

Сравнение результатов применения структурного анализа данных дистанционного зондирования и значений нормализованного индекса выгорания NBR

А. В. Лапко^{1,2}, В. А. Лапко^{1,2}, С. Т. Им^{1,3}, Ю. П. Юронен¹

¹ Сибирский государственный университет науки и технологий имени академика М. Ф. Решетнева, Красноярск, 660037, Россия
E-mail: lapko@icm.krasn.ru

² Институт вычислительного моделирования СО РАН Красноярск, 660036, Россия

³ Институт леса им. В. Н. Сукачева СО РАН, Красноярск, 660036, Россия

Методы декомпозиции спектральных данных дистанционного зондирования — основа создания автоматизированных систем обработки информации. Предлагается новая методика структурного анализа данных дистанционного зондирования, которая использует составляющие компонент оценки коэффициента корреляции. Составляющие оценки коэффициента корреляции представляются нормированными значениями спектральных признаков. Их произведение образует компоненты оценки коэффициента корреляции. На основе значений составляющих компонент оценки коэффициента корреляции формируется решающее правило, которое определяет четыре класса значений спектральных признаков. Классы характеризуются положительными, отрицательными и знакопеременными значениями составляющих оценки коэффициента корреляции. С использованием решающего правила формируется алгоритм оценивания принадлежности контрольных ситуаций к определённым классам. Рассматриваются результаты применения предложенного подхода по данным тестового участка лесного растительного покрова, повреждённого сибирским шелкопрядом в пространстве спектральных признаков каналов NIR (*англ.* near infrared) и SWIR-2 (*англ.* short-wave infrared, range-2) космического аппарата Landsat-8/OLI (*англ.* Operational Land Imager). Рассматриваемая пара спектральных признаков NIR и SWIR-2 используется для расчёта нормализованного индекса выгорания NBR (*англ.* Normalized Burn Ratio). Проводится сравнение результатов применения метода структурного анализа данных дистанционного зондирования и спектрального индекса NBR. При сравнении используются ядерные оценки плотности вероятности анализируемых случайных величин. Полученные результаты иллюстрируются картами, графиками ядерных оценок плотности вероятности и таблицами основных показателей дешифрирования тестового участка лесного массива. Предложенный метод структурного анализа данных является универсальным. Его применение не требует назначения пороговых значений в отличие от индекса NBR и может быть адаптирован при исследовании технических, биохимических, медико-биологических и экологических систем.

Ключевые слова: структурный анализ данных, автоматическая классификация, составляющие коэффициента корреляции, ядерная оценка плотности вероятности, индекс NBR, данные дистанционного зондирования, спектральные признаки, лесной массив, сибирский шелкопряд

Одобрена к печати: 17.02.2026

DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-2-111-125

Введение

Современные методы дистанционного зондирования Земли представляют собой комплексную систему, которая объединяет современные платформы источников данных и методические, алгоритмические и информационные средства их анализа. Важнейшим этапом анализа данных дистанционного зондирования представляется использование методов автоматической классификации, позволяющих обнаруживать компактные группы наблюдений в пространстве спектральных признаков. Обзору и систематизации методов автоматической классификации посвящены работы (Васильев, Эш, 2011; Дорофеев, 2009; Журбин и др., 2024; Загоруйко, 2013; Лапко и др., 2025а; Тубольцев и др., 2023). Применение этих методов

позволяет автоматизировать процессы дешифрирования материалов космической съёмки. Альтернативой использования алгоритмов автоматической классификации становятся методы, основанные на применении нормализованных разностных спектральных индексов, например NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index) (Huang et al., 2021; Meneces-Tovar, 2011), GNDVI (*англ.* Green Normalized Difference Vegetation Index) (Бабий и др., 2025; Gitelson et al., 1996; Hunt et al., 2010), NDII (*англ.* Normalized Difference Infrared Index) (Hardisky et al., 1983; Sriwongsitanon et al., 2023), NBR (*англ.* Normalized Burn Ratio) (Key, 2006; Miller, Yool, 2002; Slinkina et al., 2023). Каждый из представленных спектральных индексов обладает уникальной чувствительностью к изменениям в состоянии растительности. Особенность использования спектральных индексов содержит трудно формализуемый этап определения их пороговых значений с использованием вида оценок плотности вероятности, результатов наземных исследований и опыта эксперта, осуществляющего дешифрирование материалов космической съёмки. Пороговые значения спектральных индексов зависят от параметров, которые характеризуют методы и условия космической съёмки, атмосферные факторы, региональные и климатические особенности.

Важной задачей изучения закономерностей функционирования природных систем считается структурный анализ статистических данных, который включает этап предварительной группировки данных с использованием методов декомпозиции статистических данных. Первые результаты решения этих задач с применением методов анализа компонент оценки коэффициента корреляции получены в работах (Лапко, Лапко, 2024; Лапко и др., 2024, 2025б).

В настоящей работе предлагается методика структурного анализа данных дистанционного зондирования, основанная на использовании составляющих оценки коэффициента корреляции пары спектральных признаков. Проводится сравнение результатов применения предлагаемого метода и нормализованного индекса выгорания NBR.

Метод структурного анализа данных дистанционного зондирования

Пусть имеются данные дистанционного зондирования $V = (x_v^i, v = \overline{1, k}, z_1^i, z_2^i, i = \overline{1, n})$ объёма n , составленные из наблюдений спектральных признаков x_v^i , $v = \overline{1, k}$, размерности k и соответствующих им пространственных координат z_1^i, z_2^i элементов земной поверхности. Для оценивания взаимосвязи между спектральными признаками x_s и x_q в конкретных условиях x_s^i, x_q^i примем значения составляющих оценки коэффициента корреляции (Härdle et al., 2018).

Запишем оценку коэффициента корреляции между спектральными признаками x_q, x_s в виде:

$$\bar{R}_{sq} = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n \left(\frac{x_s^i - \bar{x}_s}{\bar{\sigma}_s} \right) \cdot \left(\frac{x_q^i - \bar{x}_q}{\bar{\sigma}_q} \right) = \frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n r_s^i r_q^i, \quad (1)$$

где $\bar{x}_v = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_v^i$, $\bar{\sigma}_v = \left(\frac{1}{n-1} \sum_{i=1}^n (x_v^i - \bar{x}_v)^2 \right)^{1/2}$, $v = s, q$ — оценки математического ожидания и среднеквадратического отклонения спектрального признака x_v . Здесь составляющие r_s^i, r_q^i компоненты $r_{sq}^i = r_s^i r_q^i$ оценки коэффициента корреляции между спектральными признаками x_s и x_q определяются следующими выражениями:

$$r_s^i = \left(\frac{x_s^i - \bar{x}_s}{\bar{\sigma}_s} \right), \quad r_q^i = \left(\frac{x_q^i - \bar{x}_q}{\bar{\sigma}_q} \right).$$

Для установления качественной зависимости между переменными x_s, x_q , которые характеризуются положительными и отрицательными значениями составляющих r_s^i и r_q^i оценки коэффициента корреляции \bar{R}_{sq} из уравнения (1), сформируем решающее правило (Лапкой др., 2025в):

$$m(x_s^i, x_q^i): \begin{cases} (x_s^i, x_q^i) \in \Omega_1, & \text{если } r_s^i > 0 \text{ и } r_q^i > 0; \\ (x_s^i, x_q^i) \in \Omega_2, & \text{если } r_s^i < 0 \text{ и } r_q^i < 0; \\ (x_s^i, x_q^i) \in \Omega_3, & \text{если } r_s^i > 0 \text{ и } r_q^i < 0; \\ (x_s^i, x_q^i) \in \Omega_4, & \text{если } r_s^i < 0 \text{ и } r_q^i > 0, i = \overline{1, n}. \end{cases} \quad (2)$$

Здесь $\Omega_j, j = \overline{1, 4}$, — области, соответствующие положительным, отрицательным и знакопеременным значениям $r_s^i, r_q^i, i = \overline{1, n}$, из исходной выборки данных V . Эти области $\Omega_j, j = \overline{1, 4}$, будем определять как классы. На основе решающего правила (2) формируются массивы данных, принадлежащих классам:

$$\Omega_j \subset \bar{V}_j = (x_s^i, x_q^i, z_1^i, z_2^i, i = \overline{1, n_j}), \quad j = \overline{1, 4},$$

где n_j — объём массива \bar{V}_j .

Нормализованный индекс выгорания

Индекс NBR применяется для анализа состояния и динамики лесных территорий в зонах ограниченного влагообеспечения. Он обладает высокой чувствительностью к содержанию влаги в растительном покрове и почве. В отличие от индекса NDVI для расчёта NBR вместо спектрального канала Red используются значения в области спектра SWIR-2 (*англ.* shortwave infrared, range-2). Индекс NBR и производный индекс dNBR (*англ.* Differenced Normalized Burn Ratio) широко применяются в исследованиях горимости растительного покрова (Key, 2006; Miller, Yool, 2002; Pan et al., 2026; Stephens et al., 2025; Zeng et al., 2026). Временные серии индекса позволяют оценивать степень повреждений лесных территорий, вызванных воздействием сибирского шелкопряда (Slinkina et al., 2023). Индекс NBR является безразмерным и имеет диапазон изменения в интервале $[-1; +1]$. Его значение вычисляется в соответствии с выражением (Key, 2006; Miller, Yool, 2002):

$$\text{NBR} = \frac{\text{NIR} - \text{SWIR-2}}{\text{NIR} + \text{SWIR-2}}, \quad (3)$$

где NIR (*англ.* near infrared), SWIR-2 — спектральная яркость соответственно в ближнем инфракрасном (850–880 нм) и коротковолновом инфракрасном (2100–2290 нм) диапазоне спектра.

Введём следующее обозначение $y = \text{NBR}$. Используя выборку спектральных данных $V = (x_v^i, v = \overline{1, k}, z_1^i, z_2^i, i = \overline{1, n})$ рассчитаем значения $y_i = \text{NBR}(i)$ в каждом i -м её элементе и сформируем массив данных $\tilde{V} = (y^i, i = \overline{1, n})$. Применяя решающее правило (2) для пары спектральных признаков NIR, SWIR-2 и формулу (3), получим массивы индекса NBR для каждого определённого ранее класса $\Omega_j, j = \overline{1, 4}$:

$$\Omega_j \subset \tilde{V}_j = (y^i, i = \overline{1, n_j}), \quad j = \overline{1, 4},$$

где n_j — объём массива \tilde{V}_j , принадлежащего классу Ω_j . Для количественного сравнения результатов применения метода структурного анализа данных дистанционного зондирования и индекса выгорания NBR будем использовать ядерную оценку плотности вероятности.

Ядерная оценка плотности вероятности

Пусть имеется выборка $\tilde{V} = (y^i, i = \overline{1, n})$ значений нормализованного индекса выгорания NBR(y) объёма n , распределённых с неизвестной плотностью вероятности $p(y)$. Ядерная оценка плотности вероятности $\tilde{p}(y)$, восстанавливаемая по выборке \tilde{V} , представляется в виде (Епанечников, 1969; Лапко, Лапко, 2021):

$$\bar{p}(y) = \frac{1}{nc} \sum_{i=1}^n \Phi \left(\frac{y - y^i}{c} \right), \quad (4)$$

где n — объём исходных данных \tilde{V} ; $\Phi(u)$ — ядерная функция с переменной u , $u = (y - y^i)/c$; c — коэффициент размытости ядерной функции.

Ядерная функция $\Phi(u)$ в статистике (4) удовлетворяет условиям положительности, симметричности и нормированности (Епанечников, 1969):

$$\Phi(u) = \Phi(-u), \quad 0 \leq \Phi(u) < \infty, \quad \int_{-\infty}^{\infty} \Phi(u) du = 1, \quad \int_{-\infty}^{\infty} u^m \Phi(u) du < \infty, \quad 0 \leq m < \infty.$$

Выбор коэффициентов размытости ядерных функций осуществляется из условия минимума оценок среднеквадратического отклонения оценки плотности вероятности $\bar{p}(y)$ от $p(y)$ (Лапко, Лапко, 2021; Rudemo, 1982) либо из условия максимума функции правдоподобия с использованием метода случайного поиска наилучшей пробы (Лапко, Лапко, 2021; Duin, 1976). Для быстрого выбора коэффициента размытости ядерных функций без использования сложных процедур оптимизации можно воспользоваться следующей формулой (Шаруева и др., 2024):

$$c = (y^{\max} - y^{\min}) / \sqrt{n},$$

где y^{\max} , y^{\min} — максимальное и минимальное значение, определяемое по выборке \tilde{V} .

При восстановлении плотности вероятности статистикой (4) будем использовать оптимальную ядерную функцию В. А. Епанечникова (Епанечников, 1969):

$$\Phi(u) = \begin{cases} \frac{3}{4\sqrt{5}} - \frac{3|u|^2}{20\sqrt{5}}, & \text{если } |u| < \sqrt{5}; \\ 0, & \text{если } |u| \geq \sqrt{5}. \end{cases}$$

Для проведения вычислительных экспериментов разработано программное обеспечение в среде программирования Delphi-7. Оно позволяет считывать спектральные данные дистанционного зондирования, вычислять традиционные числовые характеристики спектральных признаков и вегетационные индексы в каждом пикселе изображения, а также строить ядерные оценки их плотности вероятности. По результатам анализа вида оценок плотности вероятности программное обеспечение позволяет экспертно определять пороговые значения спектральных индексов и формировать на этой основе картосхемы, а также рассчитывать количество пикселей, принадлежащих разным состояниям объекта исследования.

Объект и результаты исследования

Объект исследования

Анализировался тестовый участок, расположенный в Ирбейском районе Красноярского края (54,95° с. ш., 95,89° в. д.). На данной территории в 2017–2019 гг. была зарегистрирована вспышка массового размножения сибирского шелкопряда. На исследуемой территории в основном произрастают кедровые и пихтовые древостой на высотах от 300 до 1600 м над уровнем моря. За данный период массового размножения сибирского шелкопряда погибло более 32 тыс. га темнохвойных древостоев (Пономарёв и др., 2023; Сультсон и др., 2025; Kharuk et al., 2020). Площадь тестового участка составляет 6,24 тыс. га и оказалась частью космического снимка исследуемого района от 8 августа 2019 г. с аппарата Landsat-8/OLI (англ. Operational Land Imager). Снизу по центру светлыми пятнами выделяются участки темнохвойных древостоев, повреждённые при воздействии сибирского шелкопряда (рис. 1, см. с. 115).

Тестовый участок состоял из 69 342 пикселей с пространственным разрешением 30 м/пиксель. При проведении вычислительных экспериментов использовались семь спектральных признаков $x = (x_1, \dots, x_7)$, которым соответствовали диапазоны длин волн λ (табл. 1).

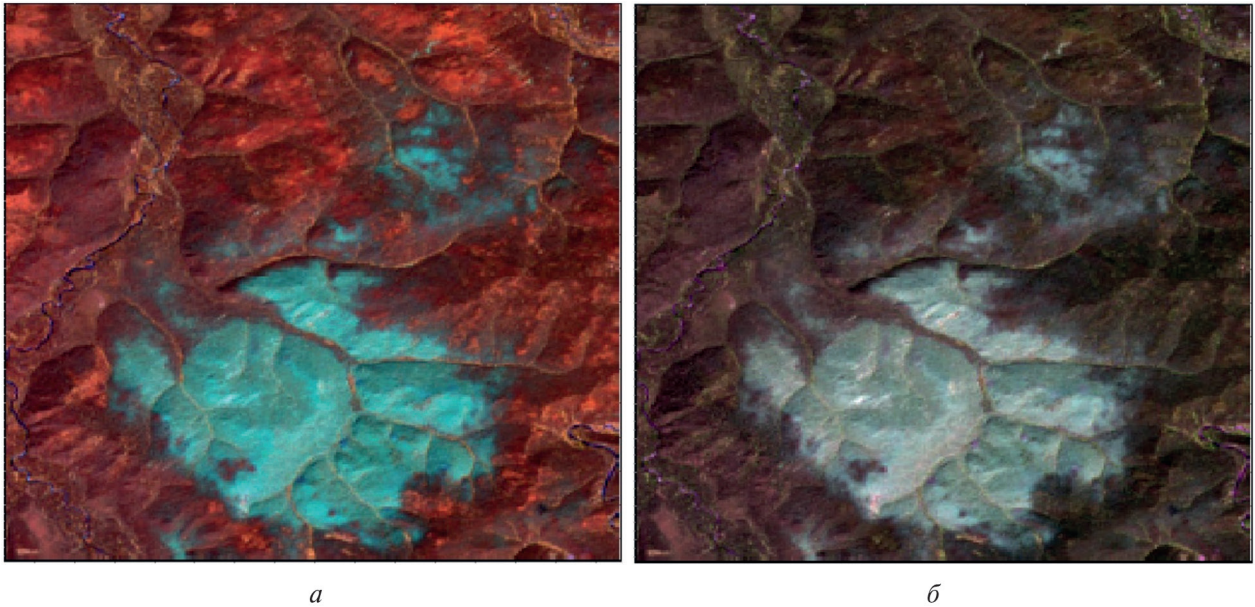


Рис. 1. Фрагмент съёмки тестового участка лесного массива: *а* — изображение в комбинации каналов (NIR, SWIR-2, Red) в композите RGB; *б* — комбинация (Green, SWIR-2, Red)

Таблица 1. Характеристика спектральных каналов аппарата Landsat-8/OLI

Спектральные признаки	λ , мкм	Канал
x_1	0,43–0,45	Coastal/Aerosol (синяя область спектра)
x_2	0,45–0,51	Blue (синий)
x_3	0,53–0,59	Green (зелёный)
x_4	0,64–0,67	Red (красный)
x_5	0,85–0,88	NIR (ближний инфракрасный)
x_6	1,57–1,65	SWIR-1 (коротковолновый инфракрасный, диапазон 1)
x_7	2,11–2,29	SWIR-2 (коротковолновый инфракрасный, диапазон 2)

Для устранения искажений спектральной яркости зондируемой поверхности, вызванных влиянием атмосферы, к снимку применён алгоритм радиометрической коррекции LaSRC (*англ.* Land Surface Reflectance Code) (Vermote et al., 2016). При обработке снимка использован алгоритм С-коррекции для топографической нормализации данных (Riano et al., 2003). Подробно объект исследования описан в работе (Бабий и др., 2025).

Результаты исследований

На основе тестового участка (см. рис. 1) была сформирована статистическая выборка наблюдений $V = (x_v^i, v = \overline{1, 7}, i = \overline{1, n})$ объёмом $n = 69\ 342$, каждый элемент которой определяется географическими координатами z_1^i, z_2^i .

Рассчитаны значения оценок коэффициентов корреляции (1) для спектральных признаков (табл. 1), соответствующих анализируемому фрагменту снимка на рис. 1, которые представлены в табл. 2.

Существует сильная взаимосвязь между парами спектральных признаков, исключая пары с ближним инфракрасным каналом (0,85–0,88 мкм). Этот факт отмечен полужирным начертанием в табл. 2.

Таблица 2. Оценки коэффициентов корреляции между спектральными признаками

	x_2	x_3	x_4	x_5	x_6	x_7
x_1	0,992	0,888	0,924	-0,286	0,885	0,924
x_2		0,913	0,954	-0,302	0,900	0,960
x_3			0,904	-0,013	0,947	0,919
x_4				-0,393	0,894	0,973
x_5					-0,018	-0,284
x_6						0,956

Для сравнения результатов применения метода структурного анализа данных дистанционного зондирования и нормализованного индекса выгорания NBR будем использовать пару признаков x_5, x_7 , которые соответствуют ближнему инфракрасному (NIR) и коротковолновому инфракрасному (SWIR-2) спектральным каналам аппарата Landsat-8/OLI (табл. 1). Оценка коэффициента корреляции (1) для данной пары спектральных признаков составляет $\bar{R}_{57} = -0,284$.

Из исходной выборки $V = \{x_v^i, v = \overline{1,7}, i = \overline{1,n}\}$ объёмом $n = 69\,342$ сформируем массив данных $V_{57} = \{x_5^i, x_7^i, i = \overline{1,n}\}$, который будем использовать при вычислении значений индекса выгорания NBR и формировании решающего правила (2).

Результаты применения методики структурного анализа данных дистанционного зондирования (2) представлены на рис. 2.

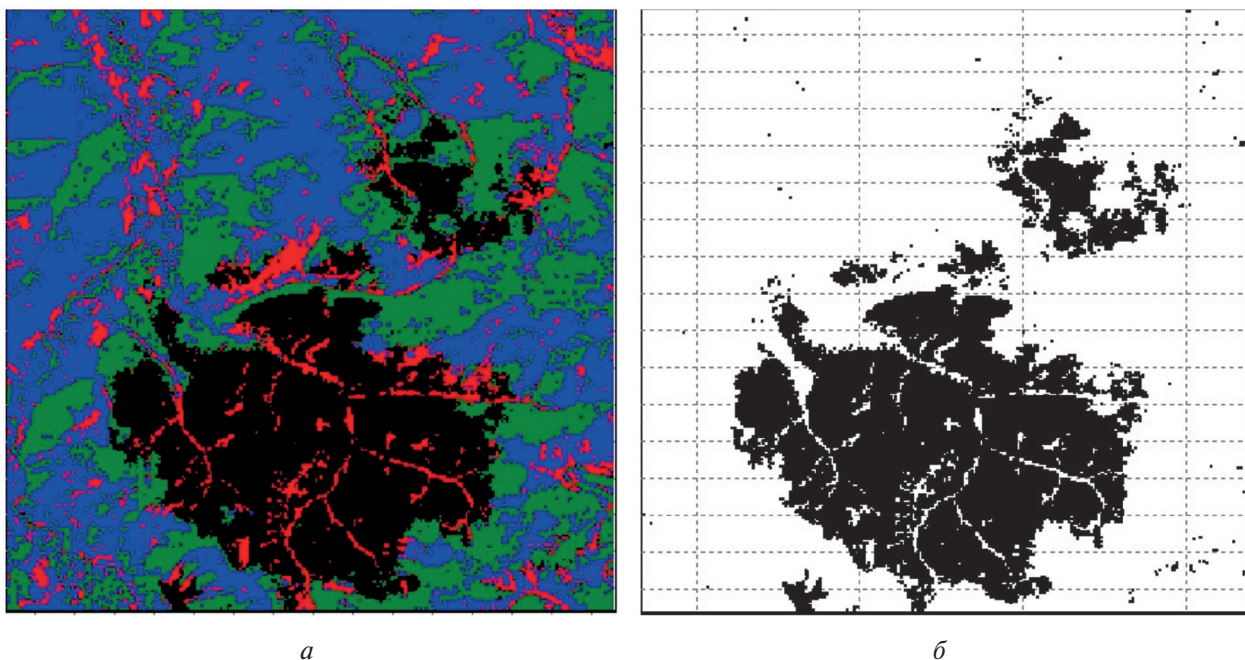


Рис. 2. Картограммы дешифрирования тестового участка на основе методики структурного анализа данных (2) в пространстве признаков (x_5, x_7) : а — общая схема из четырёх классов; б — участок лесного массива, повреждённый сибирским шелкопрядом

На основе решающего правила (2) получены четыре класса $\Omega_j, j = \overline{1,4}$. Первый класс Ω_1 отображается красным цветом на картограмме (см. рис. 2а). При её дешифрировании установлено, что класс Ω_1 соответствует травянисто-кустарничковой растительности (6457 пик-

селей). Второй класс Ω_2 отмечен зелёным цветом на картосхеме. Данный класс соответствует склонам северной экспозиции с преобладанием хвойных древостоев (20 890 пикселей). Синий цвет картосхемы указывает на класс Ω_3 (26 218 пикселей), который относится к здоровым темнохвойным древостоям. Лесные массивы, повреждённые сибирским шелкопрядом, принадлежат к классу Ω_4 (15 777 пикселей, площадь 1420 га) и отмечены чёрным цветом на картосхеме (см. *рис. 2а, б*). К повреждённым лесным массивам (класс Ω_4 , см. *рис. 2б*) относятся усохшие и усыхающие темнохвойные древостои.

Для метода структурного анализа данных определены интервалы значений произведения i -х составляющих $r_{57}^i = r_5^i r_7^i$ оценки коэффициента корреляции (1):

$$\Omega_1 : r_{57} \in (0; 10,379); \quad \Omega_2 : r_{57} \in (0; 4,691); \quad \Omega_3 : r_{57} \in (-1,887; 0); \quad \Omega_4 : r_{57} \in (-6,212; 0).$$

Применение нормализованного индекса выгорания $NBR(y)$ состоит из трёх этапов:

- 1) построение ядерной оценки плотности вероятности $\bar{p}(y)$ (выражение (4)) по массиву данных $\tilde{V} = \{y^i, i = \overline{1, n}\}$;
- 2) на основе вида плотности вероятности $\bar{p}(y)$ осуществление выбора порогового значения \tilde{y} для индекса NBR (формула (3)), соответствующего повреждённым древостоям;
- 3) отображение результатов дешифрирования тестового участка в виде картосхемы повреждённых темнохвойных древостоев.

Ядерная оценка плотности вероятности $\bar{p}(y)$ нормализованного индекса выгорания NBR , полученного по формуле (3), представлена на *рис. 3*.

Для исследуемого тестового участка лесного массива значения индекса $NBR(y)$ изменяются в диапазоне $(0,037; 0,804)$. С учётом вида непараметрической оценки плотности вероятности $\bar{p}(y)$ (см. *рис. 3*) экспертно определено пороговое значение $\tilde{y} = 0,6$. На этой основе можно сделать вывод, что участкам лесного массива с усохшими и усыхающими (повреждёнными) темнохвойными древостоями соответствуют значения индекса $NBR(y)$, принадлежащего интервалу $0,037 \leq y \leq 0,6$. Здоровым древостоям соотносится диапазон $0,6 < y \leq 0,804$.

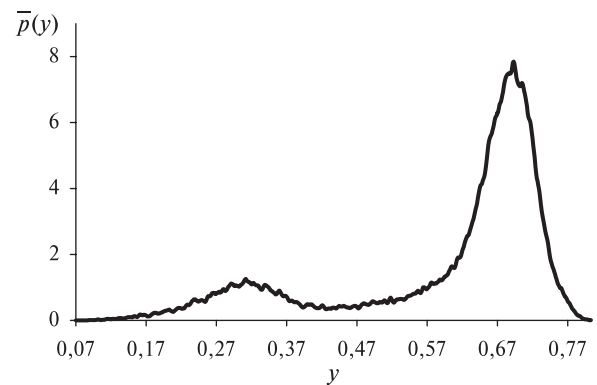


Рис. 3. Ядерная оценка плотности вероятности значений индекса $NBR(y)$

Используем пороговое значение $\tilde{y} = 0,6$ для построения картосхемы повреждённых темнохвойных древостоев (*рис. 4*, см. с. 118).

Из картосхемы (см. *рис. 4*) следует, что повреждённым участкам темнохвойных древостоев соответствуют 20 179 пикселей, а здоровым древостоям — 49 163. Общее количество повреждённых древостоев соответствует площади 1816 га.

Используя метод структурного анализа данных (2) в пространстве спектральных признаков x_5, x_7 , вычислим индекс NBR по формуле (3) для каждого обнаруженного класса $\Omega_j, j = \overline{1, 4}$. Сформируем массивы данных $\tilde{V}_j = \{y^i, i = \overline{1, n_j}\}$ значений индекса выгорания NBR , принадлежащие классам $\Omega_j, j = \overline{1, 4}$. По полученным массивам данных \tilde{V}_j построим ядерные оценки плотности вероятностей $\bar{p}_j(y), j = \overline{1, 4}$ (*рис. 5*).

На основе полученных результатов определены интервалы изменения индекса выгорания $NBR(y)$ в зависимости от их принадлежности к классам $\Omega_j, j = \overline{1, 4}$, которые обнаружены при использовании решающего правила (2):

$$\Omega_1 : y \in (0,238; 0,771); \quad \Omega_2 : y \in (0,331; 0,771); \quad \Omega_3 : y \in (0,606; 0,804); \quad \Omega_4 : y \in (0,037; 0,604).$$

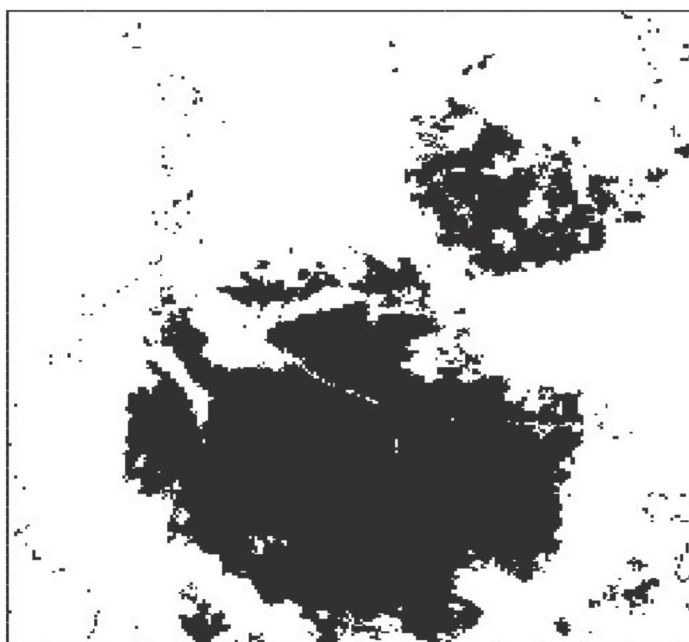


Рис. 4. Картограмма повреждённых темнохвойных древостоев

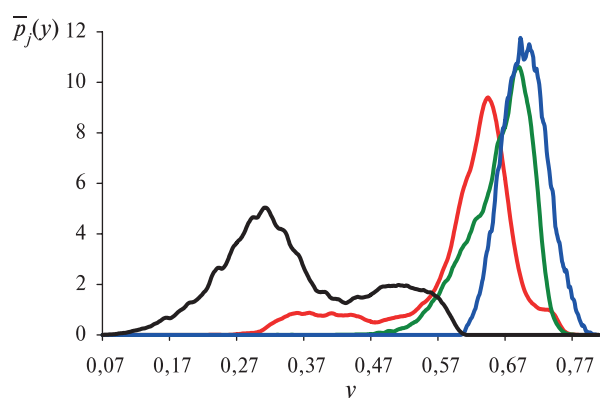


Рис. 5. Ядерные оценки плотности вероятности значений индексов $NBR(y)$: кривые 1 (красный цвет), 2 (зелёный), 3 (синий), 4 (чёрный) соответствуют плотности вероятности $\bar{p}_j(y)$ в классах $\Omega_j, j = 1,4$

Для порогового значения $\tilde{y} = 0,6$ (см. рис. 5) индекса $NBR(y)$ для каждого класса $\Omega_j, j = 1,4$, определено количество пикселей, принадлежащих повреждённым и здоровым темнохвойным древостоям, приведённым в табл. 3.

Таблица 3. Распределение пикселей тестового участка между классами по значениям индекса NBR

Классы	Повреждённые древостои, доля пикселей (в %) от общего количества пикселей в классе	Здоровые древостои, доля пикселей (в %) от общего количества пикселей в классе	Всего
Ω_1	1 968 (30 %)	4 489 (70 %)	6 457
Ω_2	2 442 (12 %)	18 448 (88 %)	20 890
Ω_3	0	26 218 (100 %)	26 218
Ω_4	15 769 (99,95 %)	8 (0,05 %)	15 777
Сумма	20 179	49 163	69 342

Из анализа табл. 3 следует, что индекс выгорания NBR позволяет определить 15 769 пикселей, принадлежащих к повреждённым темнохвойным древостоям, и 4410 пикселей из первого Ω_1 и второго Ω_2 класса.

Исследуя ядерную оценку плотности вероятности, соответствующую повреждённым темнохвойным древостоям, можно заметить её двухмодальный характер (см. *рис. 5*). Граница между двумя одномодальными фрагментами оценки плотности вероятности определяется значением индекса $NBR(y)$, равным $\tilde{y} = 0,433$. Поэтому делается предположение, что усохшие темнохвойные древостои характеризуются интервалом изменения индекса $y \in (0,037; 0,433)$, а усыхающие — $y \in (0,433; 0,604)$.

На *рис. 6* представлены результаты декомпозиции класса Ω_4 на усохшие и усыхающие темнохвойные древостои при пороговом значении $\tilde{y} = 0,433$.

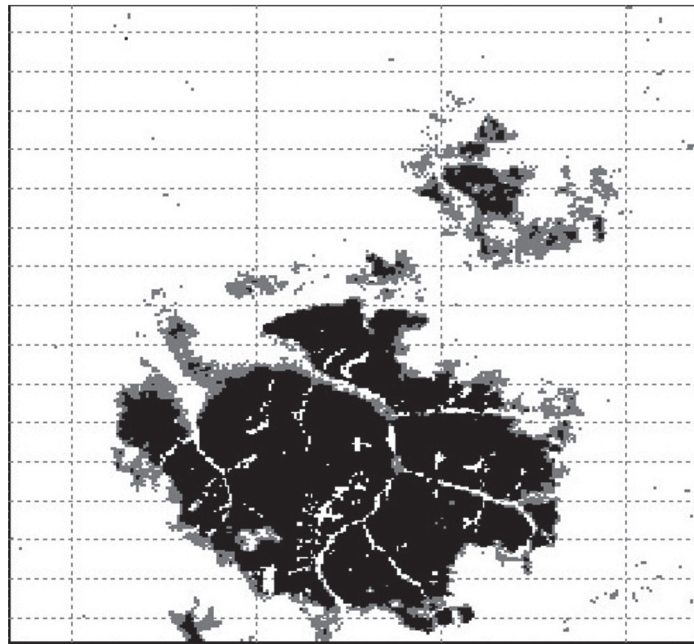


Рис. 6. Картограмма декомпозиции класса Ω_4 при использовании значений индекса NBR : чёрный цвет соответствует усохшим древостоям, а серый — усыхающим

В соответствии с картограммой (см. *рис. 6*) усохшим древостоям соответствует 11 605 пикселей, а усыхающим — 4172. Общая площадь повреждённых древостоев составляет 15 777 пикселей (площадь 1420 га).

Для обнаруженных классов Ω_j , $j = \overline{1,4}$, рассчитаем оценки коэффициентов корреляции между спектральными признаками x_5 , x_7 :

$$\bar{R}_{57}^1 = -0,224, \quad \bar{R}_{57}^2 = 0,168, \quad \bar{R}_{57}^3 = 0,287, \quad \bar{R}_{57}^4 = -0,059.$$

Здесь верхний индекс при \bar{R}_{57}^j соответствует номеру класса Ω_j , $j = \overline{1,4}$. Заметим, что здоровым (Ω_3) и темнохвойным древостоям (Ω_2), расположенным на склонах северной экспозиции с преобладанием хвойных древостоев, соответствуют положительные оценки коэффициентов корреляции, а повреждённым лесным участкам (Ω_4) и травянисто-кустарничковой растительности (Ω_1) — отрицательные.

Обсуждение

Нормализованный индекс выгорания NBR , который использует комбинацию ближнего (NIR) и коротковолнового инфракрасного (SWIR) каналов, обладает высокой чувствительностью к содержанию влаги в растительном покрове и почве. Он выступает комплексным средством для картирования территорий, пострадавших от лесных пожаров. Эффективность этого индекса увеличивается при использовании его модификации

$$dNBR = NBR_{\text{до пожара}} - NBR_{\text{после пожара}}$$

На основе индекса NBR и его модификации dNBR осуществляется послепожарный мониторинг различных лесных экосистем (Синюткина, Гашкова, 2025; Avetisyan et al., 2023; Key, 2006; Kim et al., 2021; Lopes et al., 2024; Miller, Yool, 2002; Potter, 2015; Zhao et al., 2023).

В исследовании О. А. Слинкиной с соавторами (Slinkina et al., 2023) обосновано применение индекса выгорания NBR для оценивания состояний темнохвойных древостоев, повреждённых сибирским шелкопрядом. Применение этого индекса объясняется значительными изменениями в спектральных характеристиках для усохших древостоев из-за значительного сокращения листовой поверхности, что приводит к изменению гидрологического и термического режимов и большему прогреву напочвенного покрова.

В настоящем исследовании предлагается методика структурного анализа данных дистанционного зондирования в пространстве спектральных каналов NIR и SWIR-2 и проводится сравнение полученных результатов с индексом выгорания NBR на примере тестового участка лесного массива, повреждённого сибирским шелкопрядом.

Использование спектрального нормализованного индекса выгорания NBR является упрощённым методом декомпозиции данных дистанционного зондирования. Его применение требует экспертного определения пороговых значений индекса с учётом анализа вида оценки плотности вероятности, данных наземных исследований и опыта специалистов, осуществляющих дешифрирование материалов космической съёмки. Однако состояние природных объектов характеризуется не только спектральной яркостью, но и зависимостями между её значениями.

Преимущество предложенного метода структурного анализа данных, основанного на использовании составляющих оценки коэффициента корреляции, состоит в отсутствии необходимости экспертного назначения пороговых значений на показатели спектральных признаков. Составляющие коэффициента корреляции являются знакопеременными, что позволяет обоснованно осуществлять декомпозицию данных дистанционного зондирования. Предложенный метод — универсальный и может быть адаптирован к объектам различной природы.

При использовании индекса NBR к повреждённым древостоям отнесено 20 179 пикселей, что соответствует площади 1816 га. Метод структурного анализа данных дистанционного зондирования определяет 15 777 пикселей (площадь 1420 га). Расхождение значений выделенных пикселей составляет 21,8 %. Это различие может быть объяснено неоднозначностью индекса NBR (см. рис. 5). При использовании его порогового значения, равного 0,6, из анализа рис. 5 очевидно, что к повреждённым древостоям могут быть отнесены пиксели, принадлежащие к классам Ω_1 (травянисто-кустарничковая растительность) и Ω_2 (склоны северной экспозиции с преобладанием хвойных древостоев).

Перспективное направление развития предлагаемого метода структурного анализа заключается в совместном его использовании со спектральными индексами при построении в двухуровневой системе обработки информации дистанционного зондирования.

Заключение

Предложена новая методика структурного анализа данных дистанционного зондирования, основанная на анализе составляющих компонент оценки коэффициента корреляции Пирсона. Методика позволяет автоматически выделять классы, характеризующиеся положительными, отрицательными и знакопеременными значениями составляющих коэффициента корреляции. Экспериментальное применение разработанной методики к данным съёмки Landsat-8/OLI на тестовую территорию позволило автоматически отделить повреждённые сибирским шелкопрядом леса от фоновой территории и показало адекватность полученных результатов при сопоставлении с данными дешифрирования индекса NBR.

Литература

1. *Бабий И. А., Водневская В. С., Ждановский М. Н. и др.* Сравнение вегетационных индексов NDVI, GNDVI, BNDVI, NDII и COASTAL NDVI для оценки состояния лесного массива, поврежденного сибирским шелкопрядом // *Агрофизика*. 2025. № 4. С. 60–70. DOI: 10.25695/AGRPH.2025.04.09.
2. *Васильев В. И., Эш С. Н.* Особенности алгоритмов самообучения и кластеризации // *Управляющие системы и машины*. 2011. № 3. С. 3–9.
3. *Дорофеев А. А.* Методология экспертно-классификационного анализа в задачах управления и обработки сложноорганизованных данных (история и перспективы развития) // *Проблемы управления*. 2009. № 3.1. С. 19–28.
4. *Епанечников В. А.* Непараметрическая оценка многомерной плотности вероятности // *Теория вероятности и ее применения*. 1969. Т. 14. № 1. С. 156–161.
5. *Журбин И. В., Шаура А. С., Злобина А. Г., Баженова А. И.* Выявление участков антропогенно-преобразованной природной среды на основе комплексного анализа разносезонной мультиспектральной съёмки // *Автометрия*. 2024. Т. 60. № 1. С. 73–83. DOI: 10.15372/AUT20240108.
6. *Загоруйко Н. Г.* Когнитивный анализ данных. Новосибирск: ГЕО, 2013. 183 с.
7. *Лапко А. В., Лапко В. А.* Ядерные оценки плотности вероятности и их применение. Красноярск: СибГУ им. М. Ф. Решетнева, 2021. 308 с.
8. *Лапко А. В., Лапко В. А.* Методика декомпозиции значений двумерных спектральных признаков дистанционного зондирования на основе анализа составляющих коэффициента корреляции // *Измерительная техника*. 2024. Т. 73. № 6. С. 12–17. DOI: 10.32446/0368-1025it.2024-6-12-17.
9. *Лапко А. В., Лапко В. А., Им С. Т.* Методика декомпозиции спектральных данных дистанционного зондирования пожаров лесных территорий // *Информатика и системы управления*. 2024. Т. 81. № 3. С. 112–120. DOI: 10.22250/18142400_2024_81_3_112.
10. *Лапко А. В., Лапко В. А., Им С. Т.* (2025а) Декомпозиция спектральных признаков дистанционного зондирования на основе составляющих коэффициента корреляции // *Автометрия*. 2025. Т. 61. № 3. С. 28–36. DOI: 10.15372/AUT20250303.
11. *Лапко А. В., Лапко В. А., Им С. Т., Юронен Ю. П.* (2025б) Модифицированный метод структурного анализа данных дистанционного зондирования // *Измерительная техника*. 2025. Т. 74. № 6. С. 4–12. DOI: 10.32446/0368-1025it.2025-6-4-12.
12. *Лапко А. В., Лапко В. А., Шаруева А. В.* (2025в) Непараметрический алгоритм распознавания образов в задачах анализа данных дистанционного зондирования антропогенных территорий // *Автометрия*. 2025. Т. 61. № 1. С. 87–97. DOI: 10.15372/AUT20250111.
13. *Пономарёв Е. И., Якимов Н. Д., Третьяков П. Д., Сультсон С. М.* Оценка дефолиации темнохвойных древостоев после воздействия сибирского шелкопряда по дистанционным данным // *Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса*. 2023. Т. 20. № 4. С. 175–186. DOI: 10.21046/2070-7401-2023-20-4-175-186.
14. *Синюткина А. А., Гашкова Л. П.* Оценка постпирогенной динамики растительности верхового болота (Западная Сибирь) на основе спутниковых данных Landsat // *Региональные геосистемы*. 2025. Т. 49. № 1. С. 112–127. DOI: 10.52575/2712-7443-2025-49-1-112-127.
15. *Сультсон С. М., Горошко А. А., Демидко Д. А. и др.* Анализ пространственного распространения вспышки сибирского шелкопряда на основе рельефа местности в условиях горных южно-таёжных лесов Сибири // *Siberian J. Life Sciences and Agriculture*. 2025. Т. 17. № 1. С. 282–307. DOI: 10.12731/2658-6649-2025-17-1-1054.
16. *Тубольцев В. П., Лапко А. В., Лапко В. А.* Модифицированный непараметрический алгоритм автоматической классификации статистических данных большого объема и его применение // *Искусственный интеллект и принятие решений*. 2023. № 4. С. 49–57. DOI: 10.14357/20718594230405.
17. *Шаруева А. В., Лапко А. В., Лапко В. А.* Непараметрические методы проверки гипотез о распределениях случайных величин при анализе данных дистанционного зондирования. Новосибирск: СО РАН, 2024. 189 с. DOI: 10.53954/9785604990094.
18. *Avetisyan D., Stankova N., Dimitrov Z.* Assessment of spectral vegetation indices performance for post-fire monitoring of different forest environments // *Fire*. 2023. V. 6. No. 8. Article 290. DOI: 10.3390/fire6080290.
19. *Duin R. P. W.* On the Choice of smoothing parameters for Parzen estimators of probability density functions // *IEEE Trans. Computers*. 1976. V. C-25. No. 11. P. 1175–1179. DOI: 10.1109/TC.1976.1674577.
20. *Gitelson A. A., Kaufman Y. J., Merzlyak M. N.* Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS // *Remote Sensing of Environment*. 1996. V. 58. P. 289–298. DOI: 10.1016/S0034-4094257(96)00072-7.

21. *Hardisky M., Klemas V., Smart R.* The influences of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of *Spartina alterniflora* canopies // *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*. 1983. V. 49. P. 77–83.
22. *Härdle W.K., Lu H. H. S., Shen X.* Handbook of big data analytics. Berlin; Heidelberg: Springer, 2018. 538 p.
23. *Huang S., Tang L., Hupy J. P. et al.* A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing // *J. Forestry Research*. 2021. V. 32. P. 1–6. DOI: 10.1007/s11676-020-01155-1.
24. *Hunt E. R., Jr., Hively W. D., Fujikawa S. J. et al.* Acquisition of NIR-green-blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring // *Remote Sensing*. 2010. V. 2. No. 1. P. 290–305. DOI: 10.3390/rs2010290.
25. *Key C. H.* Ecological and sampling constraints on defining landscape fire severity // *Fire Ecology*. 2006. V. 2. No. 2. P. 34–59.
26. *Kharuk V.I., Im S. T., Soldatov V.V.* Siberian silkmouth outbreaks surpassed geoclimatic barrier in Siberian Mountains // *J. Mountain Science*. 2020. V. 17. No. 8. P. 1891–1900. DOI: 10.1007/s11629-020-5989-3.
27. *Kim Y., Jeong M.-H., Youm M. et al.* Recovery of forest vegetation in a burnt area in the Republic of Korea: A perspective based on Sentinel-2 data // *Applied Sciences*. 2021. V. 11. Article 2570. DOI: 10.3390/app11062570.
28. *Lopes L. F., Dias F. S., Fernandes P. M., Acácio V.* A remote sensing assessment of oak forest recovery after postfire restoration // *European J. Forest Research*. 2024. V. 143. P. 1001–1014. DOI: 10.1007/s10342-024-01667-z.
29. *Meneses-Tovar C. L.* El índice normalizado diferencial de la vegetación como indicador de la degradación del bosque // *Unasyva*. 2011. V. 62. No. 238. P. 39–46.
30. *Miller J. D., Yool S. R.* Mapping forest postfire Canopy consumption in several overstory types using multi-temporal Landsat TM and ETM data // *Remote Sensing of Environment*. 2002. V. 82. P. 481–496. DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00071-8.
31. *Pan T., Wang H., Chen J. et al.* Escalating landscape fire exposure and its deteriorating global equity: Role of associated population changes, socioeconomic levels, and climate changes // *Science of the Total Environment*. 2026. V. 1013. Article 181228. DOI: 10.1016/j.scitotenv.2025.181228.
32. *Potter C.* Landscape patterns of vegetation canopy regrowth following wildfires in the Sierra Nevada mountains of California // *Open J. Forestry*. 2015. V. 5. P. 723–732. DOI: 10.4236/ojf.2015.57064.
33. *Riano D., Chuvieco E., Salas J., Aguado I.* Assessment of different topographic corrections in Landsat-TM data for mapping vegetation types (2003) // *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*. 2003. V. 41. P. 1056–1061. DOI: 10.1109/TGRS.2003.811693.
34. *Rudemo M.* Empirical choice of histogram and kernel density estimators // *Scandinavian J. Statistics*. 1982. No. 9. P. 65–78.
35. *Slinkina O. A., Mikhaylov P. V., Sultson S. M. et al.* Mapping tree mortality caused by Siberian silkmouth outbreak using Sentinel-2 remote sensing data // *Forests*. 2023. V. 14. No. 12. Article 2436. DOI: 10.3390/f14122436.
36. *Sriwongsitanon N., Jandang W., Williams J. et al.* Using normalised difference infrared index patterns to constrain semi-distributed rainfall–runoff models in tropical nested catchments // *Hydrology and Earth System Sciences*. 2023. V. 27. No. 11. P. 2149–2171. DOI: 10.5194/hess-27-2149-2023.
37. *Stephens C. W., Ives A. R., Radeloff V. C.* Substantial increases in burned area in circumboreal forests from 1983 to 2020 captured by the AVHRR record and a new autoregressive burned area detection algorithm // *Remote Sensing of Environment*. 2025. V. 325. Article 114789. DOI: 10.1016/j.rse.2025.114789.
38. *Vermote E., Justice C., Claverie M., Franch B.* Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product // *Remote Sensing of Environment*. 2016. V. 185. P. 46–56. DOI: 10.1016/j.rse.2016.04.008.
39. *Zhao G., Xu E., Yi X. et al.* Comparison of forest restorations with different burning severities using various restoration methods at Tuqiang Forestry Bureau of Greater Hinggan Mountains // *Remote Sensing*. 2023. V. 15. Article 2683. DOI: 10.3390/rs15102683.
40. *Zeng Y., Deng F., Yang W. et al.* Fire has emerged as a critical disturbance agent in the boreal forest ecosystems of Northeast Asia // *Global Ecology and Conservation*. 2026. V. 65. Article e04041. DOI: 10.1016/j.gecco.2025.e04041.

Comparison of the results of applying structural analysis to remote sensing data and values of normalized burn ratio

A. V. Lapko^{1,2}, V. A. Lapko^{1,2}, S. T. Im^{1,3}, Yu. P. Yuronen¹

¹ *Reshetnev Siberian State University of Science and Technology
Krasnoyarsk 660037, Russia
E-mail: lapko@icm.krasn.ru*

² *Institute of Computational Modelling SB RAS, Krasnoyarsk 660036, Russia*

³ *Sukachev Institute of Forest SB RAS, Krasnoyarsk 660036, Russia*

Methods of decomposition of spectral remote sensing data are the basis for the creation of automated information processing systems. A new technique for structural analysis of remote sensing data is proposed that uses the components of correlation coefficient estimation. These components are normalized values of spectral features. Their product forms the components of correlation coefficient estimate. Based on the values of the components of correlation coefficient estimate, a decisive rule is formed that defines four classes of spectral feature values. The classes are characterized by positive, negative, and alternating values of the components of correlation coefficient estimate. Using the decisive rule, an algorithm is formed for assessing whether control situations belong to certain classes. The results of applying the proposed approach are considered using data from a test plot of forest vegetation damaged by Siberian silkmoth in the spectral feature space of NIR (near infrared) and SWIR-2 (shortwave infrared, range-2) channels of the Landsat-8/OLI instrument. The NIR and SWIR-2 spectral feature pair under consideration is used to calculate the normalized burn ratio (NBR) value. The results of applying the structural analysis method to remote sensing data and the NBR spectral index are compared. The comparison uses kernel probability density estimates for the random variables being analyzed. The results are illustrated with maps, graphs of kernel probability density estimates, and tables of key decipherment indicators for the forest test plot. The proposed method of structural data analysis is universal. Its application does not require the assignment of threshold values, unlike the NBR index, and can be adapted for studying technical, biochemical, biomedical, and environmental systems.

Keywords: structural data analysis, automatic classification, components of correlation coefficient, kernel probability density estimation, NBR index, remote sensing data, spectral features, forest area, Siberian silkmoth

Accepted: 17.02.2026

DOI: 10.21046/2070-7401-2026-23-2-111-125

References

1. Babiy I. A., Vodnevskaya V. S., Zhdanovskiy M. N. et al., Comparison of NDVI, GNDVI, BNDVI, NDII and COASTAL NDVI vegetation indices for assessing forests damaged by the Siberian silkmoth, *Agrofizika*, 2025, No. 4, pp. 60–70 (in Russian), DOI: 10.25695/AGRPH.2025.04.09.
2. Vasil'ev V. I., Ehsh S. N., Features of self-learning algorithms and clustering, *Control Systems and Computers*, 2011, No. 3, pp. 3–9 (in Russian).
3. Dorofeyuk A. A., Methodology of expert classification analysis in the management and processing of complex data (history and prospects of development), *Control Sciences*, 2009, No. 3.1, pp. 19–28 (in Russian).
4. Epanechnikov V. A., Non-parametric estimation of a multivariate probability density, *Theory of Probability and Its Applications*, 1969, V. 14, No. 1, pp. 153–158, DOI: 10.1137/1114019.
5. Zhurbin I. V., Shaura A. S., Zlobina A. G., Bazhenova A. I., Detection of areas of the anthropogenically transformed natural environment based on a comprehensive analysis of multiseasonal multispectral survey, *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2024, V. 60, No. 1, pp. 106–115, DOI: 10.3103/s8756699024700080.
6. Zagoruiko N. G., *Kognitivnyi analiz dannykh* (Cognitive data analysis), Novosibirsk: GEO, 2013, 183 p. (in Russian).
7. Lapko A. V., Lapko V. A., *Yadernye otsenki plotnosti veroyatnosti i ikh primenenie* (Kernel probability density estimates and their applications), Krasnoyarsk: Reshetnev Siberian State University of Science and Technology, 2021, 308 p. (in Russian).

8. Lapko A. V., Lapko V. A., Procedure for decomposing the values of two-dimensional spectral features of remote sensing based on the analysis of correlation coefficient components, *Measurement Techniques*, 2024, V. 67, No. 6, pp. 427–432, DOI: 10.1007/s11018-024-02362-6.
9. Lapko A. V., Lapko V. A., Im S. T., Methodology for decomposition of spectral data from remote sensing of forest fires, *Informatika i sistemy upravleniya*, 2024, V. 81, No. 3, pp. 112–120 (in Russian), DOI: 10.22250/18142400_2024_81_3_112.
10. Lapko A. V., Lapko V. A., Im S. T. (2025a), Decomposition of spectral features of remote sensing based on the correlation coefficient components, *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2025, V. 61, No. 3, pp. 310–317, DOI: 10.3103/S8756699025700360.
11. Lapko A. V., Lapko V. A., Im S. T., Yuronen Yu. P. (2025b), Modified method of structural analysis of remote sensing data, *Izmeritel'naya Tekhnika*, 2025, V. 74, No. 6, pp. 4–12 (in Russian), DOI: 10.32446/0368-1025it.2025-6-4-12.
12. Lapko A. V., Lapko V. A., Sharueva A. V. (2025c), A nonparametric pattern recognition algorithm in the problems of analyzing the data of remote sensing over anthropogenic territories, *Optoelectronics, Instrumentation and Data Processing*, 2025, V. 61, No. 1, pp. 75–84, DOI: 10.3103/S8756699025700116.
13. Ponomarev E. I., Yakimov N. D., Tretyakov P. D., Sultson S. M., Estimation of defoliation features in dark coniferous tree stands after the impact of Siberian silk moth according to remote data, *Cosmic Research*, 2024, V. 62, No. S1, pp. S73–S80, DOI: 10.1134/S0010952524601208.
14. Sinyutkina A. A., Gashkova L. P., Assessment of post-fire vegetation dynamics in a raised bog (Western Siberia) based on Landsat satellite data, *Regional Geosystems*, 2025, V. 49, No. 1, pp. 112–127 (in Russian), DOI: 10.52575/2712-7443-2025-49-1-112-127.
15. Sultson S. M., Goroshko A. A., Demidko D. A. et al., Analysis of the spatial distribution of the Siberian silkmouth outbreak area based on terrain features in the Siberian mountain southern taiga forests, *Siberian J. Life Sciences and Agriculture*, 2025, V. 17, No. 1, pp. 282–307 (in Russian), DOI: 10.12731/2658-6649-2025-17-1-1054.
16. Tuboltsev V. P., Lapko A. V., Lapko V. A., Modified nonparametric algorithm for automatic classification of large-volume statistical data and its application, *Scientific and Technical Information Processing*, 2024, V. 51, No. 6, pp. 592–597, DOI: 10.3103/S0147688224700552.
17. Sharueva A. V., Lapko A. V., Lapko V. A., *Neparametricheskie metody proverki gipotez o raspredeleniyakh sluchainykh velichin pri analize dannykh distantsionnogo zondirovaniya* (Nonparametric methods for hypotheses testing about distributions of random variables in the analysis of remote sensing data), Novosibirsk: SB RAS, 2024, 189 p. (in Russian), DOI: 10.53954/9785604990094.
18. Avetisyan D., Stankova N., Dimitrov Z., Assessment of spectral vegetation indices performance for post-fire monitoring of different forest environments, *Fire*, 2023, V. 6, No. 8, Article 290, DOI: 10.3390/fire6080290.
19. Duin R. P. W., On the choice of smoothing parameters for Parzen estimators of probability density functions, *IEEE Trans. Computers*, 1976, V. C-25, No. 11, pp. 1175–1179, DOI: 10.1109/TC.1976.1674577.
20. Gitelson A. A., Kaufman Y. J., Merzlyak M. N., Use of a green channel in remote sensing of global vegetation from EOS-MODIS, *Remote Sensing of Environment*, 1996, V. 58, pp. 289–298, DOI: 10.1016/S0034-4094257(96)00072-7.
21. Hardisky M., Klemas V., Smart R., The influences of soil salinity, growth form, and leaf moisture on the spectral reflectance of *Spartina alterniflora* canopies, *Photogrammetric Engineering and Remote Sensing*, 1983, V. 49, pp. 77–83.
22. Härdle W. K., Lu H. H. S., Shen X., *Handbook of big data analytics*, Berlin; Heidelberg: Springer, 2018, 538 p.
23. Huang S., Tang L., Hupy J. P. et al., A commentary review on the use of normalized difference vegetation index (NDVI) in the era of popular remote sensing, *J. Forestry Research*, 2021, V. 32, pp. 1–6, DOI: 10.1007/s11676-020-01155-1.
24. Hunt E. R., Jr., Hively W. D., Fujikawa S. J. et al., Acquisition of NIR-green-blue digital photographs from unmanned aircraft for crop monitoring, *Remote Sensing*, 2010, V. 2, No. 1, pp. 290–305, DOI: 10.3390/rs2010290.
25. Key C. H., Ecological and sampling constraints on defining landscape fire severity, *Fire Ecology*, 2006, V. 2, No. 2, pp. 34–59.
26. Kharuk V. I., Im S. T., Soldatov V. V., Siberian silkmouth outbreaks surpassed geoclimatic barrier in Siberian mountains, *J. Mountain Science*, 2020, V. 17, No. 8, pp. 1891–1900, DOI: 10.1007/s11629-020-5989-3.
27. Kim Y., Jeong M.-H., Youm M. et al., Recovery of forest vegetation in a burnt area in the Republic of Korea: A perspective based on Sentinel-2 data, *Applied Sciences*, 2021, V. 11, Article 2570, DOI: 10.3390/app11062570.
28. Lopes L. F., Dias F. S., Fernandes P. M., Acácio V., A remote sensing assessment of oak forest recovery after postfire restoration, *European J. Forest Research*, 2024, V. 143, pp. 1001–1014, DOI: 10.1007/s10342-024-01667-z.

29. Meneses-Tovar C. L., El índice normalizado diferencial de la vegetación como indicador de la degradación del bosque, *Unasylya*, 2011, V. 62, No. 238, pp. 39–46.
30. Miller J. D., Yool S. R., Mapping forest post-fire canopy consumption in several overstory types using multi-temporal Landsat TM and ETM data, *Remote Sensing of Environment*, 2002, V. 82, pp. 481–496, DOI: 10.1016/S0034-4257(02)00071-8.
31. Pan T., Wang H., Chen J. et al., Escalating landscape fire exposure and its deteriorating global equity: Role of associated population changes, socioeconomic levels, and climate changes, *Science of the Total Environment*, 2026, V. 1013, Article 181228, DOI: 10.1016/j.scitotenv.2025.181228.
32. Potter C., Landscape patterns of vegetation canopy regrowth following wildfires in the Sierra Nevada mountains of California, *Open J. Forestry*, 2015, V. 5, pp. 723–732, DOI: 10.4236/ojf.2015.57064.
33. Riano D., Chuvieco E., Salas J., Aguado I., Assessment of different topographic corrections in Landsat-TM data for mapping vegetation types (2003), *IEEE Trans. Geoscience and Remote Sensing*, 2003, V. 41, pp. 1056–1061, DOI: 10.1109/TGRS.2003.811693.
34. Rudemo M., Empirical choice of histogram and kernel density estimators, *Scandinavian J. Statistics*, 1982, No. 9, pp. 65–78.
35. Slinkina O. A., Mikhaylov P. V., Sultson S. M. et al., Mapping tree mortality caused by Siberian silkmoth outbreak using Sentinel-2 remote sensing data, *Forests*, 2023, V. 14, No. 12, Article 2436, DOI: 10.3390/f14122436.
36. Sriwongsitanon N., Jandang W., Williams J. et al., Using normalised difference infrared index patterns to constrain semi-distributed rainfall–runoff models in tropical nested catchments, *Hydrology and Earth System Sciences*, 2023, V. 27, No. 11, pp. 2149–2171, DOI: 10.5194/hess-27-2149-2023.
37. Stephens C. W., Ives A. R., Radeloff V. C., Substantial increases in burned area in circumboreal forests from 1983 to 2020 captured by the AVHRR record and a new autoregressive burned area detection algorithm, *Remote Sensing of Environment*, 2025, V. 325, Article 114789, DOI: 10.1016/j.rse.2025.114789.
38. Vermote E., Justice C., Claverie M., Franch B., Preliminary analysis of the performance of the Landsat 8/OLI land surface reflectance product, *Remote Sensing of Environment*, 2016, V. 185, pp. 46–56, DOI: 10.1016/j.rse.2016.04.008.
39. Zhao G., Xu E., Yi X. et al., Comparison of forest restorations with different burning severities using various restoration methods at Tuqiang Forestry Bureau of Greater Hinggan Mountains, *Remote Sensing*, 2023, V. 15, Article 2683, DOI: 10.3390/rs15102683.
40. Zeng Y., Deng F., Yang W. et al., Fire has emerged as a critical disturbance agent in the boreal forest ecosystems of Northeast Asia, *Global Ecology and Conservation*, 2026, V. 65, Article e04041 DOI: 10.1016/j.gecco.2025.e04041.