УДК 631.459:528.88 DOI 10.52575/2712-7443-2025-49-3-517-532 EDN OMEKBH

Оценка спектрально-отражательных свойств эродированных агропочв Республики Татарстан

Буряк Ж.А., Гафуров А.М.

Казанский (Приволжский) федеральный университет Россия, 420008, Казань, ул. Кремлевская, 18 buryakzh@gmail.com, gafurov.kfu@gmail.com

Аннотация. Водная эрозия почв – наиболее масштабная форма деградации пахотных земель в России, однако оперативная информация о ее распространении фрагментарна, устарела и труднодоступна. Настоящее исследование восполняет этот пробел, интегрируя многовременные снимки Landsat 4/5 (30 м; 1985-1995 гг.) в среде Google Earth Engine для получения бесшовного медианного композита поверхности открытой почвы Республики Татарстан – одного из наиболее интенсивно возделываемых и эрозионно-опасных регионов страны. После маскирования облаков, теней и растительности (NDVI \leq 0,2) и применения маски пашни композит был дополнен набором почвенно-ориентированных спектральных индексов (SAVI, BITM, BIXS, BaI, NDSoilI, DBSI, NSDS). Зональная статистика рассчитывалась для 63,5 тыс. га почв, очерченных по картам крупномасштабного почвенно-эрозионного обследования и для 416 точно геолокализованных участков с эродированными почвами, выявленных на снимках Махаг. Однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA) на выборке 694 000 наблюдений показал статистически значимые различия ($p \ll 0.0001$) между черноземами, темно-серыми, серыми, светло-серыми лесными и дерново-подзолистыми почвами; наибольшее межгрупповое разделение обеспечили красный и ближний инфракрасный каналы и производные от них индексы SAVI и BIXS. По сравнению со средневзвешенными отражательными способностями родительских почв (включающих как ненарушенные, так и эродированные области) эродированные пятна демонстрируют систематическое увеличение отражательной способности на 11-19 %, с пиком в БИК и сохраняя при этом специфическую для почвы спектральную упорядоченность. Полученные результаты свидетельствуют о том, что надежное выделение эрозионно нарушенных пикселей возможно лишь при предваренной стратификации по генетическому типу почв; игнорирование врожденных цветовых контрастов может привести к ошибочной классификации естественно осветленных полнопрофильных почв как эродированных аналогов более гумусированных черноземов. Десятилетний композит открытой почвы является устойчивой, независимой от растительности базой, фиксирующей как пространственную, так и статистическую вариабельность пахотных почв предоставляющей переносимые пороговые значения для автоматизированного картографирования эрозии в региональном масштабе. Интеграция данной методики в национальную систему мониторинга земель значительно повысит оперативность, детализацию и научную обоснованность планирования мероприятий ПО охране почв сельскохозяйственных зонах России.

Ключевые слова: эрозия почв, пашня, дистанционное зондирование Земли, Landsat, GEE, открытая почва, спектральные индексы

Благодарности: Исследование выполнено за счет гранта Республики Татарстан для поддержки научных исследований, проводимых молодыми учеными и молодежными научными коллективами в Республике Татарстан (контракт № 08-24/МГ от 25.12.2024 г.).

Для цитирования: Буряк Ж.А., Гафуров А.М. 2025. Оценка спектрально-отражательных свойств эродированных агропочв Республики Татарстан. Региональные геосистемы, 49(3): 517–532. DOI: 10.52575/2712-7443-2025-49-3-517-532 EDN: OMEKBH



Spectral Properties of Eroded Arable Soils in the Republic of Tatarstan

Zhanna A. Buryak, Artur M. Gafurov

Kazan (Volga Region) Federal University 18 Kremlevskaya St, Kazan 420008, Russia buryakzh@gmail.com, gafurov.kfu@gmail.com

Abstract. Soil water erosion is the most widespread form of cultivated land degradation in Russia, yet operational information on its extent is fragmented, outdated, and difficult to access. This study addresses that gap by integrating multitemporal Landsat 4/5 imagery (30 m; 1985-1995) within Google Earth Engine to generate a seamless median composite of bare fields for the Republic of Tatarstan, one of the country's most heavily farmed and erosion-prone regions. After cloud, shadow and vegetation masking (NDVI \leq 0.2) and restriction to cropland masks, the composite was enriched with a suite of soil-oriented spectral indices (SAVI, BITM, BIXS, BaI, NDSoilI, DBSI, NSDS) calculated via the open-source "spectral" library. Zonal statistics were extracted for 63.5 thousand ha of soils delineated from 1:10 000 erosion-survey maps and for 416 precisely geolocated sites with eroded soils identified on very-highresolution Maxar imagery. One-factor ANOVA applied to 694 000 raster observations revealed statistically significant differences (p $\ll 0.0001$) among chernozems, dark-grey forest soils, grey forest, light-grey forest and sod-podzolic soils; the greatest intergroup separation was delivered by the red and near-infrared bands and their derivative indices SAVI and BIXS. Compared with the composite signature of their parent soils, eroded patches exhibited a systematic 11-19 % increase in reflectance, peaking in the NIR and in brightness indices, while maintaining soil-specific spectral ordering. The findings demonstrate that reliable discrimination of erosion-affected pixels is conditional on prior stratification by genetic soil type; failure to account for inherent colour contrast can misclassify naturally light-toned full-profile soils as eroded counterparts of darker chernozems. The decade-scale bare-soil composite proves a robust, vegetation-independent baseline that captures both spatial and statistical variability of arable soils and provides transferable thresholds for automated, region-wide erosion mapping. Integrating this workflow into the national land-monitoring system would greatly enhance the temporal currency, spatial detail and scientific underpinning of soil-conservation planning across Russia's key agricultural zones.

Keywords: soil erosion, arable land, remote sensing of the Earth, Landsat, GEE, bare soil, spectral indices

Acknowledgements: The study was funded from the grant of the Republic of Tatarstan to support scientific research conducted by young scientists and youth research teams in the Republic of Tatarstan (contract No. 08-24/MF dated 12/25/2024).

For citation: Buryak Zh.A., Gafurov A.M. 2025. Spectral Properties of Eroded Arable Soils in the Republic of Tatarstan. Regional Geosystems, 49(3): 517–532 (in Russian). DOI: 10.52575/2712-7443-2025-49-3-517-532 EDN: OMEKBH

Введение

Эрозия почв (прежде всего водная) — наиболее масштабная форма деградации почвенного покрова возделываемых угодий России, в результате которой под действием талых и дождевых вод разрушается и истощается плодородный слой почв. Проблема эрозионной деградации охватывает все регионы страны [Государственный доклад..., 2024а]. Общая площадь агрогенно эродированных почв в России от водной эрозии составляет 281 тыс. км² и за последние 30 лет увеличилась на 3–5 % [Ivanov et al., 2020]. Их основная доля сосредоточена в европейской части России, а в земледельческих регионах (Черноземье, Поволжье и др.) эродированные почвы занимают 20–40 % площади пашни.

Определение актуальных площадей эродированных почв — важный компонент государственного экологического мониторинга земель. Выявление территорий с эродирован-

ным почвенным покровом в средних и крупных масштабах (муниципальный район, поселение, хозяйство) имеет особое значение для территориального планирования и реализации программ по долгосрочному и устойчивому сельскому хозяйству, направленных на восстановление и поддержание плодородия почв.

Информация об эродированности почв в России обобщена на карте масштаба 1:2 500 000 на основе данных Единого государственного реестра почвенных ресурсов России [Единый государственный реестр ..., 2019]. Среднемасштабные картографические данные о распространении эродированных почв на региональном уровне (масштаб 1:100 000–200 000) хранятся в фондовых материалах почвенных съемок субъектов РФ (как правило, переданных от бывших Гипроземов). Однако отсутствует единая электронная система доступа к ним, а сведения (при их наличии) предоставляются ведомствами по личному запросу. Кроме того, обновление таких карт проводится редко и их актуальность утрачена 20–30 лет назад. На среднемасштабных картах за счет особенностей генерализации могут не отображаться мелкие и разрозненные контуры сильноэродированных почв. Более точные крупномасштабные почвенные карты локального уровня (обычно масштаба 1:50 000–25 000 для муниципалитета или 1:10 000 для отдельного землепользования) создают и обновляют в рамках обязательного почвенно-эрозионного обследования агрохозяйств, данные централизованно передаются в Министерство сельского хозяйства и составляют коммерческую тайну.

Проблему актуализации и открытости сведений об эродированных почвах можно решить геоинформационными методами цифрового почвенного картографирования. Большинство исследований по оценке водной эрозии в глобальном или национальном масштабах при картографировании оперируют величиной среднегодовых потенциальных почвенных потерь [Maltsev, Yermolaev, 2020; Borrelli et al., 2022; Tan et al., 2022; et al.], рассчитанных по различным эрозионным моделям [Batista at al., 2019]. В последние годы этот подход активно дополняется методами машинного обучения и использования искусственного интеллекта [Bag et al., 2022; Senanayake et al., 2022; et al.], которые помогают эффективно распознавать скрытые закономерности в данных. В региональных и локальных исследованиях оценка эродированности и составление соответствующих карт может строиться на регрессионных моделях или классификациях [Nascimento, et al., 2021; Брыжко и др., 2025], которые статистически анализируют сочетание факторов эрозии, при возможности сопоставляя предикторы с данными наземных обследований [Prudnikova, Savin, 2015; Sahour et al., 2021; Buryak et al., 2023]. Такой подход позволяет достичь достаточно высокой точности автоматизированного картографирования, но ограничен в экстраполяции методов на территории с другими почвенно-климатическими условиями.

Спутниковые снимки являются востребованным источником данных для картографирования свойств почвенного покрова. В отличие от эрозионного моделирования, данные дистанционного зондирования при корректной интерпретации отражают объективное состояние почв, а не потенциальные осредненные темпы смыва. Сплошное покрытие снимками и их регулярное обновление позволяют выполнять анализ в широком территориальном охвате, а также оценивать временную динамику состояния земель, в т. ч. их нарушенность водной эрозией. Активное использование данных дистанционного зондирования Земли для картографирования почв началось со второй половины ХХ в. Оно трансформировалось от визуального дешифрирования отдельных признаков по аэрофотоснимкам до комбинирования спектрально-отражательных свойств поверхностного горизонта почв, позволяющего оценить и картографировать содержание гумуса, влажность, засоленность почв, их гранулометрический и минералогический состав [Wang et al., 2023]. Следовательно, и для эродированных почв можно подобрать ряд типичных спектральных характеристик. Такие почвы хорошо поддаются первичному визуальному дешифрированию на пашне в видимом диапазоне спектра. Уменьшение мощности гумусового горизонта с вовлечением в обработку нижних, менее гумусированных слоев дает эф-



фект осветления и увеличивает альбедо эродированных ареалов по сравнению с соседними ненарушенными почвами [Караванова, 2003], что позволяет вручную дешифрировать эродированные почвы по тону и цвету [Лисецкий, Марциневская, 2009; Шаповалов и др., 2023], либо подбирать диапазоны спектра для разной степени эродированности [Горбачева, 2011]. Одним из критериев определения степени эродированности почв является содержание органического вещества, которое может быть выявлено через отражательную способность для разных спектральных каналов [Castaldi et al., 2019; Родионова и др., 2022]. Также широко исследуется применимость различных диапазонов спектральных индексов для оценки эродированности [Гусев и др., 2020; Fernández et al., 2021]. Это могут быть как вегетационные индексы (NDVI, WDVI, SWVI и др.), которые косвенно детектируют эродированные почвы через угнетение растительное покрова, так и непосредственно почвенные индексы (SAVI, BaI, NDSoilI и др.).

В настоящей работе представлены результаты исследования спектральноотражательных свойств пахотных почв Республики Татарстан, а также выполнен анализ изменчивости отражательной способности и спектральных индексов на эродированных участках для основных почв региона.

Объекты и методы исследования

Республика Татарстан (РТ) является одним из лидеров агропромышленного сектора России и стабильно входит в Топ-5 регионов страны по производству сельскохозяйственной продукции. В структуре землепользования РТ 3,25 млн га приходятся на пашню, что составляет 48 % общей площади. В почвенном покрове сельскохозяйственных угодий РТ доминируют черноземы выщелоченные, типичные и оподзоленные (37,5 %) и серые лесные почвы (35,0 %) (рис. 1).



Рис. 1. Почвенный покров Республики Татарстан (составлено по: [Атлас..., 2017]) Fig. 1. Soil cover of the Republic of Tatarstan (compiled from [Atlas..., 2017])



Почвы РТ имеют преимущественно тяжелый механический состав: глинистые и тяжелосуглинистые разновидности составляют 85,3 %. Особенностью почв РТ является естественный укороченный профиль при высоком содержании гумуса. Мощность плодородного слоя несмытых серых лесных почв составляет 28–31 см, черноземов – 40–65 см. Поверхностный смыв с короткопрофильных почв, усугубленный агрогенной нагрузкой, представляет серьезную угрозу для земледелия. РТ входит в число самых эродированных регионов страны: 42 % распахиваемых земель подвержено водной эрозии, в т. ч. сильной степени – 6,7, средней – 254, слабой – 1129 тыс. га [Государственный доклад..., 2024б].

Для территории РТ по результатам первых туров почвенного обследования СССР была составлена среднемасштабная тематическая карта эродированности (1:200 000), которая позже была интерпретирована через бассейновую структуру территории [Yermolaev, 2017]. Оценка эродированности в каждом бассейне была проведена по расчетному показателю эрозии, учитывающему долю почв разной степени эродированности (рис. 2).

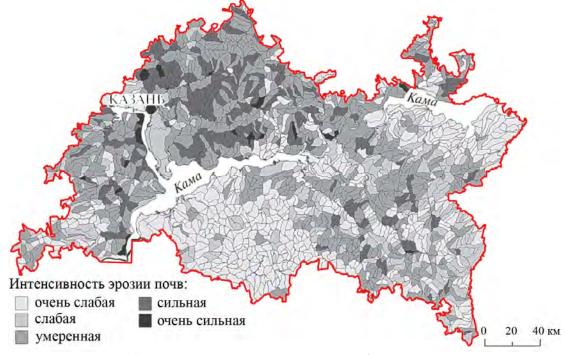


Рис. 2. Интенсивность эрозии почв Республики Татарстан в границах речных бассейнов (по [Yermolaev, 2017]) Fig. 2. Soil erosion intensity within boundaries of river basins in the Republic of Tatarstan (according to [Yermolaev, 2017])

Наименее эродированы почвы низменных аккумулятивных равнин Закамыя: территорий Заволжской низменности и Камско-Бельской низины. Почти все бассейны Предволжья и кластера Бугульминско-Белебеевской возвышенности Закамыя характеризуются умеренной эродированностью, которая проявляется в условиях возвышенного рельефа. Самая сильная эродированность характерна для бассейнов Западного Предкамыя со светло-серыми, серыми и дерново-подзолистыми почвам в условиях сильно расчлененного рельефа.

Для успешного дешифрирования эродированности почв необходимо использовать изображение открытой почвы без растительности, которая перекрывает эродированные участки. Чтобы выявить территории с открытой почвой в исследованиях часто прибегают к ограничению выборки снимков весенними месяцами, создавая маски анализа для фильтрации пикселей [Koroleva et al., 2017; Savin et al., 2021]. Но с учетом занятости части угодий всходами озимых культур, такой подход неизбежно исключает часть территорий из выборки, что не позволяет провести сплошную территориальную оценку. Для получения «непрерывной» поверхности открытой почвы применяют метод единого синтетического изображения почв [Gallo et al., 2018], где на основе мультивременных спутниковых данных получают непре-



рывный композит, в котором каждый пиксель представлен «средней» открытой почвой за период наблюдений. Данный метод был положен в основу настоящего исследования.

Подготовку растровых данных *Landsat* 4/5 разрешением 30 м выполняли в среде *Google Earth Engine* с подключением специализированной библиотеки *«spectral»* для вычисления различных спектральных индексов [Montero et al., 2023]. При этом использовали почвенные спектральные индексы, которые, в отличие от вегетационных, более адаптированы для описания яркостных свойств открытой почвы [Mathieu et al., 1998].

Пространственная область интереса (ROI) задавалась геометрией прямоугольника с координатами угловых точек в проекции WGS-84: от 47,2136° до 54,4097° по долготе и от 53,9223° до 56,7092° по широте, соответствующей границам Республики Татарстан. Временной диапазон охватывал период с 1 января 1985 г. по 31 декабря 1995 г. Коллекции снимков Landsat 4 (LT04/C02/T1_L2) и Landsat 5 (LT05/C02/T1_L2) отфильтровывались по области интереса и по датам и объединялись в единую коллекцию для получения максимального временного покрытия. Для создания маски распахиваемых угодий была использована полученная ранее [Иванов, Гафуров, 2025] модель основных типов землепользования (водные объекты, леса и кустарники, пастбища (луга), пашни, населенные пункты и антропогенные объекты, малоэтажная застройка) на соответствующий десятилетний период.

Предварительную обработку каждой сцены осуществляли в несколько этапов. На первом этапе корректировали цифровые значения отражательной способности оптических каналов ($SR_B1...SR_B5$, SR_B7). Далее на основе полосы QA_PIXEL маскировались облака и тени: сохранялись только пиксели, где установлены биты 6 (Clear, чистые) или 7 (Water, вода). Далее к данным применялась функция, которая отфильтровывала участки с высоким вегетационным покровом по значению индекса NDVI, допуская только пиксели с $NDVI \le 0.2$, соответствующие чистой почве без растительности [Montandon, Small, 2008]. После этого из растра землепользования оставляли пиксели класса «пашня» путем наложения маски на классификационный слой.

На следующем этапе проводился расчет и добавление почвенных индексов в набор данных спектральных отражений, где на вход подавались спектральные каналы, а с помощью модуля «spectral» вычислялся набор почвенных индексов (табл. 1).

Таблица 1 Table 1

Состав спектральных каналов и оптических индексов многоканального композита открытой почвы Composition of spectral bands and indices of a multiband open soil composite

Канал / Индекс	Расшифровка	Длина волны, нм / Формула расчета			
В	синий	0,45-0,52			
G	зеленый	0,52-0,60			
R	красный	0,63-0,69			
N	ближний инфракрасный	0,77-0,90			
<i>S</i> 1	коротковолновый инфракрасный 1	1,55–1,75			
<i>S</i> 2	коротковолновый инфракрасный 2	2,08–2,35			
MBI	Modified Bare Soil Index	((S1-S2-N)/(S1+S2+N))+0,5			
SAVI	Landsat Soil Adjusted Vegetation Index	$(N-R) / (N+R+L) \times (1+L)^*$			
BITM	Landsat TM-based Brightness Index	$((B^2+G^2+R^2)/3)^{0.5}$			
BIXS	SPOT HRV XS-based Brightness Index	$((G^2+R^2)/2)^{0.5}$			
BaI	Bareness Index	R + S1 + N			
DBSI	Dry Bareness Index	((S1-G)/(S1+G))-((N-R)/(N+R))			
NDSoilI	Normalized Difference Soil Index	(S2-G)/(S2+G)			
NSDS	Normalized Shortwave Infrared Difference	(S1 - S2) / (S1 + S2)			
	Soil-Moisture	, , , , , ,			
RI4XS	SPOT HRV XS-based Redness Index 4	R^2 / G^4			

Примечание: При отсутствии зеленой растительности L=1



После поэтапного масштабирования, маскирования и расчета индексов коллекции для Landsat 4 и Landsat 5 объединяли в один набор, а итоговый набор полос (все оптические полосы, а также рассчитанные почвенные индексы) агрегировали по медиане в пределах области интереса. Таким образом, удалось сгенерировать непрерывное многоканальное изображение открытой почвы для всей территории РТ, отражающее состояние почвенного покрова за 10 лет.

Анализ спектральных характеристик почв проводили с учетом их разделения по типам и в некоторых случаях подтипам почв, доминирующих на распахиваемых угодьях РТ. В качестве основы использовали векторные почвенные карты из материалов корректировок почвенно-эрозионного обследования 2000-х гг. масштаба 1:10 000. Всего в выборку входило 63,5 тыс. га почв из 18 репрезентативных агрохозяйств, находящихся в различных почвенно-климатических районах РТ [Аввакумова, 2020]. Контуры представлены черноземами (с объединением всех подтипов выщелоченных, типичных и оподзоленных) — 21,1 тыс. га, серыми лесными почвами (с разделением на подтипы) — 35,5 тыс. га и дерново-подзолистыми почвами — 6,9 тыс. га. Из исходных контуров были сформированы общие почвенные группы, объединяя все степени смытости, таким образом создавая некий средний «образ» каждой почвы, отражающий средневзвешенную эродированность. Для полученных контуров в *QGIS* 3.40.6 была рассчитана зональная статистика для каждого канала и почвенного индекса.

По каждому спектральному параметру был проведен однофакторный дисперсионный анализ (ANOVA) на предмет способности разделения почв по типам/подтипам. Для этого был разработан специальный расчетный модуль для QGIS. Для оценки степени разделимости групп использовали F-критерий Фишера. Суммарное число наблюдений (соответствует пикселям растра) по всем группам составило 694 тыс.

Отдельной задачей стояло формирование выборки эродированных почв, поскольку вышеописанных материалов почвенного обследования было недостаточно — эродированные контуры встречаются реже, чем неэродированные. Ориентируясь на снимки сверхвысокого разрешения (*Maxar*, *DigitalGlobe*), на контурах с визуальными признаками эродированности вручную расставляли точки. При этом для поиска изображения открытой почвы без растительности зачастую требовалось перебирать разные источники, в то время как на полученном нами композите такие ареалы отображались всегда (рис. 3).



Рис. 3. Отображение серых лесных эродированных почв на различных продуктах дистанционного зондирования Земли (55,303092° с.ш., 52,454856° в.д.)

Fig. 3. Representation of grey forest eroded soils on different remote sensing products (55.303092°N, 52.454856°E)

Точки расставляли по регулярной сетке шагом 10 км, ориентируясь на маску полей 1985—1995 гг. (чтобы исключить почвы на кормовых угодьях того времени) и на контуры почв на почвенной карте 1:200 000 (чтобы внести в базу данных признак типа или подтипа почвы). Для каждой почвы в зоне ее распространения ставили минимум одну точку на



ячейку сетки, в местах наличия крупномасштабных почвенных карт плотность увеличивали. Стоит отдельно отметить, что точки детектируют признак наличия эродированности, но без характеристики ее степени, как на почвенных картах (слабо-, средне- и сильносмытые). Разделение степеней эродированности требует отдельного исследования с обязательной верификацией по результатам полевой диагностики. Всего была создана равномерно распределенная по территории РТ выборка из 416 точек: черноземы — 101 точка, светло-серые лесные — 94, серые лесные — 93 точки, темно-серые лесные — 84 точки, дерново-подзолистые — 44 точки. Для каждой точки была построена полигональная буферная зона 30 метров, чтобы при зональной статистике захватить соседние пиксели и исключить возможные «выбросы».

Результаты и их обсуждение

Спектрально-отражательные свойства типов и подтипов почв Полученный среднемноголетний композит открытой почвы раскрывает особенности и разнообразие спектральных свойств почвенного покрова Татарстана (рис. 4).

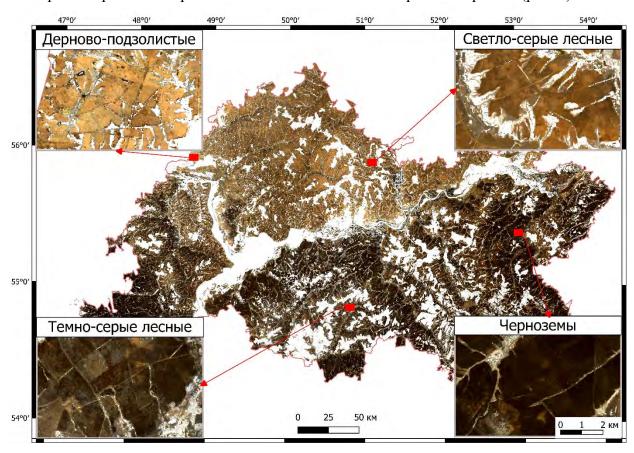


Рис. 4. Композит открытой почвы Республики Татарстан (1985–1995 гг.) в комбинации естественных цветов

Fig. 4. Satellite imagery composite of the open soil in the Republic of Tatarstan (1985–1995) in combination of natural colours

В комбинации естественных цветов читается разница в спектрально-отражательных особенностях различных почв. Разницу в тоне обеспечивает прежде всего гумусированность почв: чем больше содержание в почве органического вещества — тем она темнее. Также на оптические свойства оказывают влияние влажность, карбонатность, минеральный состав, а также наличие пожнивных остатков и др. Статистика спектрально-отражательных свойств пахотных почв приведена в табл. 2.

Таблица 2 Table 2

Спектрально-отражательные характеристики типов и подтипов пахотных почв Республики Татарстан Spectral-reflectance properties of arable soil types and subtypes in the Republic of Tatarstan

Статистика	Оптические каналы и спектральные индексы														
	В	G	R	N	<i>S</i> 1	<i>S</i> 2	MBI	SAV I	BITM	BIXS	BaI	DBSI	NDSoil I	NSD S	RI4XS
Черноземы лесостепи															
Среднее	0,06	0,07	0,08	0,10	0,19	0,17	0,19	0,06	0,07	0,07	0,16	0,29	0,37	0,07	263,9
Станд. откл.	0,02	0,02	0,02	0,03	0,03	0,03	0,07	0,02	0,02	0,02	0,03	0,06	0,10	0,03	96,0
Медиана	0,06	0,07	0,07	0,10	0,18	0,17	0,20	0,06	0,07	0,07	0,16	0,30	0,39	0,09	262,5
Темно-серые лесные															
Среднее	0,08	0,09	0,09	0,13	0,21	0,18	0,17	0,09	0,09	0,09	0,18	0,26	0,33	0,10	178,9
Станд. откл.	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,03	0,08	0,02	0,03	0,03	0,03	0,07	0,10	0,03	68,9
Медиана	0,07	0,08	0,09	0,12	0,21	0,18	0,19	0,09	0,08	0,09	0,18	0,27	0,34	0,12	169,6
Серые лесные															
Среднее	0,08	0,09	0,11	0,15	0,21	0,18	0,15	0,08	0,09	0,10	0,17	0,23	0,30	0,10	163,2
Станд. откл.	0,02	0,02	0,02	0,03	0,03	0,04	0,06	0,02	0,02	0,02	0,03	0,06	0,09	0,03	52,8
Медиана	0,07	0,09	0,10	0,15	0,21	0,17	0,16	0,08	0,09	0,10	0,17	0,24	0,32	0,13	158,5
							Светл	о-серы	е лесны	e					
Среднее	0,08	0,10	0,12	0,17	0,23	0,20	0,14	0,07	0,10	0,11	0,19	0,23	0,31	0,10	145,8
Станд. откл.	0,01	0,02	0,02	0,03	0,04	0,05	0,05	0,02	0,02	0,02	0,03	0,04	0,08	0,03	42,2
Медиана	0,08	0,10	0,12	0,16	0,23	0,19	0,14	0,07	0,10	0,11	0,18	0,23	0,32	0,12	140,1
							Дерно	во-под	золисты	ie					
Среднее	0,08	0,11	0,14	0,19	0,26	0,23	0,12	0,10	0,11	0,13	0,18	0,22	0,32	0,08	122,2
Станд. откл.	0,01	0,02	0,02	0,03	0,05	0,05	0,05	0,02	0,02	0,02	0,03	0,05	0,08	0,03	35,3
Медиана	0,08	0,11	0,13	0,19	0,27	0,24	0,13	0,10	0,11	0,12	0,18	0,23	0,34	0,11	117,8
ANOVA															
<i>F</i> - критерий ×10 ⁻³	22,5	81, 5	128 ,1	165 ,0	57, 2	27,	21,6	119,0	78,4	108,6	28,3	30,0	11,9	22,7	82,3
р-статисти	мстика <<0,0001														

Примечание: Зеленым цветом выделены наибольшие значения F-критерия.

Практически по всем индексам почвы формируют ранжированный ряд: черноземы > темно-серые лесные > серые лесные > светло-серые лесные > дерново-подзолистые. Лучше всего показывают различия между почвами в приведенной выше



последовательности зеленый (G), красный (R) и ближний инфракрасный (N) каналы и основанные на них индексы (SAVI, BITM, BIXS, DBSI, RI4XS). Коротковолновые инфракрасные (S1, S2) каналы не показательны, их использование дает некорректное разделение почв, где дерново-подзолистые почвы ближе к черноземам, чем к серым лесным (NSDS, NDSoill). Также некоторые индексы выстраивают корректную общую последовательность по средним значениям, но из-за высокой внутригрупповой дисперсии слабо разделяют группы (MBI, DBSI, BaI, RI4XS), особенно группы «дерново-подзолистые — светло-серые — серые лесные почвы».

Дисперсионный анализ показал статистически значимое (p << 0,0001) разделение на группы для всех каналов и индексов. Косвенно судить о качестве разбиения можно по F-критерию: чем оно больше, тем меньше внутригрупповая дисперсия и выше обособленность групп. Так наилучшее разделение почв обеспечивает ближний инфракрасный (N) и красный (R) каналы и основанный на них индекс яркости SAVI, а также BIXS, рассчитанный по комбинации каналов видимого спектра RG.

Спектрально-отражательные свойства эродированных почв

Для точек эродированных почв также выполнили анализ изменчивости значений спектральных индексов, которые лучше всего разделяют группы почв (рис. 5). Результаты дисперсионного анализа показывают статистически значимые отличия по группам эродированных почв для каждого спектрального параметра. Мы можем заключить, что спектрально-отражательные свойства эродированных участков на разных типах и подтипах почв достоверно отличаются. Причем для типа серых лесных почв разделение внутри подтипов лучше выражается именно для эродированных почв, чем для осредненного почвенного образа.

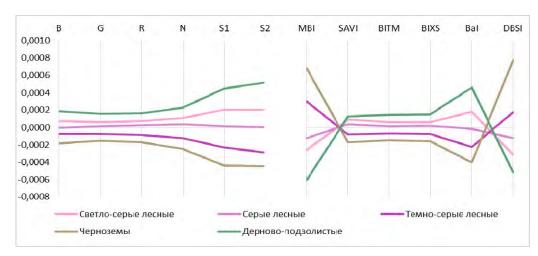


Рис. 5. Кривые отражательной способности и спектральных индексов эродированных почв (по оси Y даны нормированные значения)

Fig. 5. Reflectance curves and spectral indices of eroded soils (the Y axis shows normalised values)

Форма спектральных кривых для эродированных почв разных типов отличается. Для светлоокрашенных дерново-подзолистых и светло-серых лесных почв с ростом длины волны их отражательная способность увеличивается, а для темно-серых лесных и черно-земов, наоборот, снижается. Наиболее достоверно (по наибольшему значению F-критерия) группы эродированных почв разделяются в зеленом (G), красном (R) и ближнем инфракрасном (N) каналах и с использованием спектральных индексов BITM и BIXS.

Далее исследовали, насколько спектральные свойства эродированных почв каждой группы отличаются от осредненных для каждого типа или подтипа почв. В качестве критериев выбирали определенные выше наиболее информативные канали и индексы -G, R, N, SAVI, BITM, BIXS, BaI (табл. 3).

Таблица 3 Table 3

Изменчивость спектральных характеристик почв относительно их эродированных участков (в % от исходного значения для обобщенного образа почвы)

Variability of spectral characteristics of soils in relation to their eroded areas

(% of the initial value for the generalised soil sample)

Почва	G	R	N	SAVI	BITM	BIXS	BaI	Среднее по почвам
Черноземы лесостепи	-14,3	-19,3	-22,3	-16,5	-14,9	-17,1	-11,2	-16,5
Темно-серые лесные	-6,0	-14,4	-17,5	-15,0	-6,9	-10,9	-6,5	-11,0
Серые лесные	-13,4	-22,3	-23,9	-16,9	-15,0	-18,5	-18,3	-18,3
Светло-серые лесные	-11,9	-16,8	-17,6	-12,3	-12,9	-14,8	-17,3	-14,8
Дерново-подзолистые	-12,4	-14,9	-14,4	-9,5	-12,7	-13,9	-31,7	-15,6
Среднее по показателям	-11,6	-17,5	-19,1	-14,0	-12,5	-15,0	-17,0	

Внутри каждой почвенной группы достоверно выделяются эродированные почвы, что обусловлено их более высокой отражательной способностью. Ее превышение относительно средних значений показателей по всем почвам колеблется от 11,0 до 18,3 %. Среди всех почв по большинству показателей хуже всего выделяются эродированные темносерые лесные почвы (пример на рис. 6). Использование ближнего инфракрасного канала (N) дает лучшую дифференциацию между эродированной почвой и осредненным образом — в среднем отражательная способность эродированных почв на 19,1 % выше и дает лучшие результаты почти для всех почв, за исключением дерново-подзолистых. Для последних при выделении эродированных участков оптимально использовать индекс ВаІ.

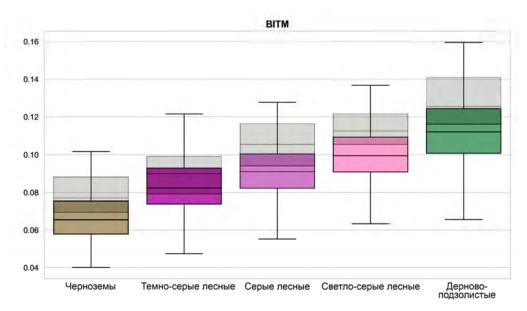


Рис. 6. Размах варьирования значений почвенного индекса ВІТМ по группам почв: цветом — в целом по почвенному образу; штриховкой — 25—75 %-й процентиль для эродированных почв Fig. 6. Variation range of BITM soil index values by soil groups: colour — in general for the soil sample; shading — 25-75 % percentile for eroded soils

На рис. 6 приведен пример сопоставления значений спектрального индекса ВІТМ для почвенного образа и для эродированных участков. Массивы наблюдений эродированных почв смещены вверх по оси значений, что для данного индекса говорит о более высо-



кой отражательной способности. Ожидаемо, что межквартильные размахи (коробки) эродированных почв накладываются на средневзвешенные значения, поскольку они изначально включали обобщенные данные, в т. ч. об эродированных почвах. При этом не менее 75 % наблюдений эродированных почв попадают в доверительный интервал средневзвешенного по группам почв индекса ВІТМ. Разграниченный анализ по группам почв является обязательным при оценке эродированности по спутниковым данным, поскольку позволяет устранить межгрупповые пересечения. Так, например, полнопрофильные серые лесные почвы по спектральным признакам могут соответствовать эродированным черноземам.

Заключение

Использование современных методов обработки больших данных многоканальных спутниковых снимков открывает широкие возможности для сплошного почвенного картографирования, в том числе в средне- и крупномасштабном уровнях. Для территории Республики Татарстан впервые были исследованы спектрально-отражательные свойства основных обрабатываемых почв, в том числе эродированных участков. Впервые был синтезирован среднемноголетний многоканальный композит открытой почвы, что позволило исключить влияние растительности и оценить отражательную способность пахотных почв, а также рассчитать почвенные спектральные индексы в непрерывном территориальном охвате.

Установлено, что почвы различных типов и подтипов обладают статистически значимыми отличиями по своим спектральным свойствам, а использование наиболее информативных критериев позволяет с высокой степенью достоверности их разделить на уровне генетических типов (черноземы, серые лесные, дерново-подзолистые). При выделении эродированных участков лучшие результаты показывает индекс *BaI* для дерново-подзолистых почв и ближний инфракрасный канал для остальных типов почв.

При региональном картографировании эродированности почв по спутниковым данным обязательным условием является предварительное разбиение территории на типы и подтипы почв для установки спектральных порогов эродированности. Если проигнорировать это правило при автоматизированном картографировании, то неизбежно возникнут ошибки, когда полнопрофильные почвы светлого тона будут идентифицированы как эродированные.

Таким образом, полученные результаты свидетельствуют об обнадеживающей перспективе использования материалов актуальной спутниковой съемки для автоматизированного картографирования эродированных пахотных почв, что расширит научную и технологическую составляющую государственного экологического мониторинга земель.

Список источников

Атлас Республики Татарстан. 2017. Отв. ред. И.Ю. Каменская. М., ПКО «Картография», 215 с.

Государственный доклад «О состоянии и об охране окружающей среды Российской Федерации в 2023 году». 2024а. М. Электронный ресурс. URL: https://2023.ecology-gosdoklad.ru/ (дата обращения: 04.05.2025).

Государственный доклад «О состоянии природных ресурсов и об охране окружающей среды Республики Татарстан в 2023 году». 2024б. Казань. Электронный ресурс. URL: https://eco.tatarstan.ru/gosdoklad-2023.htm (дата обращения: 04.05.2025).

Единый государственный реестр почвенных ресурсов России. Версия 1.0. 2019. Москва. Электронный ресурс. URL: https://egrpr.esoil.ru/index.htm (дата обращения: 04.05.2025).

Караванова Е.И. 2003. Оптические свойства почв и их природа. М., Изд-во МГУ, 151 с.

Список литературы

Аввакумова А.О. 2020. Математическое моделирование факторов эрозии почв на пахотных землях (на примере территории Республики Татарстан). Региональные геосистемы, 44(1): 5–15. https://doi.org/10.18413/2712-7443-2020-44-1-5-15

- Брыжко И.В., Столбов И.А., Брыжко В.Г. 2025. Картографирование эрозионно опасных земель Пермского края. Региональные геосистемы, 49(1): 40–52. https://doi.org/10.52575/2712-7443-2025-49-1-40-52
- Горбачева Е.Н. 2011. Автоматизированное дешифрирование почв, подверженных водноэрозионным процессам. Почвоведение и агрохимия, 1(46): 46–54.
- Гусев А.П., Козюлев И.И., Шаврин И.А. 2020. Использование спектральных индексов для оценки эродированности почв в природно-антропогенных ландшафтах Беларуси. Российский журнал прикладной экологии, 2(22): 48–52.
- Иванов М.А., Гафуров А.М. 2025. Анализ изменений землепользования в Среднем Поволжье по данным Landsat для оценки потенциала возврата заброшенных пахотных земель в сельскохозяйственный оборот. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 22(2): 186–201. https://doi.org/10.21046/2070-7401-2025-22-2-186-201
- Лисецкий Ф.Н., Марциневская Л.В. 2009. Оценка развития линейной эрозии и эродированности почв по результатам аэрофотосъемки. Землеустройство, кадастр и мониторинг земель, 10(58): 39–43.
- Родионова Н.В., Кудряшова С.Я., Чумбаев А.С. 2022. Оценка некоторых параметров верхнего слоя почвы по радарным и оптическим данным спутников Sentinel 1/2 на примере Новосибирской области. Исследования Земли из космоса, 1: 68–79. https://doi.org/10.31857/S0205961422010067
- Шаповалов Д.А., Ведешин Л.А., Евстратова Л.Г., Антошкин А.А. 2023. Методы использования мультиспектральных снимков при экологическом мониторинге мелиорированных земель. Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 20(4): 187–201. https://doi.org/10.21046/2070-7401-2023-20-4-187-201
- Bag R., Mondal I., Dehbozorgi M., Bank S.P., Das D.N., Bandyopadhyay J., Pham Q.B., Al-Quraishi A.M.F., Nguyen X.C. 2022. Modelling and Mapping of Soil Erosion Susceptibility Using Machine Learning in a Tropical Hot Sub-Humid Environment. Journal of Cleaner Production, 364: 132428. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132428
- Batista P.V., Davies J., Silva M.L., Quinton J.N. 2019. On the Evaluation of Soil Erosion Models: Are We Doing Enough? Earth-Science Reviews, 197: 102898. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.102898
- Borrelli P., Ballabio C., Yang J.E., Robinson D.A., Panagos P. 2022. GloSEM: High-Resolution Global Estimates of Present and Future Soil Displacement in Croplands by Water Erosion. Scientific Data, 9: 406. https://doi.org/10.1038/s41597-022-01489-x
- Buryak Zh.A., Ukrainsky P.A., Gusarov A.V., Lukin S.V., Beylich A.A. 2023. Geomorphic Factors Influencing the Spatial Distribution of Eroded Chernozems in Automated Digital Soil Erosion Mapping. Geomorphology, 439: 108863. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108863
- Castaldi F., Chabrillat S., Don A., Van Wesemael B. 2019. Soil Organic Carbon Mapping Using LUCAS Topsoil Database and Sentinel-2 Data: An Approach to Reduce Soil Moisture and Crop Residue Effects. Remote Sensing, 11(18): 2121. https://doi.org/10.3390/rs11182121
- Fernández C., Fernández-Alonso J.M., Vega J.A., Fontúrbel T., Llorens R., Sobrino J.A. 2021. Exploring the Use of Spectral Indices to Assess Alterations in Soil Properties in Pine Stands Affected by Crown Fire in Spain. Fire Ecology, 17(1): 2. https://doi.org/10.1186/s42408-020-00089-7
- Gallo B.C., Demattê J.A.M., Rizzo R., Safanelli J.L., Mendes W.D.S., Lepsch I.F., Sato M.V., Romero D.J., Lacerda M.P.C. 2018. Multi-Temporal Satellite Images on Topsoil Attribute Quantification and the Relationship with Soil Classes and Geology. Remote Sensing, 10(10): 1571. https://doi.org/10.3390/rs10101571
- Ivanov A.L., Savin I.Y., Stolbovoy V.S., Avetyan S.A., Shishkonakova E.A., Kashtanov A.N. 2020. Map of Anthropogenic Soil Erosion of Russia. Doklady Earth Sciences, 493: 654–657. https://doi.org/10.1134/S1028334X20080097
- Koroleva P.V., Rukhovich D.I., Rukhovich A.D., Rukhovich D.D., Kulyanitsa A.L., Trubnikov A.V., Kalinina N.V., Simakova M.S. 2017. Location of Bare Soil Surface and Soil Line on the RED–NIR Spectral Plane. Eurasian Soil Science, 50: 1375–1385. https://doi.org/10.1134/S1064229317100040
- Maltsev K.A., Yermolaev O.P. 2020. Assessment of Soil Loss by Water Erosion in Small River Basins in Russia. Catena, 195: 104726. https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104726
- Mathieu R., Pouget M., Cervelle B., Escadafal R. 1998. Relationships between Satellite-Based Radiometric Indices Simulated Using Laboratory Reflectance Data and Typic Soil Color of an Arid Environment. Remote Sensing of Environment, 66(1): 17–28. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00030-3



- Montandon L.M., Small E.E. 2008. The Impact of Soil Reflectance on the Quantification of the Green Vegetation Fraction from NDVI. Remote Sensing of Environment, 112(4): 1835–1845. https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.09.007
- Montero D., Aybar C., Mahecha M.D., Martinuzzi F., Söchting M., Wieneke S. 2023. A Standardized Catalogue of Spectral Indices to Advance the Use of Remote Sensing in Earth System Research. Scientific Data, 10(1): 197. https://doi.org/10.1038/s41597-023-02096-0
- Nascimento C.M., De Sousa Mendes W., Quiñonez Silvero N.E., Poppiel R.R., Sayão V.M., Dotto A.C., Valadares Dos Santos N., Accorsi Amorim M.T., Demattê J.A.M. 2021. Soil Degradation Index Developed by Multitemporal Remote Sensing Images, Climate Variables, Terrain and Soil Attributes. Journal of Environmental Management, 277: 111316. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111316
- Prudnikova E.Y., Savin I.Y. 2015. Satellite Assessment of Dehumification of Arable Soils in Saratov Region. Eurasian Soil Science, 48(5): 533–539. https://doi.org/10.1134/S1064229315050075
- Sahour H., Gholami V., Vazifedan M., Saeedi S. 2021. Machine Learning Applications for Water-Induced Soil Erosion Modeling and Mapping. Soil and Tillage Research, 211: 105032. https://doi.org/10.1016/j.still.2021.105032
- Savin I., Prudnikova E., Chendev Y., Bek A., Kucher D., Dokukin P. 2021. Detection of Changes in Arable Chernozemic Soil Health Based on Landsat TM Archive Data. Remote Sensing, 13(12): 2411. https://doi.org/10.3390/rs13122411
- Senanayake S., Pradhan B., Alamri A., Park H.J. 2022. A New Application of Deep Neural Network (LSTM) and RUSLE Models in Soil Erosion Prediction. Science of the Total Environment, 845: 157220. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.157220
- Tan Z., Leung L.R., Li H.Y., Cohen S. 2022. Representing Global Soil Erosion and Sediment Flux in Earth System Models. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 14(1): e2021MS002756. https://doi.org/10.1029/2021MS002756
- Wang J., Zhen J., Hu W., Chen S., Lizaga I., Zeraatpisheh M., Yang X. 2023. Remote Sensing of Soil Degradation: Progress and Perspective. International Soil and Water Conservation Research, 11(3): 429–454. https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2023.03.002
- Yermolaev O.P. 2017. Geoinformation Mapping of Soil Erosion in the Middle Volga Region. Eurasian Soil Science, 50: 118–131. https://doi.org/10.1134/S1064229317010070

References

- Avvakumova A.O. 2020. Mathematical Modeling of Soil Erosion Factors on Agricultural Lands (on the Territory of the Republic of Tatarstan). Regional Geosystems, 44(1): 5–15 (in Russian). https://doi.org/10.18413/2712-7443-2020-44-1-5-15
- Bryzhko I.V., Stolbov I.A., Bryzhko V.G. 2025. Mapping of Erosion Hazard Lands of the Perm Region. Regional Geosystems, 49(1): 40–52 (in Russian). https://doi.org/10.52575/2712-7443-2025-49-1-40-52
- Gorbachova E.N. 2011. Technology of Automated Interpretation of Eroded Soils. Soil Science and Agrochemistry, 1(46): 46–54 (in Russian).
- Gusev A.P., Kozulev I.I., Shavrin I.A. 2020. The Use of Spectral Indices for Assessing Soil Erosion in Natural and Anthropogenic Landscapes of Belarus. Russian Journal of Applied Ecology, 2(22): 48–52 (in Russian).
- Ivanov M.A., Gafurov A.M. 2025. Analysis of Land Use Changes in the Middle Volga Region Based on Landsat Data to Assess the Potential of Returning Abandoned Cropland into Use. Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space, 22(2): 186–201 (in Russian). https://doi.org/10.21046/2070-7401-2025-22-2-186-201
- Lisetskii F.N., Marcinevskaya L.V. 2009. Assessment of Development of Linear Erosion and Soil Erosion as a Result of Aerial Photo Shooting. Land Management, Monitoring and Cadastre, 10(58): 39–43 (in Russian).
- Rodionova N.V., Kudryashova S.Ya., Chumbaev A.S. 2022. Estimation of Some Parameters of the Upper Soil Layer by Radar and Optical Data of Sentinel 1/2 Satellites in Conditions of the Novosibirsk Region. Issledovanie Zemli iz Kosmosa, 1: 68–79 (in Russian). https://doi.org/10.31857/S0205961422010067
- Shapovalov D.A., Vedeshin L.A., Evstratova L.G., Antoshkin A.A. 2023. Methods of Using Multispectral Images in Ecological Monitoring of Reclaimed Lands. Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space, 20(4): 187–201 (in Russian). https://doi.org/10.21046/2070-7401-2023-20-4-187-201

- Bag R., Mondal I., Dehbozorgi M., Bank S.P., Das D.N., Bandyopadhyay J., Pham Q.B., Al-Quraishi A.M.F., Nguyen X.C. 2022. Modelling and Mapping of Soil Erosion Susceptibility Using Machine Learning in a Tropical Hot Sub-Humid Environment. Journal of Cleaner Production, 364: 132428. https://doi.org/10.1016/j.jclepro.2022.132428
- Batista P.V., Davies J., Silva M.L., Quinton J.N. 2019. On the Evaluation of Soil Erosion Models: Are We Doing Enough? Earth-Science Reviews, 197: 102898. https://doi.org/10.1016/j.earscirev.2019.102898
- Borrelli P., Ballabio C., Yang J.E., Robinson D.A., Panagos P. 2022. GloSEM: High-Resolution Global Estimates of Present and Future Soil Displacement in Croplands by Water Erosion. Scientific Data, 9: 406. https://doi.org/10.1038/s41597-022-01489-x
- Buryak Zh.A., Ukrainsky P.A., Gusarov A.V., Lukin S.V., Beylich A.A. 2023. Geomorphic Factors Influencing the Spatial Distribution of Eroded Chernozems in Automated Digital Soil Erosion Mapping. Geomorphology, 439: 108863. https://doi.org/10.1016/j.geomorph.2023.108863
- Castaldi F., Chabrillat S., Don A., Van Wesemael B. 2019. Soil Organic Carbon Mapping Using LUCAS Topsoil Database and Sentinel-2 Data: An Approach to Reduce Soil Moisture and Crop Residue Effects. Remote Sensing, 11(18): 2121. https://doi.org/10.3390/rs11182121
- Fernández C., Fernández-Alonso J.M., Vega J.A., Fontúrbel T., Llorens R., Sobrino J.A. 2021. Exploring the Use of Spectral Indices to Assess Alterations in Soil Properties in Pine Stands Affected by Crown Fire in Spain. Fire Ecology, 17(1): 2. https://doi.org/10.1186/s42408-020-00089-7
- Gallo B.C., Demattê J.A.M., Rizzo R., Safanelli J.L., Mendes W.D.S., Lepsch I.F., Sato M.V., Romero D.J., Lacerda M.P.C. 2018. Multi-Temporal Satellite Images on Topsoil Attribute Quantification and the Relationship with Soil Classes and Geology. Remote Sensing, 10(10): 1571. https://doi.org/10.3390/rs10101571
- Ivanov A.L., Savin I.Y., Stolbovoy V.S., Avetyan S.A., Shishkonakova E.A., Kashtanov A.N. 2020. Map of Anthropogenic Soil Erosion of Russia. Doklady Earth Sciences, 493: 654–657. https://doi.org/10.1134/S1028334X20080097
- Koroleva P.V., Rukhovich D.I., Rukhovich A.D., Rukhovich D.D., Kulyanitsa A.L., Trubnikov A.V., Kalinina N.V., Simakova M.S. 2017. Location of Bare Soil Surface and Soil Line on the RED–NIR Spectral Plane. Eurasian Soil Science, 50: 1375–1385. https://doi.org/10.1134/S1064229317100040
- Maltsev K.A., Yermolaev O.P. 2020. Assessment of Soil Loss by Water Erosion in Small River Basins in Russia. Catena, 195: 104726. https://doi.org/10.1016/j.catena.2020.104726
- Mathieu R., Pouget M., Cervelle B., Escadafal R. 1998. Relationships between Satellite-Based Radiometric Indices Simulated Using Laboratory Reflectance Data and Typic Soil Color of an Arid Environment. Remote Sensing of Environment, 66(1): 17–28. https://doi.org/10.1016/S0034-4257(98)00030-3
- Montandon L.M., Small E.E. 2008. The Impact of Soil Reflectance on the Quantification of the Green Vegetation Fraction from NDVI. Remote Sensing of Environment, 112(4): 1835–1845. https://doi.org/10.1016/j.rse.2007.09.007
- Montero D., Aybar C., Mahecha M.D., Martinuzzi F., Söchting M., Wieneke S. 2023. A Standardized Catalogue of Spectral Indices to Advance the Use of Remote Sensing in Earth System Research. Scientific Data, 10(1): 197. https://doi.org/10.1038/s41597-023-02096-0
- Nascimento C.M., De Sousa Mendes W., Quiñonez Silvero N.E., Poppiel R.R., Sayão V.M., Dotto A.C., Valadares Dos Santos N., Accorsi Amorim M.T., Demattê J.A.M. 2021. Soil Degradation Index Developed by Multitemporal Remote Sensing Images, Climate Variables, Terrain and Soil Attributes. Journal of Environmental Management, 277: 111316. https://doi.org/10.1016/j.jenvman.2020.111316
- Prudnikova E.Y., Savin I.Y. 2015. Satellite Assessment of Dehumification of Arable Soils in Saratov Region. Eurasian Soil Science, 48(5): 533–539. https://doi.org/10.1134/S1064229315050075
- Sahour H., Gholami V., Vazifedan M., Saeedi S. 2021. Machine Learning Applications for Water-Induced Soil Erosion Modeling and Mapping. Soil and Tillage Research, 211: 105032. https://doi.org/10.1016/j.still.2021.105032
- Savin I., Prudnikova E., Chendev Y., Bek A., Kucher D., Dokukin P. 2021. Detection of Changes in Arable Chernozemic Soil Health Based on Landsat TM Archive Data. Remote Sensing, 13(12): 2411. https://doi.org/10.3390/rs13122411
- Senanayake S., Pradhan B., Alamri A., Park H.J. 2022. A New Application of Deep Neural Network (LSTM) and RUSLE Models in Soil Erosion Prediction. Science of the Total Environment, 845: 157220. https://doi.org/10.1016/j.scitotenv.2022.157220



- Tan Z., Leung L.R., Li H.Y., Cohen S. 2022. Representing Global Soil Erosion and Sediment Flux in Earth System Models. Journal of Advances in Modeling Earth Systems, 14(1): e2021MS002756. https://doi.org/10.1029/2021MS002756
- Wang J., Zhen J., Hu W., Chen S., Lizaga I., Zeraatpisheh M., Yang X. 2023. Remote Sensing of Soil Degradation: Progress and Perspective. International Soil and Water Conservation Research, 11(3): 429–454. https://doi.org/10.1016/j.iswcr.2023.03.002
- Yermolaev O.P. 2017. Geoinformation Mapping of Soil Erosion in the Middle Volga Region. Eurasian Soil Science, 50: 118–131. https://doi.org/10.1134/S1064229317010070

Поступила в редакцию 05.04.2025; поступила после рецензирования 21.05.2025; принята к публикации 28.05.2025

Received April 05, 2025; Revised May 21, 2025; Accepted May 28, 2025

Конфликт интересов: о потенциальном конфликте интересов не сообщалось. **Conflict of interest:** no potential conflict of interest related to this article was reported.

ИНФОРМАЦИЯ ОБ АВТОРАХ

INFORMATION ABOUT THE AUTHORS

Буряк Жанна Аркадьевна, кандидат географических наук, ведущий научный «Баланс C», сотрудник НИЛ Казанский (Приволжский) федеральный университет, г. Казань, Россия

Zhanna A. Buryak, Candidate of Geographical Sciences, Leading Researcher of the Research Laboratory "Balance C", Kazan (Volga Region) Federal University, Kazan, Russia

 Гафуров
 Артур
 Маратович,
 кандидат

 географических
 наук, доцент
 кафедры

 ландшафтной
 экологии,
 Казанский

 (Приволжский)
 федеральный
 университет,

 г. Казань, Россия
 г. Казань, Россия

Artur M. Gafurov, Candidate of Geographical Sciences, Associate Professor of the Department of Landscape Ecology, Kazan (Volga Region) Federal University, Kazan, Russia