

*П. Янец^{1,2}, С. Гадаль^{1,2}*¹ Университет Экс-Марсель, г. Марсель, Франция² Северо-Восточный федеральный университет им. М.К. Аммосова, г. Якутск, Россия

ДОЛГОСРОЧНОЕ ГЕОИНФОРМАЦИОННОЕ МОДЕЛИРОВАНИЕ РИСКА ЛЕСНЫХ ПОЖАРОВ В РЕСПУБЛИКЕ САХА (РОССИЙСКАЯ ФЕДЕРАЦИЯ)

Аннотация. В статье рассматриваются особенности лесных пожаров в России и Якутии, их роль в глобальном потеплении климата и факторы, влияющие на лесные пожары. Предлагается структура ГИС для мониторинга лесных пожаров. Исходными материалами были спутниковые снимки различного пространственного и спектрального разрешения (Landsat 5, Modis TERRA, GMTED2010, VIIRS), векторные данные (NextGIS), различные метеорологические данные (WORLDCLIM), результаты экспедиций и обследования местного населения. Впервые были разработаны структура и ГИС база данных пожаров за 2001-2018 годы для территории Якутии, которые содержат информацию о рельефе, климате, горючих материалах и антропогенной деятельности.

Впервые на основе анализа литературных источников и мирового опыта оценки риска лесных пожаров были разработаны метод определения факторов, влияющих на пожарный риск в макро и микро масштабе, а также методика определения этого риска на территории Республики Саха (Якутия), используя искусственный интеллект и машинное обучение.

Ключевые слова: лесные пожары, дистанционное зондирование, моделирование рисков лесных пожаров, ГИС, мультимасштабный анализ, Якутия, Сибирь, искусственный интеллект, машинное обучение, случайный лес, MaxEnt.

*P. Janiec^{1,2}, S. Gadal^{1,2}*¹ Aix-Marseille University, Marseilles, France² M.K. Ammosov North-Eastern Federal University, Yakutsk, Russia

LONG-TERM GIS MODELING OF THE FOREST FIRE RISK IN THE SAKHA REPUBLIC (YAKUTIA) (RUSSIAN FEDERATION)

Abstract. The article discusses the features of forest fires in Russia and Yakutia, their role in global climate warming, factors affecting forest fires, suggests a GIS structure for monitoring forest fires. The source material was satellite images of different spatial and spectral resolution (Landsat 5, Modis TERRA, GMTED2010, VIIRS), vector data (NextGIS), various meteorological data (WORLDCLIM), the results of expeditions and surveys of the local population. For the first time, a structure and a GIS database of fires for 2001–2018 were developed for the territory of Yakutia, which contains information about the relief, climate, combustible materials, and anthropogenic activity.

For the first time, based on an analysis of literary sources and world experience of assessing the risk of forest fires, a method was developed for determining macroeconomic and microscale factors influencing fire risk as well as a method for determining this risk in the Republic of Sakha (Yakutia) using artificial intelligence and machine learning.

Keywords: wildfires, remote sensing, risk modeling, GIS, multi-scale analysis, Yakutia, Siberia, artificial intelligence, machine learning, random forest, MaxEnt.

ЯНЕЦ Петр – магистрант Университета Экс-Марсель; СВФУ им. М.К. Аммосова. E-mail: szh.gadal@s-vfu.ru

ЯНИЕЦ Piotr – master' student, Aix-Marseille University; M.K. Ammosov North-Eastern Federal University. E-mail: szh.gadal@s-vfu.ru

ГАДАЛЬ Себастьян – д.г.н., проф. Университета Экс-Марсель; СВФУ им. М.К. Аммосова. E-mail: szh.gadal@s-vfu.ru

GADAL Sebastien – Doctor of Geographical Sciences, Professor Aix-Marseille University; M.K. Ammosov North-Eastern Federal University. E-mail: szh.gadal@s-vfu.ru

Введение

Бореальный лес играет важную роль в глобальном потеплении и циркуляции углекислого газа. Изменения в режиме пожаротушения и климате в этом регионе уже начались и оказывают влияние на динамику углерода в региональном и глобальном масштабах. Наиболее значительные изменения связаны с бореальными лесами [1]. Мы должны учитывать режим пожара в Якутии, что связано с его далеко идущими последствиями и важной ролью в качестве слива или источника атмосферных парниковых газов. С этой информацией мы можем более точно определить общий бюджет углерода для Российской Федерации. За последние несколько лет площадь лесных пожаров увеличилась экстремально из-за человеческих факторов. Немного меньше половины всех пожаров индуцируется человеком [2].

Лесные пожары определяются различными факторами, которые взаимно проникают и создают благоприятные условия для пожара. ГИС и технологии дистанционного зондирования с сочетанием географических данных являются очень важными, чтобы определить наиболее важные факторы и построить необходимые долгосрочные модели риска пожаров в макро- и микро-масштабе.

В странах, таких как Канада, США и большинстве европейских стран, где широко распространено устойчивое лесопользование, широко используются модели восприимчивости к лесным пожарам ГИС, но большинство из них не включает человеческого фактора [3].

В России все еще используется индекс Нестерова, начиная с 1940-х годов [4]. Существует большой интерес к разработке интегрированной системы оценки пожарной опасности, интегрированной с ГИС, дистанционным зондированием, метеорологическими и правительственными данными. Такая система доступна для лесного хозяйства, пожарных служб и местных власти поможет улучшить борьбу с пожарами и уменьшить ущерб за счет более быстрого обнаружения воспламенения и сосредоточения внимания на наиболее опасных местах. Целью этой работы является геоинформационное моделирование долговременной пожарной опасности в Республике Саха (Якутия). Для достижения этой цели определены следующие задачи:

1. Исследование структуры и режима лесных пожаров в бореальных лесах,
2. Определение наиболее важных факторов, которые вызывают лесные пожары в регионе исследований,
3. Разработка и внедрение методов количественного анализа для определения взаимосвязи между лесными пожарами и его факторами,
4. Создание базы данных, а также разработка методики для создания модели риска лесных пожаров,
5. Формирование и валидация моделей, и создание карты риска лесных пожаров в макро- и микромасштабе.

Методы исследования

Сбор данных

Режимы лесных пожаров чрезвычайно разнообразны и меняются из-за распространения пожаров и изменения климата [5]. В трудноуправляемых лесных районах, как в Якутии, необходимо правильно охарактеризовать факторы лесных пожаров. Согласно Чандлеру (1983): «Огневая опасность является результатом как постоянных, так и переменных факторов пожарной опасности, влияющих на начало, распространение и трудность контроля пожаров и причиняемого им ущерба». В зависимости от принятой классификации коэффициенты пожаров могут быть определены по-разному. Чандлер классифицировал два типа факторов (постоянных и переменных).

Из-за отсутствия данных мы решили исследовать только долгосрочные (постоянные) факторы пожара, которые мы разделили на три группы:

- форма рельефа (высота, направление ската, наклон);
- климат (среднее количество осадков, температура, радиация и максимальная летняя температура);
- наличие горючих материалов (NDVI);
- человеческий фактор (расстояние от дорог, расстояние от населенных пунктов и рек).

В Республике Саха (Якутия) недоступны открытые данные по лесным пожарам. Существует база данных по лесным пожарам Министерства охраны окружающей среды (<https://minpriroda>).

sakha.gov.ru), но эти данные являются табличными, и без геолокации невозможно создать базу данных ГИС, необходимую для этого типа исследований. Эти данные недооцениваются из-за добавления к базе только тех пожаров, в которых было предпринято действие по тушению пожара. Пожары, которые находятся далеко от человеческой деятельности, часто не тушат, что не классифицируется. Самым популярным глобальным источником данных о пожарах является система пожарной информации для системы управления ресурсами (FIRMS). Данные, имеющиеся в услуге, собираются от спутников VIIRS 375 м, 750 м и продукта MODIS Collection 6 Active Fire. Данные собираются с 2002 года по настоящее время. Для исследований были выбраны данные из MODISCollection 6sensor, из-за их наибольшей доступности, правильности и достаточного пространственного разрешения для этого типа работ. Использовались данные в период с 2002 по 2018 год из пожарных архивов FIRMS (<https://firms.modaps.eosdis.nasa.gov>) [6].

Для моделирования данных о факторах рельефа мы решили использовать одну из наиболее часто используемых в этих типах работ – цифровые модели рельефов. Глобальная многоуровневая рельефная рельефность данных 2010 (GMTED2010) в 2010 году заменила GTOPO30 как набор данных высот глобального и континентального масштаба.

Для сбора необходимых данных для работы по климату использовались услуги: <http://www.worldclim.org/>. WorldClimis представляет собой набор глобальных климатических слоев с пространственным разрешением около 1 км². В последнее время доступна новая версия продукта. В WorldClim Version 2 включены месячные температуры (минимальные, максимальные и средние), осадки, солнечная радиация, давление пара и скорость ветра, агрегированные по целевому временному диапазону 1970-2000 гг. [7]. Также были использованы данные из архива метеостанций в Якутии, чтобы проверить правильность данных WorldClim.

На территории Якутии нет доступных карт горючих материалов. Для описания биомассы в лесу мы решили использовать нормированный разностный индекс растительности (NDVI) [8]. NDVI основывается на контрасте между наибольшим отражением в ближней инфракрасной области и поглощением в красной полосе. Индикатор был впервые использован J.W. Rouse в 1973 году и рассчитывается по формуле:

$$NDVI = \frac{(NIR - Red)}{(NIR + Red)}$$

NDVI широко используется для оценки риска пожара[9]. NDVI оценивает стресс растений, здоровье растительности и биомассу. Шаера (1996) нашел хорошую корреляцию между уменьшением значений NDVI и расположением лесных пожаров. Чтобы рассматривать NDVI в макро- и микромасштабе, мы решили использовать NDVI из двух источников: изображения MODIS (1 км) и LANDSAT (30 м).

Сеть дорог, рек и поселений в Якутии была загружена с российской платформы: NextGIS (<https://data.nextgis.com/>). Для создания наборов данных в службе data.nextgis.com используется OpenStreetMap и несколько других открытых и общедоступных источников обмена. Данные обновляются регулярно. Наборы данных предоставляются в ESRI Shapefile, ESRI Geodatabase, Mapinfo, GeoJSON и могут использоваться в ГИС. Система координат – WGS84.

Методы моделирования

В нашей работе мы выбрали полувероятностный способ моделирования. У нас есть историческая, географическая референция, но мы не знаем полностью физических механизмов огня, и даже если мы знаем некоторые его части, мы не имеем доступа к этим данным. Мы будем использовать только доступные статистические данные для определения факторов пожара. В нашей работе есть три основных этапа (рис. 1):

- сбор данных и создание базы данных ГИС (красный, зеленый и оранжевый). Существуют основные группы данных, описанные в предыдущих главах;

- оценка риска лесных пожаров в макро- и микромасштабном масштабе путем классификации, количественного и качественного анализа, который включает аналитические операции с векторными данными, обработку и интерпретацию данных дистанционного зондирования и использование инструментов ГИС для пространственных операций (синий);

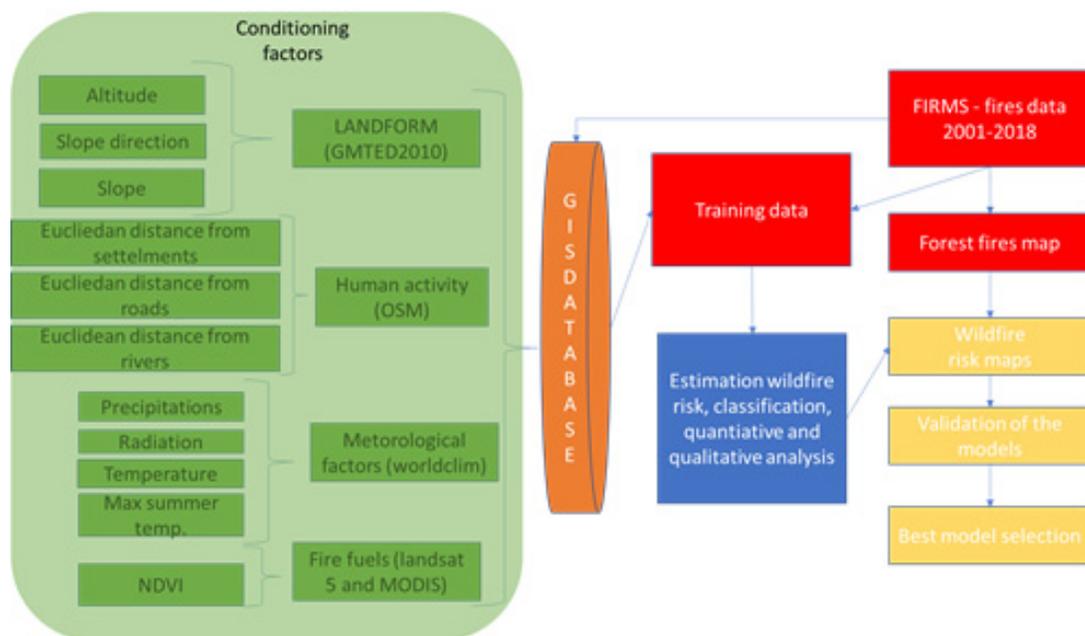


Рисунок 1. Общая схема подхода к моделированию долгосрочного риска лесных пожаров (Janiec, 2018).

- получение результатов в виде карт и моделей, валидация результатов и интерпретации, гео-статистического анализа и корреляции (желтый).

Первым шагом стала предварительная обработка и стандартизация наборов данных. Следующим шагом была классификация значений в каждом растре для упорядочения данных и исключения экстремальных значений, отклоняющихся от среднего из-за превышения выбросов. Мы использовали метод оптимизации Дженкса. Новые значения растров были извлечены в каждую точку возгорания в течение 17 лет на территории Якутии и Нюрбинском районе.

С помощью этой базы данных мы смогли изучить корреляцию между каждым выбранным нами фактором и лесными пожарами на территории Якутии и Нюрбинского района. По полученным наборам данных определена значимость каждого из факторов и его корреляция с пожарами. Первым шагом было вычисление площади каждого класса в каждом факторе. Затем мы суммировали все пожары между 2001-2018 годами отдельно для каждой категории в каждом полученном ранее растре. С помощью этих данных мы смогли определить регрессию и корреляцию между зависимыми переменными и объясняющими переменными. Мы повторили одну и ту же схему расчета для каждой переменной. Рассчитаны корреляция Пирсона и коэффициент детерминации для каждой модели.

Затем на следующем этапе мы предложили различные типы методов оценки риска лесных пожаров с использованием методов искусственного интеллекта и машинного обучения, а также попытались предсказать возникновение пожаров в будущем. Согласно литературному обзору [10-13], мы решили использовать 2 метода машинного обучения:

- алгоритм максимальной энтропии;
- алгоритм случайного леса.

Схема моделирования долгосрочного риска возникновения пожаров с использованием методов максимальной энтропии и случайного леса представлена на рис. 2.

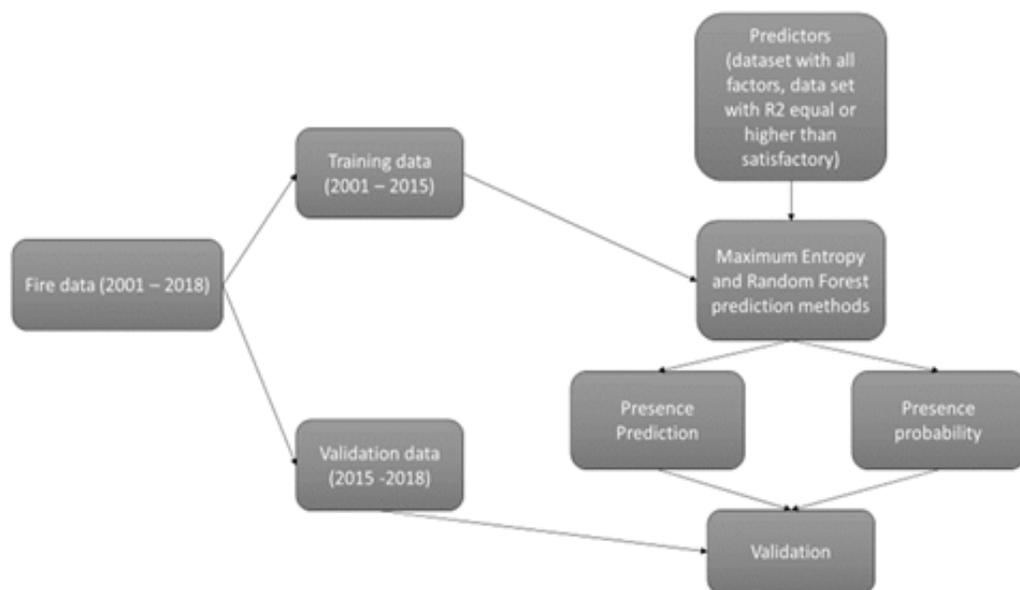


Рисунок 2. Схематический подход к моделированию долгосрочного риска возникновения пожаров с использованием методов максимальной энтропии и случайного леса (Janiec, 2019)

Результаты исследования

Таблица 1 – Коэффициент корреляции и коэффициент детерминации для каждой переменной в Республике Саха (Якутия) и Нюрбинском районе (Янец, 2018)

Фактор	Якутия		Нюрбинский р.	
	R	R2	R	R2
Радиация	0,97	0,94	0,39	0,15
Осадки	-0,33	0,11	-0,99	0,99
Температура	-0,41	0,17	0,20	0,04
Максимальная температура	0,93	0,86	0,47	0,22
NDVI	0,91	0,83	0,97	0,90
DEM	-0,76	0,58	0,28	0,08
Склон	-0,97	0,94	-0,73	0,53
Направление склона	-0,43	0,19	0,15	0,02
Поселения	-0,97	0,94	0,86	0,74
Дороги	-0,80	0,65	-0,82	0,67
Водные артерии	0,91	0,83	-0,54	0,29

Из 11 предварительно отобранных факторов не все из них показали влияние на количество точек возгорания (табл. 1). В макромасштабе (Якутия) корреляцию выше 70 % показали такие факторы, как солнечное излучение, максимальная летняя температура, NDVI, высота, наклон, расстояние от дорог, расстояние от населенных пунктов и рек. Коэффициент детерминации был очень хорош для солнечного излучения и расстояния от населенных пунктов. Для максимальной температуры, NDVI и расстояния от рек коэффициент был значительным. Для расстояния от дорог коэффициент детерминации был удовлетворительным. Мы изучили проблему в шкале региона на примере Нюрбинского района. В этом примере хорошую корреляцию показали только 5 факторов из 11. Корреляция Пирсона была выше, чем 0,9 для 2 факторов: осадков и NDVI.

Для расстояния от населенных пунктов и расстояния от дорог корреляция была выше 0,8, но только для расстояния дорог коэффициент был отрицательным. Коэффициент детерминации был очень хорошим для осадков и NDVI и удовлетворительным для расстояния от населенных пунктов. Другие факторы не показали достаточной линейной корреляции. Для направления наклона коэффициенты корреляции и детерминации не показали высоких результатов, однако для этого фактора этот метод не является хорошим решением для определения взаимозависимостей. Однако из графиков видно, что большинство пожаров в регионе происходит на западном и южном склонах, поэтому мы включили этот фактор в наши дальнейшие исследования.

Мы можем наблюдать существенные различия в пространственном распределении возможности присутствия и вероятности присутствия пожаров в Республике (рис. 3, 4).

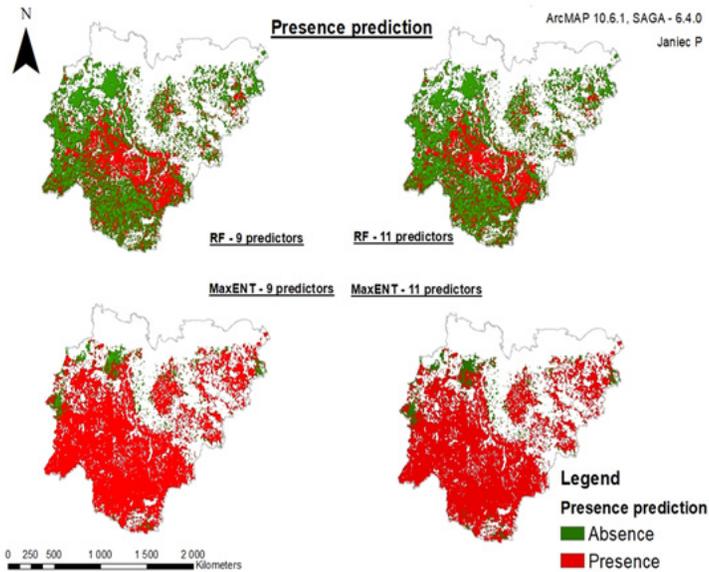


Рисунок 3. Результаты долгосрочного моделирования возможности возникновения лесных пожаров в Республике Саха (Якутия)

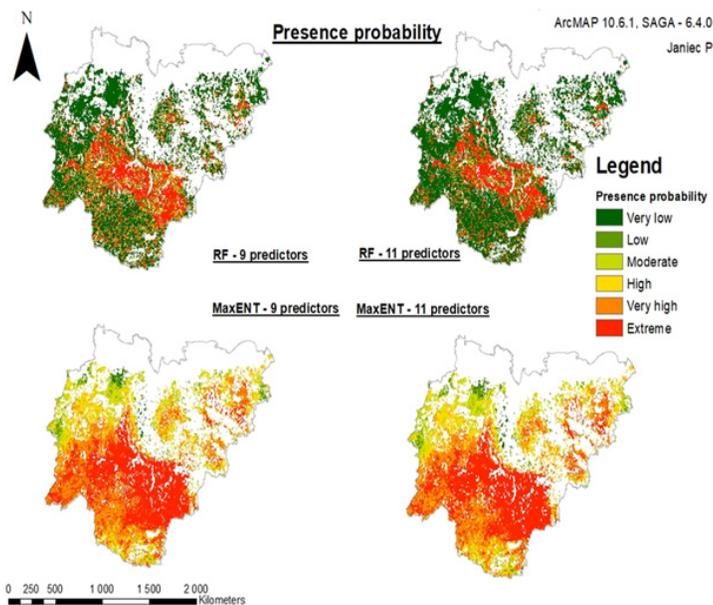


Рисунок 4. Результаты долгосрочного моделирования вероятности наличия лесных пожаров в Республике Саха (Якутия)

В микромасштабе мы проанализировали результаты моделирования в Нюрбинском районе (рис. 5, 6). Как и в макромасштабе, мы можем наблюдать большие различия между результатами моделирования.

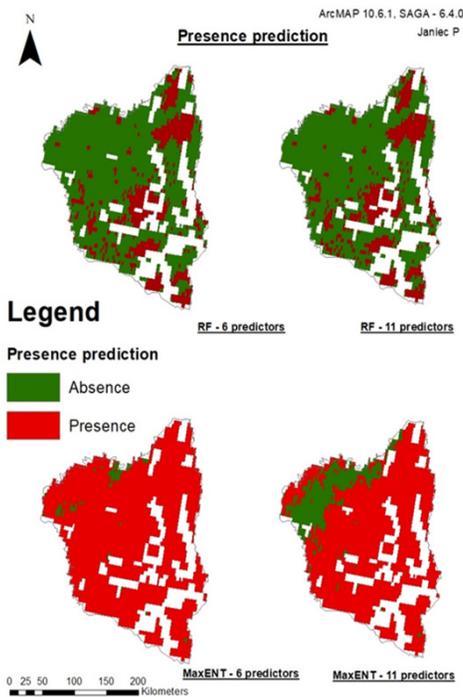


Рисунок 5. Результаты долгосрочного моделирования возможности возникновения лесных пожаров в Нюрбинском районе

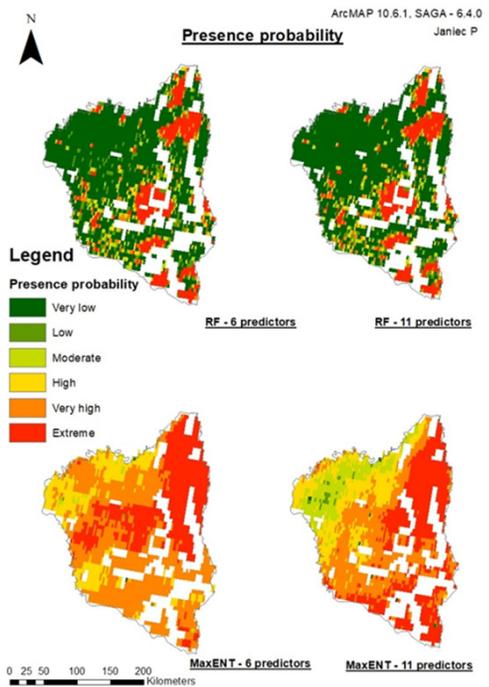


Рис. 6. Результаты долгосрочного моделирования вероятности наличия лесных пожаров в Нюрбинском районе

Алгоритм максимальной энтропии и алгоритм случайного леса выявили существенно различающееся пространственное распределение вероятности присутствия и возможности присутствия пожаров.

На территории Республики Саха (Якутия) мы можем наблюдать высокие коэффициенты корреляции и детерминации для каждого метода прогнозирования (табл. 2).

Таблица 2 – Сравнение различных методов моделирования вероятности присутствия лесных пожаров в Республике Саха (Якутия)

Fire probability	Percentage of fire points in each probability class			
	Random forest		MaxENT	
	9 Predictors	11 Predictors	9 Predictors	11 Predictors
Very Low	0,07	0,07	0,69	0,95
Low	1,74	1,65	1,57	2,30
Moderate	8,96	9,89	9,19	9,59
High	19,82	18,53	10,64	10,58
Very High	25,52	28,02	27,01	25,37
Extreme	43,89	41,84	50,89	51,21
R	0,97	0,98	0,91	0,90
R²	0,94	0,96	0,83	0,82

Коэффициенты несколько выше в методе прогнозирования случайного леса. В этом методе модель с 11 переменными дала не значительно лучшие результаты, чем набор данных с 9 переменными. Мы можем наблюдать, что модель максимальной энтропии (набор данных с 9 переменными) дала лучшие результаты. Во всех типах моделей в классе очень низкой вероятности пожаров меньше чем один процент точек воспламенения от набора данных проверки. В модели случайного леса большинство точек находятся в классе высокой, очень высокой и экстремальной вероятности. В модели максимальной энтропии большинство точек относятся к очень высокому и экстремальному классу риска.

Таблица 3 – Сравнение различных методов долгосрочного прогнозирования возможности присутствия лесных пожаров в Республике Саха (Якутия)

Presence Prediction	Percentage of fire points in presence and absence class			
	Random forest		MaxENT	
	9 Predictors	11 Predictors	9 Predictors	11 Predictors
Absence	0,20	0,14	12,50	14,13
Presence	99,80	99,86	87,50	85,87

Модели прогнозирования присутствия показывают, что метод случайного леса превосходит метод максимальной энтропии (табл. 3). В случайном лесу почти 100 % точек находятся в классе присутствия. Метод максимальной энтропии характеризуется худшими результатами. В классе отсутствия находится более 10 % точек возгорания из набора данных проверки, несмотря на меньшую площадь этой категории, чем в модели прогнозирования методом случайного леса. В обеих моделях, сделанных для территории Якутии, мы можем наблюдать очень высокую положительную корреляцию между классом присутствия и верификационным набором данных.

Однако случайный лес показывает большую точность и значительно сужает территорию риска. Несмотря на большую территорию риска, модель максимальной энтропии характеризуется большей погрешностью и, следовательно, меньшей точностью.

Моделирование, проведенное на территории Нюрбинского района, показало несколько иные результаты, чем в Якутии (табл. 4).

Таблица 4 – Сравнение различных методов моделирования вероятности присутствия лесных пожаров в Нюрбинском районе

Fire probability	Percentage of fire points in each probability class			
	Random forest		MaxENT	
	6 Predictors	11 Predictors	6 Predictors	11 Predictors
Very Low	4,98	4,97	0,00	0,00
Low	15,09	17,04	0,00	0,00
Moderate	20,40	16,06	1,92	12,81
High	15,60	20,25	32,28	31,23
Very High	24,94	21,56	31,73	29,02
Extreme	19,00	20,13	34,07	26,94
R	0,75	0,82	0,90	0,89
R ²	0,56	0,67	0,81	0,79

Коэффициенты корреляции и детерминации не столь высоки и не превышают 0,9. По коэффициенту детерминации наименьшая погрешность характеризуется моделью максимальной энтропии, использующей 6 предикторных переменных. Коэффициент детерминации для 11 предикторов лишь незначительно ниже и равен 0,79. Мы видим, что в классах низкого и очень

низкого пожарного риска нет огневых точек. Значительно худшие результаты показал метод прогнозирования случайного леса. В обоих случаях применения данного метода (6 и 11 предикторов) коэффициент детерминации не превышал 0,7. В классах с низким риском более 20 % всех огневых точек.

Таблица 5 – Сравнение различных методов долгосрочного прогнозирования возможности присутствия лесных пожаров в Нюрбинском районе

Presence Prediction	Percentage of fire points in presence and absence class			
	Random forest		MaxENT	
	9 Predictors	11 Predictors	9 Predictors	11 Predictors
Absence	32,73	31,22	8,34	32,66
Presence	67,27	68,78	91,66	67,34

Аналогичные результаты можно наблюдать, анализируя карты прогнозирования присутствия пожаров (табл. 5). Метод случайного леса характеризует более чем 30 % точек возгорания в классе отсутствия. Результаты распределены аналогичным образом в модели прогнозирования максимальной энтропии с 11 предикторами. Самые хорошие результаты наблюдаются в классификации максимальной энтропии с использованием 6 прогностических переменных. В этой модели более 90 % точек находятся в классе присутствия.

Можно наблюдать, что в обоих регионах (Якутия и Нюрбинский) метод случайного леса дал более точные результаты. Несмотря на то, что в Нюрбинском районе неправильно классифицируется большее количество огневых точек, мы не можем однозначно утверждать, что это неправильно. Это связано с тем, что в методе максимальной энтропии практически вся территория Якутии и Нюрбинского района классифицируется как территория наличия пожаров. Результаты метода случайного леса показывают гораздо более узкую территорию возможности возникновения пожаров, и тем не менее они правильно классифицировали больше точек возгорания на территории Якутии.

Анализ различных методов оценки риска лесных пожаров позволяет нам определить зоны повышенной опасности в нашем регионе интересов. Следует отметить, что методы, использующие искусственный интеллект и машинное обучение, показывают значительное преимущество перед традиционными. Максимальная точность была продемонстрирована методом случайного леса.

Заключение

Для достижения поставленной цели все задачи были выполнены, что позволило получить основные результаты и сделать следующие выводы.

Информация, содержащаяся в базе данных ГИС, показала свою репрезентативность при определении зон повышенного риска пожара. Таким образом, можно прийти к выводу, что лесные пожары неразрывно связаны с выбранными факторами. Проблема лесных пожаров в Якутии изучена не так хорошо, как в других странах. Результаты нашего исследования показали сильное влияние человека на риск в этом регионе, несмотря на низкую плотность населения.

Результаты в виде долгосрочных карт пожарного риска могут быть использованы для противопожарной профилактики и планирования противопожарных мероприятий. В дальнейшем, для того чтобы хорошо определить риск, необходимо объединить полученные карты с сезонным риском, определяемым с помощью индексов (например, индекс Нестерова 1949 года) и периодической динамикой лесных пожаров, которую Исаев и Уткин изучали в 1963 году. Такие действия могут помочь построить приложение, с помощью которого можно будет определять риск пожара и распространения огня во время катастрофы.

Наши выводы можно суммировать по нескольким основным пунктам:

- Не существует универсально правильного способа оценки риска возникновения пожара;
- Мы не можем четко оценить, какая модель классификации и прогнозирования дает наилучшие результаты;

- Алгоритм случайного леса является наиболее правильным по отношению к архивным данным;
- Для прогнозирования пожарной опасности необходимо добавить кратковременный пожарный риск, временную динамику модели лесных пожаров и изменения климата в полученные результаты;
- Человеческая деятельность оказывает большое влияние на пожароопасность в республике;
- Существует возможность построения модели общего пожарного риска в Республике Саха (Якутия), если будут доступны необходимые данные.

Мы подчеркиваем интересные и позитивные аспекты исследования в нашем исследовании, но мы также понимаем доступность, как и в любой научной работе, места для обсуждения и критики. В целом работа проводилась в соответствии с общепринятыми методологиями и подходами. Дальнейшее изучение этой темы требует более четкого и концептуально разработанного подхода к применению данных дистанционного зондирования и ГИС. Таким образом, эта работа имеет возможность заложить основы будущего полностью автоматизированного применения оценки пожарного риска в Республике Саха.

Литература

1. Kasischke, E.S. Fire, climate change, and carbon cycling in the boreal forest. Vol. 138. – Springer Science & Business Media, 2012. – 464 p.
2. Troeva, E.I. The Far North: Plant Biodiversity and Ecology of Yakutia. Vol. 3. / E.I. Troeva, A.P. Isaev, M.M. Cherosov, N.S. Karpov // Springer Science & Business Media, 2010. – 385 p.
3. San-Miguel-Ayanz, J. Current methods to assess fire danger potential / J. San-Miguel-Ayanz, J.D. Carlson, M. Alexander, K. Tolhurst, G. Morgan, R. Sneeuwjagt, M. Dudley // Wildland fire danger estimation and mapping: The role of remote sensing data. – 2003. – P. 21-61.
4. Жданко В.А., Гриценко В.А. Метод анализа лесопожарных сезонов: практические рекомендации. – Л.: ЛНИИЛХ, 1980. – 19 с.
5. Gralewicz, N. J. Factors influencing national scale wildfire susceptibility in Canada / N.J. Gralewicz, T.A. Nelson, M.A. Wulder // Forest Ecology and Management. – 2012. – Vol. 265. – P. 20-29.
6. Davies, D.K. Fire information for resource management system: archiving and distributing MODIS active fire data / D.K. Davies, S. Ilavajhala, M.M. Wong, C.O. Justice // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2009. – Vol. 47, No. 1. – P. 72-79.
7. Fick, S.E. WorldClim 2: new 1 km² spatial resolution climate surfaces for global land areas / S.E. Fick, R.J. Hijmans, J. Robert // International Journal of Climatology. – 2017. – Vol. 37, No. 12. – P. 4302-4315.
8. Goward, C.R. Expression and purification of a truncated recombinant streptococcal protein G / C.R. Goward, J.P. Murphy, T. Atkinson, D.A. Barstow // Biochemical Journal. – 1990. – Vol. 267, No. 1. – P. 171-177.
9. Illera, P. Temporal evolution of the NDVI as an indicator of forest fire danger / P. Illera, A. Fernandez, J.A. Delgado // International Journal of remote sensing. – 1996. – Vol. 17, No. 6. – P. 1093-1105.
10. Parisien, M.A. Environmental controls on the distribution of wildfire at multiple spatial scales / M.A. Parisien, M.A. Mortiz // Ecological Monographs. – 2009. – Vol. 79, No. 1. – P. 127-154.
11. Renard Q. Environmental susceptibility model for predicting forest fire occurrence in the western Ghats of India / Q. Renard, R. Pelissier, B.R. Ramesh, N. Kodandapani // International Journal of Wildland Fire. – 2012. – Vol. 21, No. 4. – P. 368-379.
12. Cutler, D.R. Random forests for classification in ecology / D. R. Cutler, et al. // Ecology. – 2007. – Vol. 88, No. 11. – P. 2783-2792.
13. Cortez, P.A., Morais, A.D. J.R. Data mining approach to predict forest fires using meteorological data // New trends in artificial intelligence: proceedings of the 13th Portuguese Conference on Artificial Intelligence (EPIA 2007).- 2007. – P. 512-523.

References

1. Kasischke, E.S. Fire, climate change, and carbon cycling in the boreal forest. Vol. 138. – Springer Science & Business Media, 2012. – 464 p.

2. Troeva, E.I. The Far North: Plant Biodiversity and Ecology of Yakutia. Vol. 3. / E.I. Troeva, A.P. Isaev, M.M. Cherosov, N.S. Karpov // Springer Science & Business Media, 2010. – 385 p.
3. San-Miguel-Ayanz, J. Current methods to assess fire danger potential / J. San-Miguel-Ayanz, J.D. Carlson, M. Alexander, K. Tolhurst, G. Morgan, R. Sneeuwjagt, M. Dudley // Wildland fire danger estimation and mapping: The role of remote sensing data. – 2003. – P. 21-61.
4. Zhdanko V.A., Gricenko V.A. Metod analiza lesopozharnyh sezonov: prakticheskie rekomendacii. – L.: LNIILH, 1980. – 19 s.
5. Gralewicz, N. J. Factors influencing national scale wildfire susceptibility in Canada / N.J. Gralewicz, T.A. Nelson, M.A. Wulder // Forest Ecology and Management. – 2012. – Vol. 265. – P. 20-29.
6. Davies, D.K. Fire information for resource management system: archiving and distributing MODIS active fire data / D.K. Davies, S. Ilavajhala, M.M. Wong, C.O. Justice // IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing. – 2009. – Vol. 47, No. 1. – P. 72-79.
7. Fick, S.E. WorldClim 2: new 1 km² spatial resolution climate surfaces for global land areas / S.E. Fick, R.J. Hijmans, J. Robert // International Journal of Climatology. – 2017. – Vol. 37, No. 12. – P. 4302-4315.
8. Goward, C.R. Expression and purification of a truncated recombinant streptococcal protein G / C.R. Goward, J.P. Murphy, T. Atkinson, D.A. Barstow // Biochemical Journal. – 1990. – Vol. 267, No. 1. – P. 171-177.
9. Illera, P. Temporal evolution of the NDVI as an indicator of forest fire danger / P. Illera, A. Fernandez, J.A. Delgado // International Journal of remote sensing. – 1996. – Vol. 17, No. 6. – P. 1093-1105.
10. Parisien, M.A. Environmental controls on the distribution of wildfire at multiple spatial scales / M.A. Parisien, M.A. Mortiz // Ecological Monographs. – 2009. – Vol. 79, No. 1. – P. 127-154.
11. Renard Q. Environmental susceptibility model for predicting forest fire occurrence in the western Ghats of India / Q. Renard, R. Pelissier, B.R. Ramesh, N. Kodandapani // International Journal of Wildland Fire. – 2012. – Vol. 21, No. 4. – P. 368-379.
12. Cutler, D.R. Random forests for classification in ecology / D. R. Cutler, et al. // Ecology. – 2007. – Vol. 88, No. 11. – P. 2783-2792.
13. Cortez, P.A., Morais, A.D. J.R. Data mining approach to predict forest fires using meteorological data // New trends in artificial intelligence: proceedings of the 13th Portuguese Conference on Artificial Intelligence (EPIA 2007). – 2007. – P. 512-523.