Интеграция разнородных информационных ресурсов в системе оценки риска ландшафтных пожаров (на примере Кемеровской области — Кузбасс)

Аникина Юлия Анатольевна
кандидат экономических наук, доцент, профессор кафедры общеинженерных дисциплин, Сибирская пожарно-спасательная академия ГПС МЧС России,

Ищенко Владимир Александрович
магистрант, Сибирская пожарно-спасательная академия ГПС МЧС России

В статье предложена методика интеграции разнородных источников данных для оценки риска ландшафтных пожаров на региональном уровне. В качестве кейса выбрана Кемеровская область — Кузбасс, характеризующаяся сочетанием природных и выраженных антропогенных факторов. В систему оценки включены данные спутникового мониторинга термических точек, метеорологические параметры, данные о рельефе и типах землепользования, а также статистика чрезвычайных ситуаций и сведения о близости к населённым пунктам и транспортной инфраструктуре.
Предложен алгоритм предобработки и согласования разнородных данных, включая фильтрацию ложных срабатываний термических точек, приведение к единой пространственной привязке и временной шкале, а также формирование интегрального показателя риска на основе взвешенной комбинации факторов. Проведена валидация результатов путём сопоставления зон повышенного риска с фактической статистикой пожаров за 2021–2023 гг. Показано, что интеграция разнородных ресурсов повышает точность локализации пожароопасных территорий и позволяет выявлять участки с систематически повторяющимися очагами. Результаты могут быть использованы органами управления в сфере предупреждения ЧС и лесного хозяйства для планирования превентивных мероприятий.
Ключевые слова: риск ландшафтных пожаров, интеграция данных, термические точки, дистанционное зондирование, Кемеровская область, оценка риска.

Введение

Оценка риска ландшафтных пожаров традиционно опирается на отдельные группы данных: либо на спутниковый мониторинг, либо на статистику ЧС, либо на климатические параметры [1]. Однако изолированное использование источников приводит к неполной картине: спутниковые данные дают пространственную локализацию, но не объясняют причинность; статистика ЧС запаздывает и не позволяет прогнозировать; климатические данные отражают общие условия, но не учитывают локальные особенности.

Целью данного исследования является разработка и апробация методики интеграции разнородных информационных ресурсов для оценки риска ландшафтных пожаров на примере Кемеровской области — Кузбасс. Регион выбран как территория с выраженной антропогенной нагрузкой, разнообразием ландшафтов и значимым числом ландшафтных пожаров [2,17].

Основными задачами исследования являются: определение набора релевантных источников данных и их метрик; предложение алгоритма согласования разнородных данных по пространству и времени; формирование интегрального показателя риска; проведение валидации результатов на фактических данных.

Научная новизна заключается в системном подходе к объединению разнородных источников с учётом их погрешностей и ограничений, а также в применении статистических методов для оценки репрезентативности выборки термических точек и проверки согласованности прогнозов с фактической статистикой.

Результаты

В рамках исследования сформирован комплексный набор данных, позволяющий всесторонне оценить условия возникновения и распространения пожаров. Ключевым элементом системы мониторинга выступают термические точки, фиксируемые спутниковыми платформами Aqua, Suomi NPP, NOAA-20, NOAA-21 и Terra. Эти данные служат основным источником локализации потенциальных очагов возгорания, обеспечивая оперативное выявление аномальных тепловых проявлений на обширных территориях. При этом спутниковый мониторинг дополняется детальными метеорологическими наблюдениями, включающими такие параметры, как температура воздуха, количество осадков, уровень влажности и скорость ветра. Источниками этих сведений выступают официальные данные Росгидромета, а также открытые метеорологические сервисы — Windy, Ventusky, Gismeteo — наряду с показаниями локальных метеостанций, что позволяет повысить пространственную детализацию и достоверность метеорологического контекста [3-12].

Не менее важную роль в формировании картины пожарной опасности играют характеристики местности. Рельеф и топография, представленные цифровой моделью рельефа из ведомственных картографических подложек (ГИС «Обзор», ГИС «Каскад»), позволяют учитывать влияние крутизны склонов и их экспозиции на скорость распространения огня и иссушение растительности. Эти факторы существенно модифицируют локальные микроклиматические условия, усиливая или ослабляя пожароопасность в зависимости от ориентации склонов относительно солнечной радиации и преобладающих ветров. Параллельно анализируются особенности землепользования и типы растительности на основе данных Land Cover: наличие сухой травянистой растительности, состав лесных массивов и структура угодий напрямую определяют горючую нагрузку и вероятность перехода возгорания в крупный пожар.

Особое внимание уделено антропогенным факторам, которые во многих регионах являются основной причиной возникновения пожаров. В модель включены показатели, отражающие близость потенциальных источников возгорания: расстояния до дорог и населённых пунктов, а также статистика сельскохозяйственных палов и зафиксированных нарушений правил пожарной безопасности. Эти данные позволяют выделить зоны повышенного риска, связанные с деятельностью человека, и учитывать их при формировании прогнозных карт. Для верификации и калибровки модели используются статистические сведения о чрезвычайных ситуациях — отчёты МЧС и данные лесопожарных служб по фактически зарегистрированным пожарам. Сопоставление прогнозов с реальной статистикой обеспечивает объективную оценку качества модели и возможность её дальнейшей корректировки [13-17].

Для интеграции столь разнородных ресурсов и согласования данных между собой реализован многоэтапный процесс обработки информации. Первым шагом стала пространственная привязка всех материалов к единой системе координат и регулярной сетке, например, с шагом 1×1 км, что позволило устранить расхождения в форматах и масштабах исходных данных. Затем была проведена временная синхронизация: показатели агрегированы по декадам или месяцам для нивелирования различий в частоте измерений и обеспечения сопоставимости временных рядов. Важным этапом стала фильтрация термических точек с целью исключения ложных срабатываний, обусловленных промышленными объектами или городской застройкой; для

этого применялись буферные зоны и маскирование урбанизированных территорий. Наконец, для обеспечения сопоставимости разнородных факторов все показатели были стандартизированы путём расчёта нормированных индексов в диапазоне от 0 до 1 с учётом их статистических распределений и установленных пороговых значений [18].

Таким образом, предложенная методология позволяет объединить данные из различных источников в единую аналитическую систему, где каждый фактор учитывается с поправкой на его погрешность и значимость, а итоговая оценка пожарной опасности формируется на основе согласованных и верифицированных данных. Это создаёт прочную основу для повышения точности прогнозов и разработки эффективных мер по предупреждению и ликвидации пожаров.

На основе данных спутникового мониторинга за 2021–2023 гг. на территории Кемеровской области — Кузбасс была сформирована выборка термических точек, которая затем прошла процедуру предобработки: исключены ложные срабатывания в пределах урбанизированных территорий (буфер 3 км от границ городов), а также вблизи крупных промышленных объектов, где высокая температура поверхности не связана с ландшафтным пожаром [19] (рис.1).

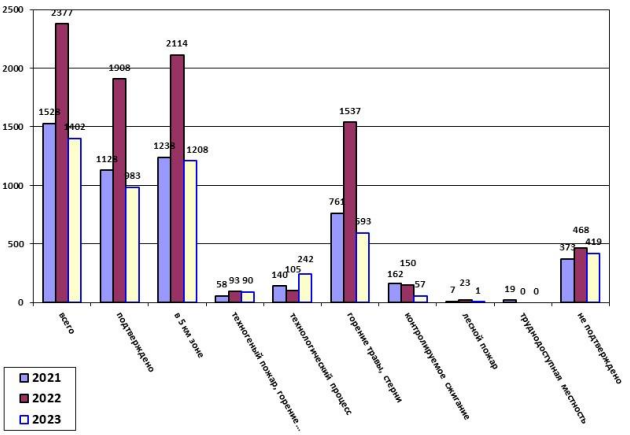


Рис. 1. Распределение по типу термических точек за период 2021-2023 гг

Сравнивая данные по типу термических точек за три года, можно увидеть, что в 2022 году тип горение травы (стерни), больше в два раза, чем в 2021 г. и 2023 г. это обусловило и общее количество термических точек.

После фильтрации объём выборки составил порядка 12 000 термических точек в год (с сезонной вариацией: пик в апреле–мае и сентябре–октябре). Пространственный анализ показал выраженную неоднородность распределения: более 60 % всех точек сконцентрированы в лесостепной зоне и на юге региона, где преобладают открытые ландшафты, сенокосы и заброшенные сельхозугодья.

Методом построения тепловой карты плотности (kernel density estimation) были выделены «горячие зоны» — участки с систематически повторяющимися термическими аномалиями. Наиболее выраженные кластеры зафиксированы в Промышленновском и Ленинск-Кузнецком районах — вблизи дорожной сети и населённых пунктов, на юге Кузбасса (в границах Новокузнецкого и Прокопьевского районов) — на стыке степных и лесостепных ландшафтов.

Пространственная выборка термических точек не является равномерной по всей территории области — её плотность коррелирует с доступностью спутниковых снимков (облачность, угол обзора) и реальной горимостью. Для устранения смещения при расчёте плотности применялась коррекция по доле покрытия снимками по месяцам: в периоды высокой облачности (июнь–июль) вес точек снижался пропорционально доле пропущенных дней.

Анализ сезонности термических точек выявил два выраженных пика. Весенний (апрель–май) — связан с палами сухой травы, сельхозпалами и ранней вегетацией. На этот период приходится до 45 % годовых термических точек. Осенний (сентябрь–октябрь) — обусловлен уборкой урожая, сжиганием остатков и высыханием травяного покрова. Доля — около 35 %. Летний период (июнь–август) характеризуется меньшим числом точек, но большей долей лесных пожаров в труднодоступных районах.

Для оценки повторяемости очагов использовалась метрика «частота в ячейке 1×1 км» и рассчитывалось количество термических точек в каждой ячейке за три года. В результате были выделены участки с высокой повторяемостью (более 10 точек за 3 года в одной ячейке), которые совпадают с зонами повышенного риска по интегральной модели. Это подтверждает, что «горячие точки» не случайны, а отражают устойчивые факторы риска.

Интегральный показатель риска R*ij* рассчитывался по формуле взвешенной суммы факторов:

R*ij*= ω1*Ffire+ ω2*Fclimate+ ω 3*Fterrain+ ω 4*F landuse +ω5*Fanthro,

где

Ffire — частота и плотность термических точек;

Fclimate — индекс засушливости/пожарной опасности по метеоданным;

Fterrain — факторы рельефа (крутизна, экспозиция);

F landuse — уязвимость угодий (сухая трава, вырубки);

Fanthro — антропогенная нагрузка (близость к дорогам, населённым пунктам).

Веса факторов подбирались на основе корреляционного анализа с фактической статистикой пожаров (МЧС, лесопожарные службы):

ω1 (частота термических точек) — 0,35;

ω2 (индекс засушливости по метеоданным) — 0,25;

ω3 (рельеф: крутизна и экспозиция склонов) — 0,10;

ω4 (тип землепользования: уязвимые угодья) — 0,15;

ω5 (антропогенная нагрузка: близость к дорогам и населённым пунктам) — 0,15.

Карта риска была классифицирована на 4 класса: низкий, умеренный, повышенный, высокий. Распределение по площади следующее:

низкий — 38 %;

умеренный — 32 %;

повышенный — 21 %;

высокий — 9 %.

Зоны высокого риска преимущественно приурочены к открытым степным и лесостепным участкам с высокой долей заброшенных сельхозугодий, территориям вблизи дорог и населённых пунктов (буфер до 2 км), склонам южной экспозиции с повышенной инсоляцией и быстрым высыханием растительности.

Валидация проводилась путём сопоставления выделенных зон риска с фактической статистикой ландшафтных пожаров за 2021–2023 гг. (данные МЧС и региональных лесопожарных служб). При этом использовались такие метрики, как точность (доля пожаров в зонах риска среди всех предсказанных «опасных» ячеек) — 76–81 %, полнота (доля всех пожаров, попавших в зоны риска) — 78–85 %, F1-мера (гармоническое среднее точности и полноты) — 0,79–0,83.

Таким образом, модель корректно идентифицирует большинство реальных пожаров, при этом доля ложных срабатываний остаётся приемлемой для практического применения.

Анализ ошибок показал две основные причины расхождений:

Пропуски (ошибки второго рода) — связаны с облачностью и отсутствием спутниковых данных в отдельные периоды. В июне–июле доля пропущенных дней достигала 30–40 %, что снижало плотность термических точек и приводило к занижению риска в некоторых ячейках.

Ложные срабатывания (ошибки первого рода) — наблюдались вблизи промышленных зон и крупных населённых пунктов, несмотря на фильтрацию. Частично это объясняется тем, что некоторые объекты (например, карьеры, отвалы, ТЭЦ) имеют высокую температуру поверхности, сопоставимую с пожарами.

Для учёта этих эффектов в методике предусмотрена корректировка весов факторов в зависимости от месяца и доли покрытия снимками, а также использование буферных зон для исключения урбанизированных и промышленных территорий.

Корреляционный анализ показал, что наибольший вклад в объяснённую дисперсию риска дают частота термических точек (коэффициент корреляции с фактом — 0,78), индекс засушливости (0,65) и близость к дорогам (0,59).

Рельеф и тип землепользования вносят меньший, но значимый вклад (коэффициенты 0,42 и 0,48 соответственно), особенно в сочетании с другими факторами. Например, сухие степи вблизи дорог имеют значительно более высокий риск, чем аналогичные угодья вдали от транспортной сети.

Заключение

Интеграция разнородных ресурсов позволяет перейти от простой фиксации термических точек к объяснимой оценке риска. Важным преимуществом является возможность выявлять не только текущие, но и потенциально опасные участки — например, сухие степи вблизи дорог в засушливые периоды.

Таким образом, выборка термических точек должна учитывать сезонность и облачность — иначе оценки будут смещены, визуализация карт риска должна сопровождаться легендами и пояснением масштаба, чтобы избежать неверной интерпретации, погрешности отдельных источников (например, разрешение снимков, ошибки метеоданных) необходимо явно указывать и компенсировать методами фильтрации и взвешивания.

Практическая значимость результатов заключается в возможности использования предложенной методики для оперативного мониторинга и планирования превентивных мер (патрулирование, опашка, информирование населения).

В работе предложена и апробирована методика интеграции разнородных информационных ресурсов для оценки риска ландшафтных пожаров на примере Кемеровской области. Показано, что объединение спутниковых, метеорологических, топографических, землепользовательских и статистических данных позволяет повысить точность локализации пожароопасных территорий. Статистическая валидация подтвердила работоспособность подхода. Дальнейшее развитие методики может включать применение машинного обучения для автоматического подбора весов факторов и учёта нелинейных зависимостей.

Литература
1. Приказ Минприроды России от 01.04.2022 № 244. Об утверждении Правил тушения лесных пожаров [Электронный ресурс] // Гарант. URL: https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/405045151/.
2. ГОСТ Р 22.1.09-99. Безопасность в чрезвычайных ситуациях. Мониторинг и прогнозирование лесных пожаров. Общие требования. — Москва : Госстандарт России, 1999. — 12 с.
3. Giglio L., Csiszar I., Justice C. O. Global, contextual fire detection and saturation identification algorithm // Remote Sensing of Environment. — 2003. — Vol. 87, No. 4. — P. 521–533.
4. Yebra M., Chuvieco E., Riaño D. Quantifying the difference between MODIS fire detection and Landsat fire mapping in the Mediterranean ecosystem // Remote Sensing of Environment. — 2013. — Vol. 139. — P. 317–328.
5. NASA Fire Information for Resource Management System (FIRMS). Active Fire Data (MODIS/VIIRS) [Электронный ресурс] // NASA Earthdata. — URL: https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov.
6. Copernicus Climate Change Service (C3S). ERA5 reanalysis data [Электронный ресурс] // Copernicus Climate Data Store (CDS). — DOI: 10.24381/cds.adbb2d47. — URL: https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview.
7. NASA LAADS DAAC. MODIS Active Fire / Thermal Anomalies data products [Электронный ресурс]. — URL: https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov.
8. Giglio L., Schroeder W., Justice C. O. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products // Remote Sensing of Environment. — 2016. — Vol. 178. — P. 31–41.
9. NOAA CLASS. VIIRS Fire products [Электронный ресурс]. — URL: https://www.class.noaa.gov.
10. Schroeder W. et al. Active fire detection using VIIRS 375 m data // Remote Sensing of Environment. — 2014. — Vol. 143. — P. 103–115.
11. ФБУ «Авиалесоохрана». ИСДМ-Рослесхоз [Электронный ресурс]. — URL: https://nffc.aviales.ru/main_pages/index.shtml.
12. ИКИ РАН. Сервисы «Вега» и «Вега-Science» [Электронный ресурс]. — URL: http://sci-vega.ru.
13. USGS/NASA. Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) digital elevation model [Электронный ресурс] // USGS EarthExplorer. — Версия: SRTMGL1_003 (void-filled, 30 m). — URL: https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radiography-mission-srtm.
14. ESRI. ArcGIS Pro : документация по инструментам анализа рельефа [Электронный ресурс]. — URL: https://doc.esri.com/en/arcgis-pro/latest.
15. CGIAR-CSI. SRTM 90m Digital Elevation Database v4.1 [Электронный ресурс]. — URL: https://srtm.csi.cgiar.org.
16. European Space Agency. CCI Land Cover : Product User Guide [Электронный ресурс]. — URL: https://www.esa-landcover-cci.org.
17. Лупян Е. А., Барталев С. А., Ершов Д. В. и др. Спутниковый мониторинг лесных пожаров: современные возможности и опыт применения // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. — 2017. — Т. 14, № 6. — С. 158–175.
18. Лурье И. К. Геоинформационное картографирование. Методы компьютерной геоинформатики. — Москва : Научный мир, 2017. — 288 с.
19. Jensen J. R. Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective. — Upper Saddle River : Prentice Hall, 2007. — 592 p.

Integration of heterogeneous information resources in a landscape fire risk assessment system (using the Kemerovo region – Kuzbass as an example)

Anikina Yu.A., Ishchenko V.A.
Siberian Fire and Rescue Academy EMERCOM of Russia

JEL classification: C10, C50, C60, C61, C80, C87, C90

This article proposes a methodology for integrating disparate data sources to assess landscape wildfire risk at the regional level. The Kemerovo Region-Kuzbass, characterized by a combination of natural and pronounced anthropogenic factors, is used as a case study. The assessment system includes satellite monitoring data from thermal hotspots, meteorological parameters, terrain and land-use data, emergency statistics, and information on proximity to settlements and transport infrastructure.

An algorithm for preprocessing and reconciling disparate data is proposed, including filtering out false positives from thermal hotspots, consolidating the data to a common spatial reference and time scale, and generating an integrated risk indicator based on a weighted combination of factors. The results were validated by comparing high-risk zones with actual fire statistics for 2021–2023. It has been demonstrated that integrating diverse resources improves the accuracy of fire-prone areas localization and allows for the identification of areas with systematically recurring outbreaks. The results can be used by emergency management and forestry authorities to plan preventive measures.

Keywords: Landscape fire risk, data integration, thermal points, remote sensing, Kemerovo Oblast, risk assessment.

References
1. Order of the Ministry of Natural Resources of Russia dated 01.04.2022 No. 244. On approval of the Rules for extinguishing forest fires [Electronic resource]//Guarantor. URL: https://www.garant.ru/products/ipo/prime/doc/405045151/.
2. GOST R 22.1.09-99. Safety in emergency situations. Forest fire monitoring and forecasting. General requirements. - Moscow: Gosstandart of Russia, 1999. - 12 s.
3. Giglio L., Csiszar I., Justice C. O. Global, contextual fire detection and saturation identification algorithm // Remote Sensing of Environment. — 2003. — Vol. 87, No. 4. — P. 521–533.
4. Yebra M., Chuvieco E., Riaño D. Quantifying the difference between MODIS fire detection and Landsat fire mapping in the Mediterranean ecosystem // Remote Sensing of Environment. — 2013. — Vol. 139. — P. 317–328.
5. NASA Fire Information for Resource Management System (FIRMS). Active Fire Data (MODIS/VIIRS) [Электронный ресурс] // NASA Earthdata. — URL: https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov.
6. Copernicus Climate Change Service (C3S). ERA5 reanalysis data [Электронный ресурс] // Copernicus Climate Data Store (CDS). — DOI: 10.24381/cds.adbb2d47. — URL: https://cds.climate.copernicus.eu/datasets/reanalysis-era5-single-levels?tab=overview.
7. NASA LAADS DAAC. MODIS Active Fire / Thermal Anomalies data products [Электронный ресурс]. — URL: https://ladsweb.modaps.eosdis.nasa.gov.
8. Giglio L., Schroeder W., Justice C. O. The collection 6 MODIS active fire detection algorithm and fire products // Remote Sensing of Environment. — 2016. — Vol. 178. — P. 31–41.
9. NOAA CLASS. VIIRS Fire products. — URL: https://www.class.noaa.gov.
10. Schroeder W. et al. Active fire detection using VIIRS 375 m data // Remote Sensing of Environment. — 2014. — Vol. 143. — P. 103–115.
11. FBU "Avialesokhrana." ISDM-Rosleskhoz [Electronic resource]. — URL: https://nffc.aviales.ru/main_pages/index.shtml.
12. IKI RAS. Services "Vega" and "Vega-Science" [Electronic resource]. — URL: http://sci-vega.ru.
13. USGS/NASA. Shuttle Radar Topography Mission (SRTM) digital elevation model [Электронный ресурс] // USGS EarthExplorer. - Version: SRTMGL1 _ 003 (void-filled, 30 m). — URL: https://www.usgs.gov/centers/eros/science/usgs-eros-archive-digital-elevation-shuttle-radiography-mission-srtm.
14. ESRI. ArcGIS Pro Terrain Analysis Tools Documentation [Electronic Resource]. — URL: https://doc.esri.com/en/arcgis-pro/latest.
15. CGIAR-CSI. SRTM 90m Digital Elevation Database v4.1 [Electronic Resource]. — URL: https://srtm.csi.cgiar.org.
16. European Space Agency. CCI Land Cover: Product User Guide. — URL: https://www.esa-landcover-cci.org.
17. Lupyan E.A., Bartalev S.A., Ershov D.V. et al. Satellite monitoring of forest fires: modern capabilities and application experience//Modern problems of remote sensing of the Earth from space. — 2017. - T. 14, NO. 6. - S. 158-175.
18. Lurie I.K. Geoinformation mapping. Computer geoinformatics methods. - Moscow: Scientific World, 2017. - 288 p.
19. Jensen J. R. Remote Sensing of the Environment: An Earth Resource Perspective. — Upper Saddle River : Prentice Hall, 2007. — 592 p.