

УДК 614.84:519

kaibichev@mail.ru

**ИСПОЛЬЗОВАНИЕ НЕЙРОНА ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ
КОЛИЧЕСТВА ПОЖАРОВ В РОССИЙСКОЙ ФЕДЕРАЦИИ****USING A NEURON TO PREDICT THE NUMBER OF FIRES
IN THE RUSSIAN FEDERATION**

*Кайбичев И. А., доктор физико-математических наук, доцент,
Уральский институт ГПС МЧС России, Екатеринбург,
Кайбичева Е. И., кандидат экономических наук,
Уральский государственный экономический университет, Екатеринбург*

*Kaibichev I. A.,
The Ural Institute of State Firefighting Service of Ministry
of Russian Federation for Civil Defense, Yekaterinburg,
Kaibicheva E. I.,
Ural State University of Economics, Yekaterinburg*

Рассмотрена возможность применения нейрона для прогнозирования количества пожаров в Российской Федерации. Расчет состоит из этапов обучения нейрона и прогноза. На этапе обучения использованы данные за три последовательных года. Показатели текущего года использованы как эталонные, а данные за два предшествующих позволяли определить коэффициенты взвешивания. На этапе прогноза на входы нейрона подавали данные двух последних лет и на выходе получали прогнозное значение на следующий год. Сравнение фактических и прогнозных значений за период 2004 – 2018 годов показало, что величина модуля относительной ошибки находилась в интервале от 0,59 до 4,21 %. Предложенный способ прогноза дает 98,58 % достоверности описания реальной ситуации за период 2004 – 2018 годов.

Ключевые слова: количество пожаров, Российская Федерация, прогнозирование, нейронная сеть.

The possibility of using a neuron to predict the number of fires in the Russian Federation is considered. The calculation consists of the stages of neuron training and prediction. At the training stage, data for 3 consecutive years was used. The indicators of the current year were used as a reference, and the data for the previous two years allowed us to determine the weighting coefficients. At the forecast stage, the neuron inputs were fed data from the last two years and received a forecast value for the next year at the output. Comparison of actual and forecast values for the period 2004 – 2018 showed that the value of the relative error module was in the range from 0.59 to 4.21 %. The proposed forecast method gives 98.58 % confidence in the description of the real situation for the period 2004 – 2018.

Keywords: the number of fires, Russian Federation, forecasting, neural network.

Имеющиеся исследования в области прогнозирования количества пожаров [1 – 8] в основном основаны на теории временных рядов [9, 10]. В данное время приобретает популярность применение

для прогнозирования нейронных сетей [11, 12]. На перспективность этого подхода в области пожарной безопасности обращено внимание в работах [13, 14].

Нелинейные нейронные сети повторно использовали при прогнозировании количества пожаров в Киевской области [15]. При этом на основе данных за три последовательных месяца получали прогнозное значение на следующий месяц. В зависимости от выбора алгоритма достигнута точность прогноза в 75 и 87 %. В исследовании [16] для прогнозирования количества пожаров в Пензенской области на следующий год использовали данные за предшествующий год. При этом ошибка прогноза находилась в диапазоне 7 – 15 %.

Приведенный обзор научных исследований показывает актуальность рассмотрения возможности применения нейронных сетей для прогнозирования количества пожаров в Российской Федерации.

Нейронную сеть упростим до одного нейрона. Нейрон представляет собой модель биологического нейрона мозга [11, 12]. Его изображают в виде кружочка со стрелками, обозначающими входы и выход. В исследовании используем упрощенный нейрон, имеющий два входа и один выход (рис. 1).

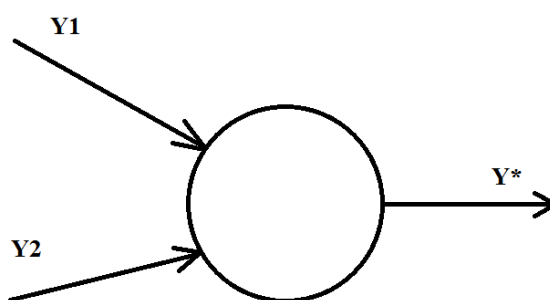


Рисунок 1. Математический нейрон

На входы нейрона поступают сигналы Y_1 и Y_2 , которые суммирует, умножая каждый входной сигнал на некоторый весовой коэффициент W_j :

$$S = W_1 Y_1 + W_2 Y_2 \quad (1)$$

Затем нейрон формирует свой выходной сигнал согласно правилу

$$Y^* = \begin{cases} 1, & \text{если } S \geq \theta \\ 0, & \text{если } S < \theta \end{cases} \quad (2)$$

Здесь величину θ называют порогом чувствительности нейрона.

Таким образом, нейрон существует в двух состояниях. Если взвешенная сумма входных сигналов S меньше θ , то его выходной сигнал Y^* равен нулю. В этом случае нейрон не возбужден. Если вход-

ные сигналы достаточно интенсивны и их взвешенная сумма достигает порога чувствительности θ , то нейрон переходит в возбужденное состояние, и на его выходе образуется сигнал $Y^* = 1$.

В нашем исследовании мы применим нейрон для прогнозирования количества пожаров в Российской Федерации. В этой задаче моделирование работы мозга не требуется. На два входа нейрона мы будем подавать количества пожаров за прошедший и позапрошлый год, на выходе – получать прогнозное значение на текущий год. При этом выходной сигнал должен быть некоторым числом, а не логическим значением. Данные по количеству пожаров за 2001 – 2018 года показывают, что ситуации, когда пожары отсутствуют, не было (Табл. 1).

Таблица 1
Количество пожаров в Российской Федерации (тыс. ед.)

Год	2001	2002	2003	2004	2005	2006	2007	2008	2009
Y	246,5	260,8	239,2	233,2	229,8	220,5	212,6	202,0	187,6
год	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
Y	179,5	168,5	162,9	153,5	150,8	145,9	139,5	132,8	131,8

Поэтому вместо нелинейной функции активации нейрона (2) проще использовать линейную функцию

$$Y^* = S. \quad (3)$$

Такой подход заметно упрощает процедуру расчетов и не потребует значительных вычислительных ресурсов, которые были необходимы при использовании нелинейной функции [17].

После создания нейронной сети начинается этап обучения. В процессе обучения нужно определить значения весовых коэффициентов W_1 и W_2 в формуле (1). Состояние обучения нейрона возникает при подаче на входы Y_1 и Y_2 данных за

два предыдущих года, а на выход Y^* – данных за текущий год. При этом данные за текущий год являются тестовыми. Весовые коэффициенты W_1 и W_2 в формуле (1) подбираем так, чтобы получить результат, совпадающий с тестовым.

Для имитации процесса обучения использовали программу Microsoft Excel. Для подсчета весовых коэффициентов W_1 и W_2 брали начальные значения 1 и с помощью сервиса *Поиск решений* находили нужные значения.

В базу обучения для прогноза на 2004 год входят 2001 г. и 2002 г. Данные 2003 г. используются в качестве эталона (Табл. 2).

Таблица 2
Этап обучения нейрона

Год	Y(тыс.)	w1	w2	Y*
2001	246,5	0,48682	0,45705	239,2
2002	260,8			
2003	239,2			

После обучения нейрона весовые коэффициенты W_1 и W_2 запомнили.

На этапе прогнозирования на входы нейрона подавали показатели 2002 г. и

2003 г. (Табл. 3). На выходе Y^* получали прогнозное значение на 2004 год.

Таблица 3
Этап прогнозирования

Год	Y(тыс.)	w1	w2	Y*
2002	260,8	0,48682	0,45705	236,3
2003	239,2			
2004	233,2			

Ошибка прогнозирования равна $e = Y^* - Y$. Для 2004 года $e = 3,1$. Модуль относительной ошибки составил

$$\varepsilon = \frac{|e|}{Y} = 1,32 \%. \quad (4)$$

При прогнозировании на 2005 год процедура меняется. В процессе обучения используем данные 2002 и 2003 годов, тестовым значением были данные 2004 года. Для прогноза используем данные 2003 и

2004 года. В результате нейрон выдал прогнозное значение на 2005 год – 220,1 тыс. ед. (Табл. 4). Модуль относительной ошибки составил 4,21 %.

Таблица 4
Результаты прогноза

Год	W_1	W_2	Y (тыс.)	Y* (тыс.)	e	ε , %
2004	0,48682	0,45705	233,2	236,3	3,1	1,32
2005	0,48002	0,45155	229,8	220,1	-9,7	4,21
2006	0,502	0,47051	220,5	225,2	4,7	2,13
2007	0,49115	0,46112	212,6	214,5	1,9	0,91
2008	0,48648	0,45717	202,2	204,5	2,3	1,12
2009	0,37819	0,55883	187,6	193,4	5,8	3,09
2010	0,36902	0,53979	179,5	175,9	-3,6	2,02
2011	0,38541	0,54141	168,5	169,5	1,0	0,59
2012	0,37866	0,54297	162,9	159,5	-3,4	2,11
2013	0,38965	0,55168	153,5	155,5	2,0	1,32
2014	0,37853	0,55075	150,8	146,2	-4,6	3,05
2015	0,37505	0,55247	145,9	140,9	-5,0	3,44
2016	0,39335	0,56711	139,5	142,1	2,6	1,83
2017	0,38808	0,55502	132,8	134,0	1,2	0,94
2018	0,37885	0,55574	131,8	126,7	-5,1	3,91
2019	0,39822	0,57416		129,1		

Прогнозное значение на 2019 год составило 129,1 тыс. ед. (Табл. 4). Поскольку фактических данных пока нет, ошибку мы найти не можем.

Сравнение реальных и прогнозных значений (рис. 2) приводит к выводу о достаточно хорошем качестве прогноза.

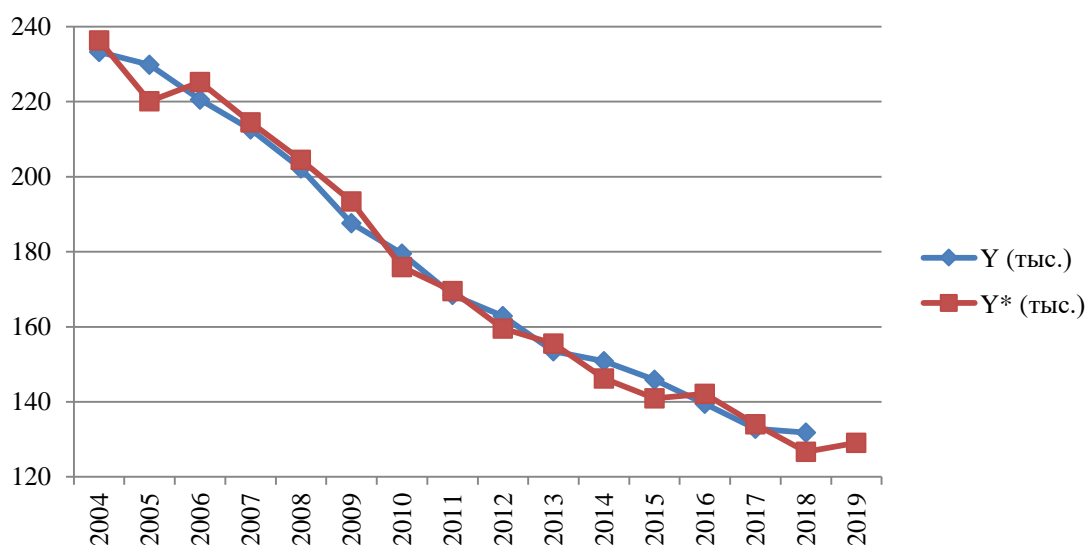


Рисунок 2. Сравнение фактических и прогнозных значений

Величина модуля относительной ошибки находилась в интервале от 0,59 до 4,21 %. Среднее значение квадрата ошибки за 2004 – 2018 годы составило 18,548. Коэффициент корреляции между фактическим и прогнозным количеством пожаров равен 0,992885. Квадрат этой величины равен 0,985821. Он дает значение ко-

эффициента детерминации. В итоге получается, что такой способ прогноза дает 98,58 % достоверности описания реальной ситуации за период 2004 – 2018 годов.

Метод прогнозирования с помощью нейрона достаточно прост. Не требует сложной математики, может найти применение на практике

Литература

1. Батуро А. Н. Прогнозирование количества пожаров в регионе на основе теории временных рядов // *Civil Security Technology*. 2013. V. 10, No 3 (37). P. 84–88.
2. Матеров Е. Н. Использование языка программирования R в вопросах пожарной безопасности: обработка и визуализация данных // *Сибирский пожарно-спасательный вестник*. 2018. № 4. С. 60–66.
3. Матеров Е. Н. Использование языка программирования R в вопросах пожарной безопасности: анализ статистики количества пожаров на основе теории временных рядов // *Сибирский пожарно-спасательный вестник*. 2019. № 1. С. 52–57.
4. Матеров Е. Н. Использование языка программирования R в вопросах пожарной безопасности: анализ главных компонент // *Сибирский пожарно-спасательный вестник*. 2019. № 2. С. 49–53.
5. Пранов Б. М. О некоторых подходах к моделированию и прогнозированию временных рядов пожарной статистики // *Технологии техносферной безопасности*. 2014. № 5 (57). С. 5. URL: <http://ipb.mos.ru/ttb>.
6. Пранов Б. М. Адекватные междисциплинарные модели в прогнозировании временных рядов статистических данных // *Программные продукты и системы*. 2018. № 3 (31). С. 444–447.
7. Кайбичев И. А., Кайбичева Е. И. К вопросу об адекватности модели Кобба – Дугласа в прогнозировании временных рядов пожарной статистики // *Техносферная безопасность*. 2019. № 2 (23). С. 3–15.
8. Кайбичев И. А., Кайбичева Е. И. Регрессионный анализ временного ряда количества пожаров в России // *Сибирский пожарно-спасательный вестник*. 2019. № 2. С. 49–53.
9. Бокс Дж., Дженкинс Г. Анализ временных рядов. Прогноз и управление. М., 1974. Кн. 1. 403 с.
10. Бриллинджер Д. Временные ряды. М., 1980. 536 с.
11. Комарцова Л. Г., Максимов А. В. Нейрокомпьютеры. М., 2004. 400 с.
12. Нейронные сети. STATISTICA Neural Networks: методология и технологии современного анализа данных / под ред. В. П. Боровикова. 2-е изд., перераб. и доп. М., 2008. 392 с.
13. Топольский Н. Г., Божич В. И., Арзуманян Р. В. О возможности использования нейрокомпьютеров в автоматизированных системах безопасности // *Информатиз. систем безопас.* М., 1992. С. 115–116.
14. Олейников В. Т., Мосягин А. А. Возможность прогнозирования опасных ситуаций в субъектах РФ на основе нейронных сетей. URL: <http://www.ipb.mos.ru/konf/2004/sb-2004/sec-2-04/2.68.pdf>.
15. Чумаченко Е. И., Ледовский А. Ю. Прогнозирование пожаров на основе использования нейросетей // *Электроника та системи управління*. 2011. № 2 (28). С. 142–148.
16. Шишов В. Н., Киндаев А. Ю. Прогнозирование показателей городских пожаров с помощью искусственных нейронных сетей (на примере Пензенской области) // *Концепт*. 2014. Т. 20. С. 2816–2820. URL: <http://e-koncept.ru/2014/54827.htm>.
17. Ясинский Ф. Н., Потёмкина О. В., Сидоров С. Г. и др. Прогнозирование вероятности возникновения лесных пожаров с помощью нейросетевого алгоритма на многопроцессорной вычислительной технике // *Вестник ИГЭУ*. 2001. Вып. 2. С. 1–4.

Referenses

1. Baturо A. N. Prognozirovanie kolichestva pozharov v regione na osnove teorii vremennyh ryadov // *Civil Security Technology*. 2013. V. 10, No 3 (37). P. 84–88.
2. Materov E. N. Ispol'zovanie yazyka programmirovaniya R v voprosah pozharnoj bezopasnosti: obrabotka i vizualizaciya dannyh // *Sibirskij pozharно-spasatel'nyj vestnik*. 2018. № 4. P. 60–66.
3. Materov E. N. Ispol'zovanie yazyka programmirovaniya R v voprosah pozharnoj bezopasnosti: analiz statistiki kolichestva pozharov na osnove teorii vremennyh ryadov // *Sibirskij pozharно-spasatel'nyj vestnik*. 2019. № 1. P. 52–57.
4. Materov E. N. Ispol'zovanie yazyka programmirovaniya R v voprosah pozharnoj bezopasnosti: analiz glavnyh komponent // *Sibirskij pozharно-spasatel'nyj vestnik*. 2019. № 2. P. 49–53.
5. Pranov B. M. O nekotoryh podhodah k modelirovaniyu i prognozirovaniyu vremennyh ryadov pozharnoj statistiki // *Tekhnologii tekhnosfernoj bezopasnosti*. 2014. № 5 (57). P. 5. URL: <http://ipb.mos.ru/ttb>.

6. Pranov B. M. Adekvatnye mezhdisciplinarnye modeli v prognozirovanii vremennyh ryadov statisticheskikh dannyh // Programmnye produkty i sistemy. 2018. № 3 (31). P. 444–447.
7. Kajbichev I. A., Kajbicheva E. I. K voprosu ob adekvatnosti modeli Kobba – Duglasa v prognozirovanii vremennyh ryadov pozharnej statistiki // Tekhnosfernaya bezopasnost'. 2019. № 2 (23). P. 3–15.
8. Kajbichev I. A., Kajbicheva E. I. Regressionnyj analiz vremennogo ryada kolichestva pozharov v Rossii // Sibirskij pozharo-spasatel'nyj vestnik. 2019. № 2. P. 49–53.
9. Box G. E. P et al Time Series Analysis: Forecast and Control. N.Y., 2015. 712 p.
10. Brillinger D. R Time Series. Data Analysis and Theory. San Fransisco, SIAM, 2001. 561 p.
11. Komarcova L. G., Maksimov A. V. Nejrokomp'yutery. M., 2004. 400 p.
12. Nejronnye seti. STATISTICA Neural Networks: Metodologiya i tekhnologii sovremennogo analiza dannyh / pod red. V. P. Borovikova. 2-e izd., pererab. i dop. M., 2008. 392 p.
13. Topol'skij N. G., Bozhich V. I., Arzumanyan R. V. O vozmozhnosti ispol'zovaniya nejrokomp'yuterov v avtomatizirovannyh sistemah bezopasnosti // Informatiz. sistem bezopas. M., 1992. P. 115–116.
14. Olejnikov V. T., Mosyagin A. A. Vozmozhnost' prognozirovaniya opasnyh situacij v sub'ektah RF na osnove nejronnyh setej. URL: <http://www.ipb.mos.ru/konf/2004/sb-2004/sec-2-04/2.68.pdf>.
15. Chumachenko E. I., Ledovskij A. Yu. Prognozirovanie pozharov na osnove ispol'zovaniya nejrosetej // Elektronika ta sistemi upravliniya. 2011. № 2 (28). P. 142–148.
16. Shishov V. N., Kindaev A. Yu. Prognozirovanie pokazatelej gorodskih pozharov s pomoshch'yu iskusstvennyh nejronnyh setej (na primere Penzenskoj oblasti) // Koncept. 2014. V. 20. P. 2816–2820. URL: <http://e-koncept.ru/2014/54827.htm>.
17. Yasinskij F. N., Potyomkina O. V., Sidorov S. G. et al. Prognozirovanie veroyatnosti vznikoveniya lesnyh pozharov s pomoshch'yu nejrosetevogo algoritma na mnogoprocessornoj vychislitel'noj tekhnike // Vestnik IGEU. 2001. No 2. P. 1–4.