

УДК 004.85:614.841.2:528.854

doi: 10.15622/rcai.2025.099

ОЦЕНКА ПЛОЩАДЕЙ ВОЗГОРАНИЯ НА ОСНОВЕ СПЕКТРАЛЬНЫХ ИНДЕКСОВ И МЕТОДОВ МАШИННОГО ОБУЧЕНИЯ¹

Ю.В. Пестова (*yupest@gmail.com*)

О.А. Николайчук (*nikolya@icc.ru*)

Институт динамики систем и теории управления
им. В.М. Матросова СО РАН, Иркутск

В работе представлены результаты применения метода машинного обучения Random Forest для оценки площадей возгорания (гарей) лесных массивов на примере Киренского лесничества Иркутской области с использованием данных дистанционного зондирования Земли и вычислительной платформы Google Earth Engine. Для обучения модели обоснован исходный набор спектральных индексов, подготовлены данные для рассматриваемой территории, предложен алгоритм подготовки и обработки данных, получена точность модели на валидационной выборке в виде оценки Accuracy 0.975. Результаты будут применены для решения задачи прогнозирования риска лесных пожаров территории.

Ключевые слова: лесные пожары, гари, площади возгорания, спектральные индексы, методы машинного обучения, Random Forest.

Введение

Лесные пожары являются проблемой во всем мире, оказывая влияние на безопасность людей и инфраструктуры, биологическое разнообразие и экологию. Важным направлением исследований для повышения эффективности управления снижением риска и смягчением последствий лесных пожаров является оценка площадей возгорания (гарей) на основе данных дистанционного зондирования земли и методов машинного обучения.

¹ Работа выполнена в рамках гранта № 075-15-2024-533 Министерства науки и высшего образования РФ на выполнение крупного научного проекта по приоритетным направлениям научно-технологического развития (проект «Фундаментальные исследования Байкальской природной территории на основе системы взаимосвязанных базовых методов, моделей, нейронных сетей и цифровой платформы экологического мониторинга окружающей среды»).

Современные системы дистанционного зондирования Земли предоставляют два принципиально разных типа данных для мониторинга последствий лесных пожаров – оптические и радарные. Оптические датчики (Sentinel-2, Landsat 8/9, MODIS), работающие в видимом, ближнем, среднем и тепловом инфракрасных диапазонах, позволяют анализировать характеристики поврежденной растительности через комбинации мультиспектральных каналов и вычисления специализированных индексов на их основе [Рязанов и др., 2024].

К основным мультиспектральным каналам оптических датчиков относятся каналы: видимые цвета спектра «Blue», «Green», «Red», невидимый ближний инфракрасный канал «NIR», инфракрасные каналы «SWIR-1/2» и др. При дешифровании космических снимков применяются определенные комбинации спектральных каналов в зависимости от типа исследуемых объектов, которые выделяются при картографировании за счет цветового контраста по отношению к фону [Шихов и др., 2020]. Таким образом, применение комбинации спектральных каналов к космическим снимкам формирует композитное изображение, где исследуемые объекты имеют особую окраску, например, тепловые аномалии выглядят красноватыми или желтыми, затопленные территории имеют темно-синий и почти черный цвет, растительность отображается в оттенках темно и светло зеленого. Отличительной особенностью спектрального образа лесных гарей могут быть более низкие, чем у вырубок, коэффициенты отражения в видимой и в ближней инфракрасных зонах спектра. Это обусловлено наличием продуктов горения (зола) на поверхности почвы.

В дешифровании данных дистанционного зондирования Земли широкое распространение получило применение вегетационных индексов, которые представляют собой математические комбинации отражательной способности в различных спектральных диапазонах, используемые для оценки состояния растительности. На рубеже 2000-х годов в ряде исследований [Vilar et al., 2015], [Belhadj-Khedher et al., 2018], [Bentekhici et al., 2020], [Kurbanov et al., 2022] были использованы данные спутников AVHRR, MODIS, IRS, SPOT/HRVIR и Landsat для определения термических точек по разностному спектральному индексу растительности dNDVI. В качестве альтернативы NDVI использовался нелинейный индекс глобального мониторинга окружающей среды (GEMI) [Pinty et al., 1992], показавший более высокие результаты при определении гарей [Guindos-Rojas et al., 2018]. Помимо GEMI для оценки площади гарей используется индекс BAI, сочетающий минимальное отражение выжженной растительности в ближнем инфракрасном диапазоне и максимальное отражение в красном диапазоне. BAI был создан для определения гарей на изображениях NOAA-AVHRR [Chuvieco et al., 2002], в дальнейшем его

модификация была разработана под изображения MODIS в ближнем и среднем инфракрасных диапазонах (BAIM) для картографирования свежих гарей в средиземноморских экосистемах [Martín et al., 2006]. Высокое спектральное различие между сгоревшими и нетронутыми территориями позволяет определить двухспектральный индекс среднего инфракрасного диапазона (MIRBI) [Trigg et al., 2001], [Barboza Castillo et al., 2020], [Hawbaker et al., 2020]. MIRBI эффективно устраняет ошибки, возникающие при анализе смешанных пикселей на границе воды и земли, а также на участках, ранее подвергшихся пожарам [Santana et al., 2018]. Наряду с индексом NDVI, который остается одним из основных индексов, используемых для оценки лесных пожаров на основе данных дистанционного зондирования, в последнее время активно применяется нормализованный коэффициент выгорания (NBR) [De Santis et al., 2009], [Veraverbeke et al., 2011], [He et al., 2019]. Итальянские ученые на примере северо-восточной части острова Сицилия отмечают недостатки применения NBR: наличие водоемов или облаков приводит к увеличению значений пикселей, что неизбежно приводит к ошибкам оценки гарей. На примере снимков, полученных с Sentinel-2, вводится индекс NBR+, учитывающий отражательную способность воды сине-зеленых (Blue, Green) волн [Alcaras et al., 2022]. Также используется индекс dNBR, представляющий собой разность значений NBR до и после пожара [Tian et al., 2018], [Salguero et al., 2020]. Единого мнения среди исследователей об особенностях применения различных индексов до сих пор не выработано, однако установлено, что индекс RdNBR обеспечивает более высокую точность оценки степени ожога, чем dNBR [Cansler et al., 2012], также не удалось определить закономерности между данными индексами и степенью выгорания, которая меняется в зависимости от площади пожара и типа экосистемы (саванна, бореальные и тропические леса).

Целью данного исследования является решение задачи повышения точности оценки площадей возгорания на основе классификации спектральных индексов методом машинного обучения Random Forest.

1. Обоснование выбора спектральных индексов

Для создания модели оценки площадей возгорания выполнено обоснование вегетационных индексов для формирования набора влияющих факторов на основе визуализации динамики изменения растительного покрова и корреляционного анализа.

Для вегетационных индексов: чувствительных к растительности, к пигментам (SIPI) и хлорофиллу (CIRE, GCI), влажности (NDWI), старению (PSRI), выгоранию и устойчивых к почве (SAVI, MSAVI) были со-

ставлены композиты снимков за 30 дней до пожара, сразу после пожара и через год после пожара в Катангском районе Иркутской области за период 07.08.2020 г. – 05.09.2020 г. Анализ композитов позволил провести оценку пригодности различных спектральных индексов для включения в модель оценки площадей возгорания и постпожарных последствий.

Индексы, традиционно используемые для оценки состояния растительности (ARVI, DVI, EVI, GARI, IPVI, NDVI, RVI, VARI), демонстрируют высокую чувствительность к восстановлению растительного покрова и степени повреждений, особенно на интервале через год после пожара. Среди них NDVI, ARVI и RVI наглядно отражают восстановительные процессы.

Для выявления участков, подвергшихся интенсивному выгоранию, наибольшую информативность показывают индексы, специально разработанные для оценки последствий пожаров – BAI, BAIS2, NBR, NBR2 и NBRPLUS. Эти индексы позволяют зафиксировать изменения в спектральных характеристиках поверхности непосредственно после воздействия огня. Наибольшее покрытие возгорания демонстрируются на картах вегетационных индексов BAI и BAIS2 сразу после пожара, а также NBRPLUS через год. Карта NBR в большей степени отражает степень повреждения растительного покрова.

Индексы, чувствительные к биохимическим характеристикам растительности (SIPI, CIRE, GCI, PSRI, SAVI, MSAVI), играют важную роль в более детальной интерпретации степени деградации покрова (). PSRI позволяет отследить процессы старения и деградации листвы, заметные сразу после пожара, а спустя год – восстановительные процессы. Индексы SIPI и CIRE дают представление о фотосинтетической активности, а SAVI и MSAVI показывают устойчивость к фоновому влиянию почвы, что особенно ценно в редколесье и на открытых участках.

Для уточнения результатов визуального анализа для каждого индекса рассчитаны дифференциальные показатели как разница между средними медианами значений за период в течении месяца после пожара и через год. Таким образом, был проведен сравнительный анализ чувствительности вегетационных индексов к подверженности пожарам. Результаты представлены с помощью визуализации тепловой карты, на которой интенсивность цвета подсвечивает наибольшие и наименьшие изменения в вегетационных индексах за периоды, на основе чего определен период изменения (рис. 1).

Группа индексов	Спектральный индекс	Период изменения	Изменение через месяц	Изменение через год
Биохимические	SIPI	месяц	0,050	0,010
	PSRI	месяц	0,039	0,005
	NDWI	месяц	-0,006	0,028
	SAVI	год	-0,021	-0,023
	MSAVI	год	-0,021	-0,022
	GCI	год	-0,311	-0,744
Выгорание	CIRE	год	-0,039	-0,130
	BAIS2	месяц	0,050	0,043
	BAI	месяц	20,906	10,423
	NBRPLUS	год	-0,010	-0,048
	NBR2	год	-0,016	-0,018
	NBR	год	-0,041	-0,045
Растительность	VARI	месяц	-0,052	-0,042
	EVI	месяц	-0,029	-0,016
	DVI	месяц	-0,013	-0,011
	RVI	год	-0,205	-0,668
	NDVI	год	-0,017	-0,042
	IPVI	год	-0,009	-0,021
	GARI	год	-0,019	-0,031
	ARVI	год	0,051	-0,014

Рис. 1. Сравнение чувствительности вегетационных индексов к изменениям растительного покрова после пожара через месяц и год

2. Обучение модели Random Forest

В качестве основных входных данных для обучения модели классификации гарей использовались скорректированные на атмосферу сцены спутника Sentinel-2 (коллекция COPERNICUS / S2_SR_HARMONIZED). В качестве геометрии области исследования выбрана территория Киренского лесничества Иркутской области. Сбор, обработка данных, обучение модели и ее интерпретация проводились на облачной геопространственной платформе Google Earth Engine, которая предоставляет доступ к архиву спутниковых данных и инструментам для их анализа, в частности, в научных и некоммерческих целях.

Разметка обучающей выборки произведена в геоинформационной системе QGIS, были подготовлены 375 точечных образцов с целевой бинарной переменной «class», где 1 – «гарь», а 0 – «не гарь». Затем выполнена интеграция факторов, характеризующих возгорания на основе спектральных характеристик спутниковых снимков. Для этого были рассчитаны вегетационные индексы, которые формируют признаковое пространство обучающего набора данных. Его формирование основано на следующих этапах сбора и подготовки данных:

1. Сбор данных. Коллекции снимков Sentinel-2 получены за период с марта по октябрь с различными интервалами: за 2019 г.; за 2020 г.; ежемесячно за 2019 г.

2. Маскирование облаков и атмосферных артефактов. Для каждой сцены Sentinel-2 использовались QA-каналы (QA60) с масками кучевых и перистых облаков (битовые маски 10 и 11). Пиксели с облаками исключены, а значения отражательной способности приведены к диапазону [0, 1] делением на 10 000.

3. Расчет спектральных индексов. Для каждого изображения рассчитаны вегетационные индексы: NDVI, EVI, SAVI, MSAVI, ARVI, GARI, VARI, IPVI, RVI, DVI, SIPI, PSRI, CIRE, BAIS2, BAI, GCI, NDWI, NBR, NBR2, NBRPLUS.

4. Агрегирование вегетационных индексов на основе композита снимков. Получены медианные изображения по каждому временному интервалу.

5. Генерация временных разностей на основе месячных изменений. Для каждого текущего и последующего помесечного интервала итеративно рассчитаны дифференциальные значения вегетационных индексов. Полученные разностные изображения сформировали коллекцию снимков, которая была приведена к двум композитам снимков: максимальных и минимальных изменений.

6. Генерация временных разностей на основе годовых изменений. На основе медианных композитов снимков за 2019 г. и 2020 г. было получено изображение разности вегетационных индексов.

Итоговое изображение включает годовые (названия индексов имеют префикс «d» и постфикс «_year»), месячные дельты (с префиксом «d» в названии) и экстремумы месячных медианных композитов вегетационных индексов. Зона исследования дополнительно ограничена порогом $NDWI < -0.1$ и маской растительности для исключения пикселей водного покрова Земли.

В результате этапа подготовки обучающего набора данных была проведена интеграция рассчитанных значений вегетационных индексов подготовленного изображения с набором размеченных точечных образцов по разрешению 30 м.

Для определения набора независимых факторов из признакового пространства вегетационных индексов осуществлен анализ корреляции. Матрица корреляции, рассчитанная по метрике Спирмана отражает только те значения индексов, которые оказывают значительное влияние на целевую переменную «class» в порядке убывания (в первом столбце таблицы на рисунке 2). Исходя из значений корреляции, основными факторами, которые в наибольшей степени обладают спектральными характеристиками возгораний, являются: годовые разностные dNBR_year, dBAI_year, dBAIS2_year, dNBR2_year, экстремумы BAI, BAIS2, NBR и экстремумы месячных изменений dBAI, dNBR. При этом BAI и его модификация BAIS2 имеют практически одинаковые спектральные характеристики, что

отражено высоким показателем корреляции. Для спектральных индексов группы, чувствительных к пигменту и хлорофиллу корреляционный анализ показывает умеренную связь целевой переменной «class» с индексом годовой разности dSIPI_year, указывающий на стресс хлорофилла. Среди вегетационных индексов, чувствительных к почве, воде и старению, наибольшую, но несущественную зависимость с гарями имеет индекс PSRI. Он отражает старение растений по соотношению каротиноидов и хлорофилла за счет спектральных характеристик и также чувствителен к гарям, поскольку косвенно указывает на снижение водного статуса и повышение сухости растительности, что характерно для зон, подвергшихся воздействию огня и стрессовым условиям.

	class	dNBR_year	BAI	BAIS2	dBAI	dNBR2_year	dNBRPLUS_year	dBAIS2	dNBR	NBR	dBAIS2_year	dBAI_year
dNBR_year	0.789	1.000	0.662	0.684	0.497	0.714	0.590	0.360	-0.472	-0.630	-0.824	-0.794
BAI	0.762	0.662	1.000	0.910	0.629	0.506	0.325	0.407	-0.525	-0.720	-0.578	-0.656
BAIS2	0.740	0.684	0.910	1.000	0.660	0.482	0.356	0.508	-0.628	-0.871	-0.589	-0.617
dBAI	0.659	0.497	0.629	0.660	1.000	0.312	0.164	0.755	-0.843	-0.649	-0.397	-0.517
dNBR2_year	0.622	0.714	0.506	0.482	0.312	1.000	0.751	0.181	-0.259	-0.439	-0.727	-0.583
dNBRPLUS_year	0.489	0.590	0.325	0.356	0.164	0.751	1.000	0.069	-0.151	-0.368	-0.661	-0.414
dBAIS2	0.460	0.360	0.407	0.508	0.755	0.181	0.069	1.000	-0.759	-0.498	-0.307	-0.346
dNBR	-0.603	-0.472	-0.525	-0.628	-0.843	-0.259	-0.151	-0.759	1.000	0.733	0.358	0.422
NBR	-0.676	-0.630	-0.720	-0.871	-0.649	-0.439	-0.368	-0.498	0.733	1.000	0.532	0.507
dBAIS2_year	-0.727	-0.824	-0.578	-0.589	-0.397	-0.727	-0.661	-0.307	0.358	0.532	1.000	0.755
dBAI_year	-0.768	-0.794	-0.656	-0.617	-0.517	-0.583	-0.414	-0.346	0.422	0.507	0.755	1.000

Рис. 2. Матрица корреляции вегетационных индексов, чувствительных к выгоранию и целевой переменной «class»

Размеченная выборка подверглась случайному разбиению в соотношении 70 к 30 на тренировочную и валидационную выборки, соответственно. Первая используется для обучения классификатора, а вторая – для оценки его точности.

Для бинарной классификации («гарь» и «не гарь») использована реализация алгоритма метода машинного обучения Random Forest (метод из Google Earth Engine «smileRandomForest») с гиперпараметром числа деревьев – 32, набором признаков из наиболее информативных индексов: dNBR_year, BAI, dBAI, dNBR2_year, dNBRPLUS_year, dBAIS2, dVARI_year, dARVI_year, PSRI и прогнозируемым классом «class».

Оценка качества модели измерена метрикой точности Ассигасу, что составила на валидационной выборке 0.975. Точечные образцы на территории гарей имеют ошибку предсказания в 6%, что может быть по причине сохранившейся растительности внутри границ возгорания (рис. 3).

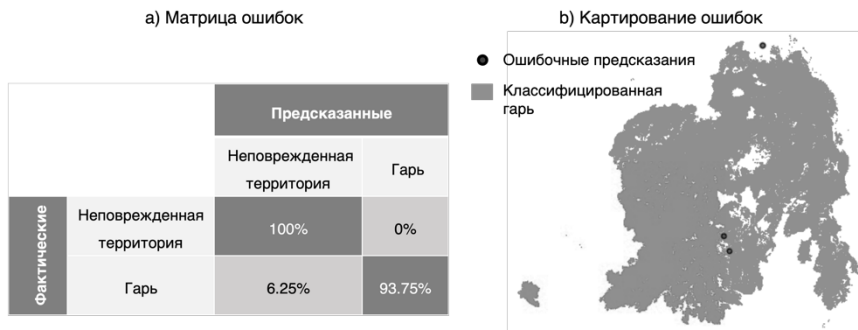


Рис. 3. Матрица ошибок результатов классификации модели (a) и ошибочные предсказания модели на примере площади возгорания (b)

Анализ важности факторов показал наиболее значимыми вегетационные индексы, чувствительные к выгоранию (dNBR_year, BAI, dBAI, dNBR2_year), наименее – к растительности (dVARI_year, dARVI_year), при этом индекс PSRI оказывает большее влияние, чем индексы возгорания dBAIS2 и dNBRPLUS_year (рис. 4). За счет этого модель четче распознает границы возгораний и менее чувствительна к вырубкам.

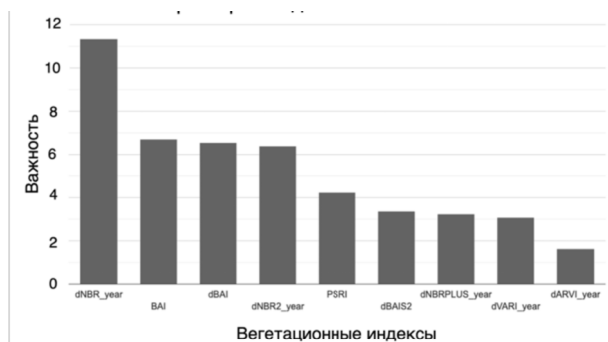


Рис. 4. Важность факторов модели Random Forest

3. Оценка эффективности модели

Сопоставление полученных границ гарей и эталонных пожаров, которые предоставлены Институтом космических исследований РАН, проводилось с целью оценки площадей возгорания и их уточнения для построения моделей прогнозирования риска пожарной опасности.

Индекс пересечения с объединением (IoU, Intersection over Union) является одной из ключевых метрик для оценки качества пространственного совпадения между предсказанными и эталонными контурами пожа-

ров. В задачах классификации и детекции объектов на основе геоданных IoU используется для количественной оценки степени совпадения между двумя полигонами: предсказанным участком возгорания и эталонным контуром пожара. Метрика рассчитывается как отношение площади пересечения двух геометрий к площади их объединения. Оценка IoU составила 0.58, что свидетельствует о среднем уровне совпадения между результатами классификации и фактическими границами пожаров. В контексте геопространственного анализа принято считать, что значения IoU выше 0.5 указывают на приемлемое качество пространственного соответствия, в то время как значения ниже 0.5 свидетельствуют о существенных расхождениях. Таким образом, результат в 0.58 подтверждает, что модель успешно идентифицирует основные очаги возгораний (рис. 5).

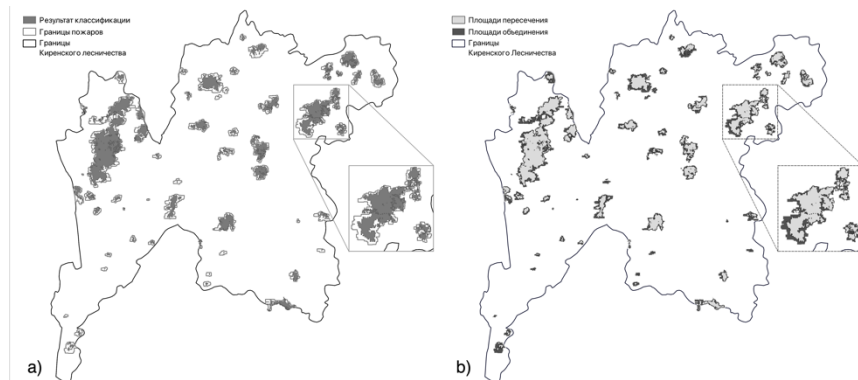


Рис. 5. Площади предсказанных гарей и эталонных пожаров (a) и визуализация IoU (b)

Следует отметить, что при визуальном анализе пространственного расположения контуров классифицированных гарей (белые линии) и эталонных границ (черные линии) видно, что автоматическая классификация зачастую точнее отражает фактическую конфигурацию гарей (рис. 6). Также отметим, что данные о границах гарей в эталонном наборе данных получены путем автоматического распознавания термоточек с точностью один километр на один пиксель, а затем уточнены вручную путем разметки. В ряде случаев наблюдается, что эталонные данные оказываются менее детализированными или содержат смещения, что может объяснять невысокое значение метрики IoU, однако, визуальная оценка изображений подтверждает более высокую точность и достоверность предложенной модели для выделения гарей (рис. 6).

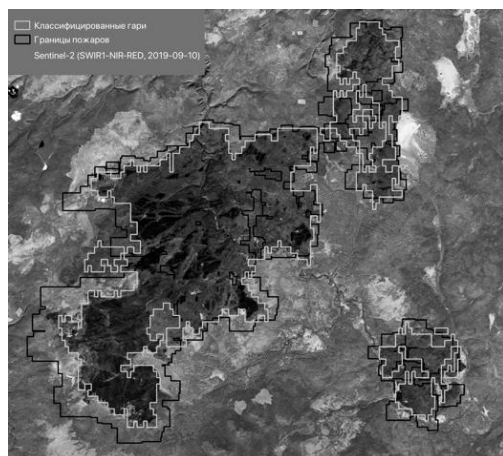


Рис. 6. Сравнение контуров границ возгораний в результате классификации и пожаров на спутниковом снимке Sentinel-2 в синтезе каналов SWIR-1, NIR и RED

Заключение

Полученные результаты будут применены для решения задачи прогнозирования риска лесных пожаров территории в качестве отдельного этапа верификации исходных данных о лесных пожарах, где границы гарей важны при генерации событий «отсутствие пожара» для повышения точности прогнозирования.

Список литературы

- [Рязанов и др., 2024] Рязанов С.С., Кулагина В.И. Обзор российских и иностранных источников мультиспектральных снимков для создания систем агроэкологического мониторинга // Российский журнал прикладной экологии. – 2024. – № 2. – С. 4-18. – doi: 10.24852/2411-7374.2024.2.04.18.
- [Шихов и др., 2020] Шихов А.Н., Герасимов А.П., Пономарчук А.И., Перминова Е.С. Тематическое дешифрирование и интерпретация космических снимков среднего и высокого пространственного разрешения / Перм. гос. нац. исслед. у-т. – Пермь, 2020. – С. 33.
- [Vilar et al., 2015] Vilar L., Camia A., San-Miguel-Ayaz J. A comparison of remote sensing products and forest fire statistics for improving fire information in Mediterranean Europe // Eur. J. Remote Sens. – 2015. – Vol. 48. – P. 345–364. – doi: 10.5721/EuJRS20154820.
- [Belhadj-Khedher et al., 2018] Belhadj-Khedher C., Koutsias N., Karamitsou A., El-Melki T., Ouelhazi B., Hamdi A., Nouri H., Mouillot F. A revised historical fire regime analysis in Tunisia (1985–2010) from a critical analysis of the National fire database and remote sensing // Forests. – 2018. – Vol. 9, 59. – doi: 10.3390/f9020059.

- [Bentekhici et al., 2020] Bentekhici N., Bellal S.A., Zegrar A. Contribution of remote sensing and GIS to mapping the fire risk of Mediterranean forest case of the forest massif of Tlemcen (North-West Algeria) // *Nat. Hazards*. – 2020. – Vol. 104. – P. 811-831. – doi: 10.1007/s11069-020-04191-6.
- [Kurbanov et al., 2022] Kurbanov E., Vorobev O., Lezhnina S., Sha J., Wang J., Li X., Cole J., Dergunov D., Wang Y. Remote Sensing of Forest Burnt Area, Burn Severity, and Post-Fire Recovery: A Review // *Remote Sens.* 2022. – Vol. 14, 4714. – doi: 10.3390/rs14194714.
- [Pinty et al., 1992] Pinty B., Verstraete M.M. GEMI: A non-linear index to monitor global vegetation from satellites // *Vegetatio*. – 1992. – Vol. 101. – P. 15-20. – doi: 10.1007/BF00031911.
- [Guindos-Rojas et al., 2018] Guindos-Rojas F., Arbelo M., García-Lázaro J.R., Moreno-Ruiz J.A., Hernández-Leal P.A. Evaluation of a Bayesian algorithm to detect burned areas in the Canary Islands' dry woodlands and forests ecoregion using MODIS data // *Remote Sens.* – 2018. – Vol. 10, 789. – doi: 10.3390/rs10050789.
- [Chuvieco et al., 2002] Chuvieco E., Martín M.P., Palacios A. Assessment of different spectral indexes in the red-near-infrared spectral domain for burned land discrimination // *Int. J. Remote Sens.* – 2002. – Vol. 23. – P. 5103-5110. – doi: 10.1080/01431160210153129.
- [Belhadj-Khedher et al., 2006] Martín M.P., Gómez I., Chuvieco E. Burnt Area Index (BAIM) for burned area discrimination at regional scale using MODIS data // *For. Ecol. Manag.* – 2006. – Vol. 234, S221. – doi: 10.1016/J.FORECO.2006.08.248.
- [Martín et al., 2001] Trigg S., Flasse S. An evaluation of different bi-spectral spaces for discriminating burned shrub-savannah // *Int. J. Remote Sens.* – 2001. – Vol. 22. – P. 2641-2647. – doi: 10.1080/01431160110053185.
- [Barboza Castillo et al., 2020] Barboza Castillo E., Turpo Cayo E.Y., de Almeida C.M., Salas López R., Rojas Briceño N.B., Silva López J.O., Barrena Gurbillón M.Á., Oliva M., Espinoza-Villar R. Monitoring Wildfires in the Northeastern Peruvian Amazon Using Landsat-8 and Sentinel-2 Imagery in the GEE Platform // *ISPRS Int. J. Geo-Inf.* – 2020. – Vol. 9, 564. – doi: 10.3390/ijgi9100564.
- [Hawbaker et al., 2020] Hawbaker T.J., Vanderhoof M.K., Schmidt G.L., Beal Y.-J., Picotte J.J., Takacs J.D., Falgout J.T., Dwyer J.L. The Landsat burned area algorithm and products for the conterminous United States // *Remote Sens. Environ.* – 2020. – Vol. 244, 111801. – doi: 10.1016/j.rse.2020.111801.
- [Santana et al., 2018] Santana N.C., De Carvalho Júnior O.A., Gomes R.A.T., Guimarães R.F. Burned-area detection in Amazonian environments using standardized time series per pixel in MODIS data // *Remote Sens.* – 2018. – Vol. 10, 1904. – doi: 10.3390/rs10121904.
- [De Santis et al., 2009] De Santis A., Chuvieco E. GeoCBI: A modified version of the Composite Burn Index for the initial assessment of the short-term burn severity from remotely sensed data // *Remote Sens. Environ.* – 2009. – Vol. 113. – P. 554-562. – doi: 10.1016/j.rse.2008.10.011.
- [Veraverbeke et al., 2011] Veraverbeke S., Lhermitte S., Verstraeten W., Goossens R. A time-integrated MODIS burn severity assessment using the multi-temporal differenced normalized burn ratio (dNBRMT) // *Int. J. Appl. Earth Obs. Geoinf.* – 2011. – Vol. 13. – P. 52-58. – doi: 10.1016/j.jag.2010.06.006.

- [He et al., 2019] He Y., Chen G., De Santis A., Roberts D.A., Zhou Y., Meentemeyer R.K. A disturbance weighting analysis model (DWAM) for mapping wildfire burn severity in the presence of forest disease // Remote Sens. Environ. – 2019. – Vol. 221. – P. 108-121. – doi: 10.1016/j.rse.2018.11.015.
- [Alcaras et al., 2022] Alcaras E., Costantino D., Guastaferro F., Parente C., Pepe M. Normalized Burn Ratio Plus (NBR+): A New Index for Sentinel-2 Imagery // Remote Sens. – 2022. – Vol. 14, 1727. – doi: 10.3390/rs14071727.
- [Tran et al., 2018] Tran B.N., Tanase M.A., Bennett L.T., Aponte C. Evaluation of spectral indices for assessing fire severity in Australian temperate forests // Remote Sens. – 2018. – Vol. 10, 1680. – doi: 10.3390/rs10111680.
- [Salguero et al., 2020] Salguero J., Li J., Farahmand A., Reager J.T. Wildfire trend analysis over the contiguous United States using remote sensing observations // Remote Sens. – 2020. – Vol. 12, 2565. – doi: 10.3390/rs12162565.
- [Cansler et al., 2012] Cansler C.A., McKenzie D. How robust are burn severity indices when applied in a new region? Evaluation of alternate field-based and remote-sensing methods // Remote Sens. – 2012. – Vol. 4. – P. 456-483. – doi: 10.3390/rs4020456.