

## Перспективы использования псевдоцветных композитов при анализе многолетних временных рядов спутниковых данных в задаче оценки состояния растительного покрова

А. Г. Терехов<sup>1</sup>, Г. Н. Сагатдинова<sup>1</sup>, Р. И. Мухамедиев<sup>1</sup>,  
И. Ю. Савин<sup>2,3</sup>, Е. Н. Амиргалиев<sup>1</sup>, С. Б. Саиров<sup>4</sup>

<sup>1</sup> *Институт информационных и вычислительных технологий  
Алматы, 050010, Казахстан  
E-mail: aterekhov1@yandex.ru*

<sup>2</sup> *Почвенный институт им. В. В. Докучаева, Москва, 119017, Россия  
E-mail: savin\_iyu@esoil.ru*

<sup>3</sup> *Институт экологии РУДН, Москва, 115093, Россия  
E-mail: savin\_iyu@esoil.ru*

<sup>4</sup> *РГП «Казгидромет», Астана, 010000, Республика Казахстан  
E-mail: sairov\_s@meteo.kz*

Спутниковые снимки и рассчитанный на их основе вегетационный индекс NDVI (*англ.* Normalized Differences Vegetation Index) часто используются для мониторинга состояния растительного покрова, и в настоящее время накоплен значительный объём такой информации. При обработке больших временных рядов спутниковых сцен в ряде случаев возникают математические трудности, например при кластеризации данных. Решением проблемы может служить параметризация данных спутникового мониторинга. Для каждой пиксельной позиции сотни значений NDVI из спутниковых сцен могут быть сведены к трём характерным функциональным параметрам, в частности к экстремуму NDVI и среднему многолетнему значению NDVI, а также ещё к одной дополнительной характеристике. Это открывает дорогу для построения псевдоцветных композитных изображений и последующей их кластеризации любыми стандартными алгоритмами. В данном исследовании рассматривался южный регион Казахстана общей площадью более 700 тыс. км<sup>2</sup>. Временной ряд карт NDVI, полученных на основе данных Sentinel-2 (разрешение 10 м) за период апрель–октябрь 2018–2022 гг. (около 160 покрытий), служил основой для описания состояния растительного покрова с использованием Google Earth Engine. В качестве дополнительного параметра использовался многолетний максимум индекса засоления почв VSSI (*англ.* Vegetation Soil Salinity Index). Создавалось псевдоцветное композитное RGB-изображение, в котором в канал Red был загружен многолетний максимум индекса засоления почв VSSI, в канал Green — многолетний максимум NDVI, а в канал Blue — среднее многолетнее значение NDVI за апрель–октябрь. Изображение отображало состояние растительности исследуемого региона с отделением сельскохозяйственной растительности от естественной и с детальным ранжированием поливной пашни по особенностям развития сельскохозяйственных культур. Эта информация может служить основой для последующей кластеризации данных с целью анализа состояния растительности юга Казахстана при решении различных прикладных задач. В качестве примера приведены результаты оценки засоленности поливной пашни Кызылкумского сельского округа Жетысайского р-на Туркестанской обл. Казахстана, выполненной с помощью неконтролируемой (ISODATA) классификации псевдоцветного изображения. Полученные результаты продемонстрировали перспективность такого метода анализа и уточнили результаты, ранее полученные с помощью спутниковых данных MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer).

**Ключевые слова:** дистанционное зондирование, Sentinel-2, временной ряд спутниковых сцен, состояние растительности, засоление почв, облако точек, псевдоцветной композит

Одобрена к печати: 27.09.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-51-66

## Введение

В настоящее время накоплен значительный объём данных с природно-ресурсных спутников в каналах оптического диапазона. Некоторые спутниковые системы, например Landsat (разрешение 30 м) с 16-дневным периодом обновления, продолжают работать уже более 40 лет. Другие, например MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) (разрешение от 250 м), функционируют с 2000 г., но дают ежесуточную информацию. Современные системы спутникового мониторинга свободного доступа, в частности Sentinel-2 (разрешение 10 м), работают с 2016 г. и имеют период обновления от 3–5 дней.

Растительность — один из наиболее важных компонентов подстилающей поверхности. Спутниковый мониторинг растительности весьма востребован (Eamus et al., 2016; Roerink et al., 2003; Sami et al., 2020; Woodward, Lomas, 2004). Для описания состояния растительности используются различные спутниковые спектральные индексы (Hatfield et al., 2019; Xue, Su, 2017). Наиболее известным вегетационным индексом представляется NDVI (*англ.* Normalized Differences Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс) (Huang et al., 2021). Его популярность и широкое использование связаны с тем, что NDVI весьма чувствителен к параметрам зелёного листового покрытия и может быть рассчитан с помощью любого мультиспектрального датчика в видимом и ближнем инфракрасном диапазонах. NDVI рассчитывается по формуле:

$$NDVI = (NIR - RED) / (NIR + RED),$$

где NIR (*англ.* near infrared) и Red — физические коэффициенты отражения в ближней инфракрасной и красной частях спектра. Для NDVI разработано множество продуктов свободного доступа, различающихся пространственно-временными характеристиками и алгоритмами коррекции помех от облачного покрова (Li et al., 2021).

Растительный покров и его реакция на изменение окружающей среды являются предметом огромного числа научных исследований, включая, например, связи между характеристиками вегетации и параметрами центров действия атмосферы (Терехов и др., 2020). В последнее время значительное количество работ посвящено анализу временных рядов спутниковых данных с использованием классических и новых методов кластеризации (Chelali et al., 2021; Interdonato et al., 2019; Pelletier et al., 2019; Stoian et al., 2019; Yavariabdi, Kusetogullari, 2017).

Состояние растительности аридных территорий контролируется условиями увлажнения, которые весьма изменчивы (Харазми и др., 2016). Относительно влажные сезоны чередуются с засушливыми, что приводит к существенным различиям в состоянии растительного покрова. В связи с этим объективные показатели состояния растительности должны опираться на многолетние данные. Анализ многолетних спутниковых данных, а это сотни покрытий, весьма громоздок. Стандартные методы автоматической классификации и некоторые виды регрессионного анализа плохо работают при анализе фазового пространства признаков (спутниковых сцен) с размерностью от 100 и выше (Petitjean et al., 2012; Xi et al., 2019). Более современные методы машинного обучения способны работать с таким объёмом первичной информации, но требуют специальных упрощений и большого объёма обучающей выборки (Chelali et al., 2021; Colomines et al., 2022; Gite, Gupta, 2023). Качественная разметка спутниковых данных, состоящих из сотен покрытий, представляет собой сложную проблему. Для гипермерного фазового пространства признаков, формируемого при стандартном анализе сотен спутниковых покрытий, практически любое доступное число обучающих примеров станет с математической точки зрения недостаточным для детальной оценки внутренней корреляционной структуры исходных данных. Помимо этого, при мониторинге растительности с помощью NDVI обычной видится ситуация, когда входные параметры коррелированы. То есть состояние растительности в момент времени  $t + 1$  зависит от его состояния в момент  $t$ . Мультиколлинеарность (наличие корреляции между факторами) приводит к неустойчивостям при оценке признаков, т. е. оценки признаков будут иметь большую дисперсию и отличаться для разных выборок (Gunst, Webster, 1975). В результате точность оценок ухудшается, что осложняет интерпретацию влияния тех или иных параметров на целевую переменную.

Таким образом, снижение размерности фазового пространства входных переменных при анализе временных рядов спутниковых сцен выступает необходимым действием. В случае растительного покрова эмпирические знания о его динамике можно использовать для кардинального снижения размерности фазового пространства признаков. Многолетний мониторинг значений NDVI каждого пикселя изображения может быть представлен в виде облака точек (рис. 1). Использование характерных моментов такого облака точек в качестве параметров, описывающих состояние растительного покрова, предоставляет возможность в каждом пикселе свести сотни значений NDVI из спутниковых покрытий к нескольким ключевым характеристикам. Такая трансформация открывает возможности для визуализации массива полученных данных через псевдоцветные композитные изображения (Doi, 2016) и снимает многие математические проблемы последующей интеллектуальной обработки данных.

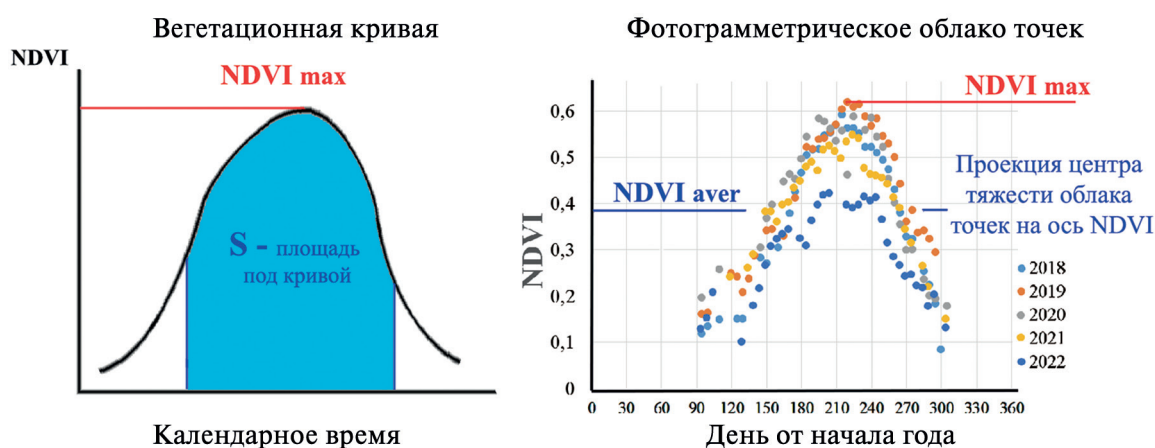


Рис. 1. Типичные виды средней многолетней вегетационной кривой и облака точек спутникового мониторинга с соответствующими характерными моментами

Целью настоящего исследования была разработка принципов построения псевдоцветных композитных изображений на базе больших временных серий спутниковых сцен. Псевдоцветное композитное изображение весьма полезно для экспертного анализа территорий и может использоваться для последующего интеллектуального анализа состояния растительности. Обзорные продукты на базе спутниковых данных, характеризующие многолетнее состояние растительного покрова, могут существенно улучшить понимание экспертами происходящих на поверхности Земли процессов, а также служить основой при решении различных прикладных задач, для которых необходимы знания о состоянии растительного покрова (Шинкаренко, Барталев, 2020, 2022).

### Территория исследования и исходные данные

Исследование касалось территории южного Казахстана (Кзыл-Ординская, Туркестанская, Жамбыльская, Алматинская и Жетысуйская области), а также сопредельных территорий соседних стран (рис. 2, см. с. 54). Регион характеризуется аридным климатом, небольшим количеством осадков и высокой температурой воздуха. Континентальность климата приводит к значительным вариациям сезонной увлажнённости, что отражается на состоянии растительного покрова в различные годы. Эта особенность снижает информативность локальных по времени оценок параметров растительности и повышает роль подходов, основанных на анализе многолетних данных. На крайнем юге территории расположены горные хребты Джунгарского Алатау и Тянь-Шаня, к которым с севера примыкают наклонные предгорные равнины, заканчивающиеся конечными водными объектами, наиболее крупными из которых являются Аральское море и оз. Балхаш.

Растительность рассматриваемого региона представлена в основном ассоциациями сухих степей, полупустынь и пустынь, а также сельскохозяйственными культурами поливного земледелия. Поливное земледелие практикуется в долинах немногочисленных рек, самой крупной из которых на исследуемой территории является р. Сырдарья. Резко континентальный климат юга Казахстана в тёплый период характеризуется незначительным облачным покровом, что создаёт благоприятные условия для использования данных дистанционного зондирования в оптическом диапазоне.

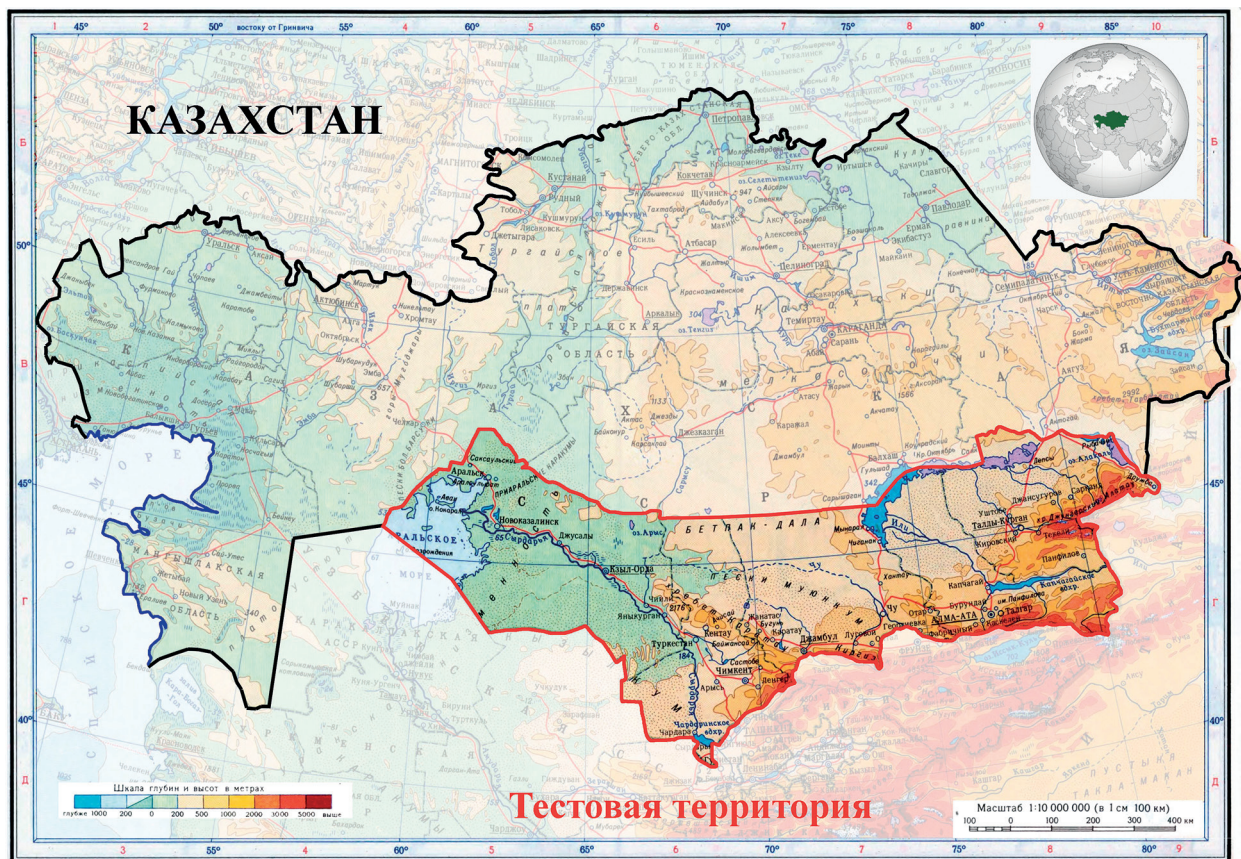


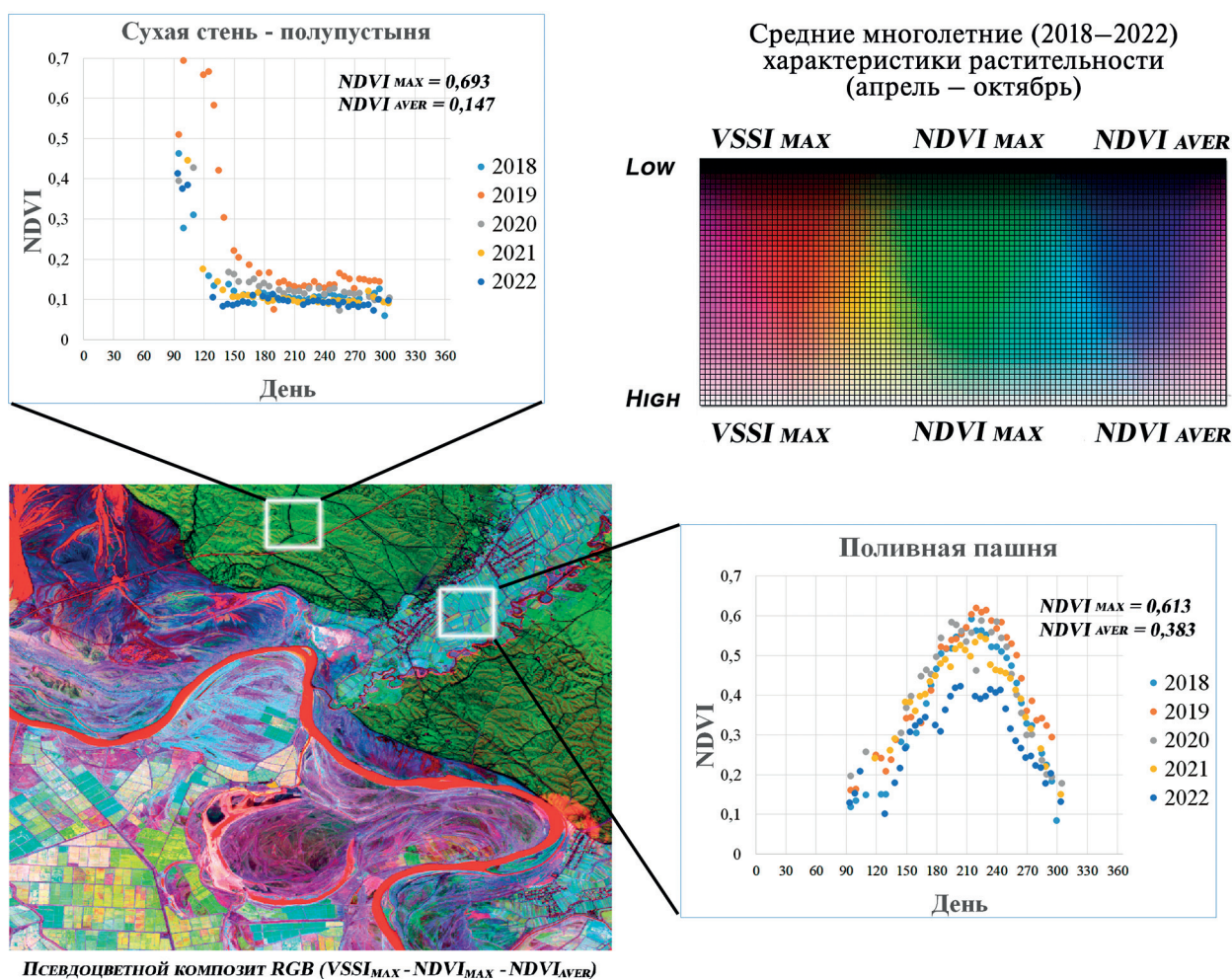
Рис. 2. Анализируемая часть территории Казахстана

В последнее время снимки Sentinel-2 получили широкое распространение в качестве источника информации о состоянии подстилающей поверхности (Phiri et al., 2020). Спутники Sentinel-2A и Sentinel-2B, данные с которых доступны с 2017 г., обеспечивают покрытие съёмкой примерно каждые 3–5 дней, что позволяет получать детальное описание динамики растительности в течение вегетационного сезона. В настоящем исследовании в качестве исходной информации использовалось около 160 безоблачных покрытий снимками Sentinel-2 (разрешение 10 м), полученными за период апрель–октябрь 2018–2022 гг. Значения NDVI рассчитывались с использованием спектральных каналов 4 и 8 спутника (Band 4 — Red (665 нм); Band 8 — NIR (877 нм)) по стандартной формуле (см. выше).

### Методы анализа

Типичная средняя годовая кривая динамики NDVI для территории исследования в первом приближении имеет вид выпуклой вверх функции. Такая функция может характеризоваться несколькими моментами, из которых наиболее важными в данном случае представляются два. Первый — это экстремум функции, т.е. многолетний максимум значений NDVI.

Второй — площадь под вегетационной кривой на фазовой плоскости: [календарное время] — [NDVI] (Forzieri et al., 2011; Tucker et al., 1985; Yan et al., 2022) (см. *рис. 1*). Чем дольше существуют высокие значения NDVI в течение вегетационного сезона, тем большая площадь находится под вегетационной кривой. Соответственно, вспышки роста растительности, например эфемеров и эфемероидов в весенний период в полупустыне и сухой степи, могут обеспечить высокие значения максимума кривой NDVI, но площадь под такой кривой будет относительно небольшой (*рис. 3*). При фиксированном временном окне анализа, в нашем случае это апрель — октябрь, и одинаковой частоте спутниковых пролётов средняя площадь под сезонными кривыми NDVI будет аппроксимироваться средним многолетним значением NDVI. При существенных различиях в частоте съёмки, вызванных, например, различным уровнем облачности весной и осенью, среднее многолетнее значение NDVI может быть искажено непропорционально большей долей значений NDVI наиболее безоблачных периодов.



*Рис. 3.* Фрагмент долины р. Сырдарья (Казахстан) с данными мониторинга NDVI и VSSI в период апрель — октябрь 2018–2022 гг. (Sentinel-2, разрешение 10 м) для двух тестовых площадок, различающихся типом растительного покрова

Тематическая обработка спутниковой информации проводилась в системе Google Earth Engine (GEE). При этом в каждой пиксельной позиции фактически анализировались облака точек, сформированные данными Sentinel-2 за период 2018–2022 гг. (см. *рис. 3*). Для их анализа использовались два характерных момента, по физическому смыслу максимально приближенных к перечисленным выше моментам функции кривой NDVI. Во-первых, это экстремум, а во-вторых — проекция «центра масс» облака на ось NDVI, что фактически представляет

собой среднее многолетнее значение NDVI. Таким образом, многолетний максимум значений  $NDVI_{max}$ , для облака точек это “maximum maximum”, и среднее многолетнее значение  $NDVI_{aver}$  периода с апреля по октябрь служили в качестве двух ключевых параметров для описания состояния растительности. Такой подход с раздельным использованием данных параметров может использоваться для ранжирования территории, как это делалось, например, в работах (Шинкаренко, Барталев, 2020, 2022). В случае территорий пустынь, полупустынь и орошаемого земледелия юга Казахстана важным дополнительным параметром, влияющим на состояние растительности, является засоление почв (Asfaw et al., 2018). Поэтому в качестве дополнительного параметра использовался многолетний максимум значений индекса засоления VSSI (англ. Vegetation Soil Salinity Index), рассчитываемый по формуле (Dehni, Lounis, 2012):

$$VSSI = 2\text{Band}(\text{Green}) - 5(\text{Band}(\text{Red}) + \text{Band}(\text{NIR})).$$

В случае данных Sentinel-2 использовались следующие каналы: Band 3 — Green (зелёный, 560 нм); Band 4 — Red (665 нм); Band 6 — NIR (740 нм). На рис. 3 приведены многолетние данные значений VSSI за период с апреля по октябрь. Для территорий с естественной растительностью сезонный максимум VSSI приурочен к концу сезона. Для орошаемой пашни ситуация сложнее. Высокие значения регистрируются и в весенний период, что связано с зимней промывкой и влагозарядкой полей, а также с возможным образованием водных зеркал на пашне (Абаев и др., 2023), которые обеспечивают высокие значения VSSI. Засоленность почв на орошаемой пашне на юге Казахстана имеет естественный сезонный цикл с максимумом в межсезонье (Терехов и др., 2022). Поэтому на всей территории максимум индекса  $VSSI_{max}$  определялся в конце сезона.

Три ключевых спутниковых параметра ( $VSSI_{max}$ ,  $NDVI_{max}$ ,  $NDVI_{aver}$ ), характеризующих почвенно-растительный покров территории Юга Казахстана, использовались в качестве основы для создания псевдоцветного (Red—Gree—Blu) (Blue — синий) композитного изображения (рис. 4). При формировании изображения пространственное разрешение спутниковых продуктов огрублялось с 10 до 20 м, что позволило в четыре раза сократить размер пиксельной матрицы. Но даже после этого её размер для территории юга Казахстана с площадью около 700 тыс. км<sup>2</sup> оставался весьма существенным: примерно 120 000×70 000 пикселей.

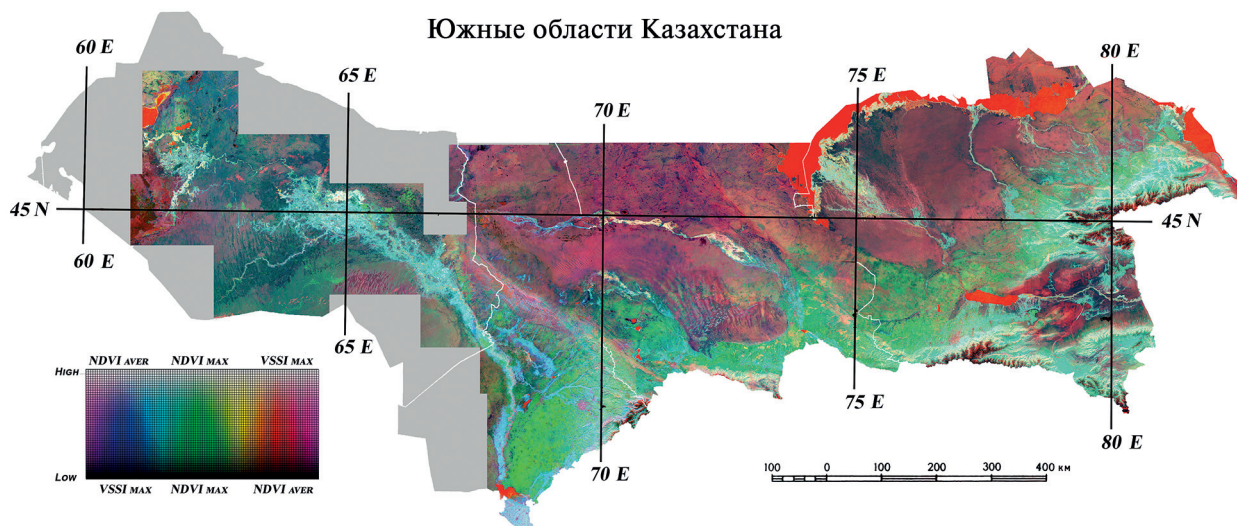
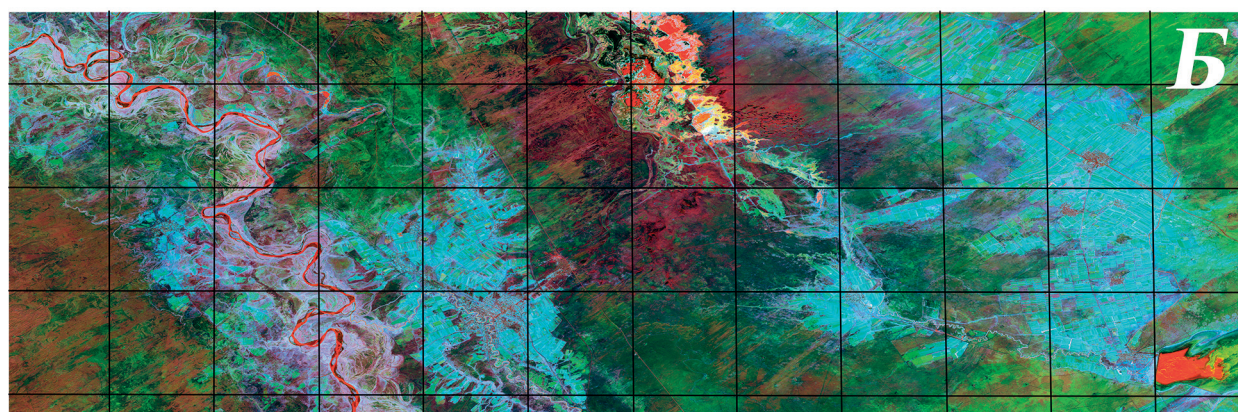
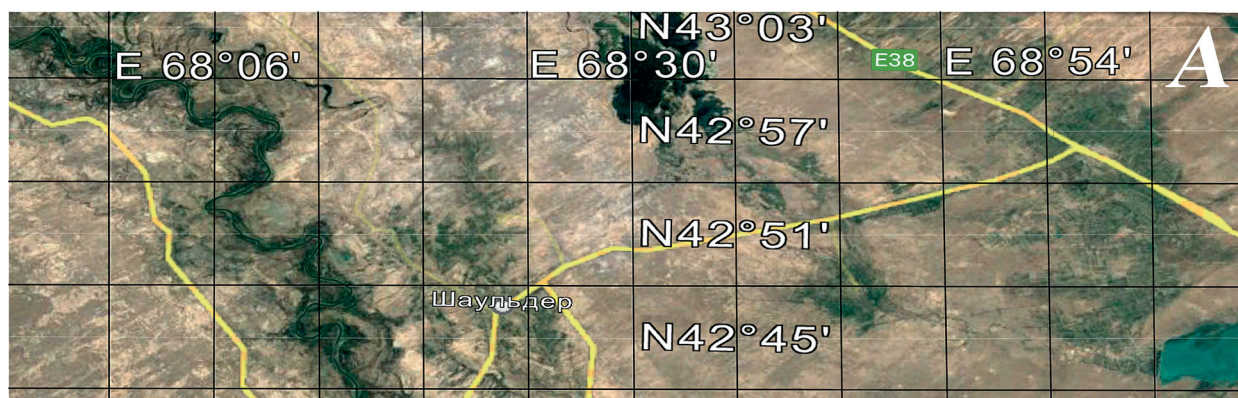


Рис. 4. Псевдоцветной композит Sentinel-2 (разрешение 20 м), апрель—октябрь 2018—2022 гг., Red —  $VSSI_{max}$ ; Green —  $NDVI_{max}$ ; Blue —  $NDVI_{aver}$

Каждый канал цветовой RGB-модели псевдоцветного изображения кодирует определённый вид спутниковых данных (Singh, 2018). В нашем случае в цветовые каналы

Red – Green – Blue загружались следующие спутниковые индексы: Red —  $VSSI_{max}$ , Green —  $NDVI_{aver}$ , Blue —  $NDVI_{max}$ . Для улучшения цветового баланса проводилась стандартизация гистограмм каналов. В частности, ближе к середине диапазона выводился гистограммный максимум и формировались примерно симметричные формы восходящей и нисходящей части гистограммы. Созданное таким образом псевдоцветное изображение имело гармоничный баланс цветов, что важно для экспертного анализа территории, и отображало детальную пространственную информацию о вариативности выбранных ключевых параметров почвенно-растительного покрова (см. рис. 3–6, см. с. 58).



Псевдоцветной композит: Red -  $VSSI_{max}$ ; Green -  $NDVI_{max}$ ; Blue -  $NDVI_{aver}$

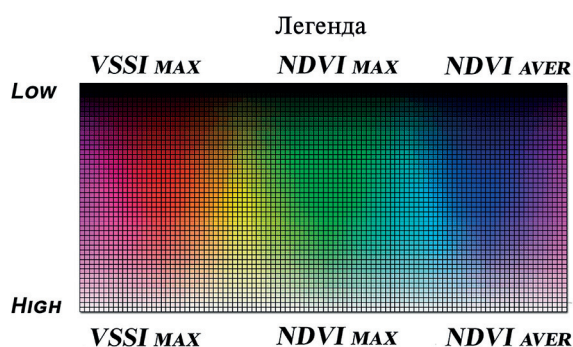


Рис. 5. Обзорная информация по средним многолетним характеристикам растительного покрова для фрагмента Туркестанской обл.: а — псевдоцветной композит (натуральные цвета) из системы Google Earth; б — псевдоцветной композит, построенный на базе спутниковых данных Sentinel-2 (2018–2022 гг., разрешение 10 м)

В случае глубины цветовых каналов в 1 байт (0–255) псевдоцветное RGB-изображение представляет собой двухмерную матрицу, каждый элемент которой (пиксель) описывается одним из  $256^3$  возможных дискретных состояний (16,77 млн различных цветов). При таком

псевдоцветном композите решение прикладных задач может базироваться на дополнительной стадии кластеризации (Guarnieri, Vettore, 2002; Lucchese, Mitra, 1999). Цель кластеризации заключается в уменьшении числа цветовых классов и придании им прикладного наполнения в соответствии с решаемой задачей и легендой итоговой карты.

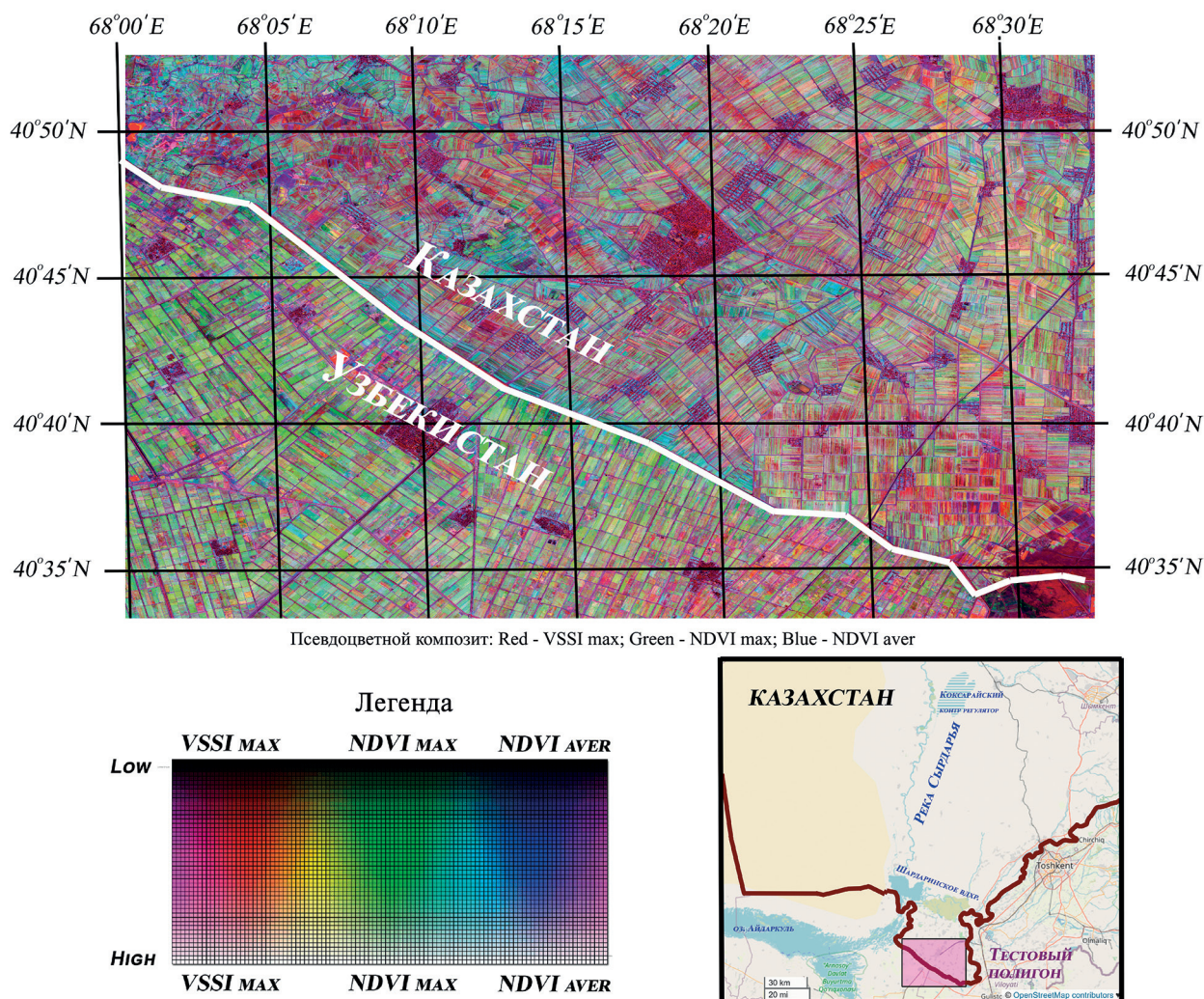


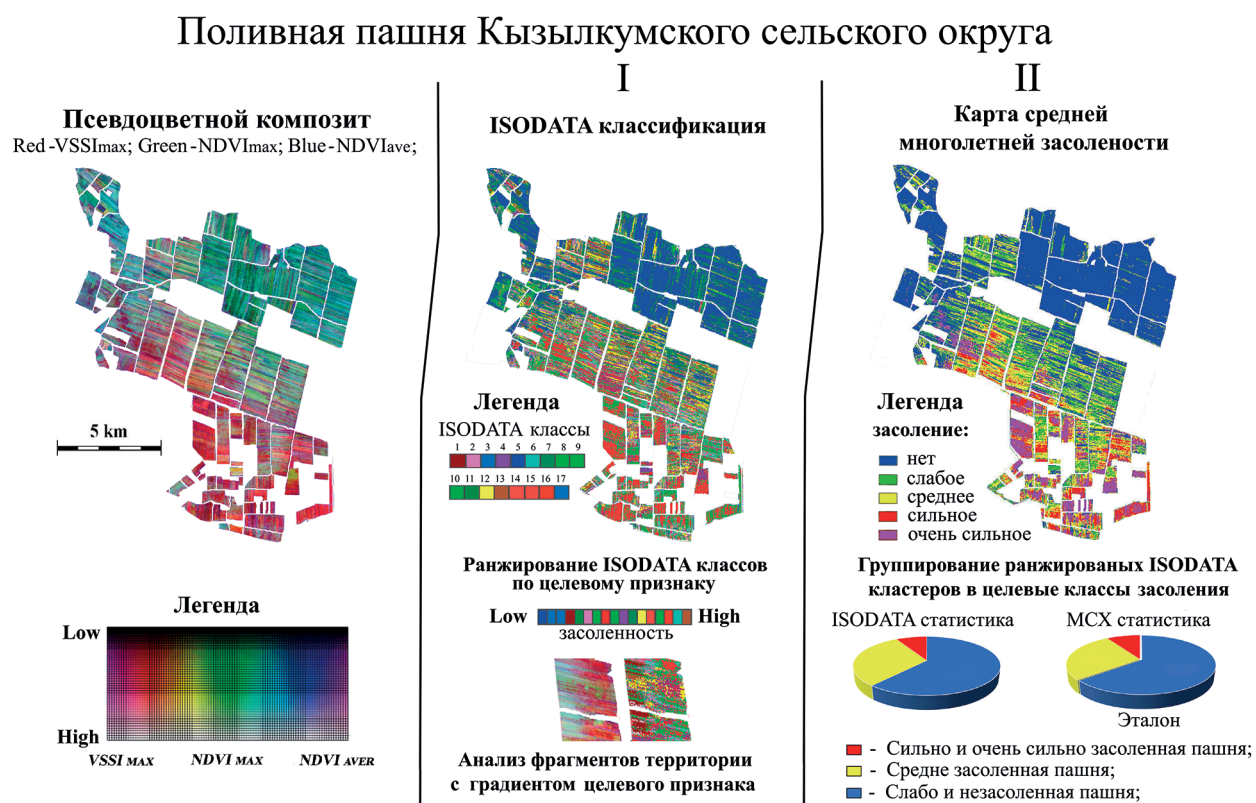
Рис. 6. Обзорная информация по средним многолетним характеристикам растительного покрова района границы Казахстан – Узбекистан в зоне массива «Голодная степь» (Мактааральский, Жетысайский районы Туркестанской обл. Казахстана; Арнасайский р-н Джизакской обл., Акынтынский р-н Сырдаринской обл. Узбекистана). Псевдоцветной композит, построенный на базе спутниковых данных Sentinel-2 (2018–2022 гг., разрешение 10 м)

В качестве иллюстрации потенциальных возможностей классификации псевдоцветного RGB-изображения территории Юга Казахстана при решении прикладных задач приведём анализ посевов на засоленной поливной пашне. Дистанционные оценки засоленности сельскохозяйственных угодий представляют собой весьма сложную задачу. Существует межгодовая и внутрисезонная динамика степени засоления почв. Данные дистанционного зондирования способны регистрировать только косвенные признаки, связывающие спектральные характеристики подстилающей поверхности с засоленностью пашни, например деградацию растительности. В настоящем исследовании в качестве примера использовалось изображение засоленной поливной пашни Кызылкумского сельского округа Жетысайского р-на Туркестанской обл. Казахстана (рис. 7, см. с. 59). Предполагалось, что анализируемые спутниковые индексы ( $VSSI_{max}$ ,  $NDVI_{aver}$ ,  $NDVI_{max}$ ) содержат информацию, достаточную для ран-



жирования в этом регионе поливной пашни по среднему многолетнему уровню вторичной засоленности.

Принципиальная схема примера дополнительной кластеризации представлена на *рис. 7*. Схема включала две стадии. Первая — это дополнительная классификация и ранжирование полученных агрегированных цветовых классов по целевому признаку. Вторая — группирование цветовых классов в итоговые сегменты с формированием финальной карты засоленности почв с детализацией на пять стандартных классов засоления: «очень сильно», «сильно», «средне», «слабо», «незасоленная». В такой схеме обработки спутниковых данных тип кластеризации не очень важен и может быть любым. Например, можно применять простейшую неконтролируемую классификацию ISODATA, представляющую собой итеративный метод, который использует евклидово расстояние в фазовом пространстве признаков в качестве меры сходства для объединения элементов данных в разные классы (Abbas et al., 2016; Dhodhi et al., 1999).



*Рис. 7.* Основные этапы (I, II) принципиальной схемы трансформации псевдоцветного изображения Sentinel-2 (NDVI, VSSI; разрешение 10 м) в задаче тематической обработки данных на примере картирования засоленности поливной пашни

Цель дополнительной классификации — это уменьшение числа цветовых классов от исходного в 16,77 млн до некоторого промежуточного значения, например 15–20. Следующая задача — проведение ранжирования этих цветовых классов по отношению к целевому признаку. В данном случае — по степени засоления почв. Текстура псевдоцветного изображения после дополнительной классификации в большинстве случаев характеризуется сложно организованной мозаичной контрастностью. Но в некоторых местах имеет место вырожденная пространственная организация в форме упорядочения типов цветовых классов по некоторому направлению. Такая текстура возникает в зонах линейных градиентов. В случае если линейный градиент имеет природу градиента целевого показателя (экспертная оценка), позиции различных цветовых классов вдоль направления градиента могут использоваться для их относительного ранжирования (см. *рис. 7*).

Ранжированный ряд цветовых классов не имеет параметрической оценки в шкале целевого признака, а имеет только относительный порядок (больше или меньше). Поэтому для формирования итогового продукта необходима дополнительная информация о количественных соотношениях между итоговыми сегментами. В качестве такого эталонного распределения в работе использовалась официальная многолетняя статистика засоления почв пашни Жетысайского и Мактааральского районов Туркестанской обл. по данным Министерства сельского хозяйства Казахстана.

Таким образом, итоговая карта представляет собой пространственную организацию степени засоления почв, полученную в результате описанной выше процедуры обработки спутниковых данных и согласующуюся по количественному распределению площадей с различным засолением с официальной статистикой.

## Результаты и их обсуждение

Фрагменты созданного композитного псевдоцветного изображения показаны на *рис. 3–6*. Этот продукт, построенный на основе примерно 160 покрытий спутниковой съёмкой периода 2018–2022 гг., отражает многолетнее состояние растительности. На *рис. 3* видно, что, несмотря на значительное число покрытий территории спутниковой съёмкой, пять проанализированных вегетационных сезонов ещё не позволяют рассчитывать на получение робастного облака точек, характеризующегося устойчивыми многолетними значениями  $NDVI_{max}$  и  $NDVI_{aver}$ . Кластеры самых высоких и самых низких значений индекса в течение вегетационного сезона относятся к одному году: высокие — к 2019 г., а низкие — к 2022 г. То есть включение в рассмотрение дополнительного аномального сезона может изменить численные оценки растительного покрова, опирающиеся на значения  $NDVI_{max}$  и  $NDVI_{aver}$ . Однако цель создания псевдоцветного композита состояла в пространственном ранжировании территорий. Решение этой задачи не требует обязательного использования многолетних, статистически устойчивых оценок параметров растительности. Продуктивные территории с более хорошим состоянием растительности будут достоверно отличаться от территорий с менее хорошим состоянием при анализе динамики растительности уже за несколько лет.

Статистическая неустойчивость результатов относительно краткосрочного многолетнего мониторинга (5 лет) может приводить к ограничениям при разделении близких по характеристикам классов. Например, для пашни с более чем пятипольными системами севооборота оценки однородных земель могут различаться. Также природная растительность аридных зон имеет существенную зависимость от погодных условий. Одновременный охват больших территорий (более 700 тыс. км<sup>2</sup>) создаёт проблемы с неидентичностью погодных условий 5-летнего периода в разных частях региона исследований и потенциальным влиянием этого фактора на некоторые задачи районирования всей территории юга Казахстана.

Полученное псевдоцветное изображение детально ранжирует по ключевым признакам среднее многолетнее состояние растительного покрова юга Казахстана и прилегающих территорий (см. *рис. 4*). Внутри анализируемого региона можно выделить ряд территориальных комплексов с различными характерными особенностями растительного покрова. Например, территория в районе долины р. Сырдарья, включающая поливную пашню, прирусловую растительность, сухостепную и пустынную растительность, на псевдоцветном изображении отображается большим разнообразием цветов, что вызвано высокой пространственной вариабельностью в состоянии растительности (см. *рис. 5*).

Второй пример (см. *рис. 6*) касается поливной пашни крупного ирригационного массива «Голодная степь», расположенного на границе Казахстана и Узбекистана. Псевдоцветной композит цветовой тональностью отображает различия, вызванные особенностями агротехники и ирригации в Казахстане и Узбекистане. Водозаборы Казахстана лежат ниже по течению р. Сырдарья, чем водозаборы Узбекистана. Это создаёт приоритет в сезонном обводнении пашни Узбекистана в сравнении с Казахстаном, что и отражается на состоянии растительности. Чувствительность полученных результатов к национальным особенностям орошения посевов открывает новые возможности в детальном изучении этих процессов.

В качестве примера решения прикладной задачи была рассмотрена оценка засоленности почв орошаемой пашни. Уровень засоления почв орошаемой пашни имеет внутрисезонную цикличность. Минимум засоленности наблюдается весной, на момент сева, а максимум — в межсезонье. При превышении некоторого порога вредоносного влияния засоления почвы в межсезонье промываются. Также оказывают влияние погодные условия, особенно водность рек, обеспечивающих ирригацию земель. Таким образом, обычно результаты дистанционных оценок засоленности почв оказываются привязаны к календарным датам залёта спутника, что не гарантирует взвешенность оценок в многолетнем аспекте. Между тем многолетние оценки представляются наиболее востребованными, поскольку обеспечивают получение наиболее значимых практических результатов.

Нами была проанализирована средняя многолетняя засоленность почв примерно 7,4 тыс. га орошаемой пашни Кызылкумского сельского округа Жетысайского р-на Туркестанской обл. Валидация спутниковой карты средней многолетней засоленности почв орошаемой пашни по наземным обследованиям требует большого объёма фактических данных, накопленных в результате многочисленных обследований в различные годы. Подобную информацию может предоставить лишь сеть наземных стационаров по мониторингу вторичного засоления почв полей. Такой сети в Казахстане не существует. Другой возможностью оценки корректности спутниковых оценок может быть их сравнение с отдельными сезонными данными наземных обследований засоленности почв локальных территорий, для которых характерно наличие стабильного градиента засоленности, вызванного объективными и постоянно существующими факторами, например рельефом. Обычно низины характеризуются более близким залеганием засоленных грунтовых вод. В этом случае сезонная карта засоленности почв будет в первом приближении близка к многолетним оценкам, поскольку основой для характеристики территорий станет постоянно присутствующий пространственный градиент засоленности почв, связанный с рельефом.

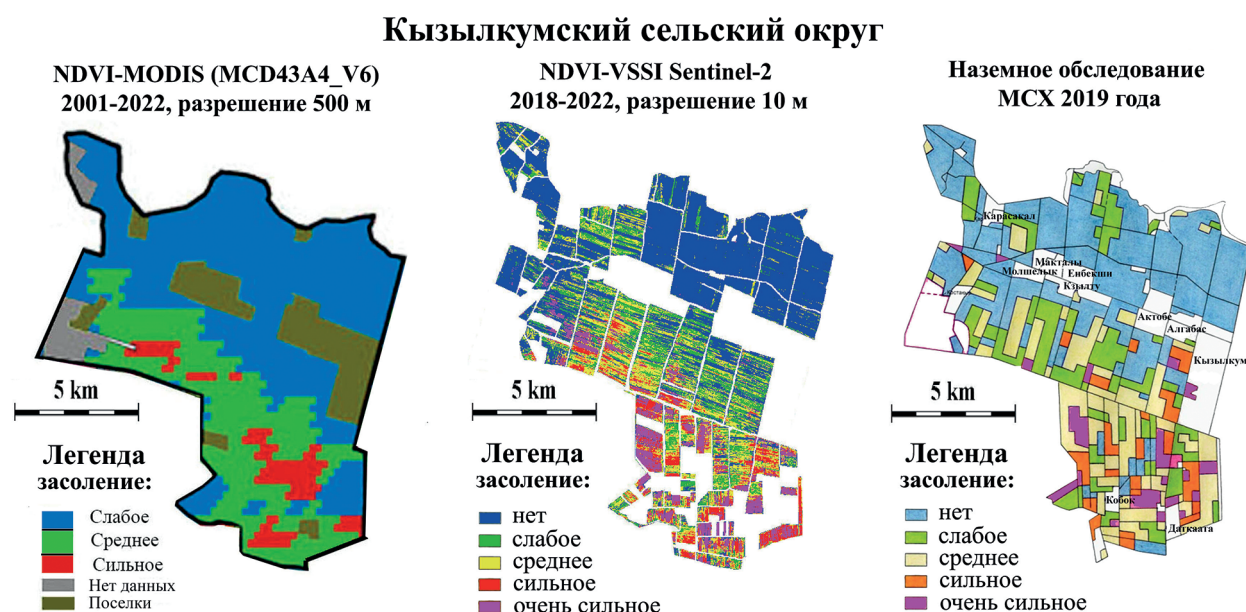


Рис. 8. Сравнение спутниковых оценок средней многолетней засоленности пашни MODIS (Терехов и др., 2022) и Sentinel-2 с данными наземных обследований Кызылкумского сельского округа Жетысайского р-на Туркестанской обл. (информация Министерства сельского хозяйства Казахстана)

Южная, низинная, часть Кызылкумского сельского округа Жетысайского р-на Туркестанской обл. подвержена более интенсивному вторичному засолению почв. Результаты сравнения карт засоления из различных источников представлены на рис. 8. Спутниковая карта засоленности почв, построенная по данным Sentinel-2, весьма близка к результатам

обработки данных MODIS (разрешение 500 м) (Терехов и др., 2022), а также к карте наземного обследования 2019 г. (см. рис. 8), что говорит о перспективности разработанной схемы обработки временных рядов спутниковых сцен.

## Заключение

Анализ многолетних временных рядов спутниковых сцен, состоящих из сотен покрытий, в задачах описания состояния растительного покрова юга Казахстана может существенно упрощаться в случае сведения результатов мониторинга к нескольким ключевым характеристикам. Такой подход позволяет обрабатывать произвольное число спутниковых сцен. Характерные моменты облаков точек, формируемых в каждой пиксельной позиции в результате спутникового мониторинга, а в данном случае это максимум и среднее значение NDVI, совместно с оценками засоленности территорий (индекс VSSI) содержат достаточный объём информации для детального ранжирования земель юга Казахстана, что может использоваться при решении различных прикладных задач. Результаты такой предварительной обработки спутниковых данных в формате псевдоцветных композитных изображений в дальнейшем могут анализироваться любыми методами кластеризации, регрессионного анализа и пр. Также псевдоцветные изображения могут играть важную роль для экспертных оценок земель и планирования будущих исследований.

Работа выполнена при поддержке грантового и программно-целевого финансирования Министерства науки и высшего образования Республики Казахстан, проекты № AP14871126, BR18574144, BR21881908.

## Литература

1. *Абаев Н. Н., Сагатдинова Г. Н., Маглинец Ю. А. и др.* Спутниковый мониторинг зимней промывки пашни от вторичного засоления на примере ирригационного массива «Голодная степь» (Казахстан) // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 3. С. 152–163. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-152-163.
2. *Терехов А. Г., Абаев Н. Н., Витковская И. С. и др.* О связи между состоянием горной растительности Тянь-Шаня и индексами Северо-Атлантической Осцилляции в весенне-летний период следующего года // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 2. С. 275–281. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-275-281.
3. *Терехов А. Г., Сагатдинова Г. Н., Мурзабаев Б. А.* Принципы региональной оценки многолетней засоленности пашни в Казахском секторе долины реки Сырдарья по данным MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2022. Т. 19. № 2. С. 169–179. DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-2-169-179.
4. *Харазми Р., Паниди Е. А., Каркон Варносфадерани М.* Оценка динамики аридных экосистем на основе временных рядов космических снимков // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2016. Т. 13. № 5. С. 214–223. DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-5-214-223.
5. *Шинкаренко С. С., Барталев С. А.* Сезонная динамика NDVI пастбищных ландшафтов Северного Прикаспия по данным MODIS // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2020. Т. 17. № 4. С. 179–194. DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-179-194.
6. *Шинкаренко С. С., Барталев С. А.* Многолетняя динамика NDVI аридных пастбищных ландшафтов Европейской России и сопредельных территорий // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2022. Т. 19. № 6. С. 108–123. DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-6-108-123.
7. *Abbas A. W., Minallh N., Ahmad N., Abid S. A. R., Khan M. A. A.* K-Means and ISODATA clustering algorithms for landcover classification using remote sensing // Sindh University Research J. — SURJ (Science Series). 2016. V. 48. No. 2. P. 315–318.
8. *Asfaw E., Suryabhagavan K. V., Argaw M.* Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia // J. Saudi Society of Agricultural Sciences. 2018. V. 17. Iss. 3. P. 250–258. DOI: 10.1016/j.jssas.2016.05.003.
9. *Chelali M., Kurtz C., Puissant A., Vincent N.* Deep-STaR: Classification of image time series based on spatio-temporal representations // Computer Vision and Image Understanding. 2021. V. 208–209. Article 103221. DOI: 10.1016/j.cviu.2021.103221.

10. Colomines L., Kurtz C., Puissant A., Vincent N. Dealing with Incomplete Land-Cover Database Annotations Applied to Satellite Image Time Series Semantic Segmentation // Pattern Recognition and Artificial Intelligence. ICPRAI 2022. Lecture Notes in Computer Science / eds. El Yacoubi M., Granger E., Yuen P. C., Pal U., Vincent N. Cham: Springer, 2022. Pt. 1. V. 13363. P. 211–222. DOI: 10.1007/978-3-031-09037-0\_18.
11. Dehni A., Lounis M. Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: application to the Oran region of Algeria // Procedia Engineering. 2012. V. 33. P. 188–198. DOI: 10.1016/j.proeng.2012.01.1193.
12. Dhodhi M. K., Saghri J. A., Ahmad I., UI-Mustafa R. D-ISODATA: A Distributed Algorithm for Unsupervised Classification of Remotely Sensed Data on Network of Workstations // J. Parallel and Distributed Computing. 1999. V. 59. Iss. 2. P. 280–301. DOI: 10.1006/jpdc.1999.1573.
13. Doi R. Improved discrimination among similar agricultural plots using red-and-green-based pseudo-colour imaging // Intern. Agrophysics. 2016. V. 30. No. 2. P. 151–163. DOI: 10.1515/intag-2015-0086.
14. Eamus D., Huete A., Yu Q. Vegetation dynamics. Cambridge University Press, 2016. 513 p.
15. Forzieri G., Castelli F., Vivoni E. R. Vegetation Dynamics within the North American Monsoon Region // J. Climate. 2011. V. 24. P. 1763–1783. DOI: 10.1175/2010JCLI3847.1.
16. Gite K. R., Gupta P. GAN-FuzzyNN: Optimization Based Generative Adversarial Network and Fuzzy Neural Network Classification for Change Detection in Satellite Images // Sensing an Imaging. 2023. V. 24. Article 1. DOI: 10.1007/s11220-022-00404-3.
17. Guarnieri A., Vettore A. Automated techniques for satellite image segmentation // Intern. Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences. 2002. V. 34. No. 4. P. 406–410.
18. Gunst R. F., Webster J. T. Regression analysis and problems of multicollinearity // Communications in Statistics-Theory and Methods. 1975. V. 4. No. 3. P. 277–292. DOI: 10.1080/0361092708827246.
19. Hatfield J. L., Prueger J. H., Sauer T. J. et al. Applications of vegetative indices from remote sensing to agriculture: Past and future // Inventions. 2019. V. 4. No. 4. Article 71. DOI: 10.3390/inventions4040071.
20. Huang S., Tang L., Hupy J. P. et al. A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing // J. Forestry Research. 2021. V. 32. P. 1–6. DOI: 10.1007/s11676-020-01155-1.
21. Interdonato R., Ienco D., Gaetano R., Ose K. DuPLO: a DUal view Point deep Learning architecture for time series classification // ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing. 2019. V. 149. P. 91–104. DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.01.011.
22. Li S., Xu L., Jing Y. et al. High-quality vegetation index product generation: A review of NDVI time series reconstruction techniques // Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation. 2021. V. 105. Article 102640. DOI: 10.1016/j.jag.2021.102640.
23. Lucchese L., Mitra S. K. Unsupervised segmentation of color images based on k-means clustering in the chromaticity plane // Proc. Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries (CBAIVL'99). Fort Collins, CO, USA, 1999. P. 74–78. DOI: 10.1109/IVL.1999.781127.
24. Pelletier C., Webb G. I., Petitjean F. Temporal convolutional neural network for the classification of satellite image time series // Remote Sensing. 2019. V. 11. Iss. 5. Article 523. DOI: 10.3390/rs11050523.
25. Petitjean F., Kurtz C., Passat N., Gançarski P. Spatio-temporal reasoning for the classification of satellite image time series // Pattern Recognition Letters. 2012. V. 33. Iss. 13. P. 1805–1815. DOI: 10.1016/j.patrec.2012.06.009.
26. Phiri D., Simwanda M., Salekin S. et al. Sentinel-2 data for land cover/use mapping: a review // Remote Sensing. 2020. V. 12. Iss. 14. Article 2291. DOI: 10.3390/rs12142291.
27. Roerink G. J., Menenti M., Soepboer W., Su Z. Assessment of climate impact on vegetation dynamics by using remote sensing // Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C. 2003. V. 28. Iss. 1–3. P. 103–109. DOI: 10.1016/S1474-7065(03)00011-1.
28. Sami Kh., Kushal K., Fulton J. P. et al. Remote sensing in agriculture — accomplishments, limitations, and opportunities // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 22. Article 3783. DOI: 10.3390/rs12223783.
29. Singh S. Pattern recognition of infrared images and pseudo-color image processing: Forest fire in Himalaya // Intern. J. Engineering Research and Applications (IJERA). 2018. V. 8. No. 6. P. 25–28. DOI: 10.9790/9622-0806042528.
30. Stoian A., Poulain V., Inglada J. et al. Land cover maps production with high resolution satellite image time series and convolutional neural networks: Adaptations and limits for operational systems // Remote Sensing. 2019. V. 11. Iss. 17. Article 1986. DOI: 10.3390/rs11171986.
31. Tucker C. J., Vanpraet C. L., Sharman M. J., Van Ittersum G. Satellite Remote Sensing of Total Herbaceous Biomass Production in the Senegalese Sahel // Remote Sensing of Environment. 1985. V. 17. P. 233–249. DOI: 10.1016/0034-4257(85)90097-5.
32. Woodward F. I., Lomas M. R. Vegetation dynamics — simulating responses to climatic change // Biological Reviews. 2004. V. 79. No. 3. P. 643–670. DOI: 10.1017/S1464793103006419.

33. Xi W., Du Sh., Wang Yi-Ch., Zhang X. A spatiotemporal cube model for analyzing satellite image time series: Application to land-cover mapping and change detection // *Remote Sensing of Environment*. 2019. V. 231. Article 111212. DOI: 10.1016/j.rse.2019.111212.
34. Xue J., Su B. Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications // *Sensors*. 2017. V. 2017. Article 1353691. DOI: 10.1155/2017/1353691.
35. Yan J., Zhang G., Ling H., Han F. Comparison of time-integrated NDVI and annual maximum NDVI for assessing grassland dynamics // *Ecological Indicators*. 2022. V. 136. Article 108611. DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108611.
36. Yavariabdi A., Kusetogullari H. Change Detection in Multispectral Landsat Images Using Multiobjective Evolutionary Algorithm // *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*. 2017. V. 14. No. 3. P. 414–418. DOI: 10.1109/LGRS.2016.2645742.

## Prospects for the use of pseudo-color image processing in analysis of long-term time series of satellite data in the task of assessing vegetation cover state

A. G. Terekhov<sup>1</sup>, G. N. Sagatdinova<sup>1</sup>, R. I. Mukhamediev<sup>1</sup>,  
I. Yu. Savin<sup>2,3</sup>, E. N. Amirgaliyev<sup>1</sup>, S. B. Sairov<sup>4</sup>

<sup>1</sup> *Institute of Information and Computational Technologies, Almaty 050010, Kazakhstan*  
*E-mail: aterekhov1@yandex.ru*

<sup>2</sup> *V. V. Dokuchaev Soil Science Institute, Moscow 119017, Russia*  
*E-mail: savin\_iyu@esoil.ru*

<sup>3</sup> *Institute of Environmental Engineering of RUDN University*  
*Moscow 115093, Russia*  
*E-mail: savin\_iyu@esoil.ru*

<sup>4</sup> *RSE Kazhydromet, Astana 010000, Kazakhstan*  
*E-mail: abayev\_n@meteo.kz*

Satellite images and the NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) are often used to monitor the state of vegetation cover and a significant amount of information has now been accumulated. When processing long-term time series of satellite data, mathematical difficulties arise, for example, in data clustering. The solution to the problem can be a parameterization of the satellite monitoring information using characteristic moments. For each pixel position, hundreds of NDVI values from satellite data can be reduced to several characteristic functional parameters, in particular to the extreme NDVI and the average long-term NDVI value, as well as other summing characteristics. This opens the way for the construction of pseudo-color images and subsequent clustering by any standard algorithm. This research examined Southern Kazakhstan, with a total area of more than 700 thousand km<sup>2</sup>. Using Google Earth Engine, time series of NDVI from Sentinel-2 scenes (resolution 10 m) for the period April–October 2018–2022 (about 160 covers) served as the basis for describing the state of vegetation cover. An additional parameter was the long-term maximum of the VSSI (Vegetation Soil Salinity Index). The RGB channels of the pseudo-color image were based on Sentinel-2 monitoring data from April–October 2017–2022 and included: Red — a long-term maximum of VSSI; Green — a long-term maximum of NDVI; Blue — a long-term average of NDVI. The resulting pseudo-color image displayed in detail the state of vegetation, with a clear separation of agricultural vegetation from natural, with a ranking of irrigated arable land according to the features of growth and development of agricultural crops. This information can serve as a basis for segmentation of preprocessed satellite data for analyzing the vegetation state in the South Kazakhstan in various applied tasks. As an example, using unsupervised ISODATA classification, salinity of irrigated arable land of Kyzylkum Rural District of Zhetysai District of Turkestan Oblast was estimated. The results demonstrated the prospects of such an analysis method and clarified the known results obtained earlier using MODIS satellite data.

**Keywords:** remote sensing, Sentinel-2, long-term time series of satellite data, state of vegetation cover, soil salinity, pseudo-color image

Accepted: 27.09.2023

DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-6-51-66

## References

1. Abayev N. N., Sagatdinova G. N., Maglinets Yu. A. et al., Satellite monitoring of winter irrigation activity in South Kazakhstan: A case study of Golognaya Step irrigated region, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, Vol. 20, No. 3, pp. 152–163 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-3-152-163.
2. Terekhov A. G., Abayev N. N., Vitkovskaya I. S. et al., Links between the vegetation state over Tien-Shan mountains and North Atlantic Oscillation indices of the upcoming season, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 2, pp. 275–281 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-2-275-281.
3. Terekhov A. G., Sagatdinova G. N., Murzabaev B. A., Regional-scale assessment of multi-year soil salinity using MODIS in the Syr Darya River valley, Kazakhstan, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2022, Vol. 19, No. 2, pp. 169–179 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-2-169-179.
4. Kharazmi R., Panidi E. A., Karkon Varnosfaderani M., Assessment of dry land ecosystem dynamics based on time series of satellite images, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2016, Vol. 13, No. 5, pp. 214–223 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2016-13-5-214-223.
5. Shinkarenko S. S., Bartalev S. A., NDVI seasonal dynamics of the North Caspian pasture landscapes according to MODIS data, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2020, Vol. 17, No. 4, pp. 179–194 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2020-17-4-179-194.
6. Shinkarenko S. S., Bartalev S. A., Long-term arid pasture landscapes NDVI dynamics in European Russia and adjacent territories, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2022, Vol. 19, No. 6, pp. 108–123 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-6-108-123.
7. Abbas A. W., Minallh N., Ahmad N., Abid S. A. R., Khan M. A. A., K-Means and ISODATA clustering algorithms for landcover classification using remote sensing, *Sindh University Research J. — SURJ (Science Series)*, 2016, Vol. 48, No. 2, pp. 315–318.
8. Asfaw E., Suryabhagavan K. V., Argaw M., Soil salinity modeling and mapping using remote sensing and GIS: The case of Wonji sugar cane irrigation farm, Ethiopia, *J. Saudi Society of Agricultural Sciences*, 2018, Vol. 17, Issue 3, pp. 250–258, DOI: 10.1016/j.jssas.2016.05.003.
9. Chelali M., Kurtz C., Puissant A., Vincent N., Deep-STaR: Classification of image time series based on spatio-temporal representations, *Computer Vision and Image Understanding*, 2021, Pt. 1, Vol. 208–209, Article 103221, DOI: 10.1016/j.cviu.2021.103221.
10. Colomines L., Kurtz C., Puissant A., Vincent N., Dealing with Incomplete Land-Cover Database Annotations Applied to Satellite Image Time Series Semantic Segmentation, In: *Pattern Recognition and Artificial Intelligence, ICPRAI 2022, Lecture Notes in Computer Science*, El Yacoubi M., Granger E., Yuen P. C., Pal U., Vincent N. (eds.), Cham: Springer, 2022, Vol. 13363, pp. 211–222, DOI: 10.1007/978-3-031-09037-0\_18.
11. Dehni A., Lounis M., Remote sensing techniques for salt affected soil mapping: application to the Oran region of Algeria, *Procedia Engineering*, 2012, Vol. 33, pp. 188–198, DOI: 10.1016/j.proeng.2012.01.1193.
12. Dhodhi M. K., Saghri J. A., Ahmad I., Ul-Mustafa R., D-ISODATA: A Distributed Algorithm for Unsupervised Classification of Remotely Sensed Data on Network of Workstations, *J. Parallel and Distributed Computing*, 1999, Vol. 59, Issue 2, pp. 280–301, DOI: 10.1006/jpdc.1999.1573.
13. Doi R., Improved discrimination among similar agricultural plots using red-and-green-based pseudo-colour imaging, *Intern. Agrophysics*, 2016, Vol. 30, No. 2, pp. 151–163, DOI: 10.1515/intag-2015-0086.
14. Eamus D., Huete A., Yu Q., *Vegetation dynamics*, Cambridge University Press, 2016, 513 p.
15. Forzieri G., Castellani F., Vivoni E. R., Vegetation Dynamics within the North American Monsoon Region, *J. Climate*, 2011, Vol. 24, pp. 1763–1783, DOI: 10.1175/2010JCLI3847.1.
16. Gite K. R., Gupta P., GAN-FuzzyNN: Optimization Based Generative Adversarial Network and Fuzzy Neural Network Classification for Change Detection in Satellite Images, *Sensing and Imaging*, 2023, Vol. 24, Article 1, DOI: 10.1007/s11220-022-00404-3.
17. Guarnieri A., Vettore A., Automated techniques for satellite image segmentation, *Intern. Archives of Photogrammetry Remote Sensing and Spatial Information Sciences*, 2002, Vol. 34, No. 4, pp. 406–410.
18. Gunst R. F., Webster J. T., Regression analysis and problems of multicollinearity, *Communications in Statistics—Theory and Methods*, 1975, Vol. 4, No. 3, pp. 277–292, DOI: 10.1080/0361092708827246.

19. Hatfield J. L., Prueger J. H., Sauer T. J. et al., Applications of vegetative indices from remote sensing to agriculture: Past and future, *Inventions*, 2019, Vol. 4, No. 4, Article 71, DOI: 10.3390/inventions4040071.
20. Huang S., Tang L., Hupy J. P. et al., A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing, *J. Forestry Research*, 2021, Vol. 32, pp. 1–6, DOI: 10.1007/s11676-020-01155-1.
21. Interdonato R., Ienco D., Gaetano R., Ose K., DuPLO: a DUal view Point deep Learning architecture for time series classification, *ISPRS J. Photogrammetry and Remote Sensing*, 2019, Vol. 149, pp. 91–104, DOI: 10.1016/j.isprsjprs.2019.01.011.
22. Li S., Xu L., Jing Y. et al., High-quality vegetation index product generation: A review of NDVI time series reconstruction techniques, *Intern. J. Applied Earth Observation and Geoinformation*, 2021, Vol. 105, Article 102640, DOI: 10.1016/j.jag.2021.102640.
23. Lucchese L., Mitra S. K., Unsupervised segmentation of color images based on k-means clustering in the chromaticity plane, *Proc. IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries (CBAIVL'99)*, Fort Collins, CO, USA, 1999, pp. 74–78, DOI: 10.1109/IVL.1999.781127.
24. Pelletier C., Webb G. I., Petitjean F., Temporal convolutional neural network for the classification of satellite image time series, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, Issue 5, Article 523, DOI: 10.3390/rs11050523.
25. Petitjean F., Kurtz C., Passat N., Gançarski P., Spatio-temporal reasoning for the classification of satellite image time series, *Pattern Recognition Letters*, 2012, Vol. 33, Issue 13, pp. 1805–1815, DOI: 10.1016/j.patrec.2012.06.009.
26. Phiri D., Simwanda M., Salekin S. et al., Sentinel-2 data for land cover/use mapping: a review, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12, Issue 14, Article 2291, DOI: 10.3390/rs12142291.
27. Roerink G. J., Menenti M., Soepboer W., Su Z., Assessment of climate impact on vegetation dynamics by using remote sensing, *Physics and Chemistry of the Earth, Parts A/B/C*, 2003, Vol. 28, Issues 1–3, pp. 103–109, DOI: 10.1016/S1474-7065(03)00011-1.
28. Sami Kh., Kushal K., Fulton J. P. et al., Remote sensing in agriculture—accomplishments, limitations, and opportunities, *Remote Sensing*, 2020, Vol. 12, No. 22, Article 3783, DOI: 10.3390/rs12223783.
29. Singh S., Pattern recognition of infrared images and pseudo-color image processing: Forest fire in Himalaya, *Intern. J. Engineering Research and Applications (IJERA)*, 2018, Vol. 8, No. 6, pp. 25–28, DOI: 10.9790/9622-0806042528.
30. Stoian A., Poulain V., Inglada J. et al., Land cover maps production with high resolution satellite image time series and convolutional neural networks: Adaptations and limits for operational systems, *Remote Sensing*, 2019, Vol. 11, Issue 17, Article 1986, DOI: 10.3390/rs11171986.
31. Tucker C. J., Vanpraet C. L., Sharman M. J., Van Ittersum G., Satellite Remote Sensing of Total Herbaceous Biomass Production in the Senegalese Sahel, *Remote Sensing of Environment*, 1985, Vol. 17, pp. 233–249, DOI: 10.1016/0034-4257(85)90097-5.
32. Woodward F. I., Lomas M. R., Vegetation dynamics-simulating responses to climatic change, *Biological Reviews*, 2004, Vol. 79, No. 3, pp. 643–670, DOI: 10.1017/S1464793103006419.
33. Xi W., Du Sh., Wang Yi-Ch., Zhang X., A spatiotemporal cube model for analyzing satellite image time series: Application to land-cover mapping and change detection, *Remote Sensing of Environment*, 2019, Vol. 231, Article 111212, DOI: 10.1016/j.rse.2019.111212.
34. Xue J., Su B., Significant remote sensing vegetation indices: A review of developments and applications, *Sensors*, 2017, Vol. 2017, Article 1353691, DOI: 10.1155/2017/1353691.
35. Yan J., Zhang G., Ling H., Han F., Comparison of time-integrated NDVI and annual maximum NDVI for assessing grassland dynamics, *Ecological Indicators*, 2022, Vol. 136, Article 108611, DOI: 10.1016/j.ecolind.2022.108611.
36. Yavariabdi A., Kusetogullari H., Change Detection in Multispectral Landsat Images Using Multiobjective Evolutionary Algorithm, *IEEE Geoscience and Remote Sensing Letters*, 2017, Vol. 14, No. 3, pp. 414–418, DOI: 10.1109/LGRS.2016.2645742.