

## Вегетационные и тепловые спектральные признаки степени неоднородности ландшафтов Арктики

Н. Д. Якимов, Т. В. Пономарёва, Е. И. Пономарёв

Красноярский научный центр СО РАН, Красноярск, 660036, Россия  
E-mail: evg@ksc.krasn.ru

На основе дистанционных данных исследована степень неоднородности ландшафтов Норильского промышленного района, где многолетняя мерзлота является ключевым средообразующим фактором, а ландшафты и экосистемы испытывают внешнее воздействие как климатических факторов, так и интенсивной техногенной нагрузки. Классификация методом случайного леса (*англ.* Random Forest) применена для серии мультиспектральных снимков Landsat-8, -9 OLI/TIRS (*англ.* Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor) с калибровкой результатов по данным натурных исследований на девяти участках (площадь каждого ~62 км<sup>2</sup>). Были заданы сигнатуры (общей площадью ~28 км<sup>2</sup>) 12 классов, представляющих типичное соотношение категорий состояния подстилающей поверхности района исследований. Показано, что степень неоднородности локальных участков ландшафтов криолитозоны, отличная от фонового значения, может быть интерпретирована в терминах трансформации локальных участков вследствие воздействий природного и техногенного плана. Выделяемые классы систематизированы в три основные группы: техногенно-трансформированные, фоновые и естественные ландшафты без растительности. Точность классификации составила ~82 % при коэффициенте каппа Коэна, равном 0,9. Проведён анализ долгосрочной динамики (2000–2024) спектральных характеристик в привязке к гетерогенности рассматриваемых участков на основе материалов Terra MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer), продукты MOD13Q1 (для NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index)) и MOD11A2 (для LST (*англ.* Land Surface Temperature)). Установлено, что на территориях с долей техногенной трансформации >50 % фиксируемые диапазоны NDVI снижаются в среднем на 26 %, а LST возрастает на 11 % относительно фоновых условий, что является косвенным маркером, свидетельствующим о нарушении теплоизоляционных свойств почвенного покрова при деградации растительности. Предложенный подход применим для обзорного мониторинга и прогнозирования состояния мерзлотных ландшафтов и компонент экосистем.

**Ключевые слова:** криолитозона, степень неоднородности, спектральные индексы, классификация, Сибирь

Одобрена к печати: 27.03.2026  
DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-3-239-251

### Введение

Преобразования растительного покрова на уровне экосистем, наблюдаемые в последние десятилетия, нередко связывают с климатическими изменениями (Scheffers et al., 2016), устойчивость к которым существенно варьирует в зависимости от типа экосистемы (Данилов-Данильян, 2018). Наиболее уязвимыми к внешним воздействиям признаны арктические и субарктические экосистемы, существующие в экстремальных абиотических условиях (Анисимов, Шерстюков, 2016). Их функционирование критически зависит от термического режима, а ключевую роль играет состояние многолетней мерзлоты (Schuur, Mack, 2018), определяющее гидротермические условия, характер почвообразования и видовой состав растительных сообществ (Анисимов, Шерстюков, 2016; Ponomareva et al., 2021). Вследствие суровых абиотических условий и низкой продуктивности естественное восстановление нарушенных северных экосистем может занимать многие десятилетия (Данилов-Данильян, 2018). В регионах интенсивного промышленного освоения, в том числе на севере Красноярского края, антропогенный фактор становится мощным драйвером трансформаций экосистем дополнительно к воздействию климатических изменений (Пономарева и др., 2020; Сыроежко

и др., 2025a; Walker et al., 2009). Техногенное воздействие, связанное с добычей полезных ископаемых, строительством инфраструктуры и транспортно-логистическими сетями, имеет локальный характер, но приводит к интенсивным или необратимым изменениям теплового и влажностного режимов почв (Сыроежко и др., 2025b), уровня сезонно-талого слоя, растительности и почвенного покрова (Сыроежко и др., 2025a; Ponomareva et al., 2021), что в условиях криолитозоны приобретает ландшафтообразующее значение (Ponomareva et al., 2021, 2025).

Комбинированное влияние как глобальных (изменение климата), так и локальных (промышленное освоение, горнодобывающий комплекс) факторов актуализирует разработки методов оценки и мониторинга состояния ландшафтов и компонент экосистем криолитозоны с учётом степени трансформации. При решении этой задачи ключевую роль играет дистанционное зондирование Земли, предоставляющее возможность многолетнего и масштабного анализа состояния ландшафтов и экосистем. Так, было показано, что результаты обработки спутниковых данных применимы не только для анализа динамики растительных покровов тундры (Елсаков, 2021; Якимов и др., 2024), но и для косвенных оценок тепловых и влажностных процессов в почвах криолитозоны (Сыроежко и др., 2025b).

С использованием временных серий спектральных индексов NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) для количественной оценки продуктивности вегетирующей растительности (Tucker, 1977), данных о температуре поверхности LST (*англ.* Land Surface Temperature) и визуальных дешифровочных признаков показана возможность детектировать нарушения и классифицировать их по типу и интенсивности, а также отслеживать динамику восстановительных сукцессий (Елсаков, 2021; Коптев, Алабдуллахалхасно, 2025; Якимов и др., 2024; Pettorelli et al., 2005). Для тематической классификаций также применимы индексы NDWI (*англ.* Normalized Difference Water Index) — для оценки содержания влаги в растительности (Gao, 1996), водонасыщения почвы (de Alwis et al., 2007) и фенологических циклов растительных сообществ (Delbart et al., 2005), NDTI (*англ.* Normalized Difference Turbidity Index) — в целях оценки водных характеристик на основе отношения разности каналов в коротковолновом инфракрасном диапазоне спектра, BSI (*англ.* Bare Soil Index) и NDBI (*англ.* Normalized Difference Built-up Index) — для выявления техногенных образований и почв, лишённых растительности (Zha et al., 2003). Комбинирование мультиспектральных данных с результатами полевых исследований и математическим моделированием значительно повышает достоверность интерпретации наблюдаемых изменений, как показано на примере оценки теплового состояния почв (Ponomareva et al., 2021, 2025).

Перспективными направлениями представляются использование машинного обучения (алгоритм RF (*англ.* Random Forest)) для классификации и прогнозирования динамики экосистем по данным дистанционного зондирования Земли (Breiman, 2001), в частности, в условиях криолитозоны (Коптев, Алабдуллахалхасно, 2025), а также анализ многолетних спектральных характеристик тундровых ландшафтов для выявления трендов, связанных как с климатическими процессами, так и с техногенными воздействиями (Пономарёв и др., 2025; Якимов и др., 2024). При этом особенности характеристик ландшафтов криолитозоны в зависимости от техногенных преобразований анализируются лишь в отдельных публикациях (Сыроежко и др., 2025a; Якимов и др., 2024).

Цель работы — оценка сезонных амплитудных различий вегетационных и тепловых спектральных признаков ландшафтов криолитозоны Красноярского края (СреСибирь) как маркеров неоднородности, связанных со степенью трансформации участков.

Рассмотрены вопросы, связанные с выявлением неоднородности (гетерогенности) территории в пределах Норильского промышленного района (НПР) при фиксируемой степени трансформации ландшафтов; многолетние вегетационные и тепловые характеристики локальных участков ландшафтов криолитозоны, их особенности в условиях внешних воздействий на ландшафты и тренды на рассмотренном временном интервале.

## Материалы и методы исследования

Натурные исследования и анализ спутниковых данных были выполнены для девяти участков в пределах НПР и его окрестностей (рис. 1): «Боганида» (У1), «Амбарная» (У2), «Далдыкан» (У3), «Кайеркан» (У4), «Ергалах-1» (У5), «Ергалах-2» (У6), «Оганер» (У7), «Красные камни» (У8), «Талнах» (У9), с привязкой к местам проведения полевых обследований за период 2022–2025 гг.

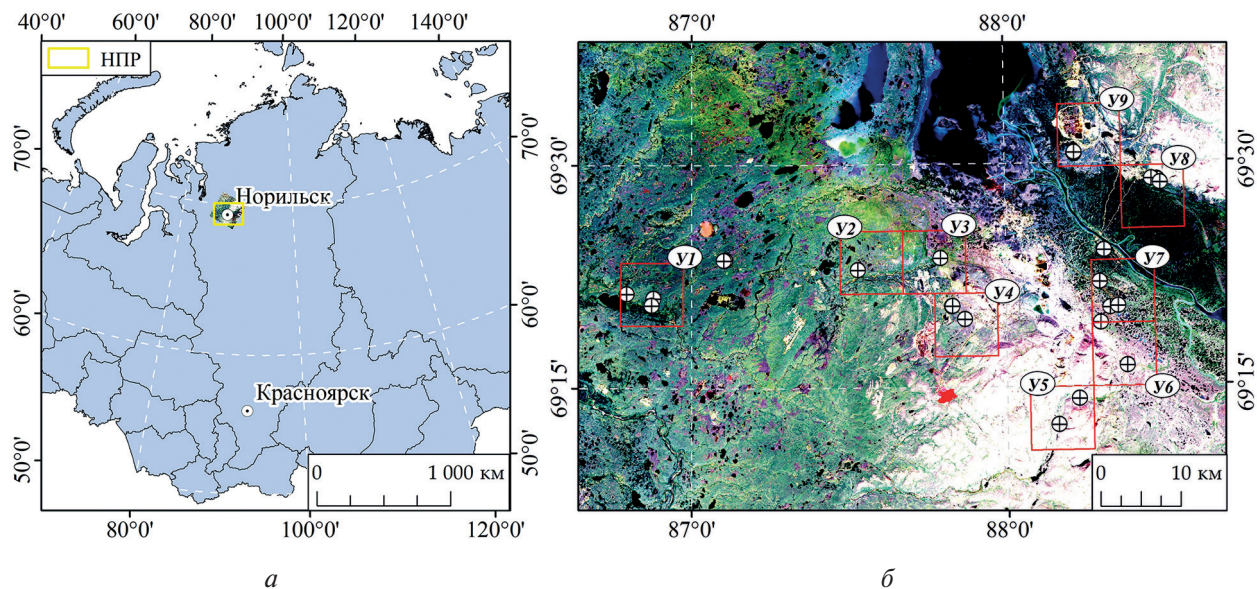


Рис. 1. Район исследования в зоне НПР: а — на карте Красноярского края; б — на снимке Landsat, 30 м. Показано расположение участков, в пределах которых были проведены полевые исследования: в 2023–2025 гг. (У1 — «Боганида», У2 — «Амбарная», У7 — «Оганер»), в 2022 г. (У3 — «Далдыкан», У5 — «Ергалах-1»), в 2023 г. (У6 — «Ергалах-2»), в 2024–2025 гг. (У4 — «Кайеркан»), в 2023 и 2025 гг. (У8 — «Красные камни», У9 — «Талнах»)

Территория исследования расположена в зоне лесотундры/южной тундры с распространением сплошной мерзлоты. На данной территории распространены лиственничные редколесья и низкорослая растительность (карликовая берёза, ива) с низкой продуктивностью и устойчивостью к внешнему (техногенному) воздействию и низкой скоростью естественного восстановления. Для всех исследованных участков характерен равнинный рельеф, уклон составляет не более 5°. Средняя высота участков, согласно цифровой модели рельефа ArcticDEM (англ. Digital Elevation Model) (10 м, 56\_57\_10m\_v3.0\_reg\_dem), варьирует от  $42 \pm 27$  до  $347 \pm 123$  м над уровнем моря.

Выбор участков основывался на анализе качественных и количественных различий трансформации растительных покровов, для чего был проведён предварительный экспертный анализ территории НПР с использованием данных натурных обследований 2022–2025 гг. Площадь рассматриваемых участков варьировала от  $61,2 \text{ км}^2$  (участок «Талнах») до  $62,0 \text{ км}^2$  (участок «Ергалах-1»), значение средней площади участка  $\sim 62 \text{ км}^2$ . Общая площадь изученных девяти участков составила  $555 \text{ км}^2$ .

В работе использованы данные среднего пространственного разрешения (15 м в панхроматическом канале, 30 м в коротковолновом, 100 м в дальнем ИК-канале) из открытых каталогов съёмки Landsat-8 и Landsat-9 OLI/TIRS (англ. Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor) первого уровня обработки (L1TP). Материалы доступны через платформу EarthExplorer (точка доступа: <https://earthexplorer.usgs.gov>). Оценка степени трансформации и классификация территории проводились с применением композитных изображений Landsat в комбинации откалиброванных по коэффициенту отражения (англ. reflectance)

(Landsat Level-1 Data Product, <https://www.usgs.gov/landsat-missions/using-usgs-landsat-level-1-data-product> (accessed on 5 Feb. 2026)) спектральных каналов № 1–7 и набора спектральных индексов: NDWI, NDTI, NDVI, EVI (*англ.* Enhanced Vegetation Index); BSI, NDBI, а также данных теплового ИК-диапазона (канал № 10,  $\lambda = 10,6...11,9$  мкм), идентичных для Landsat-8 и Landsat-9, с калибровкой до температуры подстилающей поверхности LST (*англ.* Land Surface Temperature) стандартными методами.

Для всех участков выполнялась классификация методом случайного леса (RF) (Breiman, 2001) с использованием языка Python 3.13 и библиотеки машинного обучения Scikit-learn. Для обеспечения стабильности результатов модель включала 100 деревьев решений ( $n\_estimators = 100$ ), а для обеспечения воспроизводимости результата параметр  $random\_state = 50$  был зафиксирован. Значения остальных параметров алгоритма были заданы по умолчанию. Для основы классификации использованы четыре спутниковые сцены за летний сезон 2024 г. (июль – август) по материалам Landsat-8, -9 OLI/TIRS. Применяемые кадры характеризовались облачностью менее 10 % в зоне рассматриваемых участков.

Классификация, основанная исключительно на спутниковых данных, как правило, нуждается в дополнительной корректировке из-за схожести спектральных сигнатур различных типов растительности и неоднозначной интерпретации признаков деградации растительности ландшафта на локальных участках с высокой степенью гетерогенности. Например, вариативность NDVI чувствительна не только к изменениям растительности, но и к изменениям почвенных характеристик, влияние которых увеличивается для разреженной растительности (Барталев и др., 2016). Для повышения точности классификации учитывалось множество спектральных индексов, а результаты полевых исследований были использованы для калибровки тестовой выборки классов с привязкой к фактическому состоянию растительного покрова. На основе экспертной оценки спутниковых данных (Landsat-8, -9/WorldView-4) и летних полевых наблюдений (2022–2025) для территории НПП создана обучающая выборка из 12 классов с отличительными межклассовыми признаками (описание классов приведено в подписи к рис. 2).

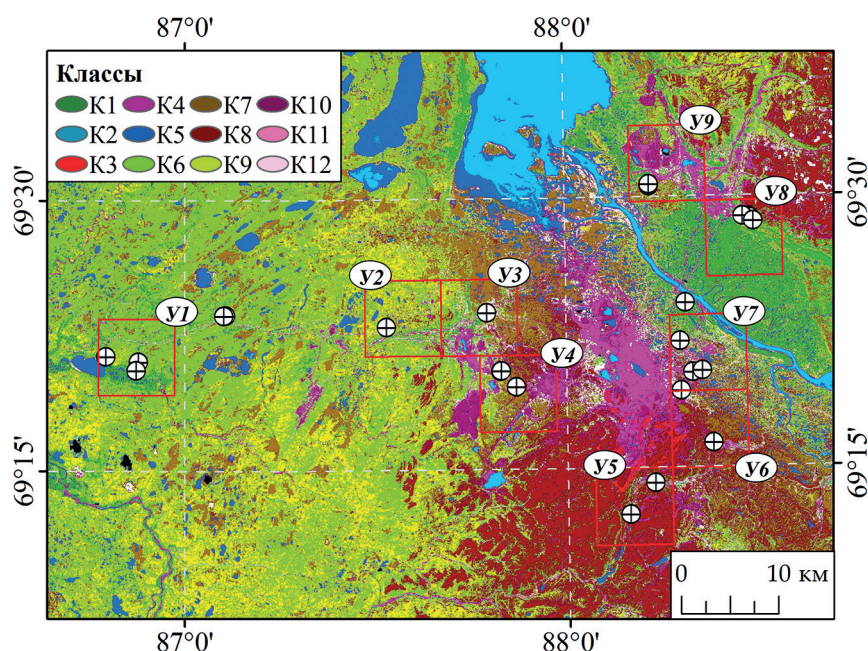


Рис. 2. Классификация района исследования в зоне НПП. Обозначение классов: K1 — древостой, редколесья; K2 — техногенные водные объекты; K3 — отвалы; K4 — инфраструктурные объекты; K5 — реки и естественные озёра; K6 — кустарниковая тундра; K7 — плоскобугристые торфяники (криогенные процессы); K8 — гольцы и участки почвы, лишённые растительности; K9 — кустарничковая и мелкотравянистая тундра; K10 — участки на техногенных субстратах (с элементами естественного за-растания); K11 — пойменные участки, лишённые растительности; K12 — дороги

Общая площадь сигнатур обучающей выборки составила  $\sim 28 \text{ км}^2$ . Основная часть сигнатур выборки ( $\sim 80 \%$  площади) была задана в границах девяти ключевых участков исследования (см. *рис. 1б*), что позволило сопоставить спектральные характеристики классов с фактическими объектами, обследованными в ходе полевых наблюдений. Для классов, уверенно идентифицируемых по снимкам высокого разрешения (WorldView-4) без дополнительного полевого подтверждения на местности (инфраструктурные объекты, вода, гольцы и участки почв, лишённые растительности, отвалы, см. *рис. 2*), сигнатуры были выделены на расстоянии не более 5 км от границ экспериментальных участков. Это позволило увеличить охват спектральной изменчивости классов, что в итоге отразилось на общей точности классификации района исследований. Точность классификации оценивалась на основе матрицы ошибок и коэффициента каппа Коэна.

На этапе анализа спектральных признаков выделенных классов были восстановлены спектральные кривые, соответствующие основным категориям по наличию/отсутствию трансформации покрова с использованием принципов отражения/поглощения растительных объектов в разных диапазонах спектра (Барталев и др., 2016). Это позволило выявить спектральные индикаторы состояния растительности для естественных и трансформированных тундровых участков.

Динамика вегетационных и тепловых спектральных признаков состояния участков, отражающая 25-летний период, анализировалась на основе материалов съёмки MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) (Didan, 2015; Wan et al., 2021). Использованы ретроспективные спутниковые данные за последовательные 5-летние сроки наблюдений (2000, 2005, 2010, 2015, 2020, 2022, 2023, 2024 гг.). Из каталогов данных низкого пространственного разрешения аппаратуры MODIS спутника Terra применены стандартные продукты: 1) MOD13Q1 — данные спектрального индекса NDVI, разрешение 250 м, периодичность данных 16 дней; 2) MOD11A2 — данные температуры поверхности Земли (LST), разрешение 1 км, периодичность данных 8 дней. Рассматривался временной интервал с 113-го дня (усреднение с 22 апреля по 7 мая) по 289-й день сезона (усреднение с 15 по 31 октября) для NDVI и временной интервал для значений LST — с 121-го дня (усреднение с 30 апреля по 7 мая) по 273-й (усреднение с 31 сентября по 8 октября). Полученные данные анализировались в терминах амплитудных и временных закономерностей изменения спектральных характеристик растительных покровов в условиях различной степени трансформации тундровых ландшафтов зоны интересов.

## Результаты

В ландшафтах криолитозоны территории интересов выделяются 12 основных классов состояния подстилающей поверхности (см. *рис. 2*). Они могут быть отнесены к трём категориям: I — участки с признаками трансформации растительности; II — фоновая растительность; III — естественные ландшафты без растительности.

К категории I отнесены классы, предполагающие наличие трансформации покровов вследствие антропогенной деятельности, — K2, K3, K4, K7, K10, K11 и K12 (см. детализацию на *рис. 2*). К категории II — классы, представляющие фоновые нетрансформированные растительные покровы, — K1, K6, K9. К категории III — естественных ландшафтов без растительности — отнесены водные объекты, выходы скальных пород и участки с деструкцией напочвенного покрова в результате естественных криогенных процессов — классы K5 и K8. Точность классификации составила  $\sim 82 \%$  при коэффициенте каппа на уровне 0,9. Наиболее достоверно, с точностью  $>94 \%$ , распознаются объекты, относимые к категории III, где не возникало проблем с наполнением тестовой выборки. Значительно хуже классификация работала для объектов, линейные размеры (ширина, длина) которых были соизмеримы с пространственным разрешением пикселей Landsat (30 м). Примеси в яркостные показатели пикселя лимитировали эффективность однозначного отнесения к классу. Точность выделения класса дорог (K11), в пикселях которых интегрируются участки с придорожной

растительностью, составила ~62 %, для долинных комплексов (К12) точность не превышала ~25 %. Вследствие схожих спектральных характеристик для классов К7 (плоскобугристые торфяники) и К9 (кустарничковая и мелкотравянистая тундра) наблюдалась высокая доля ошибок первого и второго рода при точности выделения ~68 и 72 % соответственно. Особенности полученных классов отражены в характерных спектральных кривых (рис. 3).

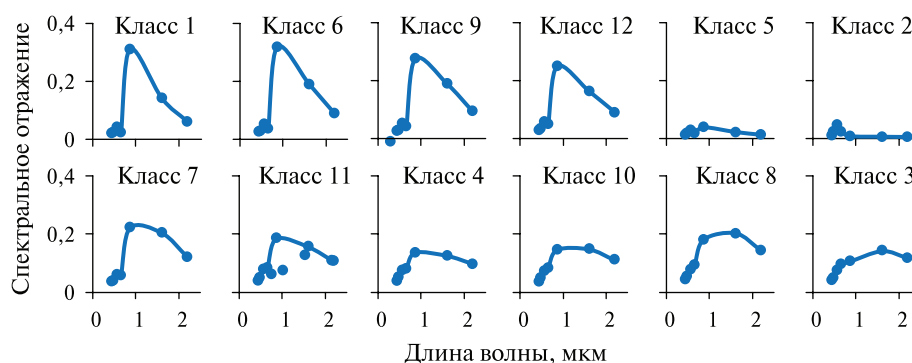


Рис. 3. Спектральные кривые рассматриваемых классов 1–11, отсортированные по общему виду спектральной кривой

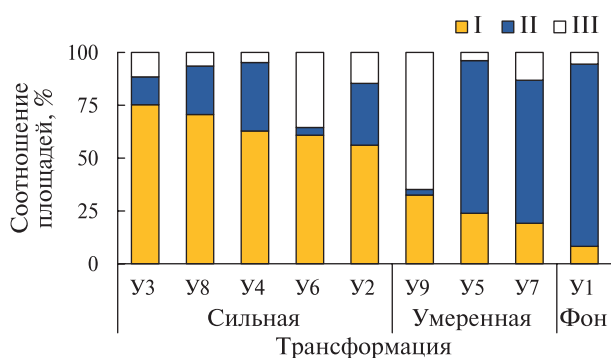


Рис. 4. Неоднородность (гетерогенность) ландшафтов в соответствии со степенью трансформации относительно фоновых вариантов ландшафтов: сильная трансформация (участки У3, У8, У4, У6, У2); умеренная трансформация (участки У9, У5, У7); фоновые участки (У1). Категории классов: I — с признаками трансформации растительности, II — фоновые, III — естественные ландшафты без растительности

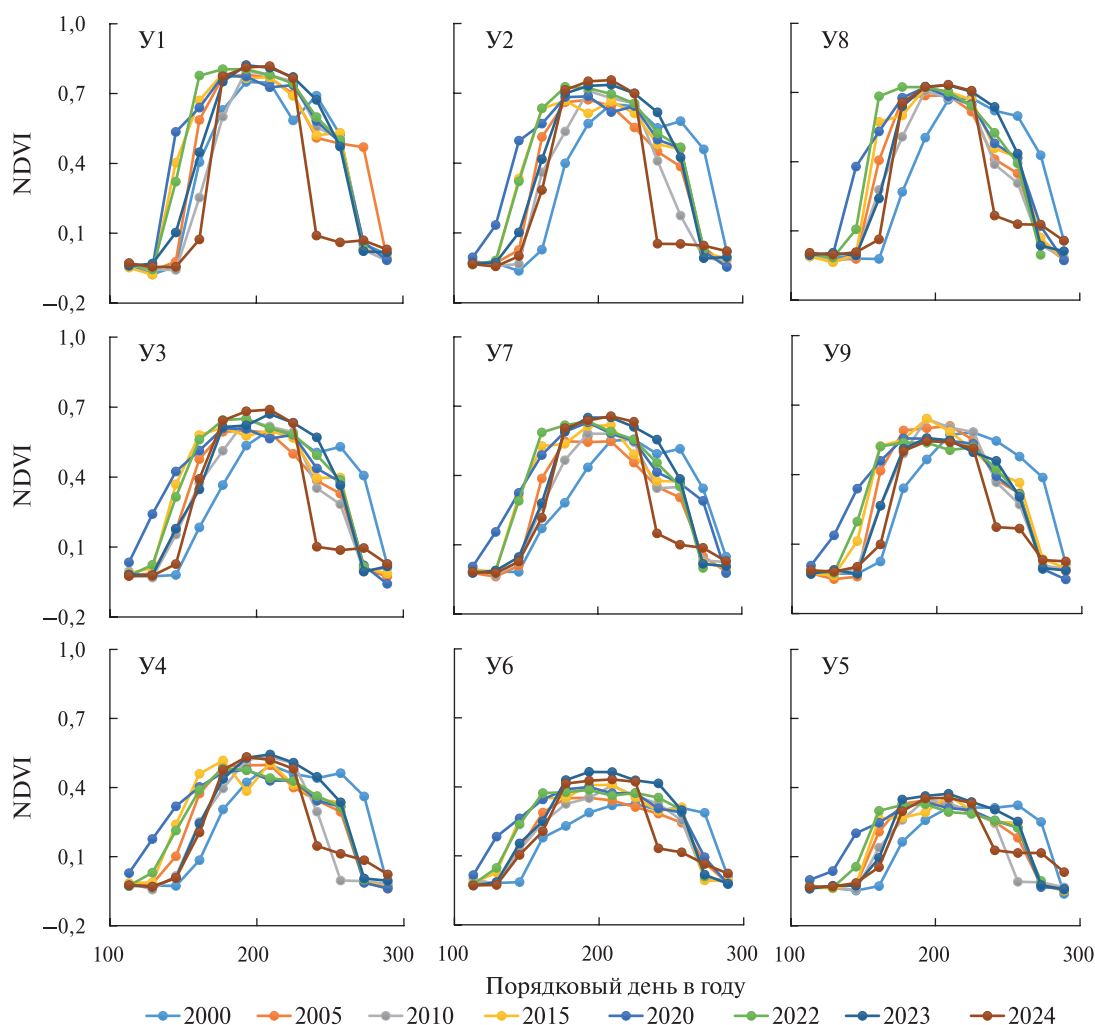
Классы К2 (техногенные водные объекты) и К5 (естественные водные объекты) (рис. 4) закономерно характеризуются минимальным отражением в NIR (англ. Near-Infrared) и SWIR (англ. Short-Wave Infrared) каналах (Palmer, Williams, 1974). Для класса К2 максимумы отражения достигаются в зелёном диапазоне спектра (~0,56 мкм), что может свидетельствовать о наличии взвешенных частиц в воде, которые способны рассеивать коротковолновое излучение (Morel, Prieur, 1977). Мутность/цветность воды на спутниковых кадрах была основным критерием отнесения к данному классу техногенных водных объектов. Для классов К1, К6, К9 (фоновая растительность) ярко выражен пик в NIR-диапазоне, что определяется наличием хлорофилла в компонентах активно вегетирующей растительности. Этот пик снижается при переходе преобладающего покрова от древесной растительности (К1) к кустарничковой (К6) и травяной (К9), в то время как общий вид кривой сохраняется. Менее выраженный пик наблюдается для класса К12 (Дороги), что объясняется эффектом смешанного пикселя Landsat (разрешение 30 м на пиксель против характерных ~10 м для ширины дорог), описанным ранее эффектом завышения показателя отражения в NIR-диапазоне включением сигнала придорожной растительности. Такая проблема отсутствует для классов с выраженным наличием техногенной трансформации (К3, К4, К10). Класс К11 (Пойменные участки, лишённые растительности) также характеризуется наличием эффекта смешанного пикселя, однако в данном случае происходит смешение растительности, водных объектов и минерализованных почв. Проблема наблюдается и для класса К7, так как криогенные преобразования могут происходить как на больших площадях, так и локально, с характерными размерами бугров пучения до 1 м. В этом случае на отражение в NIR-диапазоне так же влияет присут-

ствие фона. Сходство спектральных кривых для участков с наличием техногенной трансформации (К3, К4, К7, К10) с классом К8 (Гольцы и участки почвы, лишённые растительности) является следствием утраты живого напочвенного покрова в результате естественных криогенных процессов, приводящих к оголению минеральных горизонтов почвы.

На основе соотношения выделяемых классов в границах локальных участков можно оценить степень неоднородности (гетерогенность) ландшафтов и, косвенно, степень трансформации (см. *рис. 4*).

Степень трансформации варьирует в пределах 25–75 % от площади участков в условиях сильного техногенного воздействия и не превышает 7 % для фоновых участков. Наиболее приближенными к фоновому состоянию характеристиками обладает участок У1 — «Боганида» (~86 % территории отнесено к фоновой растительности, далее — фон). Остальные участки со степенью трансформации >10 % характеризовались в сравнении с фоновым состоянием (степень трансформации <10 %).

Кривые сезонного хода вегетационных и температурных параметров по данным MODIS 2000–2024 гг. описывают сезонные и межсезонные закономерности спектральных признаков каждого из участков с учётом степени их гетерогенности и уровня нарушенности (*рис. 5, 6*, см. с. 246). При этом связанные с метеоусловиями разных лет изменения временных и амплитудных значений не препятствуют выявлению характера амплитудных аномалий, обусловленных состоянием и степенью трансформации относительно фона ландшафтов исследованного участка криолитозоны Сибири.



*Рис. 5.* Динамика вегетационного индекса в пределах рассматриваемых участков за период 2000–2024 гг. Описание участков У1–У9 приведено в тексте и на *рис. 4*

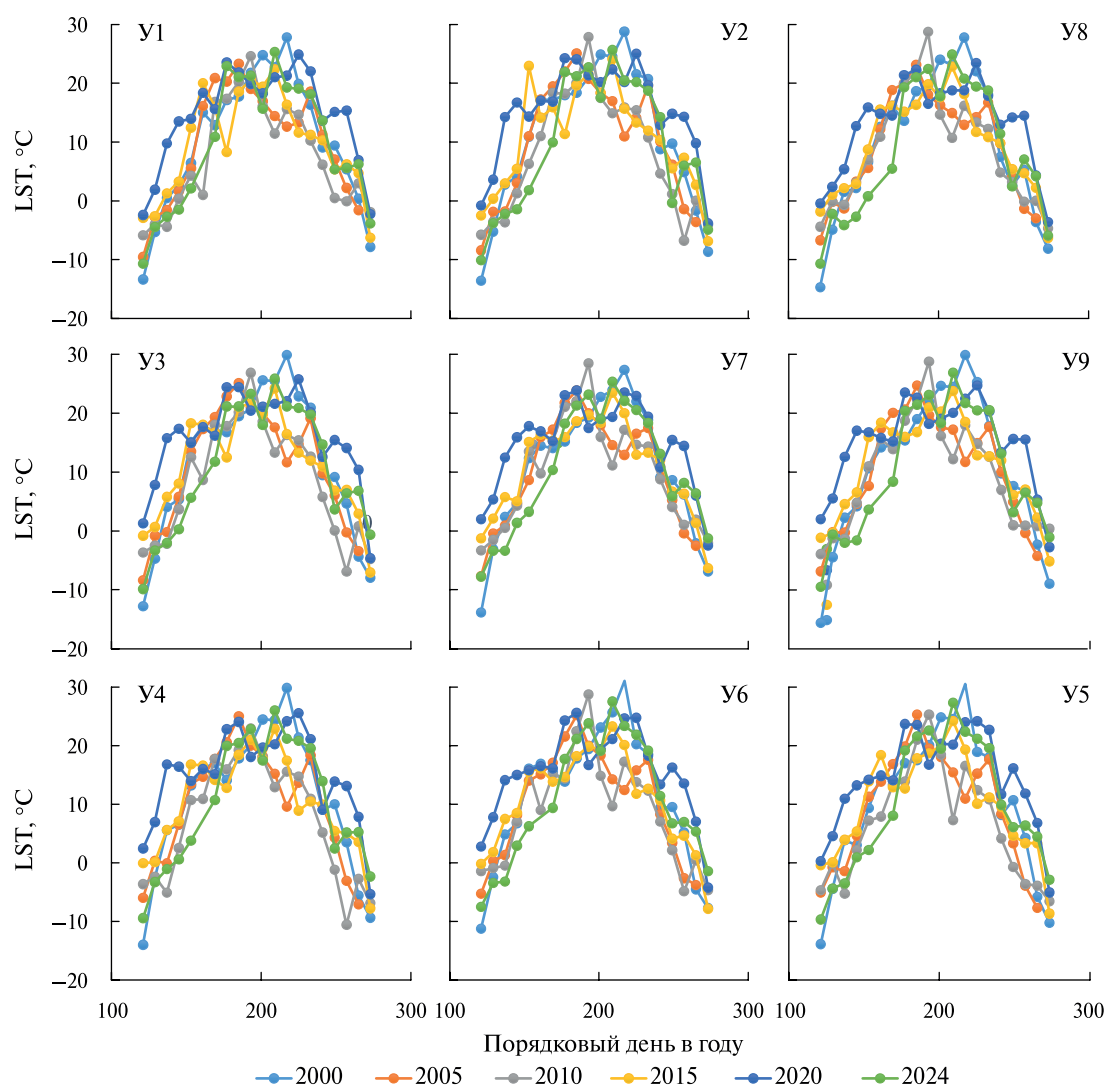


Рис. 6. Сезонная динамика температуры LST в пределах рассматриваемых участков за период 2000–2024 гг. Описание участков Y1–Y9 приведено в тексте и на рис. 4

По натурным данным зафиксировано, что на нарушенных участках слой живого напочвенного покрова деградирует и замещается травянистыми культурами, снижается общее проективное покрытие и ухудшаются теплоизоляционные свойства (Ponomareva et al., 2025). Начало вегетации на таких участках происходит раньше (113–129 день), а температура в начальный период (137–153 день) может превышать фоновую вдвое, что отражается на глубине сезонного протаивания мерзлоты (Ponomareva et al., 2025). Значения среднееголетнего NDVI (2000–2024) относительно фона, как правило, занижено на 12–37 % в зависимости от гетерогенности и степени трансформации участка. Для участка с преобладанием отвалов и открытых скальных выходов зафиксировано систематическое занижение NDVI на 61 % от уровня фоновых максимумов. Для унификации мы выделили в отдельную категорию участки с признаками трансформации растительного покрова, составляющими <50 % от площади (участки Y2, Y5, Y8), а участки, где >50 % площади с признаками значительной трансформации покровов (участки Y3, Y4, Y6, Y7, Y9), рассматривали в качестве противоположной категории. По показателю LST для последней категории фиксировалось завышение среднееголетней температуры на  $11 \pm 1$  %. Исключением является Y4, где завышение составляло ~5 %, при условии значительного занижения вегетационного индекса (37 %). На гидроморфном участке Y8 (пойма реки Норильская) зафиксировано закономерное занижение среднееголетнего показателя LST на ~2 %. На Y2, где натурно были выявлены при-

знаки трансформации ландшафта и деградация почвы, превышение среднемноголетней температуры LST составляло не более ~6 %.

Можно говорить о том, что превышение среднемноголетнего показателя LST на 5 % относительно фоновых максимумов, сохраняющееся на протяжении 25 лет, также может быть маркером остаточной посттехногенной трансформации участка. В терминах баланса теплового поля 25-летний период восстановительной сукцессии не формирует исходного состояния компонент экосистемы, способных нивелировать тепловые аномалии. При этом выявление начального этапа трансформации необходимо рассматривать, используя более длинные хроноряды спутниковых данных и долговременные базы данных спектральных признаков состояния растительных компонент ландшафтов криолитозоны (Пономарёв и др., 2025).

Многолетние (2000–2024) ряды данных проанализированных спектральных характеристик позволяют формализовать зависимость среднемноголетних значений NDVI и LST от степени гетерогенности участков исследуемого района тундры, наряду с вероятной степенью техногенной трансформации, о которой мы судим опосредованно из результатов проведённой тематической обработки дистанционных данных (рис. 7).

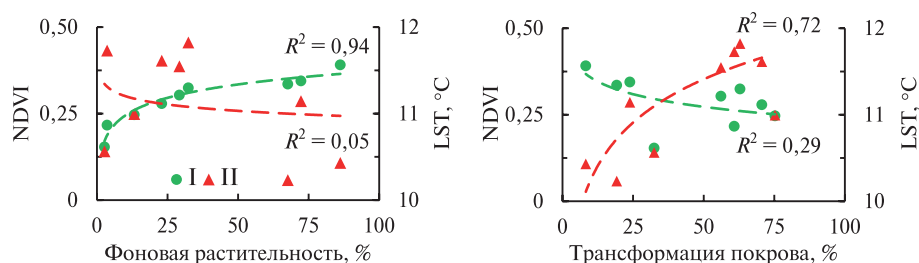


Рис. 7. Логарифмическая зависимость между гетерогенностью ландшафтов и абсолютными значениями спектральных характеристик NDVI (I) и LST (II)

Достоверность аппроксимации зависимости вегетационного индекса NDVI логарифмической функцией — не ниже  $R^2 = 0,94$  (см. рис. 7). В то же время связь NDVI со степенью трансформации покрова значительно ниже (~0,29). Территории с наличием техногенной трансформации включают участки минерализованных почв с примесью сигналов, не характерных для открытой почвы в естественных условиях. Такие участки характеризуются значительной гетерогенностью и, как правило, содержат примесь сигналов от фрагментарного травяного покрова и др., что в совокупности влияет на отражение в NIR- и красном диапазонах.

Показатель LST значимо зависит от степени трансформации растительных покровов ландшафтов ( $R^2 = 0,72$ ). Открытые почвы и вскрышные породы характеризуются низким альбедо и высокой теплоёмкостью, что приводит к избыточному поглощению тепла и формированию эффекта повышения температуры поверхности. При наличии фоновой растительности с охлаждающим эффектом за счёт испарения влаги растительностью и большего альбедо растительных сообществ по сравнению с оголёнными поверхностями уровень LST стремится к характерным фоновым значениям.

## Заключение

Рассмотренные фоновые и нарушенные ландшафты криолитозоны Красноярского края (Средняя Сибирь) характеризуются устойчивым соотношением выделяемых по спектральным характеристикам классов. Результаты классификации имеют высокую точность ~82 % и достоверность (каппа ~0,9) даже в условиях смешения сигналов отдельных компонент в малоразмерных с точки зрения пространственного разрешения исходных данных классах. Для рассмотренных участков криолитозоны выражена пространственная неоднородность:

доля трансформированных покровов в общей площади варьировала от 8 до 75 %, фоновой растительности от 3 до 86 %, естественных преобразований от 4 до 65 %.

На ландшафтах в зоне Норильского промышленного района при уровне трансформации участка  $>50$  % маркером остаточной техногенной трансформации является превышение среднемноголетнего показателя LST на  $\sim 11 \pm 1$  % и параллельное снижение среднемноголетнего NDVI более чем на 25 % относительно характерных максимумов фоновых участков. При трансформации участка  $<50$  % таким индикатором может быть превышение LST на  $7,5 \pm 2$  % и снижение NDVI на  $\sim 12 \pm 5$  %. Выявленные маркеры сохраняют информативность в течение не менее 25 лет.

Количественно показано, что регистрируемая степень неоднородности ландшафтов криолитозоны Красноярского края (Средняя Сибирь), отличная от фоновой, а также соответствующие ей сезонные амплитудные различия вегетационных и тепловых спектральных признаков как интегральных характеристик локальных участков могут служить маркерами трансформации ландшафтов, вызванной природными или техногенными факторами. Полученные результаты важны с точки зрения применимости дистанционного мониторинга для решения экологических задач на арктических территориях.

Работа выполнена в рамках госзадания FWES-2024-0023 (ИЛ СО РАН). Спутниковые данные обработаны в Центре коллективного пользования ФИЦ КНЦ СО РАН, госзадание FWES-2024-0025 (ФИЦ КНЦ СО РАН).

## Литература

1. Анисимов О.А., Шерстюков А.Б. Оценка роли природно-климатических факторов в изменениях криолитозоны России // Криосфера Земли. 2016. Т. 20. № 2. С. 90–99.
2. Барталев С.А., Егоров В.А., Жарко В.О., Лупян Е.А., Плотников Д.Е., Хвостиков С.А., Шабанов Н.В. Спутниковое картографирование растительного покрова России. М.: ИКИ РАН, 2016. 208 с.
3. Данилов-Данильян В.И. Об устойчивости экосистем // Экосистемы: экология и динамика. 2018. Т. 2. № 1. С. 5–12.
4. Елсаков В.В. Спектральные различия характеристик растительного покрова тундровых сообществ сенсоров Landsat // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2021. Т. 18. № 4. С. 92–101. DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-92-101.
5. Коптев С.В., Алабдуллахалхасно Х. Применение алгоритма Random Forest для анализа динамики таежно-тундровых лесных экосистем // Изв. вузов. Лесной журн. 2025. № 2. С. 210–218. DOI: 10.37482/0536-1036-2025-2-210-218.
6. Пономарёв Е.И., Якимов Н.Д., Пономарёва Т.В. Спектральные характеристики тундровых ландшафтов арктической зоны Красноярского края на интервале 2000–2024 гг. Свидетельство о гос. регистрации базы данных № 2025622604 (RU). Рег. 02.06.2025.
7. Пономарева Т.В., Ковалева Н.М., Пономарев Е.И., Малькевич В.В. Оценка биоразнообразия на территории Олимпиадинского ГОКа «Полюс Красноярск» // Горный журн. 2020. № 10. С. 48–53. DOI: 10.17580/gzh.2020.10.02.
8. Сыроежко М.Ю., Пономарёв Е.И., Пономарёва Т.В. (2025а) Спектральные признаки трансформации ландшафтов в характеристике тепловых режимов почв криолитозоны Средней Сибири // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2025. Т. 22. № 3. С. 182–192. DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-3-182-192.
9. Сыроежко М.Ю., Пономарёв Г.Е., Пономарёв Е.И. (2025б) Пространственно-временная вариативность влажности почв тундры Сибири по спутниковым данным SMAP в сопряжении с наземными измерениями // Материалы 23-й Международ. конф. «Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса». М.: ИКИ РАН, 2025. С. 415. DOI: 10.21046/23DZZconf-2025a.
10. Якимов Н.Д., Пономарёв Е.И., Пономарёва Т.В. Изменение спектральных индексов в контексте природных и техногенных трансформаций ландшафтов // Современные проблемы дистанционного зондирования земли из космоса. 2024. Т. 21. № 4. С. 131–140. DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-4-131-140.
11. Breiman L. Random forests // Machine Learning. 2001. V.45. No. 1. P. 5–32. DOI: 10.1023/A:1010933404324.

12. *de Alwis D. A., Easton Z. M., Dahlke H. E. et al.* Unsupervised classification of saturated areas using a time series of remotely sensed images // *Hydrology and Earth System Sciences*. 2007. V. 11. P. 1609–1620. DOI: 10.5194/hessd-4-1663-2007.
13. *Delbart N., Kergoat L., Le Toan T. et al.* Determination of phenological dates in boreal regions using normalized difference water index // *Remote Sensing of Environment*. 2005. V. 97. P. 26–38. DOI: 10.1016/j.rse.2005.03.011.
14. *Didan K.* MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. MOD13Q1. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center, 2015. DOI: 10.5067/MODIS/MOD13Q1.006.
15. *Gao B.-C.* NDWI — A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space // *Remote Sensing of Environment*. 1996. V. 58. P. 257–266. DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
16. *Morel A., Prieur L.* Analysis of variations in ocean color // *Limnology and Oceanography*. 1977. V. 22. No. 4. P. 709–722. DOI: 10.4319/lo.1977.22.4.0709.
17. *Palmer K. F., Williams D.* Optical properties of water in the near infrared // *J. Optical Soc. of America*. 1974. V. 64. P. 1107–1110. DOI: 10.1364/JOSA.64.001107.
18. *Pettorelli N., Vik J. O., Mysterud A. et al.* Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change // *Trends in Ecology and Evolution*. 2005. V. 20. No. 9. P. 503–510. DOI: 10.1016/j.tree.2005.05.011.
19. *Ponomareva T. V., Litvintsev K. Yu., Finnikov K. A. et al.* Temperature in disturbed ecosystems of Central Siberia: Remote sensing data and numerical simulation // *Forests*. 2021. V. 12. No. 8. Article 994. DOI: 10.3390/f12080994.
20. *Ponomareva T. V., Litvintsev K. Yu., Finnikov K. A. et al.* The variability in the thermophysical properties of soils for sustainability of the industrial-affected zone of the Siberian Arctic // *Sustainability*. 2025. V. 17. No. 19. Article 8892. DOI: 10.3390/su17198892.
21. *Scheffers B. R., De Meester L., Bridge T. C. L. et al.* The broad footprint of climate change from genes to biomes to people // *Science*. 2016. V. 354. No. 6313. Article aaf7671. DOI: 10.1126/science.aaf7671.
22. *Schuur E. A. G., Mack M. C.* Ecological response to permafrost thaw and consequences for local and global ecosystem services // *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*. 2018. V. 49. No. 1. P. 279–301. DOI: 10.1146/annurev-ecolsys-121415-032349.
23. *Tucker C. J.* Use of near infrared/red radiance ratios for estimating vegetation biomass and physical status // *Proc. 11<sup>th</sup> Intern. Symp. on Remote Sensing of Environment*. 1977. V. 1. P. 493–496.
24. *Walker D. A., Leibman M. O., Epstein H. E. et al.* Spatial and temporal patterns of greenness on the Yamal Peninsula, Russia: interactions of ecological and social factors affecting the Arctic normalized difference vegetation index // *Environmental Research Letters*. 2009. V. 4. Article 045004. DOI: 10.1088/1748-9326/4/4/045004.
25. *Wan Z., Hook S., Hulley G.* MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V061. MOD11A2. NASA Land Processes Distributed Active Archive Center, 2021. DOI: 10.5067/MODIS/MOD11A2.061.
26. *Zha Y., Gao J., Ni S.* Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery // *Intern. J. Remote Sensing*. 2003. V. 24. No. 3. P. 583–594. DOI: 10.1080/01431160304987.

## Vegetation and thermal spectral features of the heterogeneity level of Arctic landscapes

N. D. Yakimov, T. V. Ponomareva, E. I. Ponomarev

*Krasnoyarsk Science Center SB RAS, Krasnoyarsk, 660036, Russia*

*E-mail: evg@ksc.krasn.ru*

Using remote sensing data, the degree of landscape heterogeneity in Norilsk industrial district was studied. For this region, permafrost is a key environment-forming factor. Landscapes and ecosystems in this region are influenced by both climatic factors and severe industrial impact. The Random Forest classification method was applied to a series of multispectral Landsat-8 and -9 OLI/TIRS (Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor) images. The results were calibrated using field data from nine key sites (each ~62 km<sup>2</sup>). Signatures (with a total area of ~28 km<sup>2</sup>) of 12 classes were identified, representing a typical ratio of categories of the underlying surface conditions in the study area.

It has been demonstrated that the degree of local cryolithozone landscape heterogeneity that differs from the background can be understood in terms of how local areas have changed as a result of both natural and man-made influences. We group the classes into three primary categories: areas that have been technogenically transformed, background areas, and natural landscapes devoid of vegetation. Classification accuracy was ~82 %, with a Kappa coefficient of 0.9. An analysis of long-term dynamics (2000–2024) of spectral characteristics was conducted using Terra MODIS (Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) data (MOD13Q1 (NDVI (Normalized Difference Vegetation Index)) and MOD11A2 (LST (Land Surface Temperature))). The analysis was focused on heterogeneity of the sites under study. According to the findings, NDVI is typically 26 % lower, and LST is 11 % higher than background conditions in areas with more than 50 % technogenic transformation. This is an indirect marker that vegetation degradation has disturbed the ground cover's ability to insulate against heat. The suggested method works for monitoring and forecasting the state of permafrost landscapes and ecosystem components.

**Keywords:** cryolithozone, degree of heterogeneity, spectral indices, classification, Siberia

Accepted: 27.03.2026

DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-3-239-251

## References

1. Anisimov O. A., Sherstiukov A. B., Evaluating the effect of climatic and environmental factors on permafrost in Russia, *Earth's Cryosphere*, 2016, V. 20, No. 2, pp. 78–86.
2. Bartalev S., Egorov V., Zharko V., Loupian E., Plotnikov D., Khvostikov S., Shabanov N., *Sputnikovoe kartografirovanie rastitel'nogo pokrova Rossii* (Land cover mapping over Russia using Earth observation data), Moscow: IKI RAN, 2016, 208 p. (in Russian).
3. Danilov-Daniliyan V. I., On ecosystem stability, *Ecosystems: Ecology and dynamics*, 2018, V. 2, No. 1, pp. 5–12 (in Russian).
4. Elsakov V. V., Spectral differences in vegetation cover characteristics of tundra communities by Landsat sensors, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2021, V. 18, No. 4, pp. 92–101 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2021-18-4-92-101.
5. Koptev S. V., Alabdullakhalhasno H., Application of the Random Forest algorithm for analyzing the dynamics of taiga-tundra forest ecosystems, *Izvestiya vuzov. Lesnoi zhurnal*, 2025, No. 2, pp. 210–218 (in Russian), DOI: 10.37482/0536-1036-2025-2-210-218.
6. Ponomarev E. I., Yakimov N. D., Ponomareva T. V., *Spectral characteristics of tundra landscapes in the Arctic zone of the Krasnoyarsk Territory over the interval 2000–2024*, Certificate of state registration of the database No. 2025622604 (RU), Reg. 02.06.2025 (in Russian).
7. Ponomareva T. V., Kovaleva N. M., Ponomarev E. I., Malkevich V. V., Biodiversity assessment in the area of Olimpiada mining and processing plant, Polyus Krasnoyarsk, *Gornyi zhurnal*, 2020, No. 10, pp. 48–53 (in Russian), DOI: 10.17580/gzh.2020.10.02.
8. Syroezhko M. Yu., Ponomarev E. I., Ponomareva T. V. (2025a), Spectral features of landscape transformation as characteristics of thermal regimes of soils of Central Siberia cryolithozone, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2025, V. 22, No. 3, pp. 182–192 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2025-22-3-182-192.
9. Syroezhko M. Yu., Ponomarev G. E., Ponomarev E. I. (2025b), Spatiotemporal variability of soil moisture in the Siberian tundra based on SMAP satellite data in conjunction with ground-based measurements, *Materialy 23-i Mezhdunarodnoi konferentsii "Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa"* (Proc. 23<sup>rd</sup> Intern. Conf. "Current Problems in Remote Sensing of the Earth from Space"), Moscow: IKI RAS, 2025, p. 415 (in Russian), DOI: 10.21046/23DZZconf-2025a.
10. Yakimov N. D., Ponomarev E. I., Ponomareva T. V., Variation in spectral indices in the context of natural and technogenic transformations of landscapes, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2024, V. 21, No. 4, pp. 131–140 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2024-21-4-131-140.
11. Breiman L., Random forests, *Machine Learning*, 2001, V. 45, No. 1, pp. 5–32, DOI: 10.1023/A:1010933404324.
12. de Alwis D. A., Easton Z. M., Dahlke H. E. et al., Unsupervised classification of saturated areas using a time series of remotely sensed images, *Hydrology and Earth System Sciences*, 2007, V. 11, pp. 1609–1620, DOI: 10.5194/hessd-4-1663-2007.
13. Delbart N., Kergoat L., Le Toan T. et al., Determination of phenological dates in boreal regions using normalized difference water index, *Remote Sensing of Environment*, 2005, V. 97, pp. 26–38, DOI: 10.1016/j.rse.2005.03.011.

14. Didan K., *MODIS/Terra Vegetation Indices 16-Day L3 Global 250m SIN Grid V006. MOD13Q1*, NASA Land Processes Distributed Active Archive Center, 2015, DOI: 10.5067/MODIS/MOD13Q1.006.
15. Gao B.-C., NDWI — A normalized difference water index for remote sensing of vegetation liquid water from space, *Remote Sensing of Environment*, 1996, V. 58, pp. 257–266, DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00067-3.
16. Morel A., Prieur L., Analysis of variations in ocean color, *Limnology and Oceanography*, 1977, V. 22, No. 4, pp. 709–722, DOI: 10.4319/lo.1977.22.4.0709.
17. Palmer K. F., Williams D., Optical properties of water in the near infrared, *J. Optical Soc. of America*, 1974, V. 64, pp. 1107–1110, DOI: 10.1364/JOSA.64.001107.
18. Pettoirelli N., Vik J. O., Mysterud A. et al., Using the satellite-derived NDVI to assess ecological responses to environmental change, *Trends in Ecology and Evolution*, 2005, V. 20, No. 9, pp. 503–510, DOI: 10.1016/j.tree.2005.05.011.
19. Ponomareva T. V., Litvintsev K. Yu., Finniov K. A. et al., Soil temperature in disturbed ecosystems of Central Siberia: Remote sensing data and numerical simulation, *Forests*, 2021, V. 12, No. 8, Article 994, DOI: 10.3390/f12080994.
20. Ponomareva T. V., Litvintsev K. Yu., Finniov K. A. et al., The variability in the thermophysical properties of soils for sustainability of the industrial-affected zone of the Siberian Arctic, *Sustainability*, 2025, V. 17, No. 19, Article 8892, DOI: 10.3390/su17198892.
21. Scheffers B. R., De Meester L., Bridge T. C. L. et al., The broad footprint of climate change from genes to biomes to people, *Science*, 2016, V. 354, No. 6313, Article aaf7671, DOI: 10.1126/science.aaf7671.
22. Schuur E. A. G., Mack M. C., Ecological response to permafrost thaw and consequences for local and global ecosystem services, *Annual Review of Ecology, Evolution, and Systematics*, 2018, V. 49, No. 1, pp. 279–301, DOI: 10.1146/annurev-ecolsys-121415-032349.
23. Tucker C. J., Use of near infrared/red radiance ratios for estimating vegetation biomass and physical status, *Proc. 11<sup>th</sup> Intern. Symp. on Remote Sensing of Environment*, 1977, V. 1, pp. 493–496.
24. Walker D. A., Leibman M. O., Epstein H. E. et al., Spatial and temporal patterns of greenness on the Yamal Peninsula, Russia: interactions of ecological and social factors affecting the Arctic normalized difference vegetation index, *Environmental Research Letters*, 2009, V. 4, Article 045004, DOI: 10.1088/1748-9326/4/4/045004.
25. Wan Z., Hook S., Hulley G., *MODIS/Terra Land Surface Temperature/Emissivity 8-Day L3 Global 1km SIN Grid V061. MOD11A2*, NASA Land Processes Distributed Active Archive Center, 2021, DOI: 10.5067/MODIS/MOD11A2.061.
26. Zha Y., Gao J., Ni S., Use of normalized difference built-up index in automatically mapping urban areas from TM imagery, *Intern. J. Remote Sensing*, 2003, V. 24, No. 3, pp. 583–594, DOI: 10.1080/01431160304987.