

О модели прогнозирования вероятности возникновения природного пожара на основе данных дистанционного зондирования Земли

Е. В. Иванов, А. В. Рыбаков, А. В. Дмитриев, Э. К. Фукс

*Академия гражданской защиты МЧС России
Московская обл., Химки, 141435, Россия
E-mail: e.ivanov@amchs.ru*

Приводится описание основных этапов построения модели прогнозирования вероятности возникновения природного пожара на данных дистанционного зондирования Земли. Обосновывается выбор факторов, которые влияют на точность прогноза, приводится их классификация. С учётом выявленных факторов предложена математическая постановка задачи оценки вероятности возникновения природного пожара в условиях специфики локализованного участка местности, для которого осуществляется прогноз. Проведено сравнение основных используемых в настоящее время методов прогнозирования, выбран наилучший с точки зрения точности и достоверности получаемых результатов. На основе сформулированной постановки задачи прогнозирования вероятности возникновения природных пожаров и предложенного метода её решения построена математическая модель оценки вероятности прогнозирования природных пожаров, основанная на применении методов анализа больших данных. В частности, для разработки статистической модели использовалась библиотека машинного обучения CatBoost, реализующая алгоритмы градиентного бустинга на деревьях решений. В качестве примера реализации предлагаемой модели, базирующейся на основе данных дистанционного зондирования Земли, была рассмотрена территория Красноярского края. Для представленного участка была определена значимость вкладов факторов, влияющих на вероятность возникновения природного пожара, точность построенной модели предсказания термоточек составила 77 %.

Ключевые слова: статистическая модель, модель прогнозирования, природные пожары, термоточка, вероятность возникновения природного пожара, дистанционное зондирование, большие данные

Одобрена к печати: 15.06.2022
DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-3-77-87

Введение и обзор литературы

Вопросы прогнозирования возникновения природных пожаров неразрывно связаны с определением пожарной опасности участка, для которого осуществляется прогноз. В настоящее время нормативно-правовая база даёт трактовку только для лесного фонда. Под пожарной опасностью понимается степень пожарной опасности территории лесного фонда, обусловленная преобладающими на ней типами леса и лесных участков, их природными и другими особенностями, определяющими состав, количество и распределение лесных горючих материалов, а также в значительной степени содержание влаги в этих материалах.

В работе в дальнейшем будем оперировать термином «природный пожар» как наиболее полно описывающим все возможные случаи неконтролируемого горения в природной среде.

Если говорить об отечественных работах, посвящённых анализу факторов, оказывающих влияние на состояние пожарной опасности, то особое внимание следует уделить статье (Белоусов и др., 2018), где рассмотрению подвергаются около 30 факторов, которые сводятся в четыре основные группы:

- метеорологические условия;
- антропогенная нагрузка;
- лесорастительная формация;
- географические условия.

Вместе с тем построение полноценной модели, учитывающей все рассматриваемые факторы, возможно только за счёт обоснованного использования сочетания методов физического моделирования процессов, методов обработки статистических данных, методов математического моделирования.

Проведённый анализ (Барановский, Кузнецов, 2009; Гришин, Фильков, 2005; Соколова и др., 2009) позволяет сделать вывод о том, что в качестве исходных данных для оценки пожарной опасности в настоящее время на практике применяется ограниченное число факторов, в частности характеризующих метеорологические условия и свойства горючего материала. Применение ограниченного количества оцениваемых параметров, в свою очередь, связано с тем, что большинство моделей разрабатывалось ещё в прошлом веке, когда были некоторые трудности, связанные со сбором информации о критериях, характеризующих пожарную опасность.

Развитие систем контроля и мониторинга пожарной (лесопожарной) обстановки, в том числе и с использованием средств дистанционного зондирования Земли, позволило собрать обширную базу данных (Безвесильная и др., 2018; Шинкаренко, Берденгадиева, 2019), содержащую сведения о зарегистрированных событиях (термоточках) и параметрах, определяющих пожарную (лесопожарную) обстановку.

В свою очередь, собранный массив данных при соответствующей обработке может быть использован в качестве основы для построения статистической модели оценки вероятности возникновения природного пожара в зависимости от значений параметров, влияющих на пожарную обстановку.

Цель работы заключается в описании метода прогнозирования пожароопасности на локализованном участке местности по данным, получаемым посредством дистанционного зондирования Земли.

Объект исследования и постановка задачи

Для каждого из рассматриваемых участков местности (на данном этапе можно опираться на административно-территориальное деление) на первом этапе осуществляется сбор актуальной информации о пожарной обстановке за период наблюдений.

На следующем этапе обрабатываются сведения о событиях (обнаруженных и подтверждённых термоточках) и формируются кластеры, т. е. локализуются участки со сходными условиями пожарной опасности.

Для пожароопасного периода применительно к каждому конкретному локализованному участку местности требуется решить следующую задачу: в зависимости от располагаемой к дате составления прогноза метеорологической информации в течение периода его заблаговременности T определить условную вероятность $P(t)$ возникновения природного пожара:

$$P(t) = f(F), \quad (1)$$

где F — факторы, оказывающие влияние на пожарную опасность.

Вероятностный характер прогноза возникновения природного пожара обусловлен ошибками прогнозирования факторов, влияющих на пожарную обстановку, а также спецификой локализованного участка местности, для которого осуществляется прогноз.

При этом для формирования прогноза на дату составления вероятностного прогноза гидрометеорологическая информация должна быть представлена с высокой точностью и максимально подробна. Исходя из этого, в предлагаемой методике вероятностного прогнозирования принимается положение о том, что имеющаяся на дату составления вероятностного прогноза t информация определяется значением прогноза, а также значениями условий (влияющих на пожарную обстановку) на срок в несколько дней (в примере рассматривали семь дней) до того, как наступило событие (была зарегистрирована термоточка). Таким образом, искомая условная вероятность выражается в виде:

$$P(t) = f\{F(t) | F(t + n_i)\}, \quad (2)$$

где n_i — число дней, для которых факторы, оказывающие влияние на пожарную опасность, значимы (влияют на вероятность возникновения природного пожара).

Для расчёта прогностической вероятности возникновения природного пожара необходимо также учитывать абсолютные или относительные ошибки прогноза по параметрам, характеризующим пожарную опасность.

Рассмотренная постановка задачи прогнозирования вероятности возникновения природного пожара предполагает применение статистических методов прогнозирования. Суть предлагаемых к рассмотрению моделей будет сводиться к определению наиболее значимых факторов, влияющих на пожарную опасность (статистические методы), на основе анализа данных многолетних наблюдений для конкретного участка местности.

Данные и методы

Подбор метеоданных осуществлялся с информационного ресурса — ftp-сервера Национального управления океанических и атмосферных исследований США (*англ.* National Oceanic and Atmospheric Administration — NOAA). Данный ресурс — открытый источник, метеорологические данные он формирует на основе информации, получаемой с помощью дистанционного зондирования Земли с привязкой к координатной сетке (Glenn et al., 2006), также формирует с помощью своей модели прогноз на предстоящие периоды времени. Периоды разделены между собой с помощью верификации прогнозной модели: подразумевается, что чем меньше прогнозируемого времени, тем точнее модель.

Подбор данных статистики по пожарам формировался из базы данных фиксируемых термоточек (<https://fires.ru/>). Область мониторинга включает в себя всю Россию и сопредельные территории, где обеспечивается оперативный приём спутниковых данных, необходимых для детектирования пожаров. Глобальное покрытие основывается на данных системы NASA FIRMS (NASA — *англ.* National Aeronautics and Space Administration, Национальное управление по аэронавтике и исследованию космического пространства; FIRMS — *англ.* Fire Information for Resource Management System) (Davies et al., 2012), пример на *рис. 1*. Информация о пожарах публикуется на интерактивной карте с предоставлением необходимых инструментов просмотра и навигации. В выборку были взяты только подтверждённые термоточки категории «природный пожар».

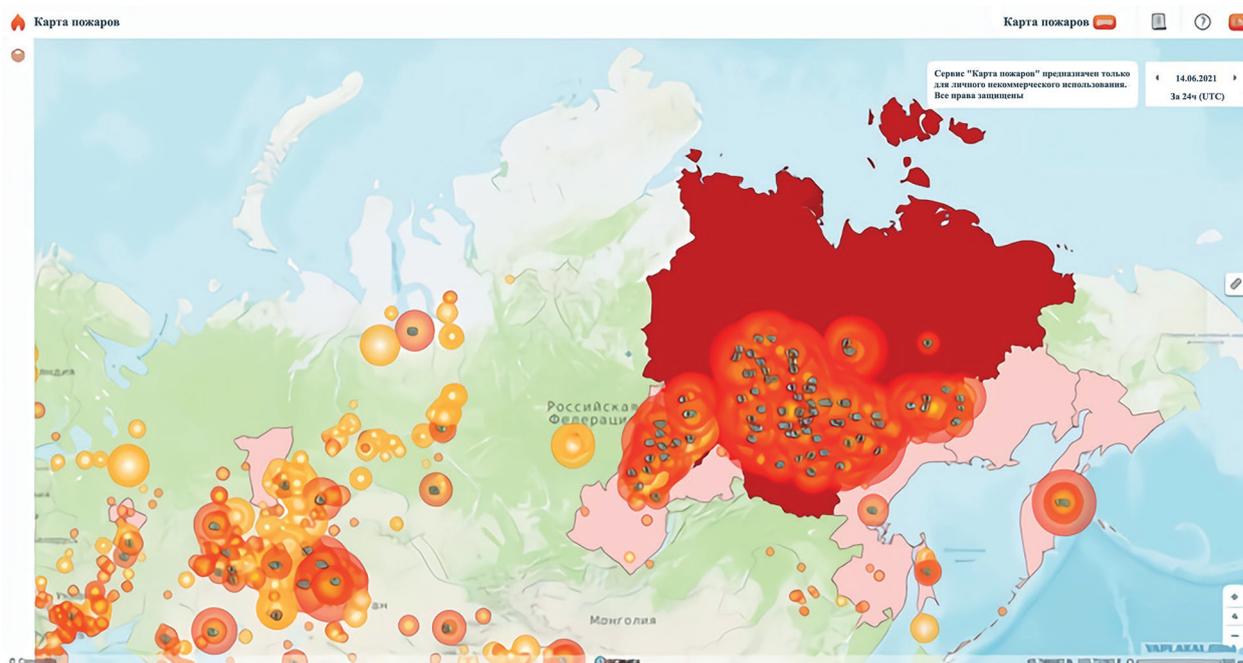


Рис. 1. Карта термоточек (<https://fires.ru/>) на 2021 г.

Для прогнозирования данные по пожарам за период времени с 2012 по 2020 г. были сгруппированы по пространственному признаку и метео данным, что позволило выделить зоны, различные по частоте возникновения пожаров. Выделение зон проводилось методом кластеризации DBSCAN (англ. Density-based spatial clustering of applications with noise, пространственная кластеризация для приложений с шумами). Основная концепция алгоритма DBSCAN состоит в том, чтобы найти области высокой плотности, которые отделены друг от друга областями низкой плотности.

Согласно данному алгоритму, все точки, для которых осуществляется построение кластера, делятся на три большие группы:

- базовые точки — точки в кластере, имеющие минимальное количество соседей в некотором ограниченном пространстве ϵ ;
- пограничные точки — точки в кластере, которые имеют количество соседних точек меньше минимального количества, чем их соседи в некотором ограниченном пространстве ϵ ;
- шумовые точки — точки, характеризующие выбросы, случайные события, не принадлежащие ни одному из кластеров.

Для операции кластеризации в соответствии с данным алгоритмом необходимо:

1. Определить допустимое количество соседей, а также «размеры» области пространства ϵ .
2. Выбрать случайную точку x_1 и определить её принадлежность к одной из групп точек. Соответственно, если количество соседей для точки меньше некоторого заданного числа, то её отмечают как шумовую точку, если больше, то данная точка отмечается как базовая.
3. В случае если рассматриваемая точка принимается за базовую, то выполняется проверка по каждой соседней точке (x_i); соответственно, итерации по точкам идут до тех пор, пока все соседние точки для рассматриваемой цепочки не будут относиться к шумовым.

В качестве недостатка данного метода стоит отметить сложность обоснования величины ϵ , отсутствие рассчитанного центра кластера, возможность отнесения ряда точек к нескольким кластерам одновременно (пример на *рис. 2*).

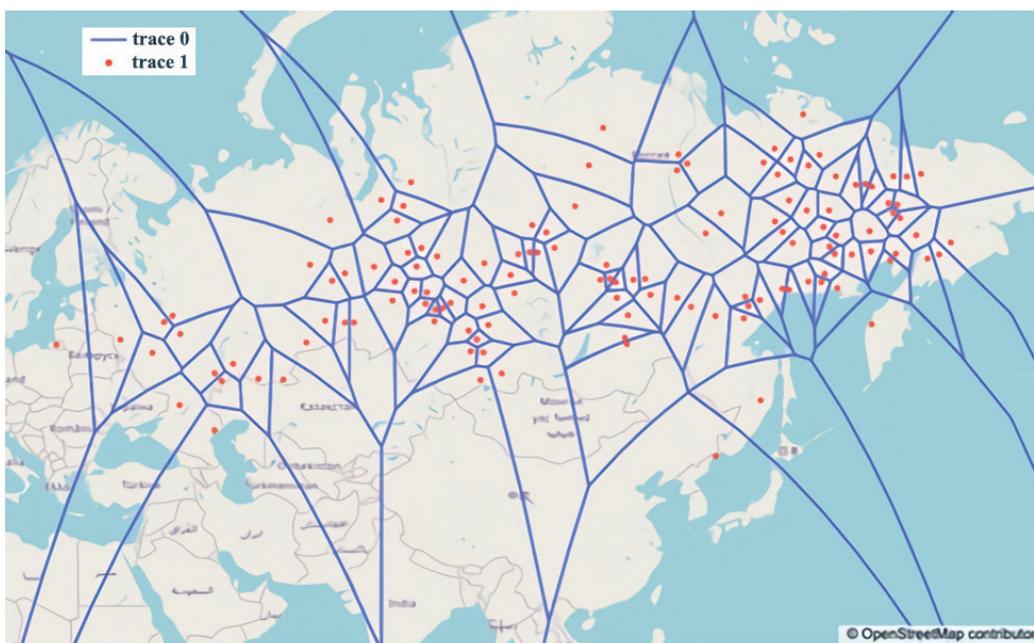


Рис. 2. Пример применения метода DBSCAN с помощью термоточек; trace 0 — границы кластеров, trace 1 — центроиды кластеров

Положительным моментом применения данного алгоритма становится выявление выбросов, шумовых точек (Трегубов и др., 2021).

Предварительно на основе обработки статистических данных были получены методанные к каждому природному пожару (далее — событие) на двухнедельный интервал, из них формировались дополнительные параметры. Построение модели для решения задачи по прогнозированию природных пожаров состояло из анализа множества библиотек машинного обучения, основанием которых был регрессионный анализ, деревья решений. После анализа библиотек машинного обучения наиболее подходящей оказалась CatBoost, реализующая уникальный патентованный алгоритм (открытого доступа) построения моделей машинного обучения, использующий одну из оригинальных схем градиентного бустинга.

В модель был заложен алгоритм, который определял день фиксации термоточки как «1» для квадрата, где она была зафиксирована, при этом другие квадраты на размеченной местности отмечались как «0». Формальный вид исходных данных:

$$X = \begin{pmatrix} x_{11} & x_{12} & \dots & x_{1m} \\ x_{21} & x_{22} & \dots & x_{2m} \\ \dots & \dots & \ddots & \dots \\ x_{n1} & x_{n2} & \dots & x_{nm} \end{pmatrix}, \quad Y = \begin{pmatrix} y_1 \\ y_2 \\ \vdots \\ y_n \end{pmatrix}, \quad (3)$$

где x_{ij} — значения j -го фактора; i — номер строки или номер наблюдения; y_n — значения выходного параметра (фиксировалось или нет событие), соответствующее значениям факторов x_{ij} (значения «0» или «1»); $j \in [1; m]$ — количество оцениваемых факторов, оказывающих влияние на пожарную обстановку.

На основе сопоставления сведений о «наступлении» — «не наступлении» события с параметрами, влияющими на пожарную обстановку, по алгоритму градиентного бустинга на деревьях решений строится соответствующая математическая модель, реализующая принцип прогноза вероятности наступления события (фиксация природного пожара) на основе прогнозируемых значений факторов, влияющих на пожарную обстановку.

Результаты и их обсуждение

Для проверки работоспособности алгоритма осуществлялось построение модели предсказания вероятности возникновения природного пожара на территории Красноярского края (рис. 3, см. с. 82).

Выбор для апробации модели Красноярского края обусловлен особыми условиями функционирования системы мониторинга и прогнозирования, сложной пожарной обстановкой, наблюдаемой в последнее время, а также наличием значительных объёмов архивных материалов, которые использовались при построении модели. Всего на территории края размещено 82 наблюдательных подразделения Среднесибирского управления по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды, которым присвоен статус «труднодоступных». Это означает, что станции расположены в сложных физико-географических и суровых климатических условиях таёжной, полярной и высокогорной зон, а также в населённых пунктах или вдали от них.

Для построения модели применялись следующие библиотеки: Pandas, SQLAlchemy, Matplotlib, Scikit-learn, FEDOT, TPOT, LAMA, FLAML, XgBoost, CatBoost, Requests, GZIP, Urllib-request.

Аналізу подвергались данные по пожарной обстановке за период с 2012 по 2021 г. Все исходные данные для расчётов подаются в систему из нескольких источников: открытой базы данных погодных условий NOAA, баз данных Росгидромета (Федеральная служба по гидрометеорологии и мониторингу окружающей среды) и базы данных информационно-аналитического центра МЧС России (Министерство Российской Федерации по делам гражданской обороны, чрезвычайным ситуациям и ликвидации последствий стихийных бедствий).

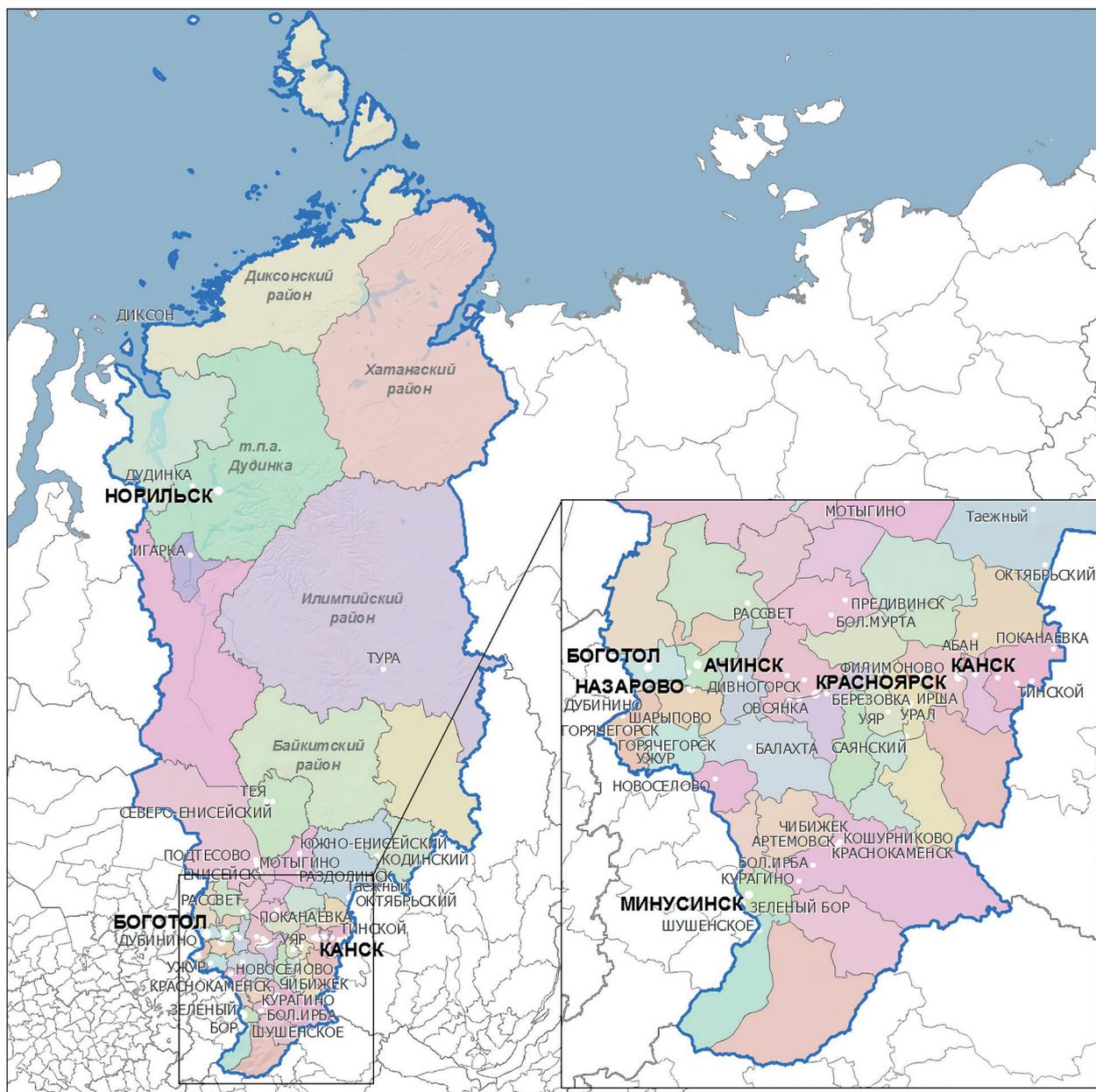


Рис. 3. Территория Красноярского края

Открытая база данных NOAA представляет собой погодные данные, интерполированные на координатную сетку с шагом $2,5^\circ$. Точкой отсчёта считается пересечение нулевого меридиана и экватора. Все данные хранятся в формате netcdf на ftp-сервере управления.

Данные Росгидромета были получены с помощью баз данных информационно-аналитического центра МЧС России, представляют собой базу данных PostgreSQL. Данные по погодным условиям хранятся там по координатам метеостанций, находящихся на территории России. Источником информации по термическим точкам с привязкой к координатам, в которых они были локализованы, выступают средства дистанционного зондирования Земли.

В качестве независимых переменных были выбраны следующие параметры (на рис. 4, см. с. 83, приведена их значимость):

- абсолютная скорость ветра в точке координат;
- количество осаждаемой воды;
- температура воздуха;
- индекс NDVI (*англ.* Normalized Difference Vegetation Index — нормализованный разностный вегетационный индекс), показатель вегетации растений;

- уровень CO_2 ;
- относительная влажность воздуха.

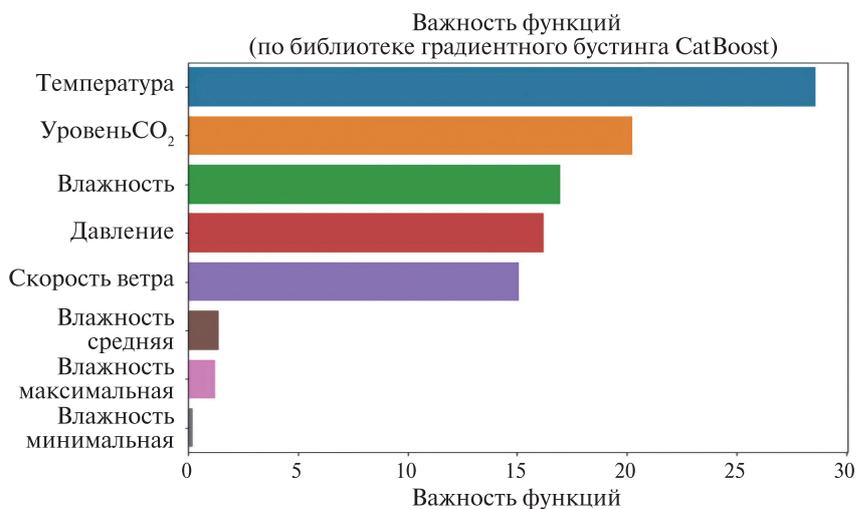


Рис. 4. Значимость параметров модели

Для предсказания вероятности возникновения пожара модель обучалась для каждого кластера отдельно. Обучение модели осуществлялось на архивных данных за период с 2012 по 2020 г.

Для проверки результатов использовалась валидационная выборка по параметрам за 2021 г. С помощью полученных данных был составлен набор данных (*англ.* Data set), который включает в себя информацию по зафиксированным термоточкам и соответствующим им метеоданным. Пример модели представлен на рис. 5.

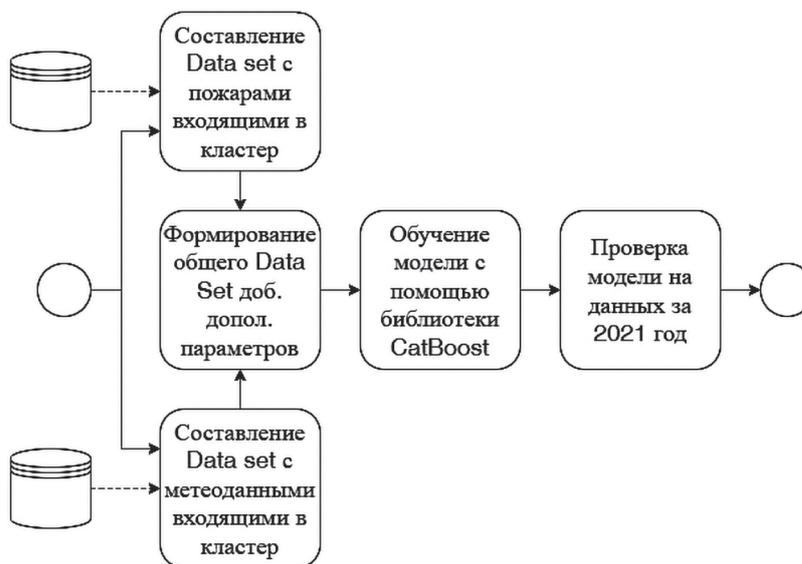


Рис. 5. Схематичный вид модели

Результаты исследования представлены при помощи ROC-кривой AUC (*англ.* receiver operating characteristic; area under curve), точность составляет 86,4 % во всём 2021 г. и с 5-го по 9-й месяц того же года — 80 %. В табл. 1 и 2 показан результат, полученный с помощью модели.

Таблица 1. Результаты исследования 2021 г.

| | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| No fire | 1,00 | 0,87 | 0,93 | 61554 |
| Fire | 0 | 0,77 | 0,01 | 47 |
| Accuracy | — | — | 0,87 | 61601 |
| Macro avg | 0,50 | 0,82 | 0,47 | 61601 |
| Weighted avg | 1,00 | 0,87 | 0,93 | 61601 |

Примечание: precision — точность; recall — полнота; f1-score — среднее гармоническое precision и recall; no fire — нет пожара; fire — есть пожар; accuracy — доля правильных ответов алгоритма; support — общее количество элементов; accuracy — доля правильных ответов алгоритма; macro avg — среднее значение точности/полноты; weighted avg — взвешенное среднее.

Таблица 2. Результаты исследования с 5-й по 9-й месяц 2021 г.

| | Precision | Recall | F1-score | Support |
|--------------|-----------|--------|----------|---------|
| No fire | 1,00 | 0,77 | 0,87 | 34074 |
| Fire | 0 | 0,77 | 0,01 | 47 |
| Accuracy | | | 0,77 | 34074 |
| Macro avg | 0,50 | 0,77 | 0,44 | 34074 |
| Weighted avg | 1,00 | 0,77 | 0,87 | 34074 |

Для всего 2021 г. показатель точности составляет 87,5 % (для периода с мая по сентябрь — 77,4 %), пример на рис. 6.



Рис. 6. Пример показателей при проверке за весь 2021 г.

Созданная модель была проверена на данных валидационной выборки и по результатам обработки показала правильное предсказание 26 365 из 34 074 не пожаров и 36 из 47 пожаров (по данным за весь 2021 г.). На промежутке с мая по сентябрь 2021 г. показатели точности составили правильное предсказание 53 845 из 61 554 не пожаров и 36 из 47 пожаров.

Заключение и выводы

Накопленные в настоящий момент статистические данные по чрезвычайным ситуациям могут стать действенным инструментом прогноза и предупреждения неблагоприятных событий. Для того чтобы собранные данные могли использоваться в работе чрезвычайных служб, необходим анализ методов, применяемых при работе с «большими данными» (*англ.* big data), которые могут быть использованы в интересах МЧС России.

В статье в качестве такого примера представлен подход к разработке модели предсказания вероятности возникновения природных пожаров, базирующийся на применении методов анализа больших данных. Как инструмент построения статистической модели использовалась библиотека машинного обучения CatBoost, реализующая алгоритмы градиентного бустинга на деревьях решений.

Для рассматриваемого примера (Красноярский край) точность модели составила порядка 77 % для предсказания термоточек. При этом основной проблемой, по мнению авторов, представляется отсутствие достоверной статистики по параметрам, влияющим на пожарную обстановку, что связано с недостаточным развитием сети мониторинга и наблюдения для рассматриваемого субъекта и необходимостью соответствующей предобработки исходных данных.

Литература

1. Барановский Н. В., Кузнецов Г. В. Разработка модуля прогноза лесных пожаров от грозовой активности // Горный информационно-аналит. бюл. 2009. С. 83–86.
2. Безвесильная А. А., Смирнов Б. П., Литвин А. А. Постановка научной задачи обоснования оптимального варианта автоматизации процесса обработки данных в интересах поддержки принятия решений в чрезвычайной ситуации // Научные и образовательные проблемы гражданской защиты. 2018. № 4(39). С. 87–96.
3. Белоусов Р. Л., Араштаев А. И., Вологдин В. А., Трофлянин В. В. Анализ факторов природной пожарной опасности лесной территории Республики Татарстан // Научные и образовательные проблемы гражданской защиты. 2018. № 1(36). С. 69–81.
4. Гришин А. М., Фильков А. И. Прогноз возникновения и распространения лесных пожаров. Кемерово: Практика, 2005. 202 с.
5. Соколова Г. В., Коган Р. М., Глаголев В. А. Пожарная опасность территории Среднего Приамурья: оценка, прогноз, параметры мониторинга. Хабаровск: ДВО РАН, 2009. 265 с.
6. Трегубов П. С., Савенков П. А., Небродова И. Н. Модификация алгоритма DBSCAN: Алгоритм WRAPDBSCAN: Применение алгоритма WRAPDBSCAN в задаче детектирования аномальных геолокаций // Изв. Тульского гос. ун-та. Техн. науки. 2021. Вып. 2. С. 62–69. DOI: 10.24412/2071-6168-2021-2-62-69.
7. Шинкаренко С. С., Берденгалиева А. Н. Анализ многолетней динамики степных пожаров в Волгоградской области // Современные проблемы дистанционного зондирования Земли из космоса. 2019. Т. 16. № 2. С. 98–110. DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-2-98-110.
8. Davies D., Kevin M., Helen C., Kathryn R., Beaumont B., Masuoka Ed., Vollmer B., Theobald M., Durbin P., Michael K., Boller R., Schmaltz J., Horrocks K., Ilavajhala S., Ullah A., Teague M., Thompson C., Bingham A. The use of NASA LANCE imagery and data for Near real-time applications // IEEE Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp. 2012. P. 5308–5310. DOI: 10.1109/IGARSS.2012.6352410.
9. Glenn K. R., Jordan A., Wesley E. NOMADS: A Climate and Weather Model Archive at the National Oceanic and Atmospheric Administration // American Meteorological Society. 2006. P. 327–341. DOI: 10.1175/BAMS-87-3-327.

On a model for predicting the probability of occurrence of a natural fire based on remote sensing data of the Earth

E. V. Ivanov, A. V. Rybakov, A. V. Dmitriev, E. K. Fuks

Civil Defence Academy EMERCOM of Russia, Khimki 141435, Moscow Region, Russia
E-mail: e.ivanov@amchs.ru

The article describes the main stages of constructing a model for predicting the probability of a natural fire on the data of remote sensing of the Earth. The choice of factors that affect the accuracy of the forecast is justified, their classification is given. Taking into account the identified factors, a mathematical formulation of the problem of estimating the probability of a natural fire in the conditions of the specifics of the localized area for which the forecast is carried out is proposed. A comparison of the main forecasting methods currently used has been carried out, the best one has been selected in terms of accuracy and reliability of the results obtained. On the basis of the formulated formulation of the problem of forecasting the probability of occurrence of wildfires and the proposed method of its solution, a mathematical model for estimating the probability of forecasting wildfires based on the use of big data analysis methods is constructed. In particular, the CatBoost machine learning library, which implements gradient boosting algorithms on decision trees, was used to develop a statistical model. As an example of the implementation of the proposed model based on the data of remote sensing of the Earth, the territory of the Krasnoyarsk Territory was considered. For the presented site, the significance of the contributions of factors affecting the probability of a natural fire was determined, the accuracy of the constructed model for predicting thermal points was 77 %.

Keywords: statistical model, forecasting model, wildfires, heat point, probability of occurrence of a natural fire, remote sensing, big data

Accepted: 15.06.2022

DOI: 10.21046/2070-7401-2022-19-3-77-87

References

1. Baranovskiy N.V., Kuznetsov G.V., Development of the Lightning-Ignited Forest Fire Forecast Unit, *Gornyi informatsionno-analiticheskii byulleten'*, 2009, pp. 83–86 (in Russian).
2. Bezvesilnaya A.A., Litvin A.A., Smirnov B.P., Statement of Scientific Problem of Substantiation of the Optimal Variant of Automation of Process of Processing Data to Support Decision-Making in an Emergency Situation, *Nauchnye i obrazovatel'nye problemy grazhdanskoi zashchity*, 2018, No. 4(39), pp. 87–96 (in Russian).
3. Belousov R.L., Arashtaev A.I., Vologdin V.A., Troflyanin V.V., Analysis of Factors of Natural Fire Hazard of the Forest Territory of The Republic of Tatarstan, *Nauchnye i obrazovatel'nye problemy grazhdanskoi zashchity*, 2018, No. 1(36), pp. 69–81 (in Russian).
4. Grishin A.M., Filkov A.I., *Prognoz vozniknoveniya i rasprostraneniya lesnykh pozharov* (Forecasting the Occurrence and Spread of Forest Fires), Kemerovo: Praktika, 2005, 202 p. (in Russian).
5. Sokolova G.V., Kogan R.M., Glagolev V.A., *Pozharnaya opasnost' territorii Srednego Priamur'ya: otsenka, prognoz, parametry monitoringa* (Fire Danger of Middle Priamurje Territory: Assessment, Prognosis, Monitoring Parameters), Khabarovsk: DVO RAN, 2009, 265 p. (in Russian).
6. Tregubov P.S., Savenkov P.A., Nebrodova I.N., Modification of the DBSCAN Algorithm: Algorithm WRAPDBSCAN: Application of the WRAPDBSCAN Algorithm in the Problem of Detecting Geolocation Anomalies, *Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki*, 2021, Vyp. 2, pp. 62–69 (in Russian), DOI: 10.24412/2071-6168-2021-2-62-69.
7. Shinkarenko S.S., Berdengalieva A.N., Analysis of Steppe Fires Long-Term Dynamics in Volgograd Region, *Sovremennye problemy distantsionnogo zondirovaniya Zemli iz kosmosa*, 2019, Vol. 16, No. 2, pp. 98–110 (in Russian), DOI: 10.21046/2070-7401-2019-16-2-98-110.
8. Davies D., Kevin M., Helen C., Kathryn R., Beaumont B., Masuoka Ed., Vollmer B., Theobald M., Durbin P., Michael K., Boller R., Schmaltz J., Horrocks K., Ilavajhala S., Ullah A., Teague M., Thompson C., Bingham A., The Use of Nasa Lance Imagery and Data for Near Real-Time Applications, *IEEE Intern. Geoscience and Remote Sensing Symp.*, 2012, pp. 5308–5310, DOI: 10.1109/IGARSS.2012.6352410.

9. Glenn K. R., Jordan A., Wesley E., NOMADS: A Climate and Weather Model Archive at the National Oceanic and Atmospheric Administration, *American Meteorological Society*, 2006, pp. 327–341, DOI: 10.1175/BAMS-87-3-327.