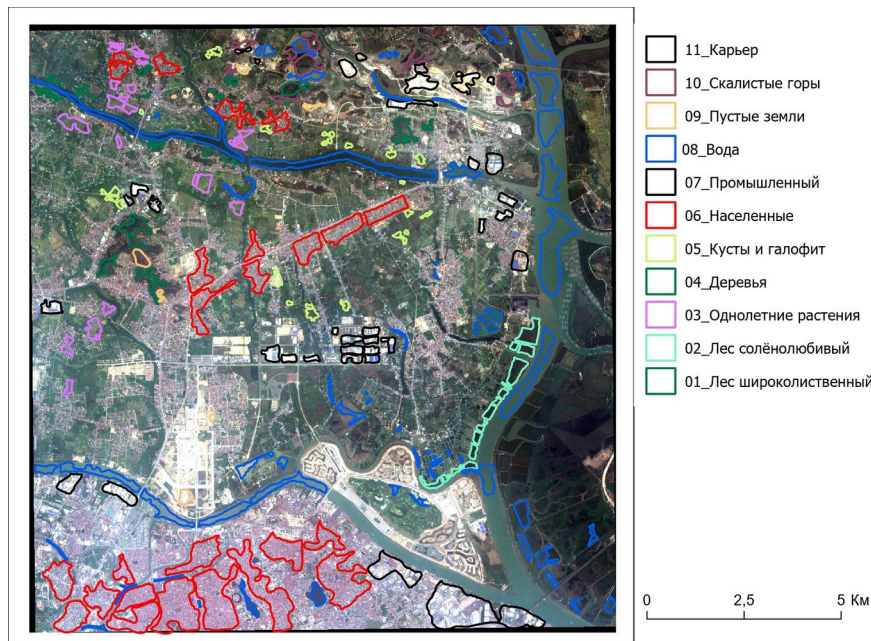


Рисунок 2 - Распределение образцов 11 классов ландшафтного покрытия

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.3>

По сути, расстояние JM является преобразованием расстояния Бхаттачарьи. Расстояние Бхаттачарьи само по себе измеряет степень перекрытия между двумя статистическими выборками. Преобразование в расстояние JM дает такие преимущества, как наличие фиксированного интервала значений. Расстояние JM основано на расстоянии Бхаттачарьи, его теоретическая основа вытекает из измерения «перекрытия» или «близости» распределений вероятностей. Такая интерпретация вероятности является ключевым отличием от чисто геометрических расстояний, таких как евклидовы расстояния.

Для космических оптических снимков распределение значений пикселей одного класса ландшафтного покрытия в каждом канале в основном является нормальным распределением. Поэтому в этом исследовании мы используем форму расстояния Джеффриса-Матуситы в случае одномерных нормальных распределений.

Расстояние Бхаттачарьи ($B(p, q)$) для непрерывных распределений p и q определяется как:

$$D_B(p, q) = -\ln(BC(p, q)) \quad (1)$$

где $BC(p, q)$ – коэффициент Бхаттачарьи:

$$BC(p, q) = \int \sqrt{p(x)q(x)} dx \quad (2)$$

Если даны два одномерных нормальных распределения p, q со средним μ_1, μ_2 и дисперсией σ_1, σ_2 соответственно, то расстояние Бхаттачарьи между ними вычисляется по формуле:

$$D_B(p, q) = \frac{1}{4} \frac{(\mu_1 - \mu_2)^2}{\sigma_1^2 + \sigma_2^2} + \frac{1}{2} \ln \left(\frac{\sigma_1^2 + \sigma_2^2}{2\sigma_1\sigma_2} \right), \quad (3)$$

Отсюда расстояние JM может быть рассчитано следующим образом:

$$JM = 2(1 - e^{-D_B}) \text{ для } JM \in (0, 2), \quad (4)$$

Чем ближе значение расстояния JM к нулю, тем меньше разделимость между классами. С другой стороны, чем ближе значение расстояния JM к 2, тем выше разделимость между классами. Следующие пороги значения часто используются для интерпретации разделимости, их можно менять в зависимости от исходных данных и цели исследований:

- $JM > 1,9$ – отличная разделимость;
- $1,7 < JM \leq 1,9$ – хорошая разделимость;
- $JM \leq 1,7$ – плохая разделимость.

В этом исследовании для каждого канала и каждой пары классов ландшафтного покрытия выполняем следующие вычисления:

1. Вычисление средних значения (μ_1, μ_2) и дисперсий (σ_1, σ_2) каждого распределения значений пикселей каждого класса соответственно.
2. Вычисление расстояния Бхаттачарьи (DB) между двумя распределениями.
3. Вычисление расстояния Джеффриса-Матуситы (JM) от DB.



Рисунок 3 - Схема основных этапов исследования
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.4>

Результат

В результате исследования получен всех значений расстояния Джеффриса-Матуситы для 55 пар классов для 13 исходных каналов и 166 индексов. Из полученного результата выбрали лучшие индексов для того, чтобы различать 2 разных классов (таб. 2.). В таблице 2 сокращения индексы представляются по структуре: [Пространственное разрешение_Сокращение названия индекса].

Таблица 2 - Лучшие индексы для разделения пар классов

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.5>

№	Пара классов	Сокращения	JM	Формула в виде Javascript кода
1	Вода-Горы	20_SIWSI	1,999	$(B8A - B11) / (B8A + B11);$
2	Вода-Деревья	20_Gossan	1,998	$B11 / B04;$
3	Вода-Карьер	20_FerrousSilicates	1,999	$B12 / B11;$
4	Вода-Кусты	20_Gossan	1,987	$B11 / B04;$
5	Вода-Лес солёнолюбивый	20_SRMIR-Red	1,996	$B12 / B04;$
6	Вода-Лес широколиственный	20_B8A	1,999	$B8A$
7	Вода-Населенные	20_SR800-2170	1,999	$B08 / B12;$
8	Вода-Однолетнее	10_PSNDC2	1,978	$(B08 - B02) / (B08 + B02);$
9	Вода-Промышленный	20_SR833-1649	1,999	$B08 / B11;$
10	Вода-Пустые земли	20_SR800-2170	1,999	$B08 / B12;$
11	Горы-Деревья	20_AFRI1600	1,424	$B08 - 0.66 * B11 / (B08 + 0.66 * B11);$

№	Пара классов	Сокращения	JM	Формула в виде Javascript кода
12	Горы-Карьер	20_MCARI-OSAVI	0,44	$((B05 - B04) - 0.2 * (B05 - B03) * (B05 / B04)) / ((1.0 + 0.16) * (B08 - B04) / (B08 + B04 + 0.16));$
13	Горы-Кусты	20_MCARI-OSAVI	1,015	$((B05 - B04) - 0.2 * (B05 - B03) * (B05 / B04)) / ((1.0 + 0.16) * (B08 - B04) / (B08 + B04 + 0.16));$
14	Горы-Лес солёнолюбивый	20_SRMIR-Red	1,465	$B12 / B04;$
15	Горы-Лес широколиственный	60_mSR	1,538	$(B08 - B01) / (B04 - B01);$
16	Горы-Населенные	60_B1	1,742	$B1$
17	Горы-Однолетнее	20_AFRI1600	178	$B08 - 0.66 * B11 / (B08 + 0.66 * B11);$
18	Горы-Промышленный	20_Maccioni	1,571	$(B07 - B05) / (B07 - B04);$
19	Горы-Пустые земли	10_VARIgreen	0,833	$(B03 - B04) / (B03 + B04 - B02);$
20	Деревья-Карьер	10_NormR	1,988	$B04 / (B08 + B04 + B03);$
21	Деревья-Кусты	60_mSR	1,22	$(B08 - B01) / (B04 - B01);$
22	Деревья-Лес солёнолюбивый	20_CARI2	1,844	$((((B05 - B03) / 150.0 * B04 + B04 + B03 - (a_{13} * B03))^{**2})^{**0.5} / (((a_{13}^{**2.0}) + 1.0)^{**0.5})) * (B05 / B04);$
23	Деревья-Лес широколиственный	20_CCCI	0,256	$((B08 - B05) / (B08 + B05)) / ((B08 - B04) / (B08 + B04));$
24	Деревья-Населенные	20_FerrousSilicates	1,879	$B12 / B11;$
25	Деревья-Однолетнее	60_AVI	1,198	$2.0 * B09 - B04;$
26	Деревья-Промышленный	20_RSR	1,773	$B08 / B04 * MIR_{max_138} - B12 / MIR_{max_138} - MIR_{min_138};$
27	Деревья-Пустые земли	20_RDI	1,872	$B12 / B08;$
28	Карьер-Кусты	10_NormR	1,738	$B04 / (B08 + B04 + B03);$
29	Карьер-Лес солёнолюбивый	10_VARIgreen	1,998	$(B03 - B04) / (B03 + B04 - B02);$
30	Карьер-Лес широколиственный	10_NormR	1,998	$B04 / (B08 + B04 + B03);$
31	Карьер-Населенные	10_mCRIG	1,387	$((B02^{**}(-1.0)) - (B03^{**}(-1.0))) * B08;$
32	Карьер-Однолетнее	20_SAVImir	1,999	$(B08 - B12) * (1.0 + L_{141}) / (B08 +$

№	Пара классов	Сокращения	JM	Формула в виде Javascript кода
				$B12 + L_{141}$);
33	Карьер-Промышленный	20_Maccioni	1,424	$(B07 - B05) / (B07 - B04)$;
34	Карьер-Пустые земли	10_IF	1,414	$(2.0 * B04 - B03 - B02) / (B03 - B02)$;
35	Кусты-Лес солёнолюбивый	20_BRI	1,586	$(1.0 / B03 - 1.0 / B05) / B08$;
36	Кусты-Лес широколиственный	10_TSAVI2	1,715	$(a_{240} * B08 - a_{240} * B04 - b_{240}) / (B04 + a_{240} * B08 - a_{240} * b_{240})$;
37	Кусты-Населенные	20_Alteration	1,573	$B11 / B12$;
38	Кусты-Однолетнее	10_TSAVI2	1,656	$(a_{240} * B08 - a_{240} * B04 - b_{240}) / (B04 + a_{240} * B08 - a_{240} * b_{240})$;
39	Кусты-Промышленный	10_SIP13	1,686	$(B08 - B02) / (B08 - B04)$;
40	Кусты-Пустые земли	20_Alteration	1,464	$B11 / B12$;
41	Лес солёнолюбивый-Лес широколиственный	20_B11	1,426	$B11$
42	Лес солёнолюбивый-Населенные	20_IR700	1,997	$(B05^{**}(-1.0))$;
43	Лес солёнолюбивый-Однолетнее	20_CRI700	1,992	$(B02^{**}(-1.0)) - (B05^{**}(-1.0))$;
44	Лес солёнолюбивый-Промышленный	10_VARIgreen	1,762	$(B03 - B04) / (B03 + B04 - B02)$;
45	Лес солёнолюбивый-Пустые земли	20_GVMI	1,969	$((B08 + 0.1) - (B12 + 0.02)) / ((B08 + 0.1) + (B12 + 0.02))$;
46	Лес широколиственный-Населенные	20_NDSI	1,995	$(B11 - B12) / (B11 + B12)$;
47	Лес широколиственный-Однолетнее	20_CARI2	1,579	$(((((B05 - B03) / 150.0 * B04 + B04 + B03 - (a_{13} * B03))^{**2})^{**0.5} / (((a_{13}^{**2.0}) + 1.0)^{**0.5})) * (B05 / B04)$;
48	Лес широколиственный-Промышленный	20_Alteration	1,861	$B11 / B12$;
49	Лес широколиственный-Пустые земли	20_NDSI	1,986	$(B11 - B12) / (B11 + B12)$;
50	Населенные-Однолетнее	20_NDSI	1,995	$(B11 - B12) / (B11 + B12)$;
51	Населенные-	10_IF	1,517	$(2.0 * B04 - B03 -$

№	Пара классов	Сокращения	JM	Формула в виде Javascript кода
	Промышленный			$B02 / (B03 - B02);$
52	Населенные-Пустые земли	60_mSR	0,945	$(B08 - B01) / (B04 - B01);$
53	Однолетнее-Промышленный	20_SLAVI	1,961	$B08 / (B04 + B12);$
54	Однолетнее-Пустые земли	20_SAVImir	1,996	$(B08 - B12) * (1.0 + L_{141}) / (B08 + B12 + L_{141});$
55	Промышленный-Пустые земли	10_IF	1,219	$(2.0 * B04 - B03 - B02) / (B03 - B02);$

Сокращение названия индекса в основном взято из списка на сайте базы индексов. Поскольку многие индексы имеют одинаковую форму, их надо было сгруппировать, выбрать только один из них. Некоторые сокращенные названия выбраны авторами, их формы можно найти в указанном выше листинге Google Earth Engine. Пространственное разрешение зависит от состава формулы индекса, в том числе разрешение 10м имеют индексы, которые содержат только каналы B2, B3, B4 или B8; разрешение 20м имеют индексы с каналами B5, B6, B7, B8A, B11, B12; а разрешение 60м имеют индексы с каналами B1, B9, B10 в формуле.

Например, для пары классов Вода-Горы, 20_SIWSI обозначает что индекс SIWSI имеет разрешение 20 метров и очень высокое значение расстояния Джеффриса-Матуситы между водой и горами (1,999). Всего 33 индекса выделены для того, чтобы различать 55 пар классов, их изображения представляются на рис. 6 с значениями пикселей в интервале растяжка 3%-97%, линейная.

Как сказано выше, используемая в этом исследовании форма расстояния JM только имеет значение тогда, когда распределение значений пикселей каждого класса является ближе к нормальным (распределение Гаусса). Поэтому нужно проверить форму распределения каждого канала гистограммами и их визуализацией. Некоторые индексы имеют значения JM близко к 2, но на самом деле их изображения имеют плохой контраст, их гистограммы тоже не являются распределением Гаусса. На рис. 4 и рис. 5 показаны примеры гистограмм индексов.

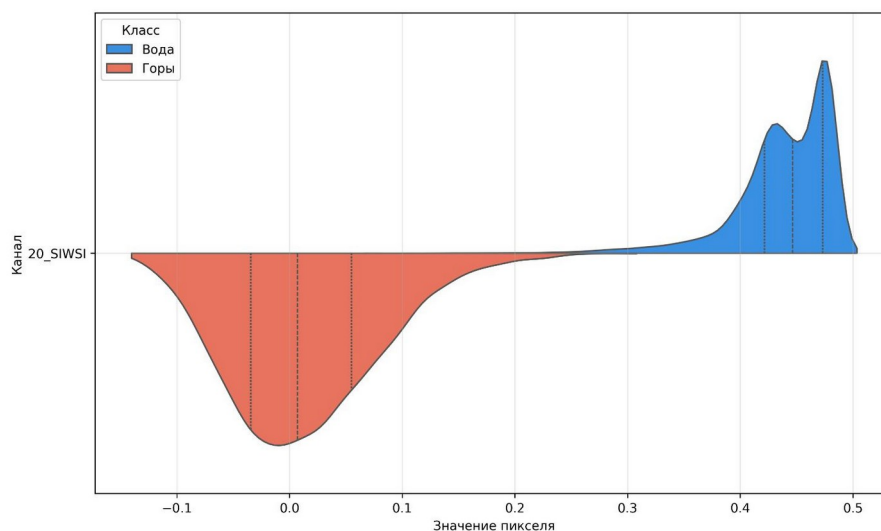


Рисунок 4 - Гистограмма пары классов «Вода–Горы» со значением расстояния JM = 1,999

DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.6>

Вода имеет самую высокую возможность различать от всех других классов, в то время «Горы-Карьер» и «Деревья-Лес широколиственный» имеет самую низкую возможность различать друг от друга. Это объясняется тем, что их физические характеристики и цвета почти одинаковые. Для их различий лучше использовать комбинации каналов или технологии ИИ, объектно-ориентированные подходы классификации.

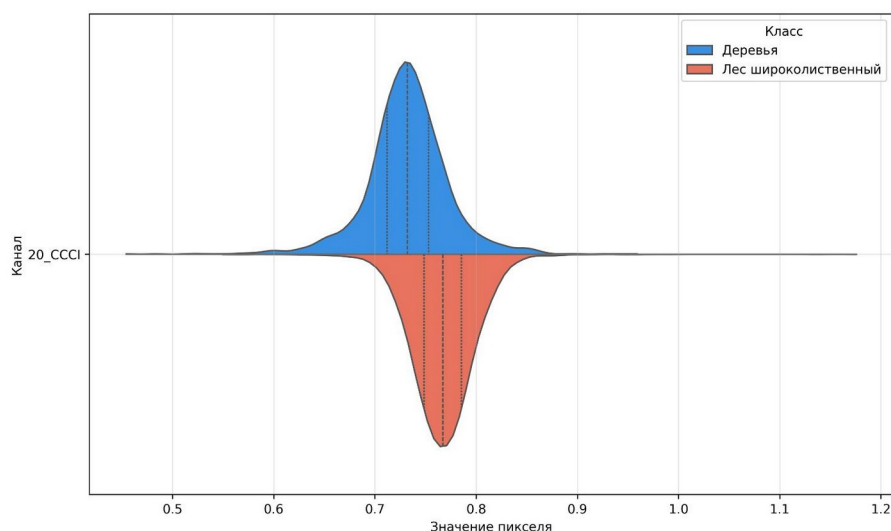


Рисунок 5 - Гистограмма пары классов «Деревья-Лес широколиственный» со значением расстояния JM = 0,256
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.7>

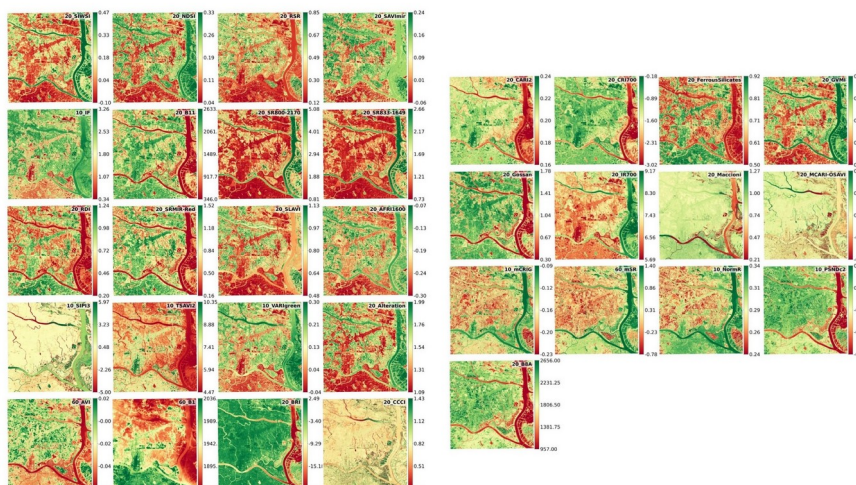


Рисунок 6 - Изображения 33 выбранных индексов для того, чтобы различать 55 пар классов в исследовании
DOI: <https://doi.org/10.60797/IRJ.2026.169.93.8>

Заключение

В результате проведенного исследования по оценке 13 исходных спектральных каналов и 166 индексов с помощью расстояния Джеффриса-Матуситы (JM) для 11 выделенных классов ландшафтного покрытия (таблица 2), были сформулированы следующие выводы:

1. Высокая разделяемость контрастных объектов: наилучшие результаты спектрального разделения достигаются при выделении водных поверхностей. Индексы, такие как 20_SIWSI (для пары Вода-Горы, JM = 1,999) или 20_FerrousSilicates (Вода-Карьер, JM = 1,999), обеспечивают практически идеальную разделяемость объектов.
2. Проблема разделения спектрально схожих классов: объекты с одинаковыми физико-химическими характеристиками демонстрируют критически низкую разделяемость. Например, для пар «Горы — Карьер» (индекс 20_MCARI-OSAVI дает JM = 0,440) и «Деревья — Лес широколиственный» (индекс 20_CCCI дает JM = 0,256) традиционный попиксельный анализ оптических индексов оказывается малоэффективным.
3. Оптимальный метод и комбинация для выделения объектов: исследование доказало, что *не существует единого универсального спектрального канала или индекса*, способного достоверно выделить все природные и техногенные объекты одновременно. Наилучшим подходом для решения этой задачи является гибридная (комплексная) методология, включающая в себя:

Использование специфических комбинаций признаков: применение 33 отобранных на основе расстояния JM наилучших индексов для попарного разделения базовых контрастных классов.

Для преодоления ограничений при выделении сложных пар (например, скалистых гор и каменных карьеров или разных типов лесов) спектральные индексы необходимо комбинировать с технологиями искусственного интеллекта (ИИ) и объектно-ориентированными подходами классификации (OBIA). Это позволяет анализировать не только цвет и

отражательную способность пикселей, но и геометрические, текстурные и пространственные особенности объектов на местности.

Конфликт интересов

Не указан.

Рецензия

Все статьи проходят рецензирование. Но рецензент или автор статьи предпочли не публиковать рецензию к этой статье в открытом доступе. Рецензия может быть предоставлена компетентным органам по запросу.

Conflict of Interest

None declared.

Review

All articles are peer-reviewed. But the reviewer or the author of the article chose not to publish a review of this article in the public domain. The review can be provided to the competent authorities upon request.

Список литературы / References

1. Irfan A. Land Use and Land Cover Classification with Deep Learning-Based Fusion of SAR and Optical Data / A. Irfan, Y. Li, G. Sun // *Remote Sensing*. — 2025. — Vol. 17. — P. 1298. — DOI: 10.3390/rs17071298.
2. Baisantriy M. Band selection using segmented pca and component loadings for hyperspectral image classification / M. Baisantriy, A.K. Sao // *IGARSS 2019 – 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. — 2019. — P. 3812–3815.
3. Rodarmel C. Principal Component Analysis for Hyperspectral Image Classification / C. Rodarmel, J. Shan // *Surveying and Land Information Systems*. — 2002. — Vol. 62, № 2. — P. 115–122.
4. Sovann C. Importance of Spectral Information, Seasonality, and Topography on Land Cover Classification of Tropical Land Cover Mapping / C. Sovann, S. Olin, A. Mansourian [et al.] // *Remote Sensing*. — 2025. — Vol. 17, № 9. — P. 1551. — DOI: 10.3390/rs17091551.
5. Beauchemin M. On Statistical Band Selection for Image Visualization / M. Beauchemin, K. Fung // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. — 2001. — Vol. 67. — P. 571–574.
6. Dabboor M. The Jeffries–Matusita distance for the case of complex Wishart distribution as a separability criterion for fully polarimetric SAR data / M. Dabboor, S. Howell, J. Shokr // *International Journal of Remote Sensing*. — 2014. — Vol. 35. — P. 1–14. — DOI: 10.1080/01431161.2014.960614.
7. Asortse I. Land use classification of satellite images with convolutional neural networks (CNNs) / I. Asortse, J.C. Stewart, G.A. Davis // *Issues in Information Systems*. — 2024. — URL: https://doi.org/10.48009/2_iis_2024_122 (accessed: 29.04.2026).
8. Benali S. Fractal Autoencoder-Based Unsupervised Hyperspectral Bands Selection for Remote Sensing Land-Cover Classification / S. Benali, M. Larabi, D. Attaf // *Engineering Proceedings*. — 2023. — Vol. 304. — DOI: 10.3390/ASEC2023-15879.
9. Mausel P.W. Optimum band selection for supervised classification of multispectral data / P.W. Mausel // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. — 1990. — Vol. 56, № 1. — P. 55–60.
10. Ковязин В.Ф. Мониторинг земель лесного фонда провинции Кон Тум Вьетнама по данным дистанционного зондирования Земли / В.Ф. Ковязин, Ч.А. Нгуен, Т.Ч. Нгуен // *Геодезия и картография*. — 2023. — Т. 84, № 8. — С. 57–64. — DOI: 10.22389/0016-7126-2023-998-8-57-64. — EDN: ZNMITL.
11. Henrich V. Development of an online indices database: Motivation, concept and implementation / V. Henrich, A. Jung, C. Gotze [et al.] // *6th EARSeL Imaging Spectroscopy SIG Workshop Innovative Tool for Scientific and Commercial Environment Applications*. — Tel Aviv, Israel, 2009.

Список литературы на английском языке / References in English

1. Irfan A. Land Use and Land Cover Classification with Deep Learning-Based Fusion of SAR and Optical Data / A. Irfan, Y. Li, G. Sun // *Remote Sensing*. — 2025. — Vol. 17. — P. 1298. — DOI: 10.3390/rs17071298.
2. Baisantriy M. Band selection using segmented pca and component loadings for hyperspectral image classification / M. Baisantriy, A.K. Sao // *IGARSS 2019 – 2019 IEEE International Geoscience and Remote Sensing Symposium*. — 2019. — P. 3812–3815.
3. Rodarmel C. Principal Component Analysis for Hyperspectral Image Classification / C. Rodarmel, J. Shan // *Surveying and Land Information Systems*. — 2002. — Vol. 62, № 2. — P. 115–122.
4. Sovann C. Importance of Spectral Information, Seasonality, and Topography on Land Cover Classification of Tropical Land Cover Mapping / C. Sovann, S. Olin, A. Mansourian [et al.] // *Remote Sensing*. — 2025. — Vol. 17, № 9. — P. 1551. — DOI: 10.3390/rs17091551.
5. Beauchemin M. On Statistical Band Selection for Image Visualization / M. Beauchemin, K. Fung // *Photogrammetric Engineering & Remote Sensing*. — 2001. — Vol. 67. — P. 571–574.
6. Dabboor M. The Jeffries–Matusita distance for the case of complex Wishart distribution as a separability criterion for fully polarimetric SAR data / M. Dabboor, S. Howell, J. Shokr // *International Journal of Remote Sensing*. — 2014. — Vol. 35. — P. 1–14. — DOI: 10.1080/01431161.2014.960614.
7. Asortse I. Land use classification of satellite images with convolutional neural networks (CNNs) / I. Asortse, J.C. Stewart, G.A. Davis // *Issues in Information Systems*. — 2024. — URL: https://doi.org/10.48009/2_iis_2024_122 (accessed: 29.04.2026).



8. Benali S. Fractal Autoencoder-Based Unsupervised Hyperspectral Bands Selection for Remote Sensing Land-Cover Classification / S. Benali, M. Larabi, D. Attaf // Engineering Proceedings. — 2023. — Vol. 304. — DOI: 10.3390/ASEC2023-15879.
9. Mausel P.W. Optimum band selection for supervised classification of multispectral data / P.W. Mausel // Photogrammetric Engineering and Remote Sensing. — 1990. — Vol. 56, № 1. — P. 55–60.
10. Kovyazin V.F. Monitoring zemel' lesnogo fonda provintsii Kon Tum V'yetnama po dannym distantsionnogo zondirovaniya Zemli [Monitoring of forest fund lands of Kon Tum province of Vietnam based on Earth remote sensing data] / V.F. Kovyazin, C.A. Nguyen, T.C. Nguyen // Geodeziya i kartografiya [Geodesy and Cartography]. — 2023. — Vol. 84, № 8. — P. 57–64. — DOI: 10.22389/0016-7126-2023-998-8-57-64. — EDN: ZNMITL. [in Russian]
11. Henrich V. Development of an online indices database: Motivation, concept and implementation / V. Henrich, A. Jung, C. Gotze [et al.] // 6th EARSeL Imaging Spectroscopy SIG Workshop Innovative Tool for Scientific and Commercial Environment Applications. — Tel Aviv, Israel, 2009.