

Прогнозирование чрезвычайных ситуаций на территории Крайнего Севера Красноярского края, обусловленных лесными и ландшафтными пожарами, с использованием нейросетевых алгоритмов



Я. В. Гребнев,
аспирант, Сибирский федеральный университет/старший инженер, отдел мониторинга и прогнозирования, Центр управления в кризисных ситуациях Главного управления МЧС России по Красноярскому краю
yaroslav.grebnev@gmail.com



А. К. Москалев,
к. ф.-м. н., доцент, кафедра экспериментальной физики и инновационных технологий, Институт инженерной физики и радиоэлектроники, Сибирский федеральный университет
ak_moskalev@mail.ru



А. Ю. Газизулина,
к. т. н., ведущий специалист, Центр мониторинга науки и образования, Санкт-Петербургский политехнический университет Петра Великого
albinagazizulina@gmail.com

В работе представлены результаты исследования возможности прогнозирования чрезвычайных ситуаций природного характера на территории Крайнего Севера Красноярского края с использованием нейросетевых алгоритмов. Разобран алгоритм прогнозирования пожаров с использованием нейронных сетей. Разработана модель прогнозирования, и произведена оценка эффективности применения, и даны рекомендации для применения модели органами исполнительной власти в субъектах РФ.

Ключевые слова: прогнозирование, нейронные сети, чрезвычайные ситуации, мониторинг чрезвычайных ситуаций.

Каждый год в различных частях планеты в результате антропогенного воздействия человека на окружающую среду возникают пожары носящие природный и техногенный характер. Не является исключением и арктическая территория, экосистема которой в результате глобального потепления и активной хозяйственной деятельностью человека подвергается значительной нагрузке, результатом которой является увеличивающееся число ландшафтных и лесных пожаров.

В целях эффективной защиты населенных пунктов и обитателей арктической зоны от ежегодного воздействия ландшафтных и лесных пожаров, необходимо своевременное предупреждение о этих чрезвычайных ситуациях.

Своевременное предупреждение и минимизация рисков возникновения чрезвычайных ситуаций требует осуществление оперативного сбора, обработки и анализа информации о потенциальных источниках чрезвычайных ситуаций, а также прогнозирование возможного возникновения их последствий на основе оперативной фактической и прогностической информации.

В настоящее время наиболее эффективным инструментарием для мониторинга и прогнозирования чрезвычайных ситуаций является применение нейросетевых алгоритмов [1].

Важным понятием при прогнозировании ЧС является горизонт прогнозирования. Данный параметр, означает значение, в котором необходимо определить значения временного ряда [2]. В зависимости от горизонта прогнозирования, прогнозы делятся на три категории срочности: долгосрочное, среднесрочное и краткосрочное прогнозирование.

В рамках настоящей работы нами решалась задача составления долгосрочного прогноза и оценки эффективности применения нейросетевого алгоритма прогнозирования для оценки рисков возникновения лесных и ландшафтных пожаров на основе релевантных данных.

Создание эффективной модели прогнозирования лесных и ландшафтных пожаров арктической зоны с использованием нейронных сетей, требует четкого представления о параметрах, которые вносят основной вклад в возникновение и развитие пожаров.

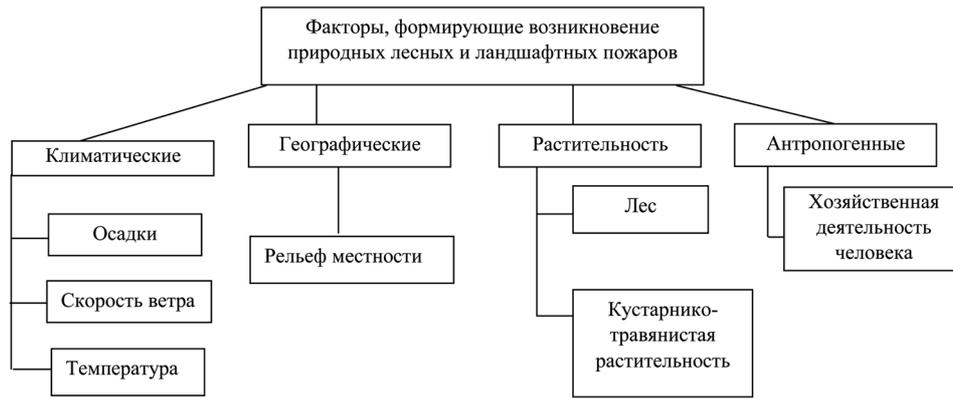


Рис. 1. Структурная схема факторов, определяющих формирование лесных и ландшафтных пожаров

Важную роль играет сочетание различных природных факторов, среди которых выделяют следующий комплекс параметров: рельеф местности, воздушные массы, горючие материалы, которые согласно Кантримена [3], образуют среду пожара. Следует также обратить внимание на протяженность среды, которая оказывает влияние на пожар и его характеристики.

Небольшой пожар может иметь окружающую среду ограниченную несколькими десятками метрами в горизонтальном и вертикальном направлениях в случае больших пожаров оболочка окружающей среды, которая может охватывать многие километры по горизонтали и простирается на сотни метров по вертикали. Факторы среды тесно взаимосвязаны, т. е. изменение в одних группах факторов влечет изменение в других. Рельеф местности — параметр оказывающий существенное значение на распространение пожара, данный параметр может оказывать влияние на погодные условия в пределах ограниченной локации. Большое значение на распространение огня оказывает горючий материал, которым в условиях лесных массивов является надпочвенный покров или же непосредственно лесной массив сам по себе. Погодные условия, которые могут изменять такие факторы, например как вид или количество материалов, способных гореть, а также их влагосодержание, тоже необходимо учитывать. Важным замечанием при обсуждении параметров пожара является плотный полог леса, т. е. среда, которая существенным образом отличается от той, что имеется непосредственно над пологом. При таких условиях, параметр влажности горючих материалов становится намного выше, при этом скорость ветра внутри лесного массива изменяется в меньшую сторону. В том случае, когда интенсивность пожара возрастает и пожар переходит в верховой, то данный пожар будет действовать в открытой среде. При развитии и распространении лесных пожаров их особенностью является то, за период действия они могут несколько раз переходить из открытой среды в закрытую и обратно.

Таким образом, на основании всего вышеизложенного ключевые показатели оказывающие влияние на возникновение ландшафтных и лесных пожаров можно разбить на 4 основные группы, которые представлены на рис. 1.

Для решения задачи составления прогноза лесных и ландшафтных пожаров на арктической территории с использованием нейросетевых алгоритмов, прежде необходимо выбрать одну из универсальных наиболее распространенных нейроархитектур, позволяющих проводить долгосрочное прогнозирование временных рядов. Такой архитектурой является многослойный перцептрон. Двухслойная реализация многослойного перцептрона представлена на рис. 2. Архитектура многослойного перцептрона показывала свою состоятельность многократно в различных исследованиях [4-8]. В нашем исследовании была также использована архитектура многослойного перцептрона.

Для решения поставленной задачи прогнозирования пожаров для обучения нейронной сети, на вход нейронной сети нами генерировались и подавались вектора признаков, которые состояли из физических параметров окружающей среды приведенной на рис. 1 с периодом наблюдения более 4 лет.

Размерность векторов признаков отмеченных выше была установлена эмпирическим путем, составляла $p=36$ (следует отметить, что проводились эксперименты и с другим количеством признаков).

Для работы с нейронной сетью, использовались исходные данные не в первоначальном виде, индивидуально нормированные по отдельно взятому при-

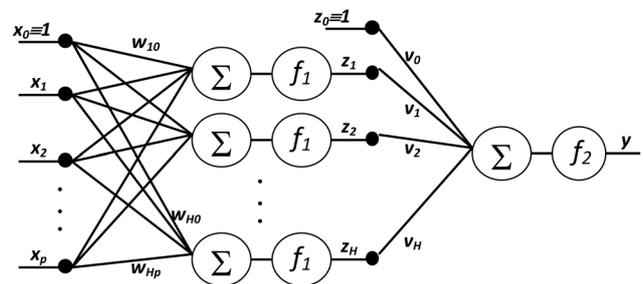


Рис. 2. Двухслойный перцептрон

Обозначения: x_i — компонента входного вектора признаков, $i=1, \dots, p$; $x_0 \equiv 1$ — постоянное воздействие используемое для работы нейронной сети; H — число нейронов на скрытом слое; w_{ji} — весовые коэффициенты между входным и скрытым слоями, $i=0, 1, \dots, p; j=1, \dots, H$; v_k — весовые коэффициенты между скрытым и выходным слоями, $k=0, 1, \dots, H$; z_j — значение выхода j -го нейрона скрытого слоя; $z_0 \equiv 1; j=1, \dots, H$

Таблица 1

Наиболее горимые участки Красноярского края

| № п/п | Районы края | Количество лесных и ландшафтных пожаров по годам | | | |
|-------|-------------------|--|---------|---------|---------|
| | | 2017 г. | 2016 г. | 2015 г. | 2014 г. |
| 1 | Эвенкийский | 76 | 55 | 69 | 72 |
| 2 | Таймырский | 117 | 118 | 54 | 86 |
| 3 | Енисейский | 145 | 77 | 38 | 64 |
| 4 | Туруханский | 134 | 110 | 99 | 123 |
| 5 | Северо-Енисейский | 146 | 106 | 112 | 84 |
| 6 | Богучанский | 172 | 161 | 66 | 107 |

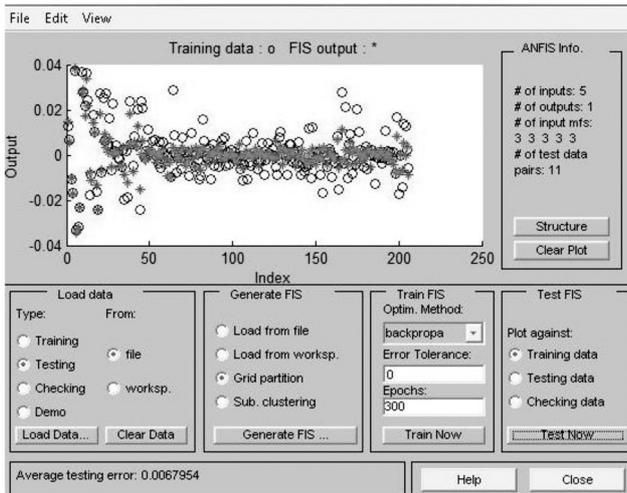


Рис. 3. Результаты обучения нейросети

знаку. Данное преобразование можно представить в формуле:

$$\tilde{x}_i = \frac{x_i - x_{i,\min}}{x_{i,\max} - x_{i,\min}},$$

где x_i — исходное значение вектора признаков, точнее, его i -я компонента; $x_{i,\min}$ — минимальное значение по i -му признаку, найденное из всей совокупности исходных данных, включающей оба класса событий; $x_{i,\max}$ — максимальное значение по i -му признаку.

Выбор нормировки обусловлен необходимостью преобразования измеренных физических показателей окружающей среды (количество осадков, скорость ветра, влажность воздуха и т. д.) и данных о рельефе и хозяйственной деятельности. Преобразование приводит к большей кластеризации точек в многомерном пространстве, но при этом диапазон изменения каждого из признаков не нормирован относительно интервала $[-1; 1]$, выбранная нормировка позволяет без потери информации перенести все входные значения в нужный диапазон [9]. При вычислении использована двухслойная нейронная сеть с числом нейронов скрытого слоя равным 109 [11], которая показывает хорошие результаты на практике [12].

Полученные в результате значения формируют обучающие вектора, которые сопоставлялись с количеством природных лесных и ландшафтных пожаров на территории арктической зоны Красноярского края.

После построения нейронной сети и внесения обучающей выборки выполнена процедура обучения сети, изображенная на рис. 3.

Как можно видеть (рис. 3), среднеквадратичная ошибка обучения составила — 0,0067, что можно считать приемлемым для такой размерности массива данных.

Для составления прогноза и обучения нейронной сети использованы базы данных ФГБУ «Среднесибирское УГМС» и базы данных ФКУ «ЦУКС Главного управления МЧС России по Красноярскому краю» за последние 4 года наблюдений.

В прогнозировании природных лесных пожаров с использованием нейронных сетей в арктической территории Красноярского края, были проанализированы данные о наиболее горимых участках лесного массива на территории Красноярского края, которые представлены в табл. 1.

Прогноз пожаров по районам Красноярского края на основе обученной нейронной сети представлен в табл. 2.

В соответствии с результатом на основе нейронной сети был составлен прогноз на 2018 г. Из прогноза лесопожарного периода, следует превышение среднесреднегодных значений количества детектированных термических аномалий на территории края. Причиной возникновения лесных и ландшафтных пожаров для зоны крайнего севера Красноярского края является поспевший травяной покров, низкое количество выпадаемых осадков и хозяйственная деятельность. На территории районов крайнего севера наблюдалось повышение пожарной опасности до IV-V класса. Наиболее подверженными, могут быть Богучанский, Енисейский, Северо-Енисейский, Туруханский районы и Эвенкийский муниципальный район.

Для Богучанского, Енисейского и Северо-Енисейского муниципальных районов Красноярского края повышение количества лесных и ландшафтных пожаров обусловлено активной хозяйственной деятельностью человека.

Таблица 2

Прогноз количества пожаров на территории Красноярского края

| № п/п | Районы края | Количество лесных пожаров 2017 г | Среднее количество за 4 года | Нейросетевое прогнозирование на 2018 г. | Реальные значения за 2018 г. |
|-------|-------------------|----------------------------------|------------------------------|---|------------------------------|
| 1 | Эвенкийский | 76 | 68 | 80 | 83 |
| 2 | Таймырский | 117 | 94 | 108 | 114 |
| 3 | Енисейский | 145 | 81 | 168 | 171 |
| 4 | Туруханский | 134 | 117 | 123 | 128 |
| 5 | Северо-Енисейский | 146 | 112 | 161 | 164 |
| 6 | Богучанский | 184 | 127 | 182 | 180 |

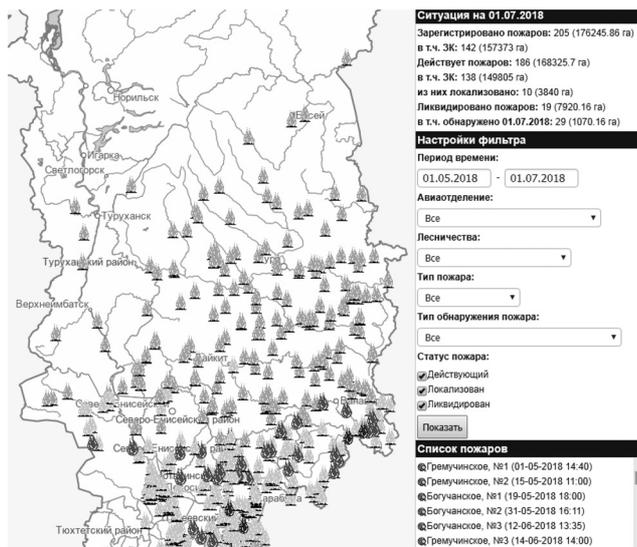


Рис. 4. Пожароопасная обстановка в мае–июне 2018 г. (разными оттенками серого цвета отмечены ликвидированные пожары: цветом действующие локализованные по состоянию на 01.07.2018 г., действующие не локализованные, обнаруженные 01.07.2018 г.)

В связи с установлением сухой, теплой, ветреной погоды наибольшее количество лесных и ландшафтных пожаров было зарегистрировано в первой и во второй декаде июля, поскольку в плоть до начала июня на крайнем севере Красноярского края лежит снег, в этой связи возможность возникновения лесного и ландшафтного пожаров является минимальной.

С середины июля по середину августа наиболее характерны пожары в удаленных труднодоступных местах, возникшие вследствие сезонной грозовой активности. Значимые по площади пожары, причиной которых являются грозы, наиболее вероятны в горных районах, районах с заболоченной местностью. К таким районам относятся Северо-Енисейский, Манский, Партизанский, Богучанский, Кежемский, Туруханский, Эвенкийский районы.

На рис. 4, 5 (фрагменты карт Красноярского края) изображен предварительный прогноз пожаров на основе расчетов проведенных нейросетевыми алгоритмами.

На основе данных за период 2014-2018 гг. и расчетов произведенных нейронной сетью можно сделать прогноз на 2019 г., в соответствии с рис. 6.

Анализируя данные по количеству возникших лесных и ландшафтных пожаров в 2014-2018 гг., можно предположить, что к концу лесопожарного периода 2019 г. число природных пожаров достигнет 1545 пожаров.

Вследствие установления низких среднесуточных температур и прохождения морозящих дождей и снега со второй декады октября 2019 г. возникновения лесных и ландшафтных пожаров не ожидается.

Заключение

Проведенные исследования показали эффективность применения нейросетевых технологий для прогнозирования пожаров северной территории

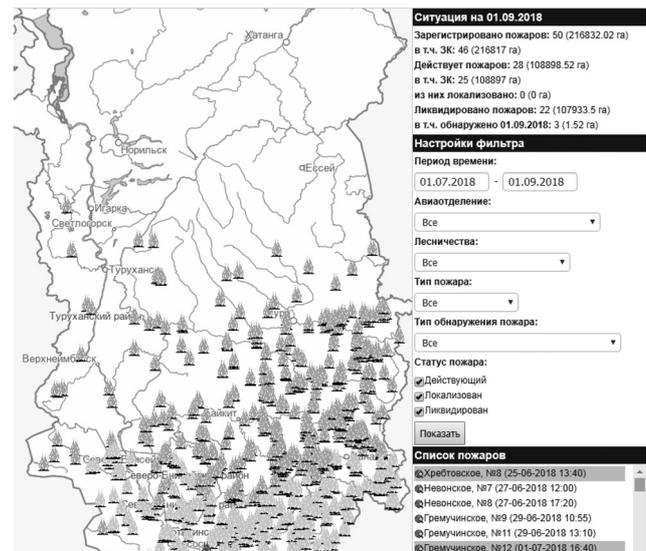


Рис. 5. Пожароопасная обстановка на июль–сентябрь 2018 г. (разными оттенками серого цвета отмечены ликвидированные пожары, действующие локализованные по состоянию на 01.09.2018 г., действующие не локализованные, обнаруженные 01.09.2018 г.)

Красноярского края. Прогноз, полученный для 2018 г. на основе релевантных данных обученной нейронной сети полностью оправдал себя. Результаты прогноза не выходят за рамки доверительного интервала. Также в результате обработанных данных составлен предварительный прогноз количества лесных и ландшафтных пожаров.

В данной работе были проведены исследования для общих и универсальных принципов нейроинформатики. Полученные результаты позволяют использовать разработанный инструмент для прогнозирования лесных и ландшафтных пожаров для различных регионов страны. В дальнейшем следует рассмотреть и другие модели построения нейронной сети для составления прогноза лесных и ландшафтных пожаров на территории Российской Федерации. Следует отметить, что в дальнейшем, данная работа будет продолжена и будут исследованы районы Крайнего Севера, прогнозирование, также как и регистрацию пожаров на данной территории затруднена большой удаленностью от населенных пунктов и труднодоступностью территории и удаленностью от авиационного сообще-



Рис. 6. Количество лесных пожаров за период 2014-2018 гг., прогноз на 2019 г.

ния, в результате чего регистрацию пожаров на данной территории возможно осуществлять используя только данные космического мониторинга. Анализ данных космического мониторинга представляет особый научный интерес и будет в дальнейшем исследован в наших работах.

Список использованных источников

1. А. Н. Горбань, Д. А. Россиев. Нейронные сети на персональном компьютере. СПб.: «Наука» РАН, 1996. 276 с.
2. С. А. Оссовский. Нейронные сети обработки информации. М.: Финансы и статистика, 2002. 344 с.
3. В. В. Москвичев, Ю. И. Шокин. Антропогенные и природные риски на территории Сибири//Вестник Российской академии наук. № 2. 2012. С. 131-140.
4. И. А. Чучуева. Прогнозирование временных рядов при помощи модели экстраполяции по выборке максимального подобию// Наука и современность: сборник материалов Международной научно-практической конференции. Новосибирск, 2010. С. 187-192.
5. Чонг Као Динь. Исследование и применение нейросетевых технологий в задаче прогнозирования землетрясений (на примере северо-западного района Вьетнама): автореф. дисс. к. т. н. Москва, 2012. С. 34-36.
6. В. А. Головки. Нейронные сети: обучение, организация и применение. М.: ИПРЖР, 2000. 321 с.
7. И. А. Чучуева. Сезонно-регрессионная модель прогнозирования в решении задачи прогнозирования цен РСВ (рынок на сутки вперед)//Энерго-Info. 2009. № 4. С. 46-49.
8. Я. В. Гребнев, А. В. Яровой. Мониторинг и прогнозирование паводков на территории Красноярского края с использованием

нейросетевых алгоритмов//Научно-аналитический журнал «Сибирский пожарно-спасательный вестник». 2018. № 3. С. 13-16.

9. О. В. Мартынов. Концепция системы прогноза природных катастроф и практические результаты полученные на основе аппаратов нелинейной физики. М.: Нелинейный мир, 2011. С. 21-22.

Forecasting of emergency situations in the Far North of the Krasnoyarsk territory caused by forest and landscape fires using neural network algorithms

Ya. V. Grebnev, postgraduate, Siberian federal university/senior engineer, monitoring and forecasting department, Center for crisis management of the Head office of the Emercom of Russia in the Krasnoyarsk territory.

A. K. Moskalev, candidate of physical and mathematical sciences, associate professor, department of experimental physics and innovative technologies, Institute of engineering physics and radioelectronics, Siberian federal university.

A. Yu. Gazizulina, PhD, main specialist, Center for monitoring science and education, Peter the Great St. Petersburg polytechnic university.

The paper presents the results of a study of the possibility of predicting natural emergencies in the Far North of the Krasnoyarsk territory using neural network algorithms. The algorithm of fire forecasting using neural networks is analyzed. The model of forecasting is developed and the assessment of efficiency of application and recommendations for application of model by Executive authorities in subjects of the Russian Federation is made.

Keywords: forecasting, neural networks, emergencies, emergency monitoring.
