

Эффективность методик извлечения температуры подстилающей поверхности из данных Landsat на примере ландшафтов севера Сибири

А. А. Карсаков, Е. И. Пономарёв

Красноярский научный центр СО РАН, Красноярск, 660036, Россия

E-mails: metall8-8@ya.ru, evg@ksc.krasn.ru

Температура поверхности суши LST (*англ.* Land Surface Temperature) считается одной из важнейших характеристик, определяемых дистанционными средствами, которая используется в оценке состояния природных компонент экосистем и теплообмена в системе «почва – растительность – атмосфера». В работе выполнены оценки эффективности восстановления LST с использованием различных методик на основе многолетних данных Landsat. Анализировались фиксируемые диапазоны LST для характерных ландшафтов криолитозоны севера Сибири. Показано, что методики, основанные на уравнении радиационного переноса RTE (*англ.* Radiative Transfer Equation), демонстрируют высокую внутреннюю согласованность для естественных ландшафтов (средний коэффициент вариации $CV = 4,2...6,8\%$ (*англ.* Variation Coefficient), смещение медиан $\leq 1,2\text{ }^{\circ}\text{C}$). Степень неопределённости возрастает для класса инфраструктуры ($CV = 12,4...15,7\%$) из-за особенностей зависимых от нормализованного относительного индекса растительности NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) моделей излучательной способности для интразональных категорий (при $NDVI = 0,21...0,48$). Методика, реализованная в геоинформационной системе QGIS (*англ.* Quantum Geographic Information Systems) SCP (*англ.* Semi-Automatic Classification Plugin), проявляет систематическое занижение значений LST относительно RTE-подходов (до -40% в 2022 г.), что указывает на ограниченную применимость встроенной модели излучательной способности поверхности LSE (*англ.* Land Surface Emissivity) для ландшафтов криолитозоны. Показано, что мониторинг динамики теплового состояния инфраструктурно преобразованных ландшафтов в арктических условиях наиболее эффективно описывает методика (Sobrino et al., 2008) в комбинации с альтернативными RTE-подходами для оценки уровня неопределённости. Применение QGIS SCP требует предварительной калибровки на локальных данных. Полученные результаты могут быть использованы для оптимизации алгоритмов обработки спутниковых данных в задачах экологического мониторинга ландшафтов севера Сибири.

Ключевые слова: Land Surface Temperature, LST, спутниковая съёмка, подстилающая поверхность, ландшафт, криолитозона, техногенная трансформация ландшафта, нефтегазовый комплекс

Одобрена к печати: 25.03.2026

DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-3-96-108

Введение

Температурный режим подстилающей поверхности представляет собой один из ключевых диагностических параметров, характеризующих степень техногенного воздействия на природные ландшафты (Карсаков, Пономарев, 2024). Мониторинг вариативности тепловых полей подстилающей поверхности имеет особую значимость в связи с необходимостью контроля последствий развития горнодобывающей и промышленной инфраструктуры, преобразующей ландшафты и экосистемы криолитозоны Арктики (Горный и др., 2023; Ponomareva et al., 2025). Спутниковая съёмка и распространённая методика восстановления показателя температуры поверхности суши LST (*англ.* Land Surface Temperature) (Li et al., 2013; Sekertekin, Bonafoni, 2020) выступают эффективным инструментом для пространственно-временного анализа тепловых полей. Обеспечивая регулярное покрытие больших территорий с высокой повторяемостью наблюдений, спутниковые данные позволяют не только фиксировать пространственную структуру теплового поля, но и проследивать их долговременную динамику и тренды в условиях активного техногенного освоения. Это актуально в целях оценки устой-

чивости криолитозоны и выявления долгосрочных тенденций воздействия инфраструктуры на температурные и влажностные режимы ландшафтов Арктики (Ponomareva et al., 2025).

Так, было показано, что тепловое поле подстилающей поверхности существенно изменяется под влиянием техногенного фактора. На примере нефтегазовых месторождений Западной Сибири установлено, что техногенная трансформация приводит к формированию устойчивых термических аномалий с превышением фоновых значений на 5–15 °С (Горный и др., 2023; Карсаков, Пономарев, 2024). Признаки изменения ландшафтов арктической зоны представляют самостоятельный интерес с точки зрения устойчивости экосистем (Матишов и др., 2017; Ponomareva et al., 2025; Walker et al., 2005; Zhirkov et al., 2023). В этой связи интерес представляют регистрируемые особенности сезонной и межгодовой динамики LST (Якимов и др., 2024).

Точность оценки LST напрямую зависит от используемой методики, в частности от модели излучательной способности поверхности LSE (*англ.* Land Surface Emissivity) и подхода к атмосферной коррекции (Li et al., 2013; Sekertekin, Bonafoni, 2020). Описан ряд алгоритмов расчёта LST по данным спутников Landsat, включая методы на основе уравнения радиационного переноса RTE (*англ.* Radiative Transfer Equation), такие как предложенные Х.А. Собрино с соавторами (Sobrino et al., 2008) (далее — Sobrino), Ш. Ли и Г.-М. Цзяном (Li, Jiang, 2018) (далее — Li), С. Юй с коллегами (Yu et al., 2014) (далее — Yu) и Д. Скоковичем и др. (Skoković et al., 2014) (далее — Skoković). Алгоритмы реализованы и в ГИС-программных пакетах, например через сервис SCP (*англ.* Semi-Automatic Classification Plugin) в геоинформационной системе QGIS (*англ.* Quantum Geographic Information Systems) (Congedo, 2021). Эффективность предлагаемых методик ранее была оценена для сельскохозяйственных естественных ландшафтов (Sekertekin, Bonafoni, 2020). При этом степень их согласованности и применимости в арктической зоне Сибири в условиях сильной антропогенной трансформации, характерной для нефтегазовых кластеров, изучена недостаточно.

Цель настоящей работы заключается в оценке согласованности и выявлении систематических различий в результатах расчёта LST по данным Landsat-8, выполняемых с использованием пяти алгоритмов (Sobrino (Sobrino et al., 2008), Skoković (Skoković et al., 2014), Yu (Yu et al., 2014), Li (Li, Jiang, 2018) и QGIS SCP), применительно к ландшафтам Ванкорского месторождения криолитозоны Сибири.

Основные задачи исследования:

1. Выполнить сравнительный анализ расхождений (невязок) в значениях LST, рассчитанных разными методиками, для выделенных классов подстилающей поверхности.
2. Оценить согласованность результатов различных методик для каждого класса подстилающей поверхности.
3. Рекомендовать согласованную и устойчивую методику расчёта LST для мониторинга последствий техногенного воздействия на ландшафты Арктики.

Материалы и методы

Территория исследования

Исследование выполнено для территории севера Красноярского края, в пределах Таймырского полуострова, в бассейне реки Большая Хета, к западу от реки Енисей и в 140 км от посёлка Игарка (67° 47' с. ш., 83° 27' в. д.). Территория относится к Ванкорскому нефтегазоносному кластеру — одному из крупнейших промышленных центров добычи углеводородов на территории Российской Арктики. Освоение месторождений в этом регионе началось в 2006 г., что привело к интенсивной техногенной трансформации ранее малонарушенных ландшафтов и формированию класса инфраструктуры (Трофимова, Балыбина, 2015) (*рис. 1*, см. с. 98).

Климат исследуемого Ванкорского кластера характеризуется как резко континентальный арктический с продолжительной и суровой зимой (среднемесячная температура

января составляет $-25...-30\text{ }^{\circ}\text{C}$) и коротким прохладным летом (средняя температура июля $+10...+15\text{ }^{\circ}\text{C}$). Годовая сумма осадков варьирует в пределах 400–500 мм, причём большая их часть выпадает в тёплый период года. Относительная влажность воздуха составляет в среднем 60–70 % (Каверин и др., 2019; Кобышева и др., 2001). Сезонная динамика инсоляции, обусловленная высоким широтным положением территории (полярный день в мае–августе и значительное сокращение продолжительности светового дня в зимний период), существенно влияет на годовой ход радиационного баланса и, как следствие, на температурный режим подстилающей поверхности, что необходимо учитывать при интерпретации спутниковых данных LST. Гидротермический режим территории определяется наличием многолетне-мёрзлых пород, которые залегают практически повсеместно и оказывают существенное влияние на поверхностный сток, развитие растительного покрова и тепловой режим подстилающей поверхности.

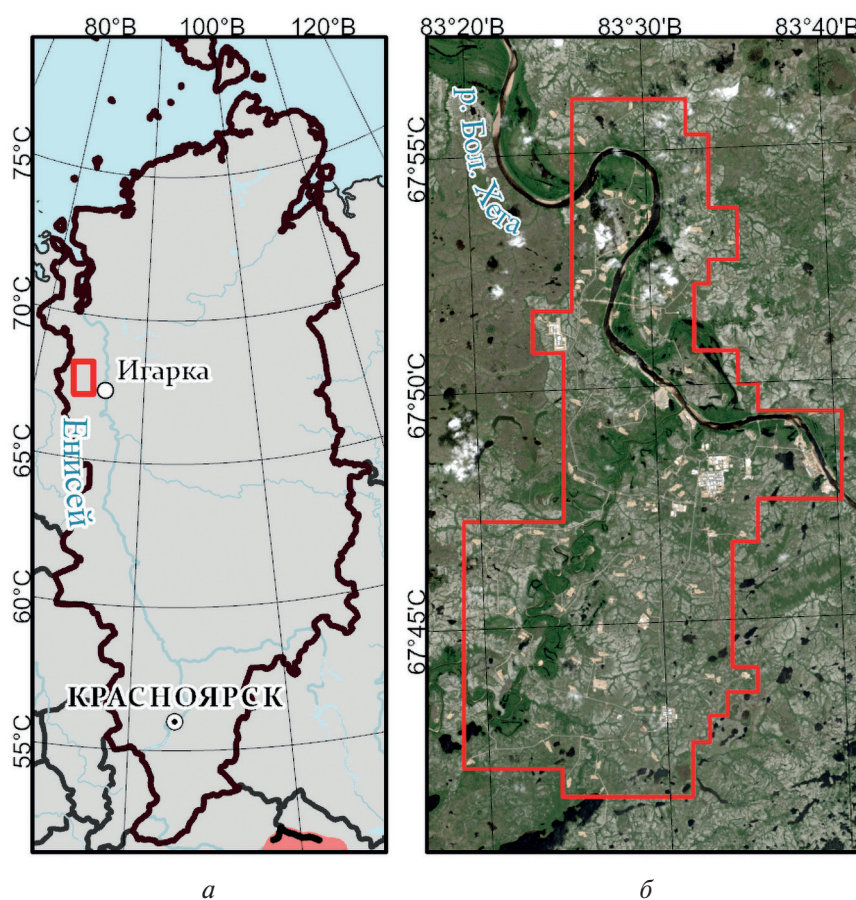


Рис. 1. Расположение участка исследования: а — в пределах Красноярского края; б — на снимке Landsat-8, 2023 г.

Территория отличается высокой пространственной неоднородностью подстилающей поверхности. Доля естественных ландшафтов (болот (*Sphagnum* spp.), гидроморфных и автоморфных комплексов, речных долин с развитой древесно-кустарниковой и травянистой растительностью (*Betula* spp., *Salix* spp., *Cladonia* spp.)) составляет около 95 % от общей площади, техногенно-трансформированные участки (инфраструктура) занимают менее 5 % (Анисимов и др., 2015). Несмотря на относительно небольшую площадь, обширные зоны техногенной трансформации — промышленные площадки, трубопроводы, транспортные коридоры и другие элементы нефтегазовой инфраструктуры — создают термические контрасты на фоне природных ландшафтов (Zhou et al., 2019). Район релевантен для оценки согласованности и применимости различных методик расчёта LST.

Исходные данные и методы

С целью определения невязки (несогласованности) между значениями температуры LST, вычисляемыми различными методами, анализ выполнен по данным Landsat-8 OLI/TIRS (*англ.* Operational Land Imager/Thermal Infrared Sensor) за период с 2016 по 2023 г. из открытого каталога USGS (*англ.* United States Geological Survey) (<https://earthexplorer.usgs.gov>). В работе использовались материалы съёмки в ближнем инфракрасном (ИК) (*англ.* Near InfraRed — NIR) диапазоне ($\lambda = 0,63...0,69$ мкм) с разрешением 30 м, а также данные в тепловом канале ($\lambda = 10,40...12,50$ мкм) с разрешением 100 м (*табл. 1*).

Таблица 1. Исходная выборка съёмки Landsat

№	Спутник/радиометр	Path/Row (путь/ряд)	Каналы	Дата/время снимка	Угол солнца	Облачность, %	Фенопериод
1	Landsat-8/OLI/TIRS	155/12	4, 5, 10	07.07.2016/06:03:13	44	<1	Полное лето
2		156/12		17.07.2017/06:09:20	42	6	Полное лето
3		154/12		22.07.2018/05:56:21	41	36	Полное лето
4		154/12		25.07.2019/05:57:09	41	22	Полное лето
5		154/12		12.08.2020/05:57:07	36	22	Полное лето (начало фазы увядания)
6		155/12		21.07.2021/06:03:17	41	2	Полное лето
7		155/12		30.06.2022/06:03:12	44	4	Начало лета (формирование кроны)
8		156/12		23.07.2022/06:09:27	41	2	Полное лето
9		156/12	4, 5, 6, 10	26.07.2023/06:09:06	40	<1	Полное лето

Для проведения дифференцированного сравнения методик расчёта LST было выполнено дешифрирование подстилающей поверхности с выделением классов, характеризующихся различной степенью техногенной трансформации. Такой подход позволил оценить, насколько согласованность алгоритмов зависит от типа покрова и степени его нарушенности. Классификация, выявляющая соотношение классов состояния подстилающей поверхности ландшафта, была выполнена на основе спутниковой съёмки за 2023 г. (*табл. 1*, № 9, Landsat-8, 156/12, 26.07.2023).

В качестве вспомогательного признака использовался нормализованный относительный индекс растительности NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index). Для класса объектов гидрографии характерен низкий NDVI ($NDVI < 0,21$), что обусловлено высоким отражением в красном диапазоне (RED) и низким — в NIR. Для сомкнутых древостоев характерен высокий NDVI ($NDVI > 0,48$), что обусловлено низким отражением в красном диапазоне и высоким — в ближнем ИК-диапазоне. Гидроморфные болотные комплексы демонстрируют промежуточные значения NDVI (0,35–0,55) с высокой вариативностью значений в пределах класса. Растительность речных долин и лишайниковые покровы имеют сходные спектральные характеристики с диапазоном NDVI 0,3–0,5, что потребовало дополнительной верификации с использованием данных высокого разрешения WorldView-2. Класс инфраструктурных объектов выделялся в диапазоне $0,21 < NDVI < 0,48$, что связано с промежуточным отражением в красном и ближнем ИК-диапазонах. Точность классификации проверялась по данным высокого пространственного разрешения WorldView-2 и была оценена с использованием коэффициента каппа Коэна (Congalton, 1991; Tucker, 1979):

$$k = \frac{d - q}{N - q},$$

где d — число случаев правильного получения результата (сумма значений, расположенных по диагонали матрицы ошибок); q — число случайных результатов, вычисляемое через число случайных результатов и истинных в столбцах матрицы ошибок; N — общее число точек.

Для количественной оценки согласованности результатов различных методик расчёта LST использовали коэффициент вариации CV (*англ.* Variation Coefficient), рассчитываемый для медианных значений LST, полученных пятью различными методиками:

$$CV = \frac{\sigma}{x} \times 100\%,$$

где σ — стандартное отклонение медианных значений LST для выделяемого класса и года; x — среднее арифметическое медианных значений.

Дополнительно для характеристики разброса значений LST внутри каждой методики использовался межквартильный размах IQR (*англ.* interquartile range), рассчитываемый как разница между третьим (Q3) и первым (Q1) квартилями распределения:

$$IQR = Q3 - Q1,$$

где Q1 — первый квартиль (25-й процентиль), Q3 — третий квартиль (75-й процентиль). Данный показатель характеризует разброс центральной половины данных и менее чувствителен к выбросам, чем стандартное отклонение.

Методики расчётов

С использованием данных съёмки за 2016–2023 гг. выполнен анализ пяти методик расчёта LST: Sobrino (Sobrino et al., 2008), Li (Li, Jiang, 2018), Yu (Yu et al., 2014), Skoković (Skoković et al., 2014) и реализованной через сервис SCP в программной среде QGIS. Четыре первые методики реализованы в рамках подхода, основанного на уравнении радиационного переноса RTE, и используют модели излучательной способности поверхности LSE, зависящие от индекса NDVI (Becker, Li, 1990; Wan, Dozier, 1996). Методика QGIS SCP рассчитывает LST на основе собственного алгоритма, реализующего одноканальный метод (*англ.* single-channel approach). В нём яркостная температура преобразуется в температуру с учётом атмосферной коррекции, а излучательная способность LSE ε оценивается по эмпирической зависимости от NDVI:

$$\varepsilon = 1,0094 + 0,047 \ln(\text{NDVI}).$$

В табл. 2 представлены соотношения расчёта LST, где ρ_{RED} — отражательная способность (канал 4 (*англ.* Band #4)); P_v — доля растительного покрова, рассчитываемая по формуле

$$P_v = \left(\frac{\text{NDVI} - \text{NDVI}_{\min}}{\text{NDVI}_{\max} - \text{NDVI}_{\min}} \right)^2, \text{ где принимаются стандартные пороговые значения } \text{NDVI}_{\min} = 0,2$$

и $\text{NDVI}_{\max} = 0,5$ (Sobrino et al., 2008); $d\varepsilon$ — поправка на эффект, обусловленный шероховатостью и геометрической структурой поверхности (*англ.* cavity effect); при отсутствии специализированных данных для типичных расчётов принимается $d\varepsilon = 0,015$ (Valor, Caselles, 1996); p_j — отражательная способность в j -м канале OLI, используемая в методике Li (Li, Jiang, 2018) для оценки излучательной способности подстилающей поверхности; a_j — эмпирические коэффициенты, полученные на основе регрессионного анализа данных MODIS (*англ.* Moderate Resolution Imaging Spectroradiometer) и Landsat (Li, Jiang, 2018).

Во всех методиках, за исключением QGIS SCP, расчёт LST осуществляется на основе инверсии уравнения радиационного переноса RTE (Congedo, 2021):

$$T_s = \frac{K_2}{\ln \left(\frac{K_1}{\left(\frac{L_{\lambda}^{\text{sen}} - L_{\lambda}^{\uparrow} - \tau(1-\varepsilon)L_{\lambda}^{\downarrow}}{\tau\varepsilon} \right) + 1} \right)},$$

где T_s — температура поверхности, К; L_{λ}^{sen} — спектральная плотность излучения (спектральная яркость), зарегистрированная датчиком на верхней границе атмосферы, $\text{Вт} \cdot \text{м}^{-2} \cdot \text{ср}^{-1} \cdot \text{мкм}^{-1}$; λ — длина волны излучения; τ — коэффициент пропускания атмосферы (атмосферная прозрачность) в тепловом ИК-диапазоне; $L_{\lambda}^{\uparrow}$, $L_{\lambda}^{\downarrow}$ — уходящее и приходящее излучение соответственно; ε — излучательная способность поверхности LSE, рассчитанная по одной из описанных моделей (Sekertekin, Bonafoni, 2020); K_1 , K_2 — первая и вторая спектральные калибровочные константы канала 10 (англ. Band #10) TIRS (англ. Thermal Infrared Sensor) (Sayler, Zanter, 2020), $K_1 = 774,89 \text{ Вт} \cdot \text{м}^{-2} \cdot \text{ср}^{-1} \cdot \text{мкм}^{-1}$, $K_2 = 1321,08 \text{ К}$.

Таблица 2. Используемые в работе формулы для расчёта LSE

Формула	Условие	Источник
$\varepsilon = \begin{cases} 0,979 - 0,035\rho_{\text{RED}}, \\ 0,004P_v + 0,971(1 - P_v) + d\varepsilon, \\ 0,987 + d\varepsilon \end{cases}$	если $\text{NDVI} < 0,2$, если $0,2 \leq \text{NDVI} \leq 0,5$, если $\text{NDVI} > 0,5$	(Sobrino et al., 2008)
$\varepsilon = \begin{cases} a_1 + \sum_{j=2}^7 a_j p_j, \\ 0,004P_v + 0,971(1 - P_v) + d\varepsilon, \\ 0,987 + d\varepsilon \end{cases}$	если $\text{NDVI} < 0,2$, если $0,2 \leq \text{NDVI} \leq 0,5$, если $\text{NDVI} > 0,5$	(Li, Jiang, 2018)
$\varepsilon = \begin{cases} 0,973 - 0,047\rho_{\text{RED}}, \\ 0,9863P_v + 0,9668(1 - P_v) + d\varepsilon, \\ 0,9863 + d\varepsilon \end{cases}$	если $\text{NDVI} < 0,2$, если $0,2 \leq \text{NDVI} \leq 0,5$, если $\text{NDVI} > 0,5$	(Yu et al., 2014)
$\varepsilon = \begin{cases} 0,979 - 0,046\rho_{\text{RED}}, \\ 0,987P_v + 0,971(1 - P_v) + d\varepsilon, \\ 0,987 + d\varepsilon \end{cases}$	если $\text{NDVI} < 0,2$, если $0,2 \leq \text{NDVI} \leq 0,5$, если $\text{NDVI} > 0,5$	(Skoković et al., 2014)

Параметры $L_{\lambda}^{\uparrow}$, $L_{\lambda}^{\downarrow}$ были получены с использованием онлайн-сервиса NASA (англ. National Aeronautics and Space Administration) Atmospheric Correction Parameter Calculator (<https://atmcorr.gsfc.nasa.gov/>).

Расчёт LST посредством плагина QGIS SCP выполняется в два этапа. Сначала вычисляется яркостная температура T_B (в К), а затем на её основе — LST. Реализация автоматизирована и не предполагает прямого указания модели LSE пользователем; вместо этого используется встроенная схема, основанная на NDVI и коэффициентах, заданных разработчиками сервиса.

$$T_B = \frac{K_2}{\ln(K_1/L_{\lambda} + 1)},$$

где L_{λ} — спектральная яркость на входе датчика, $\text{Вт} \cdot \text{м}^{-2} \cdot \text{ср}^{-1} \cdot \text{мкм}^{-1}$; константы K_1 и K_2 содержатся в файле метаданных (MTL).

$$T_s = \frac{T_B}{1 + ((\lambda T_B)/\rho) \ln \varepsilon},$$

где $\lambda = 11,457 \text{ мкм}$ для Landsat TM (англ. Thematic Mapper), $\lambda = 11,269 \text{ мкм}$ для Landsat ETM+ (англ. Enhanced Thematic Mapper Plus), $\lambda = 10,904 \text{ мкм}$ для Landsat OLI/TIRS; $\rho = (hc)/k = 1,438 \cdot 10^{-2} \text{ м} \cdot \text{К}$; h — постоянная Планка, $h = 6,26 \cdot 10^{-34} \text{ Дж} \cdot \text{с}$; c — скорость света, $c = 2,998 \cdot 10^8 \text{ м/с}$; k — постоянная Больцмана, $k = 1,38 \cdot 10^{-23} \text{ Дж/К}$; ε — коэффициент излучения поверхности земли LSE.

Для количественной оценки согласованности результатов методик вычислялась относительная разница в процентах:

$$\Delta = \frac{2(LST_{\text{метод1}} - LST_{\text{метод2}})}{LST_{\text{метод1}} + LST_{\text{метод2}}} \times 100\%,$$

где $LST_{\text{метод1}}$ и $LST_{\text{метод2}}$ — медианные значения температуры поверхности суши, полученные двумя сравниваемыми методиками для одного и того же класса подстилающей поверхности и года наблюдения.

Данный показатель рассчитывался для каждой пары методик относительно принятого эталона — методики Sobrino (Sobrino et al., 2008), что позволило оценить степень отклонения результатов каждой из рассматриваемых методик. Выбор этой методики в качестве эталонной обусловлен её высокой точностью, подтверждённой валидацией по данным наземных станций SURFRAD (*англ.* Surface Radiation Budget Network). Согласно работе (Sekertekin, Bonafoni, 2020), при использовании этой модели излучательной способности среднеквадратичная ошибка RMSE (*англ.* Root Mean Square Error) составила 2,35–2,52 К (что эквивалентно 2,35–2,52 °С для разности температуры) для различных миссий Landsat, это оказывается наилучшим результатом среди всех NDVI-зависимых моделей.

Результаты и обсуждение

Ввиду близости характеристик классов объектов гидрографии и инфраструктурных объектов (*рис. 2*, см. с. 103) в спектральном пространстве каналов 5–4 (NIR-RED), а также группы классов фона (гидроморфные болотные комплексы, автоморфные комплексы с лишайниковыми покровами, древесно-кустарниковая и травянистая растительность (вегетирующая)) в трёхмерном спектральном пространстве, образованном каналами 6 (SWIR (*англ.* Short Wave InfraRed)), 5 (NIR) и 4 (RED), верификация каждого из классов выполнена по данным спутникового изображения WorldView-2 с разрешением 0,5 м, дата съёмки 26.07.2023.

На *рис. 3* (см. с. 103) представлены ящичковые диаграммы (*англ.* boxplots), иллюстрирующие распределение значений LST, полученных по пяти методикам для двух ключевых классов (фона и инфраструктуры) для каждого года наблюдений. Выбранные классы отражают наибольший контраст признаков, связанных с влиянием техногенной трансформации. Результат позволяет визуально оценить разброс и выбросы значений, а также количественно характеризовать невязки LST через межквартильный размах IQR и смещение медиан.

Сравнение рядов вычисленных значений LST позволяет констатировать, что у класса фона (естественные ландшафты) наблюдается высокая степень согласованности между всеми пятью методиками. Для оценки этой согласованности был использован коэффициент вариации CV, рассчитанный для медианных значений LST, полученных разными алгоритмами. Значения CV для данного класса составляют 4,2–6,8 %, а межквартильные размахи IQR для большинства случаев не превышают 2,5 °С. Медианы пяти методик обычно смещены друг относительно друга не более чем на 0,8–1,2 °С, что подтверждает их высокую согласованность при характеристике естественных покровов криолитозоны.

Методика QGIS SCP (см. *рис. 3*) демонстрирует наименьшую вариабельность: средний IQR по всем классам и годам равен 1,9 °С, тогда как для остальных методик он варьируется от 2,3 до 3,1 °С. Особенно это выражено для однородных покровов, таких как гидроморфные болотные комплексы, средний IQR для QGIS составляет 1,5 °С, в то время как для результатов, полученных альтернативными методами (Sobrino (Sobrino et al., 2008), Li (Li, Jiang, 2018), Yu (Yu et al., 2014), Skoković (Skoković et al., 2014)), — 2,7–2,9 °С. Можно предполагать, что встроенный алгоритм сервиса, вероятно, использует более устойчивую параметризацию LSE и/или включает дополнительные этапы сглаживания, снижающие шум, при этом вычисляемые значения LST остаются в физически допустимых пределах для данных типов поверхности.

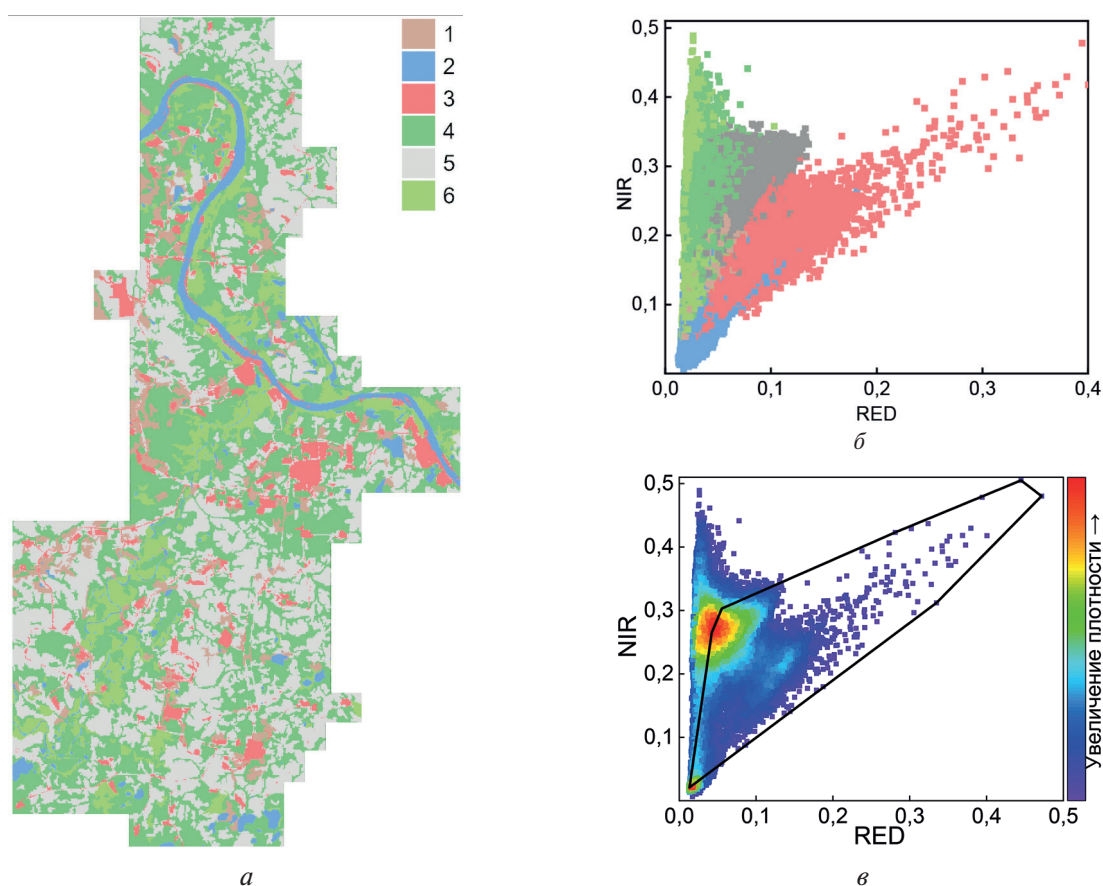


Рис. 2. Результат классификации исследуемой территории по состоянию на 2023 г.: *a* — выделенные классы: 1 — гидроморфные болотные комплексы, 2 — объекты гидрографии, 3 — инфраструктурные объекты, 4 — древесно-кустарниковая и травянистая растительность (активно вегетирующая), 5 — автоморфные комплексы с лишайниковыми покровами, 6 — растительность речных долин; *б* — распределение классов дешифрирования по значениям отражательной способности в красном и ближнем инфракрасном каналах; *в* — выделение класса инфраструктуры на основе градиента плотности точек (цветовая шкала от синего — низкая плотность до красного — высокая плотность)

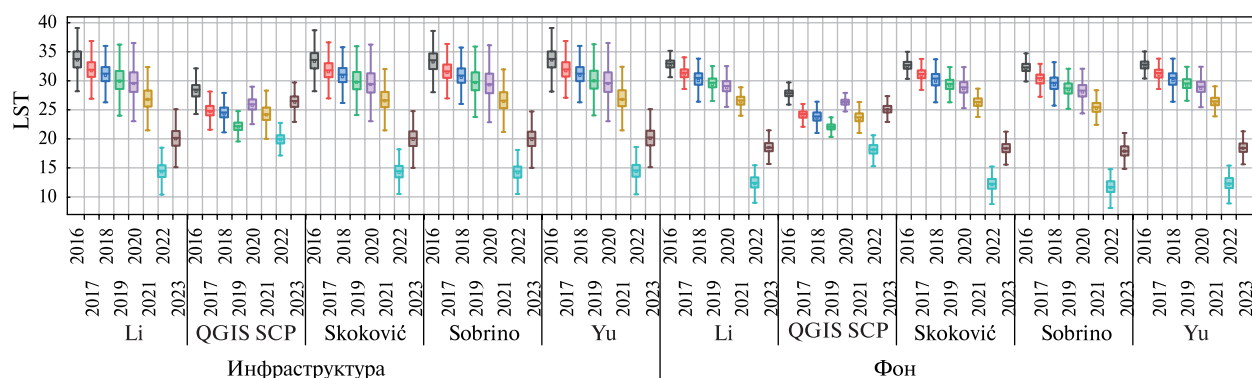


Рис. 3. Ящичковые диаграммы распределения значений LST для всех классов и лет по пяти методикам (Li, QGIS SCP, Sobrino, Skoković, Yu). По оси *Y* — значение LST (в °C), по оси *X* — год и класс

Наибольшие расхождения между методиками наблюдаются для класса инфраструктуры. Здесь значения CV достигают 12,4–15,7 % (против 4–7 % для фонового класса), а разница между медианами крайних методик может превышать 3,5 °C в отдельные годы (например, в 2022 г. — 3,8 °C). Это связано с тем, что NDVI-основанные модели LSE плохо адаптированы к характеристике техногенных ландшафтов с большой долей трансформации

относительно фона. В характерном для инфраструктуры диапазоне $NDVI = 0,21...0,48$ такие модели применяют смешанную формулу вида $\varepsilon = \varepsilon_v P_v + \varepsilon_s (1 - P_v) + d\varepsilon$, где конкретные коэффициенты ε_v и ε_s различаются между методиками (табл. 2), что вносит систематическую неопределённость.

Наивысший средний коэффициент вариации CV наблюдается для класса инфраструктурных объектов (7,8 %). Как следует из диаграммы (рис. 4), именно при характеристике техногенных объектов наблюдается наибольшая несогласованность результатов работы методик. Напротив, естественные растительные покровы демонстрируют значительно более высокую согласованность. Так, для классов автоморфных комплексов с лишайниковыми покровами и древесно-кустарниковой и травянистой растительности средний CV составляет 5,3 и 6,1 % соответственно, что свидетельствует о надёжности и стабильности расчётов LST для фоновых ландшафтов.

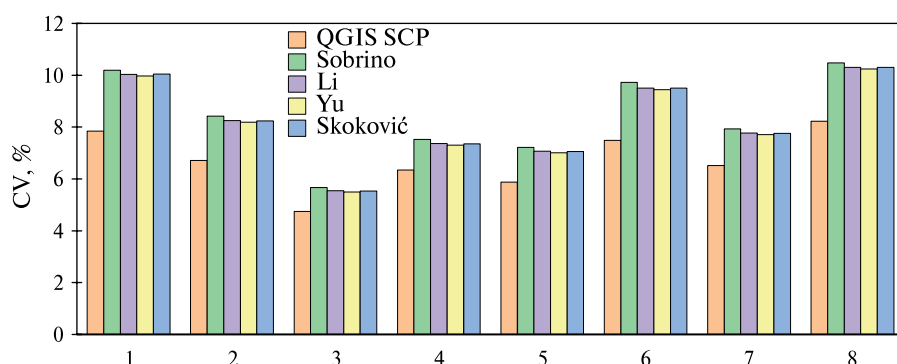


Рис. 4. Коэффициент вариации CV значений температуры подстилающей поверхности LST, рассчитанных по пяти методикам (Sobrino, Li, Yu, Skoković и QGIS SCP) для различных классов подстилающей поверхности: 1 — инфраструктурные объекты, 2 — древесно-кустарниковая и травянистая растительность (активно вегетирующая), 3 — автоморфные комплексы с лишайниковыми покровами, 4 — растительность речных долин, 5 — гидроморфные болотные комплексы, 6 — инфраструктурные объекты и фон (совместно), 7 — фоновые ландшафты, 8 — объекты гидрографии

Анализ коэффициентов вариации, рассчитанных для оценки согласованности пяти методик расчёта температуры поверхности суши (QGIS SCP, Sobrino, Li, Yu и Skoković) (см. рис. 4), выявил существенные различия в степени соответствия результатов в зависимости от типа подстилающей поверхности. Наибольшие значения коэффициента вариации зафиксированы для классов объектов гидрографии (8,2 %) и инфраструктурных объектов (7,8 %), что свидетельствует о наибольшей несогласованности методик именно для этих типов покрова. Высокая вариабельность результатов для водных объектов обусловлена спецификой формирования теплового излучения водной поверхности, а также различиями в алгоритмах учёта излучательной способности при низких значениях NDVI, характерных для водных объектов.

Для класса инфраструктурных объектов повышенная вариабельность объясняется тем, что значения NDVI, типичные для класса техногенных объектов, попадают в «переходный диапазон» ($NDVI = 0,2...0,5$), где NDVI-зависимые модели излучательной способности, используемые в методиках Li, Yu, Skoković, применяют смешанные формулы, что вносит дополнительную неопределённость в расчёт LST. Это согласуется с данными литературы (Li et al., 2013; Sekertekin, Bonafoni, 2020), указывающими на ограниченную применимость NDVI-основанных моделей излучательной способности LSE для антропогенно- и техногенно-преобразованных поверхностей, поскольку данные модели были разработаны и валидированы преимущественно для естественных ландшафтов.

Напротив, наименьшие значения коэффициента вариации получены для классов автоморфных комплексов с лишайниковыми покровами (5,3 %) и древесно-кустарниковой и тра-

вянистой растительности (6,1 %), что указывает на высокую согласованность всех пяти методик для естественных растительных покровов. Стабильность результатов для данных классов обусловлена однородностью спектральных характеристик растительности и применимостью стандартных NDVI-зависимых моделей излучательной способности для таких типов покрова.

Заключение

Полученные результаты позволяют констатировать, что все рассмотренные методики (Sobrino (Sobrino et al., 2008), Li (Li, Jiang, 2018), Yu (Yu et al., 2014), Skoković (Skoković et al., 2014) и QGIS SCP) обеспечивают приемлемую согласованность результатов ($CV < 9\%$) для большинства классов подстилающей поверхности, выделяемых на территории Ванкорского месторождения Таймырского полуострова, однако для техногенных объектов и водных поверхностей требуется более тщательный выбор алгоритма расчёта LST с учётом специфики формирования теплового излучения данных типов покрова.

Методики на основе уравнения радиационного переноса RTE демонстрируют высокую согласованность для естественных ландшафтов ($CV = 4,2...6,8\%$, взаимные расхождения $\leq 1,2^\circ\text{C}$), что подтверждает их применимость для мониторинга криолитозоны. Для класса инфраструктурных объектов согласованность методик существенно снижается ($CV = 12,4...15,7\%$, расхождения до $3,8^\circ\text{C}$), что обусловлено ограничениями NDVI-зависимых моделей излучательной способности в переходной зоне ($NDVI = 0,21...0,48$), характерной для техногенных объектов.

Методика QGIS SCP проявляет систематическое смещение относительно RTE-подходов (до -40% в 2022 г.), особенно выраженное при расширении инфраструктуры, что указывает на недостаточную адаптацию её встроенной модели LSE к арктическим техногенным ландшафтам.

Для мониторинга техногенного воздействия на криолитозону в арктических условиях оптимально использовать методику Sobrino (Sobrino et al., 2008) в комбинации с альтернативными методами Li (Li, Jiang, 2018), Yu (Yu et al., 2014), Skoković (Skoković et al., 2014) для оценки неопределённости. При анализе естественных ландшафтов удовлетворительные результаты получаются при применении любой из четырёх RTE-методик. Для инфраструктурных объектов необходимо учитывать повышенную неопределённость (до 15%) и проводить дополнительную верификацию с учётом спектральных особенностей техногенно-преобразованных ландшафтов.

Работа выполнена в рамках базового проекта FWES-2024-0027 (Федеральный исследовательский центр «Красноярский научный центр СО РАН» (ФИЦ КНЦ СО РАН)), FWES-2024-0023 (Институт леса им. В. Н. Сукачева СО РАН). Спутниковые данные обработаны в Центре коллективного пользования ФИЦ КНЦ СО РАН.

Литература

1. Анисимов О. А., Жирков А. Ф., Шерстюков А. Б. Современные изменения криосферы и природной среды в Арктике // Арктика. XXI век. Естествен. науки. 2015. № 2 (3). С. 24–47.
2. Горный В. И., Бровкина О. В., Киселев А. В., Тронин А. А. Тенденции развития дистанционных методов при решении задач геологии и экологической безопасности // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2023. Т. 20. № 2. С. 9–38. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-2-9-38.
3. Каверин Д. А., Лаптева Е. М., Щанов В. М. и др. Геоинформационный анализ климатических условий криолитозоны европейского Северо-Востока России // Криосфера Земли. 2019. Т. 23. № 4. С. 68–78. DOI: 10.21782/KZ1560-7496-2019-4(68-78).
4. Карсаков А. А., Пономарев Е. И. Дистанционный мониторинг теплового состояния подстилающей поверхности в контексте техногенных трансформаций // Биосфера. 2024. Т. 16. № 1. С. 20–29.

5. Кобышева Н. В., Акентьева Е. М., Богданова Э. Г., Карпенко В. Н., Ключева М. В., Липовская В. Н., Лугина К. М., Разова Е. Н., Семенов Ю. А., Стадник Е. В., Хафизуллин К. Ш. Климат России: моногр. / под ред. Н. В. Кобышевой. СПб.: Гидрометеиздат, 2001. 654 с.
6. Матишов Г. Г., Дженюк С. Л., Моисеев Д. В. Климат и большие морские экосистемы Арктики // Вестн. Российской акад. наук. 2017. Т. 87. № 2. С. 110–120. DOI: 10.7868/S0869587317020086.
7. Трофимова И. Е., Балыбина А. С. Районирование Западно-Сибирской равнины по термическому режиму почв // География и природ. ресурсы. 2015. № 3. С. 27–38.
8. 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.
9. Becker F., Li Z.-L. Towards a local split window method over land surfaces // Intern. J. Remote Sensing. 1990. V. 11. No. 3. P. 369–393. DOI: 10.1080/01431169008955028.
10. Congalton R. G. A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data // Remote Sensing of Environment. 1991. V. 37. No. 1. P. 35–46. DOI: 10.1016/0034-4257(91)90048-B.
11. Congedo L. Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS // J. Open Source Software. 2021. V. 6. No. 64. Article 3172. DOI: 10.21105/joss.03172.
12. Li S., Jiang G.-M. Land surface temperature retrieval from Landsat-8 data with the generalized split-window algorithm // IEEE Access. 2018. V. 6. P. 18149–18162. DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2818767.
13. Li Z.-L., Tang B.-H., Wu H. et al. Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives // Remote Sensing of Environment. 2013. V. 131. P. 14–37. DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.008.
14. Ponomareva T. V., Litvintsev K. Y., 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.
15. Saylor K., Zanter K. Landsat 8 Collection 2 (C2) Level 2 Science Product (L2SP) Guide. Version 2.0. Sioux Falls, South Dakota: U. S. Geological Survey, 2020. 43 p.
16. Sekertekin A., Bonafoni S. Land Surface Temperature retrieval from Landsat 5, 7, and 8 over rural areas: Assessment of different retrieval algorithms and emissivity models and toolbox implementation // Remote Sensing. 2020. V. 12. No. 2. Article 294. DOI: 10.3390/rs12020294.
17. Skoković D., Sobrino J. A., Jiménez-Muñoz J. C., Soria G., Julien Y., Mattar C., Cristobal J. Calibration and validation of land surface temperature for Landsat-8 TIRS sensor // Proc. ESA/ESRIN Workshop: Land Product Validation Evolution. Frascati: ESA/ESRIN, 2014. V. 27. P. 6–9.
18. Sobrino J. A., Jiménez-Muñoz J. C., Soria G. et al. Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 2008. V. 46. No. 2. P. 316–327. DOI: 10.1109/TGRS.2007.904834.
19. Tucker C. J. Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation // Remote Sensing of Environment. 1979. V. 8. No. 2. P. 127–150. DOI: 10.1016/0034-4257(79)90013-0.
20. Valor E., Caselles V. Mapping land surface emissivity from NDVI: Application to European, African, and South American areas // Remote Sensing of Environment. 1996. V. 57. No. 3. P. 167–184. DOI: 10.1016/0034-4257(96)00039-9.
21. Walker D. A., Raynolds M. K., Daniëls F. J. A. et al. The Circumpolar Arctic vegetation map // J. Vegetation Science. 2005. V. 16. No. 3. P. 267–282. DOI: 10.1111/j.1654-1103.2005.tb02365.x.
22. Wan Z., Dozier J. A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space // IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing. 1996. V. 34. No. 4. P. 892–905. DOI: 10.1109/36.508406.
23. Yu X., Guo X., Wu Z. Land surface temperature retrieval from Landsat 8 TIRS—Comparison between radiative transfer equation-based method, split window algorithm and single channel method // Remote Sensing. 2014. V. 6. No. 10. P. 9829–9852. DOI: 10.3390/rs6109829.
24. Zhirkov A., Sivtsev M., Lytkin V. et al. An assessment of the possibility of restoration and protection of territories disturbed by thermokarst in Central Yakutia, Eastern Siberia // Land. 2023. V. 12. Article 197. DOI: 10.3390/land12010197.
25. Zhou D., Xiao J., Bonafoni S. et al. Satellite remote sensing of surface urban heat islands: Progress, challenges, and perspectives // Remote Sensing. 2019. V. 11. No. 1. Article 48. DOI: 10.3390/rs11010048.

Effectiveness of methods for extracting ground surface temperature from Landsat data for northern Siberian landscapes

A. A. Karsakov, E. I. Ponomarev

Krasnoyarsk Science Center SB RAS, Krasnoyarsk 660036, Russia

E-mails: metall8-8@ya.ru, evg@ksc.krasn.ru

Land Surface Temperature (LST) is a critical parameter that is derived from remote sensing data and is frequently employed to evaluate the condition of natural ecosystem components and heat exchange processes within the soil–vegetation–atmosphere system. This study evaluates the efficiency of various LST retrieval methods using multi-year Landsat data. In northern Siberia, the characteristic landscapes of the cryolithozone were analyzed based on the observed LST ranges. The findings show that for natural landscapes, techniques based on the Radiative Transfer Equation (RTE) have high internal consistency (mean coefficient of variation $CV = 4.2...6.8\%$; median shift $\leq 1.2\text{ }^{\circ}\text{C}$). The degree of uncertainty increases substantially for the “Infrastructure” class ($CV = 12.4...15.7\%$), which is attributed to limitations of NDVI-dependent land surface emissivity (LSE) models when applied to intrazonal land cover types ($NDVI = 0.21...0.48$). The Quantum Geographic Information Systems (QGIS) Semi-Automatic Classification Plugin (SCP) employs a method that consistently underestimates LST values in comparison to RTE-based approaches (up to -40% in 2022). This suggests that the built-in LSE model is not suitable for cryolithozone landscapes. The Sobrino et al. method (Sobrino et al., 2008), in conjunction with alternative RTE-based approaches to quantify uncertainty levels, was found to be the most effective method for monitoring the thermal dynamics of industrially transformed landscapes under Arctic conditions. The utilization of QGIS SCP necessitates preliminary calibration with local reference data. The findings can be employed to enhance satellite data processing algorithms for environmental monitoring in northern Siberian landscapes.

Keywords: Land Surface Temperature, LST, satellite imagery, underlying surface, landscape, cryolithozone, post-industrial transformation of landscape, oil and gas complex

Accepted: 25.03.2026

DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-3-96-108

References

1. Anisimov O. A., Zhirkov A. F., Sherstyukov A. B., Contemporary changes of the cryosphere and natural environment in the Arctic, *Arktika. XXI vek. Estestvennye nauki*, 2015, No. 2 (3), pp. 24–47 (in Russian).
2. Gorniy V. I., Brovkina O. V., Kiselev A. V., Tronin A. A., Trends in remote sensing methods for geological and environmental applications, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2023, V. 20, No. 2, pp. 9–38 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-2-9-38.
3. Kaverin D. A., Lapteva E. M., Shchanov V. M. et al., Climatic geoinformation analysis of the cryolithozone in the northeast of European Russia, *Earth's Cryosphere*, 2019, V. 23, No. 4, pp. 68–78 (in Russian), DOI: 10.21782/KZ1560-7496-2019-4(68-78).
4. Karsakov A. A., Ponomarev E. I., Remote monitoring of the thermal condition of underlying surface under the conditions of anthropogenic transformation, *Biosfera*, 2024, V. 16, No. 1, pp. 20–29 (in Russian).
5. Kobysheva N. V., Akentyeva E. M., Bogdanova E. G., Karpenko V. N., Klyueva M. V., Lipovskaya V. N., Lugina K. M., Razova E. N., Semenov Yu. A., Stadnik E. V., Khafizullin K. Sh., *Klimat Rossii: monografiya* (Climate of Russia: Monograph), N. V. Kobysheva (ed.), Saint Petersburg: Gidrometeoizdat, 2001, 654 p. (in Russian).
6. Matishov G. G., Dzhenyuk S. L., Moiseev D. V., Climate and large marine ecosystems of the Arctic, *Vestnik Rossiiskoi akademii nauk*, 2017, V. 87, No. 2, pp. 110–120 (in Russian), DOI: 10.7868/S0869587317020086.
7. Trofimova I. E., Balybina A. S., Zoning of the West Siberian Plain by thermal regime of soils, *Geografiya i prirodnye resursy*, 2015, No. 3, pp. 27–38 (in Russian).
8. 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.
9. Becker F., Li Z.-L., Towards a local split window method over land surfaces, *Intern. J. Remote Sensing*, 1990, V. 11, No. 3, pp. 369–393, DOI: 10.1080/01431169008955028.

10. Congalton R. G., A review of assessing the accuracy of classifications of remotely sensed data, *Remote Sensing of Environment*, 1991, V. 37, No. 1, pp. 35–46, DOI: 10.1016/0034-4257(91)90048-B.
11. Congedo L., Semi-Automatic Classification Plugin: A Python tool for the download and processing of remote sensing images in QGIS, *J. Open Source Software*, 2021, V. 6, No. 64, Article 3172, DOI: 10.21105/joss.03172.
12. Li S., Jiang G.-M., Land surface temperature retrieval from Landsat-8 data with the generalized split-window algorithm, *IEEE Access*, 2018, V. 6, pp. 18149–18162, DOI: 10.1109/ACCESS.2018.2818767.
13. Li Z.-L., Tang B.-H., Wu H. et al., Satellite-derived land surface temperature: Current status and perspectives, *Remote Sensing of Environment*, 2013, V. 131, pp. 14–37, DOI: 10.1016/j.rse.2012.12.008.
14. Ponomareva T. V., Litvintsev K. Y., Fennikov 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.
15. Sayler K., Zanter K., *Landsat 8 Collection 2 (C2) Level 2 Science Product (L2SP) Guide. Version 2.0*, Sioux Falls, South Dakota: U. S. Geological Survey, 2020, 43 p.
16. Sekertekin A., Bonafoni S., Land Surface Temperature retrieval from Landsat 5, 7, and 8 over rural areas: Assessment of different retrieval algorithms and emissivity models and toolbox implementation, *Remote Sensing*, 2020, V. 12, No. 2, Article 294, DOI: 10.3390/rs12020294.
17. Skoković D., Sobrino J. A., Jiménez-Muñoz J. C., Soria G., Julien Y., Mattar C., Cristobal J., Calibration and validation of land surface temperature for Landsat-8 TIRS sensor, *Proc. ESA/ESRIN Workshop: Land Product Validation Evolution*, Frascati: ESA/ESRIN, 2014, V. 27, pp. 6–9.
18. Sobrino J. A., Jiménez-Muñoz J. C., Soria G. et al., Land surface emissivity retrieval from different VNIR and TIR sensors, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2008, V. 46, No. 2, pp. 316–327, DOI: 10.1109/TGRS.2007.904834.
19. Tucker C. J., Red and photographic infrared linear combinations for monitoring vegetation, *Remote Sensing of Environment*, 1979, V. 8, No. 2, pp. 127–150, DOI: 10.1016/0034-4257(79)90013-0.
20. Valor E., Caselles V., Mapping land surface emissivity from NDVI: Application to European, African, and South American areas, *Remote Sensing of Environment*, 1996, V. 57, No. 3, pp. 167–184, DOI: 10.1016/S0034-4257(96)00039-9.
21. Walker D. A., Raynolds M. K., Daniëls F. J. A. et al., The Circumpolar Arctic vegetation map, *J. Vegetation Science*, 2005, V. 16, No. 3, pp. 267–282, DOI: 10.1111/j.1654-1103.2005.tb02365.x.
22. Wan Z., Dozier J., A generalized split-window algorithm for retrieving land-surface temperature from space, *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 1996, V. 34, No. 4, pp. 892–905, DOI: 10.1109/36.508406.
23. Yu X., Guo X., Wu Z., Land surface temperature retrieval from Landsat 8 TIRS—Comparison between radiative transfer equation-based method, split window algorithm and single channel method, *Remote Sensing*, 2014, V. 6, No. 10, pp. 9829–9852, DOI: 10.3390/rs6109829.
24. Zhirkov A., Sivtsev M., Lytkin V. et al., An assessment of the possibility of restoration and protection of territories disturbed by thermokarst in Central Yakutia, Eastern Siberia, *Land*, 2023, V. 12, Article 197, DOI: 10.3390/land12010197.
25. Zhou D., Xiao J., Bonafoni S. et al., Satellite remote sensing of surface urban heat islands: Progress, challenges, and perspectives, *Remote Sensing*, 2019, V. 11, No. 1, Article 48, DOI: 10.3390/rs11010048.