

СИСТЕМНЫЙ АНАЛИЗ, УПРАВЛЕНИЕ КОСМИЧЕСКИМИ АППАРАТАМИ,
ОБРАБОТКА ИНФОРМАЦИИ И СИСТЕМЫ ТЕЛЕМЕТРИИ.
ДИСТАНЦИОННОЕ ЗОНДИРОВАНИЕ ЗЕМЛИ

УДК 004.8 EDN ANXSCB

**Комбинированный метод
модифицированного алгоритма классификации
для обнаружения выгоревших территорий
на спутниковых снимках**

К. А. Ливанов, *orcid: 0009-0004-6863-4883, kirillivanov@mail.ru*

МГТУ им. Н. Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

К. Л. Тассов, *spin: 1141-6778, ktassov@bmstu.ru*

МГТУ им. Н. Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Д. В. Горбунов, *аспирант, spin: 4343-1979, darkwen3@mail.ru*

МГТУ им. Н. Э. Баумана, Москва, Российская Федерация

Аннотация. В связи с участвовавшими природными пожарами актуальность задач выделения выгоревших территорий на спутниковых снимках растет. Описанные в литературе существующие методы, опирающиеся исключительно на спектральные индексы или использующие стандартные алгоритмы машинного обучения, часто демонстрируют низкую точность на снимках с неоднородной структурой или сложными границами между областями. Для решения этих проблем предложен комбинированный метод, сочетающий модифицированный алгоритм классификации случайного леса с последующей пространственной постобработкой. Модификации алгоритма классификации «случайного леса» заключаются в замене стандартного критерия разбиения узлов на алгоритм с использованием ReliefF и использовании взвешенного голосования с метрикой VDM (Value Difference Metric) для уточнения границ областей. Дополнительный этап наращивания областей обеспечивает объединение пикселей в однородные зоны и фильтрацию малых областей, что позволяет устранить фрагментарность результатов. В статье приведена точность предложенного метода на обучающем и валидационном наборах данных, а также результаты сравнения комбинированного метода с методом без модификаций. Метод может применяться для оценки ущерба, мониторинга последствий пожаров, планирования восстановительных работ и формирования изображения с выделенными выгоревшими территориями.

Ключевые слова: выгоревшие территории, спутниковые снимки, случайный лес, наращивание областей, спектральные индексы

Для цитирования: Ливанов К. А., Тассов К. Л., Горбунов Д. В. Комбинированный метод модифицированного алгоритма классификации для обнаружения выгоревших территорий на спутниковых снимках. *Ракетно-космическое приборостроение и информационные системы*. 2025. Т. 12. № 2. С. 32–41.

Combined Method of the Modified Classification Algorithm for Detecting Burned Areas in Satellite Images

K. A. Livanov, *orcid: 0009-0004-6863-4883, kirilllivanov@mail.ru*
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

K. L. Tassov, *spin: 1141-6778, ktassov@bmstu.ru*
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

D. V. Gorbunov, *postgraduate student, spin: 4343-1979, darkwen3@mail.ru*
Bauman Moscow State Technical University, Moscow, Russian Federation

Abstract. The increasing frequency of natural wildfires has heightened the urgency of accurately identifying burned areas in satellite imagery. Existing methods described in the literature, based exclusively on spectral indices or the use of standard machine learning algorithms, often demonstrate low accuracy when applied to images with heterogeneous structures or complex boundaries between regions. To address these issues, a combined method is proposed that integrates a modified random forest classification algorithm with subsequent spatial post-processing. The modifications to the random forest algorithm include replacing the standard node-splitting criterion with an algorithm using ReliefF and employing weighted voting with the VDM (Value Difference Metric) to refine the boundaries of the areas. An additional region-growing step aggregates pixels into homogeneous zones and filters out small areas, thereby eliminating fragmentation in the results. The paper presents the accuracy of the proposed method on training and validation datasets, as well as a comparison between the combined method and an unmodified approach. This method can be used for damage assessment, monitoring the aftermath of fires, planning restoration work, and generating images with highlighted burned areas.

Keywords: burned areas, satellite images, random forest, region growing, spectral indices

For citation: Livanov K. A., Tassov K. L., Gorbunov D. V. Combined Method of the Modified Classification Algorithm for Detecting Burned Areas in Satellite Images. *Rocket-Space Device Engineering and Information Systems*. 2025. Vol. 12. No. 2. P. 32–41. (in Russian)

Введение

За последние годы интерес к задачам точного и оперативного выявления выгоревших территорий по спутниковым снимкам существенно возрос. Это связано с участвовавшими случаями крупных пожаров, которые оказывают негативное влияние на состояние экосистем, экономику и качество жизни населения [1]. Автоматизация обнаружения выгоревших территорий по спутниковым снимкам имеет важное значение для оценки экологического ущерба, планирования восстановительных работ и мониторинга последствий пожаров [2].

Под выгоревшими территориями понимаются участки с уничтоженным огнем растительным покровом, характеризующиеся отложениями золы и сажи, что отражается в изменении спектральных характеристик поверхности [3].

Существующие методы основываются исключительно на спектральных индексах или на стандартных алгоритмах машинного обучения [4]. Однако их точность снижается на сложных снимках с неоднородной структурой, затенениями или артефактами. Кроме того, большинство подходов не учитывают пространственную связность пикселей, что приводит к фрагментарным результатам.

Предлагаемый метод уникален за счет комбинации двух модификаций алгоритма классификации случайного леса, а также алгоритма наращивания областей. Первая модификация алгоритма классификации случайного леса позволяет улучшить результаты работы на данных с неоднородной структурой и заключается в замене стандартного критерия разбиения узлов на алгоритм с использованием ReliefF [5]. Вторая модификация способствует повышению точности выделения выгоревших территорий на границах с не пострадавшими участками и состоит в применении алгоритма взвешенного голосования с метрикой VDM (Value Difference Metric) [6]. Дополнительно применяется алгоритм наращивания областей, обеспечивающий пространственную целостность выделенных зон. Анализ литературы показал, что подобная комбинация ранее не использовалась.

Целью работы является описание и апробация разработанного комбинированного метода модифицированного алгоритма классификации случайного леса с последующим алгоритмом наращивания

областей для получения маски в виде бинарной матрицы, отражающей выгоревшие территории на спутниковых снимках.

Для достижения поставленной цели решаются следующие задачи:

- обоснование выбора спектральных признаков и индексов, используемых для классификации;
- описание модификаций алгоритма классификации случайного леса с заменой стандартного критерия разбиения узлов на алгоритм с использованием ReliefF и взвешенным голосованием на основе метрики VDM;
- описание комбинации алгоритма наращивания областей с модифицированным алгоритмом классификации случайного леса;
- проведение сравнения описанного метода с методом без модификаций на различных наборах спутниковых данных.

Определение входных и выходных параметров

На вход алгоритм получает многоспектральный (видимый, ближний инфракрасный и коротковолновый инфракрасный диапазоны) спутниковый снимок, представленный в виде матрицы, где каждый элемент — это вектор, содержащий нормализованные спектральные характеристики соответствующего пикселя в диапазоне вещественных чисел от 0 до 1.

Обнаружение выгоревших территорий заключается в классификации каждого элемента матрицы как принадлежащего к классу «выгоревший» или «невыгоревший». На выходе алгоритма получается бинарная матрица, отражающая выгоревшие территории, где 0 — невыгоревшая часть территории, а 1 — выгоревшая.

Описание метода модифицированного алгоритма классификации случайного леса и наращивания областей

Предлагаемый метод заключается в использовании модифицированного алгоритма обучения случайного леса с использованием спектральных

индексов и диапазонов с последующим применением модифицированного алгоритма классификации случайного леса и уточнением результатов с помощью алгоритма наращивания областей.

1. Выделение признаков для обнаружения выгоревших территорий

Выгоревшие площади характеризуются отложениями золы и саж, которые обладают повышенной отражательной способностью в коротковолновом инфракрасном диапазоне SWIR1 (Short-Wave Infrared 1) и SWIR2 (Short-Wave Infrared 2). Выгоревшие территории, где растительность уничтожена, показывают заметное снижение отражения в ближнем инфракрасном диапазоне NIR (Near-Infrared). В спектре видимого света, особенно в красном диапазоне, на выгоревших территориях наблюдаются значительные изменения, поскольку разрушается пигментный состав растительности [7].

Для обнаружения выгоревших территорий используются также спектральные индексы, которые являются комбинациями спектральных каналов, усиливающими различия между выгоревшими и невыгоревшими участками. Наиболее распространенными из них являются: NBR (Normalized Burn Ratio) — нормализованный индекс выгорания; NBR2 (Normalized Burn Ratio 2) — нормализованный индекс выгорания 2; BAI (Burned Area Index) — индекс выгоревших площадей; MIRBI (Mid-Infrared Burned Index) — индекс выгорания в среднем инфракрасном диапазоне и NDVI (Normalized Difference Vegetation Index) — нормализованный индекс растительности [7].

В качестве признаков для обнаружения выгоревших территорий в предложенном методе используются яркость каждого пикселя спутникового снимка в красном диапазоне видимого света и диапазонах SWIR1, SWIR2, NIR, а также значения спектральных индексов NBR, NBR2, BAI, MIRBI и NDVI.

2. Алгоритм обучения случайного леса с модифицированным алгоритмом разбиения узлов

Случайный лес представляет собой ансамблевый метод машинного обучения, в котором множество решающих деревьев обучается на уникаль-

ных бутстрап-выборках (bootstrap sample), которые формируются путем случайного отбора объектов из исходного набора данных с возвращением, что означает, что некоторые объекты могут быть выбраны несколько раз, а другие — не выбраны вовсе [8].

На каждом узле дерева рассматривается не полный набор признаков, а их случайное подмножество. Критерий разделения узлов, такой как индекс Джини или энтропия, используемые в стандартном алгоритме, определяет, какой признак и пороговое значение максимизируют чистоту узлов, то есть максимально уменьшают неопределенность.

Объединение результатов работы деревьев происходит с помощью ансамблевого подхода, называемого бэггингом (Bootstrap AGGREGatING), предполагающего параллельное обучение независимых экспертов [9].

На рис. 1 представлена схема алгоритма работы предложенного метода.

Модификация классического алгоритма случайного леса, в которой на каждом этапе разбиения узлов используется алгоритм вычисления весов признаков ReliefF, позволяет выделять наиболее информативные признаки. Например, определив, что канал SWIR2 критичен для обнаружения выгоревших территорий, а данные видимого диапазона менее значимы из-за влияния облаков, можно улучшить результаты работы алгоритма.

Алгоритм оценивает важность признаков, анализируя их способность различать объекты из разных классов. Вес каждого признака обновляется итеративно на основе сравнения ближайших соседей.

Изначально все веса признаков устанавливаются в ноль. На каждой итерации случайно выбирается объект x_i из обучающей выборки. Для каждого экземпляра обучающего набора данных находят k ближайших соседей H_k из того же класса, называемых наиболее близкими удачами, и k ближайших соседей из других классов M_k , называемых наиболее близкими промахами. Расстояние между объектами вычисляется по формуле:

$$D(x_i, x_j) = \sum_{A=1}^m \Delta(A, x_i, x_j),$$

где m — количество признаков, Δ — функция различия.

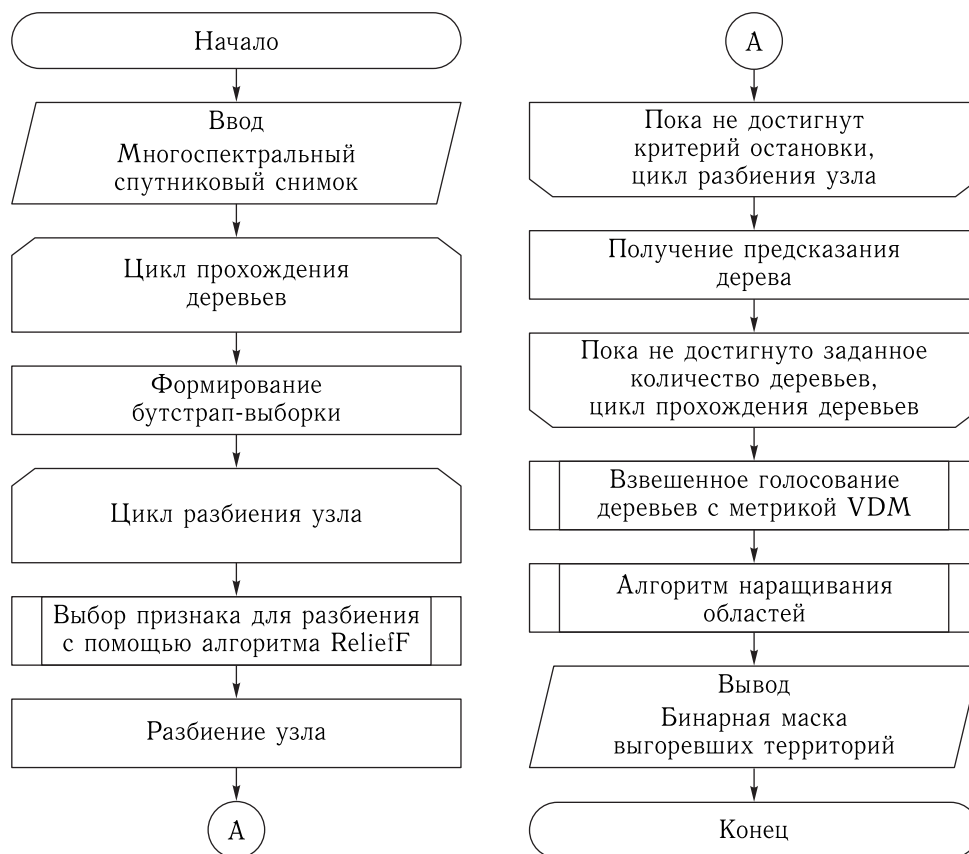


Рис. 1. Схема алгоритма работы предложенного метода
Fig. 1. The diagram of the operation algorithm of the proposed method

Для каждого признака A его вес $W_n(A)$ корректируется по формуле [5]:

$$W_n(A) = W_{n-1}(A) - \frac{1}{m \cdot k} \sum_{i=1}^m (\Delta(A, x_i, H_k) - \Delta(A, x_i, M_k)),$$

где $\Delta(A, x_i, H_k)$ — среднее различие значений признака A между x_i и его соседями H_k ; $\Delta(A, x_i, M_k)$ — среднее различие значений признака A между x_i и его соседями M_k .

Функция различия Δ для непрерывных признаков вычисляется по формуле:

$$\Delta(A, x_i, x_j) = \frac{|A(x_i) - A(x_j)|}{\max A - \min A},$$

где $\max A$ и $\min A$ — максимальное и минимальное значения признака A .

Процесс повторяется для всех объектов выборки. Веса накапливаются, отражая общую важность признаков.

3. Алгоритм классификации случайного леса с модификацией алгоритма голосования

После обучения каждое дерево в ансамбле независимо классифицирует тестовый объект. Для задач обнаружения выгоревших территорий это означает, что каждый пиксель спутникового снимка проходит через все деревья.

Стандартный алгоритм случайного леса может быть недостаточно эффективен для анализа спутниковых снимков со смешанными спектральными сигналами. Выгоревшие зоны часто граничат с непострадавшими участками, а их спектральные характеристики могут частично перекрываться. В модификации случайного леса с использованием метрики VDM вместо простого большинства голосов используется взвешенное голосование, где вес каждого дерева зависит от сходства нового объекта с обучающими данными этого дерева. Это улучшает

классификацию за счет того, что деревья, которые более точны для экземпляров, похожих на текущий тестовый экземпляр, получают больший вес. Например, если пиксель имеет аномальные значения SWIR2, то обученные на подобных аномалиях деревья получают повышенный вес, что позволяет улучшить точность.

Метрика VDM — это мера, оценивающая различия между значениями признака на основе распределения классов. Формула для вычисления метрики VDM выглядит следующим образом [10]:

$$\text{VDM}(x_i, x_j) = \sum_{k=1}^c (P(k | x_i) - P(k | x_j))^2,$$

где $P(k | x)$ — условная вероятность класса k при значении признака x ; c — количество классов (в задаче обнаружения выгоревших территорий $c = 2$: «выгоревший» и «невыгоревший» классы).

Условная вероятность $P(k | x_i)$ вычисляется по формуле:

$$P(k | x_i) = \frac{N(k, x_i)}{N(x_i)},$$

где $N(k, x_i)$ — количество случаев, когда признак x_i принадлежит классу k ; $N(x_i)$ — общее количество случаев, когда признак имеет значение x_i .

Для каждого дерева вычисляется сходство между тестовым объектом и обучающими данными этого дерева через среднее значение VDM по всем признакам. Дереву присваивается вес, который пропорционален его сходству с тестовым объектом. Классификация нового экземпляра производится на основе взвешенного голосования всех деревьев.

4. Алгоритм наращивания областей

Выгоревшие территории на спутниковых снимках редко представляют собой изолированные пиксели. Обычно это сплошные участки с четкими границами, однако даже точные алгоритмы классификации, такие как модифицированный случайный лес, могут ошибочно выделять отдельные пиксели из-за частичного выгорания (пограничные зоны с неоднородным повреждением) или ошибок классификации.

Без постобработки результаты выглядят как «зернистая» маска с мелкими разрозненными

областями, что затрудняет интерпретацию и количественную оценку ущерба. Для решения этой проблемы в предложенном методе используется алгоритм наращивания областей, объединяющий пиксели в однородные зоны на основе их пространственной связности и спектральной схожести. Алгоритм включает в себя инициализацию начальных пикселей, определение связности пикселей, процесс наращивания области, присоединение области по критериям, фильтрацию и постобработку [11].

В качестве стартовых точек выбираются пиксели, классифицированные как «выгоревшие» с высокой надежностью (суммарный вес голосов за класс «выгоревший» превышает 95 % от общего).

Затем отдельные пиксели объединяются в непрерывные однородные регионы. Для каждой сформированной области R , начинающейся с выбранных стартовых точек, вычисляется средний спектральный вектор $\overline{S}_R$ по формуле:

$$\overline{S}_R = \frac{1}{n} \sum_{p \in R} \mathbf{S}_p,$$

где $\mathbf{S}_p$ — спектральный вектор пикселя p ; n — количество пикселей в области R .

Для всех пикселей области R рассчитывается среднее значение $\overline{d}$ следующим образом:

$$\overline{d} = \frac{1}{n} \sum_{p \in R} \|\mathbf{S}_p - \overline{S}_R\|.$$

Также вычисляется стандартное отклонение σ_d по формуле:

$$\sigma_d = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{p \in R} (d_p - \overline{d})^2}.$$

Для решения задачи наращивания областей вводится порог схождения T :

$$T = \overline{d} + 2\sigma_d.$$

На каждом шаге алгоритм последовательно проверяет каждый пиксель, находящийся в непосредственном соседстве с областью R , определяемом как смежность по горизонтали, вертикали или диагонали. Пиксель может быть присоединен к области, если выполняется условие:

$$\|\mathbf{S}_p - \overline{S}_R\| \leq T.$$

После этого среднее спектральное значение пересчитывается и итеративный процесс продолжается до тех пор, пока новые соседние пиксели не удовлетворяют заданному условию.

Заключительным этапом является фильтрация малых областей, которые могут представлять собой шум, вызванный ошибками классификации или локальными аномалиями. На основании статистического анализа размеров выгоревших территорий в контрольной выборке выбирается порог (например, 25 пикселей), в зависимости от разрешения снимков и минимального ожидаемого размера выгоревших участков. Области менее выбранного порога удаляются, что позволяет исключить незначительные артефакты и повысить достоверность итогового результата.

Материалы и методы исследования

Маски выгоревших территорий выбраны из набора данных «MCD64A1.061 MODIS Burned Area Monthly Global 500m» [12].

Выборка из 145 сцен сформирована на основе набора данных «USGS Landsat 8 Level 2, Collection 2, Tier 1» [13].

В выборке присутствуют следующие спектральные диапазоны: видимый красный с длиной волны 0,636–0,673 мкм, NIR с длиной волны 0,851–0,879 мкм, SWIR1 с длиной волны 1,566–1,651 мкм и SWIR2 с длиной волны 2,107–2,294 мкм [14].

Для каждой из 145 сцен отобрано в среднем от 90 до 100 точек. Точки разбиты на классы «выгоревших» и «невыгоревших». Общее число собранных образцов составляет 14 494 точки, из них:

- «выгоревшие» — 7456 образцов;
- «невыгоревшие» — 7038 образцов.

Данные разделены следующим образом на 3 выборки:

- обучающая выборка — 10 145 образцов (около 70 % данных), используется для обучения каждого дерева на своей подвыборке;
- валидационная выборка — 2174 образца (около 15 % данных), используется для настройки оптимальных параметров;
- тестовая выборка — 2175 образцов (около 15 % данных), используется для проверки итогового качества модели.

Из обучающих данных создается стратифицированная выборка для каждого дерева.

Апробация описанного метода

На рис. 2 в качестве примера работы метода показан спутниковый снимок в видимом диапазоне до и после выделения выгоревших территорий.

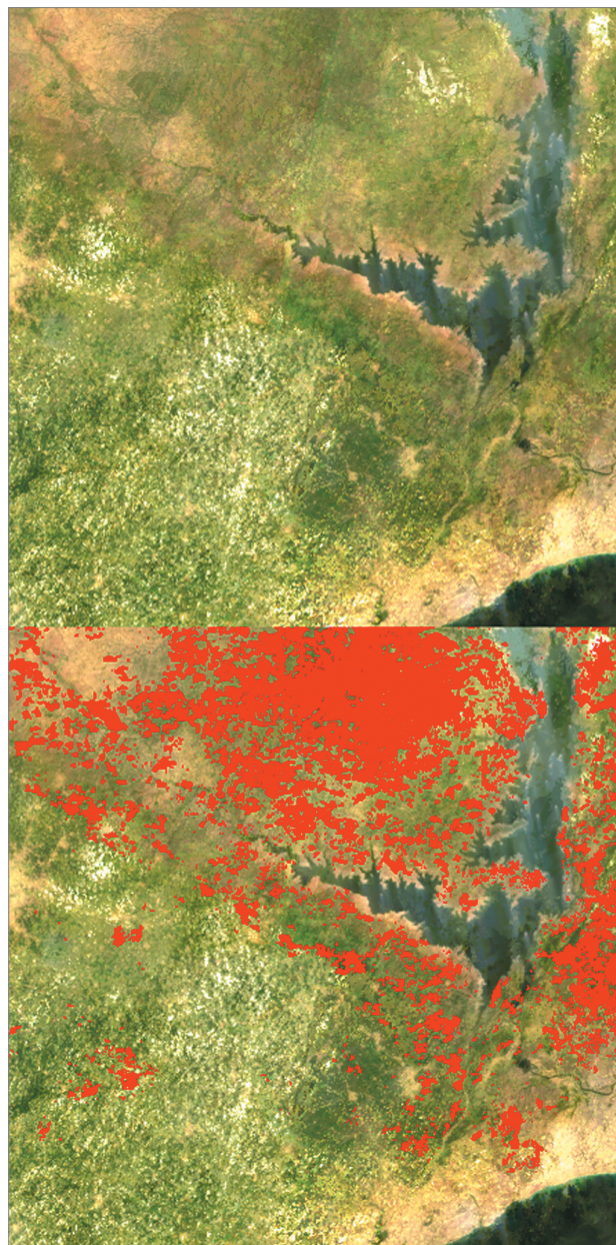


Рис. 2. Спутниковый снимок в видимом диапазоне до и после выделения выгоревших территорий

Fig. 2. Satellite image in the visible range before and after highlighting the burned areas

Показатели точности

Основные метрики, используемые для сравнения методов, включают точность (Precision) и F-меру (F-measure) [15].

На рис. 3 показан график сравнения точности метода классификации стандартного случайного леса без алгоритма наращивания областей, называемого методом без модификаций, и предложенного в статье метода в зависимости от количества деревьев на обучающем наборе.

На рис. 4 показан график сравнения точности метода без модификаций и предложенного метода в зависимости от количества деревьев на валидационном наборе.

В наборах данных из тестовой выборки представлены разные соотношения классов «выгоревших» и «невыгоревших» пикселей:

- набор 1 — сбалансированный (около 50 % «выгоревших» и 50 % «невыгоревших» пикселей);
- набор 2 — преобладание «выгоревших» пикселей (около 70 % «выгоревших» и 30 % «невыгоревших» пикселей);
- набор 3 — преобладание «невыгоревших» пикселей (около 30 % «выгоревших» и 70 % «невыгоревших» пикселей);
- набор 4 — нерегулярное распределение классов (соотношение варьируется по участкам, от 40–80 % «выгоревших» к 60–20 % «невыгоревших» пикселей).

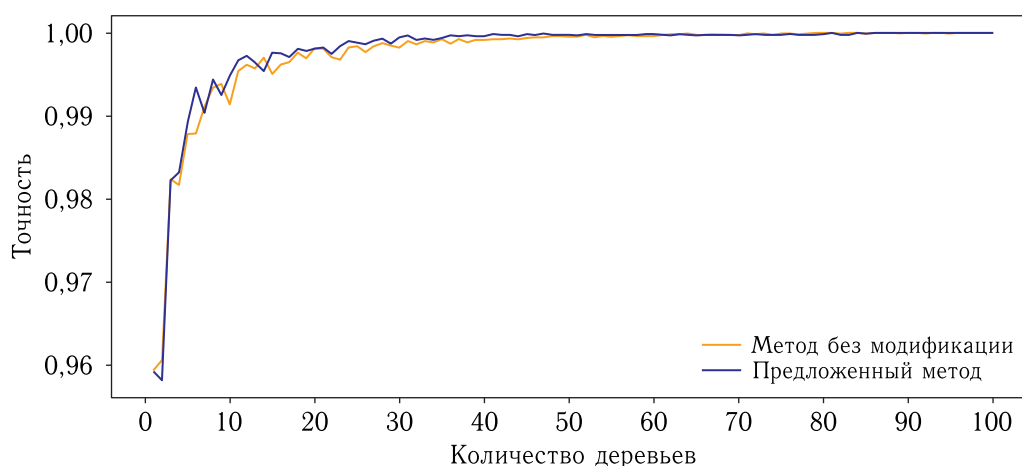


Рис. 3. Точность в зависимости от количества деревьев на обучающем наборе
Fig. 3. Accuracy depending on the number of trees on the training set

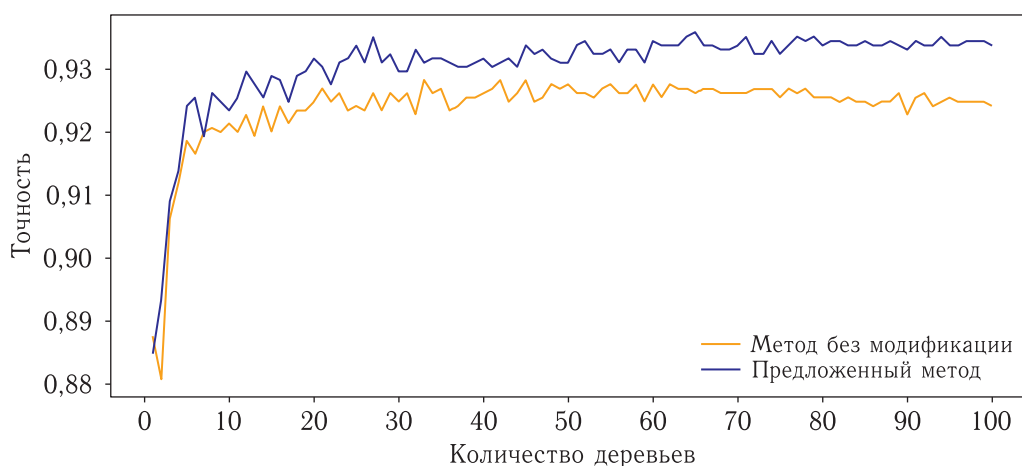


Рис. 4. Точность в зависимости от количества деревьев на валидационном наборе
Fig. 4. Accuracy depending on the number of trees on the validation set

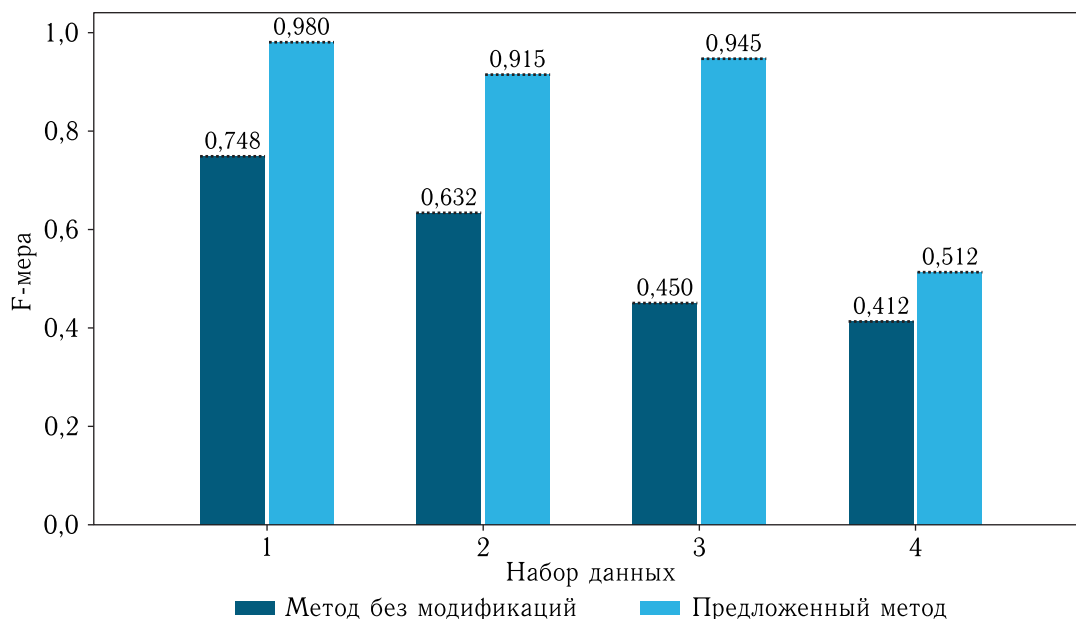


Рис. 5. Сравнение значений F -меры методов на наборах данных из тестовой выборки
 Fig. 5. Comparison of F -measure values of the methods on data sets from the test sample

На рис. 5 представлено сравнение значений F -меры метода без модификаций и предложенного метода для описанных четырех наборов данных из тестовой выборки.

Представленные результаты подтверждают, что предложенный комбинированный метод обладает не только высокой точностью, но и стабильностью результатов, обеспечивая улучшение по сравнению с методом классификации спутниковых снимков без модификаций.

На обучающем наборе данных предложенный метод достигает высоких значений быстрее метода без модификаций. На валидационном наборе предложенный метод стабильно показывает лучшие результаты по точности по сравнению с методом без модификаций, что подтверждает эффективность его использования при работе с новыми данными, не участвовавшими напрямую в обучении.

Оценка точности предложенного метода на различных наборах данных подтвердила его устойчивость как при сбалансированном соотношении классов, так и при преобладании одного из классов («выгоревший» или «невыгоревший»). Даже в наиболее сложном для классификации 4-м наборе с нерегулярным распределением классов предложенный метод демонстрирует некоторое улучшение

качества классификации, подтверждая свою универсальность.

Заключение

В статье описан и апробирован метод, позволяющий получить маску в виде бинарной матрицы, на основе которой формируется изображение с выделенными выгоревшими территориями. Метод может использоваться для мониторинга последствий пожаров и планирования восстановительных работ.

К преимуществам разработанного метода можно отнести достаточно высокую точность работы (около 95–98 %) на сложных по структуре много-спектральных спутниковых снимках, а также точное распознавание выгоревших территорий, граничащих с непострадавшими участками. К недостаткам можно отнести ограничение точности метода при анализе снимков, снятых в условиях атмосферных факторов, затрудняющих выделение признаков.

Возможными направлениями для дальнейшего развития метода могут быть включение в выборку снимков, снятых в условиях сильного задымления или облачности и улучшение работы на зашумленных данных.

Список литературы

1. *Karpachevskiy A., Semenov I., Lednev S., Sharapova A.* Delineation of burned arid landscapes using Landsat 8 OLI data: a case study of Karaganda region in Kazakhstan // Taylor and Francis, 2021. P. 1–16.
2. *Zhang S., Bai M., Wang X., Peng X., Chen A., Peng P.* Remote sensing technology for rapid extraction of burned areas and ecosystem environmental assessment // PeerJ, 2023, vol. 11. №e14557.
3. *Bodí M.B., Martin D.A., Balfour V.N., Santín C., Doerr S.H., Pereira P., Cerdà A., Mataix-Solera J.* Wildland fire ash: Production, composition and eco-hydro-geomorphic effects // Earth-Sci. Rev. 2014, 130. P. 103–127.
4. *Liu J., Maeda E.E., Wang D., Heiskanen J.* Sensitivity of Spectral Indices on Burned Area Detection using Landsat Time Series in Savannas of Southern Burkina Faso // Remote Sensing, 2021, vol. 13, № 13. P. 2492.
5. *Urbanowicz R.J., Meeker M., La Cava W., Olson R.S., Moore J.H.* Relief-based feature selection: Introduction and review // Journal of Biomedical Informatics, 2018, vol. 85. P. 189–203.
6. *Jiang L., Li C.* Two improved attribute weighting schemes for value difference metric // Knowledge and Information Systems, 2019, vol. 60. P. 949–970.
7. *Медведева М.А., Макаров Д.А., Сурин А.А.* Применимость различных спектральных индексов на основе спутниковых данных для оценки площадей торфяных пожаров // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса, 2020, т. 17, № 5. С. 157–166
8. *Buskirk T.D.* Surveying the Forests and Sampling the Trees: An overview of Classification and Regression Trees and Random Forests with applications in Survey Research // Survey Practice, 2018, vol. 11, iss. 1. P. 1–13.
9. *Евдокимова К.В., Тассов К.Л.* Анализ алгоритмов, построенных на «слабых экспертах» // Вестник РГГУ. Сер. Информатика. Информационная безопасность. Математика, 2022, № 2. С. 33–47.
10. *Hindi K.E., Shawar B.A., Aljulaidan R., Alsalamn H.* Improved Distance Functions for Instance-Based Text Classification // PMC, 2020. P. 1–10.
11. *Callara A.L., Magliaro C., Ahluwalia A., Vanello N.* A Smart Region-Growing Algorithm for Single-Neuron Segmentation From Confocal and 2-Photon Datasets // PMC, 2020. P. 14.
12. Google Earth Engine. MODIS 061 MCD64A1 [Электронный ресурс]. https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/MODIS_061_MCD64A1 (Дата обращения 11.12.2024).
13. Google Earth Engine. LANDSAT COMPOSITES C02 T1 L2 ANNUAL BAI [Электронный ресурс]. https://developers.google.com/earth-engine/datasets/catalog/LANDSAT_COMPOSITES_C02_T1_L2_ANNUAL_BAI (Дата обращения 11.12.2024).
14. Landsat Science. Data [Электронный ресурс]. <https://landsat.gsfc.nasa.gov/data/> (Дата обращения 15.10.2024).
15. *Powers D.M.W.* Evaluation: From precision, recall and F-measure to ROC, informedness, markedness and correlation // Bioinfo Publications, 2011. P. 37–63.

Дата поступления рукописи
в редакцию 02.03.2025
Дата принятия рукописи
в печать 19.05.2025