

Научная статья
УДК 630.432

МОДЕЛИРОВАНИЕ РИСКОВ ВОЗНИКНОВЕНИЯ ПРИРОДНЫХ ПОЖАРОВ С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ МЕТОДОВ ЯДЕРНОЙ ПЛОТНОСТИ И ГРАДИЕНТНОГО БУСТИНГА

Дмитрий Дмитриевич Стратонов¹, Сергей Павлович Паршин²,
Валерий Владимирович Фомин³

¹⁻³ Уральский государственный лесотехнический университет,
Екатеринбург, Россия

¹ stratonovdd@m.usfeu.ru

² psp@m.usfeu.ru

³ fominvv@m.usfeu.ru

Аннотация. Построены модели прогнозирования рисков возникновения природных пожаров в Уральском федеральном округе в 2001–2024 гг. методами ядерной оценки плотности (KDE) и градиентного бустинга. Полученные модели обладают достаточно высоким уровнем количественной адекватности.

Ключевые слова: природные пожары, ядерная оценка плотности, градиентный бустинг, спутниковые данные MODIS

Благодарности: работа выполнена в рамках госбюджетной темы Министерства науки и высшего образования РФ (шифр темы FEUG-2023-0002).

Для цитирования: Стратонов Д. Д., Паршин С. П., Фомин В. В. Моделирование рисков возникновения природных пожаров с использованием методов ядерной плотности и градиентного бустинга // Научное творчество молодежи – лесному комплексу России = Scientific creativity of youth to the forest complex of Russia : материалы XXII Всероссийской (национальной) научно-технической конференции студентов и аспирантов. Екатеринбург : УГЛТУ, 2026. С. 1235–1237.

Original article

MODELING WILDFIRE RISKS USING KERNER DENSITY ESTIMATION AND GRADIENT BOOSTING METHODS

Dmitry D. Stratonov¹, Sergey P. Parshin³, Valery V. Fomin²

^{1–3} Ural State Forest Engineering University, Ekaterinburg, Russia

¹ stratonovdd@m.usfeu.ru

² psp@m.usfeu.ru

³ fominvv@m.usfeu.ru

Abstract. Models for predicting wildfire risks in the Ural Federal District from 2001 to 2024 were constructed using Kernel Density Estimation (KDE) and the Gradient Boosting machine learning method. The resulting models have a sufficiently high level of quantitative adequacy.

Keywords: wildfires, Kernel Density Estimation, gradient boosting, MODIS satellite data

Acknowledgments: the work was carried out within the framework of the implementation of the state budgetary theme FEUG-2023-0002.

For citation: Stratonov D. D., Parshin S. P., Fomin V. V. (2026) Modelirovanie riskov vozniknoveniya prirodny`x pozharov s ispol`zovaniem metodov yadernoj plotnosti i gradientnogo bustinga [Modeling wildfire risks using kernel density estimation and gradient boosting methods]. Nauchnoe tvorchestvo molodezhi – lesnomu kompleksu Rossii [Scientific creativity of youth to the forest complex of Russia] : materials of the XXII All-Russian (national) Scientific and Technical Conference of undergraduate and postgraduate students. Ekaterinburg : USFEU, 2026. P. 1235–1237. (In Russ).

Проведена оценка плотности вероятности возникновения термоточек на территории Уральского федерального округа (УрФО) за период с 2001 по 2024 гг. В исследовании использовали архивы спутниковых данных спектрометра MODIS [1]. Предварительный анализ их распределения на исследуемой территории показал необходимость обоснованного выбора параметров сглаживания для метода ядерной оценки плотности (KDE) – одного из эффективных методов оценки плотности вероятности событий.

Для построения растров плотности использовалась статическая ширина окна сглаживания $h \approx 17$ км. Выбор данной величины обоснован применением метода оценки по среднему расстоянию до ближайшего соседа. Экспериментально установлено, что для рассматриваемого набора данных именно фиксированное значение h является оптимальным, позволяя эффективно выявлять устойчивые очаги пожарной опасности без избыточного шума или чрезмерного сглаживания, характерного для больших окон.

На основе комплексного набора климатических (ERA5) [2], ландшафтных (ESA WorldCover [3], ASTER DEM [4]) и антропогенных (OpenStreetMap [5]) данных, используемых в качестве предикторов, были созданы прогностические модели машинного обучения непрерывной поверхности плотности вероятности возникновения пожаров. В качестве метода машинного обучения использовали градиентный бустинг. Валидацию моделей проводили по стратегии Leave-One-Year-Out, пять различных конфигураций моделей последовательно обучались на выборке $n-1$ лет и тестировались на каждом месяце исключенного из обучения года. Это позволило оценить обобщающую способность алгоритмов на независимых временных интервалах.

Например, для апреля анализ результатов показал, что коэффициент детерминации R^2 варьирует в широком диапазоне от 0,2 до 0,8. Наилучшие результаты ($R^2 > 0.6$) получены для периода с 2001 по 2018 гг., когда количество термоточек было значительно выше, чем в последующие годы.

Список источников

1. NASA FIRMS. MODIS Collection 6.1 NRT Hotspot / Active Fire Detections MCD14ML. 2024. // NASA.gov : [сайт]. URL : <https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov> (дата обращения: 26.11.2025).
2. Copernicus Climate Change Service (C3S). ERA5: Fifth generation of ECMWF atmospheric reanalyses of the global climate. 2017 // Copernicus.eu : [сайт]. URL : <https://cds.climate.copernicus.eu> (дата обращения: 26.11.2025).
3. ESA WorldCover. ESA WorldCover 10 m 2021 v200 / D. Zanaga [et al.] 2022 // esa-worldcover.org : [сайт]. URL: <https://viewer.esa-worldcover.org> (дата обращения: 26.11.2025).
4. NASA/METI/AIST. ASTER Global Digital Elevation Model V003. 2019 // NASA.gov : [сайт]. URL : <https://search.earthdata.nasa.gov>
5. OpenStreetMap contributors. Russia/Ural Federal District Data. 2024 // Geofabrik.de : [сайт]. URL: <https://download.geofabrik.de/russia/ural-federal-district.html> (дата обращения: 26.11.2025).