

Научная статья

УДК 614.842/847; DOI: 10.61260/2218-13X-2024-3-45-60

ИССЛЕДОВАНИЕ ТОЧНОСТИ МЕТОДИКИ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ИСТОЧНИКОВ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ ПРИРОДНОГО ХАРАКТЕРА ПРИ ПОМОЩИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ

✉ **Королев Денис Сергеевич;**

Арифиллин Евгений Заудятович.

Воронежский государственный технический университет, г. Воронеж, Россия.

Епифанов Евгений Николаевич.

Воронежский государственный лесотехнический университет имени Г.Ф. Морозова, г. Воронеж, Россия

✉ otrid@rambler.ru

Аннотация. Анализ современных баз данных по регистрируемым чрезвычайным ситуациям природного и техногенного характера показывает их стремительное увеличение, несмотря на принимаемый комплекс технических и организационных мер. В работе представлены основные факторы, способствующие развитию чрезвычайных ситуаций. Поднимается актуальный вопрос о необходимости совершенствования системы раннего предупреждения чрезвычайных ситуаций природного характера. Авторами представлена оригинальная компьютерная программа, реализующая работу искусственных нейронных сетей, способных предсказывать вероятность возникновения опасных природных метеорологических явлений. Полученные результаты показали удовлетворительную точность, о чем свидетельствует сравнение с результатами регрессионного анализа. Практическая значимость исследования заключается в способности конвертации данных наблюдения в практические действия по предупреждению чрезвычайных ситуаций различного характера.

Ключевые слова: чрезвычайная ситуация, искусственные нейронные сети, прогнозирование, данные, защита населения

Для цитирования: Королев Д.С., Арифиллин Е.З., Епифанов Е.Н. Исследование точности методики прогнозирования источников чрезвычайных ситуаций природного характера при помощи искусственных нейронных сетей // Науч.-аналит. журн. «Вестник С.-Петерб. ун-та ГПС МЧС России». 2024. № 3. С. 45–60. DOI: 10.61260/2218-13X-2024-3-45-60.

Scientific article

INVESTIGATION OF THE ACCURACY OF THE METHODOLOGY FOR PREDICTING SOURCES OF NATURAL EMERGENCIES USING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS

✉ **Korolev Denis S.;**

Arifullin Evgeny Z.

Voronezh state technical university, Voronezh, Russia.

Epifanov Evgeny N.

Voronezh state forestry engineering university named after G.F. Morozov, Voronezh, Russia

✉ otrid@rambler.ru

Abstract. An analysis of modern databases on registered natural and man-made emergency situations shows their rapid increase, despite the complex of technical and organizational measures taken. The work presents the main factors contributing to the development of emergency situations. The current issue of the need to improve the early warning system for natural disasters

is considered. The authors of the work presented an original computer program that implements the operation of artificial neural networks capable of predicting the likelihood of the occurrence of hazardous natural meteorological phenomena. The results obtained showed satisfactory accuracy, as evidenced by regression analysis. The practical significance of the study lies in the ability to convert observation data into practical actions to prevent emergency situations of various types.

Keywords: emergency, artificial neural networks, forecasting, data, public protection

For citation: Korolev D.S., Arifullin E.Z., Epifanov E.N. Investigation of the accuracy of the methodology for predicting sources of natural emergencies using artificial neural networks // Scientific and analytical journal «Vestnik Saint-Petersburg university of State fire service of EMERCOM of Russia». 2024. № 3. P. 45–60. DOI: 10.61260/2218-13X-2024-3-45-60.

Введение

Согласно консолидированным базам статистических данных в период с 1973–2023 гг. произошло пятикратное увеличение природных чрезвычайных ситуаций (ЧС) [1]. Деструктивные события, связанные с погодой и климатом, регистрировались на Земле каждый день, при этом в среднем погибало 115 чел., а ежедневный прямой материальный ущерб достигал нескольких сотен миллионов долларов (рис. 1). В настоящее время вероятность возникновения различных чрезвычайных ситуаций ЧС природного, техногенного и экологического характера остается достаточно высокой, несмотря на принимаемый комплекс технических и организационных мер [2, 3].

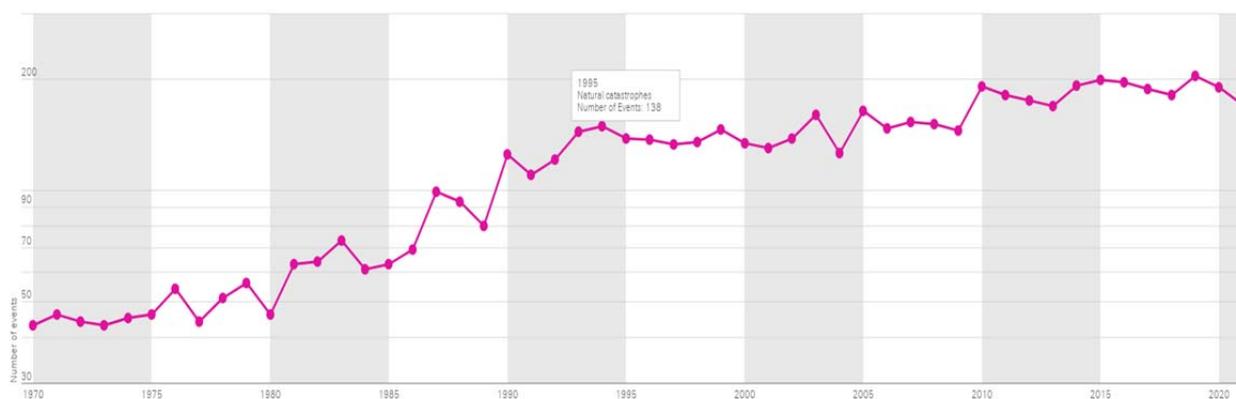


Рис. 1. Динамика природных ЧС в мире

Складывающаяся негативная обстановка обусловлена следующими факторами:

- интенсификацией тепловых волн, затяжными периодами засухи, смертоносными лесными пожарами, вызванными повышением температуры окружающей среды вследствие климатических изменений;
- накоплением водяного пара в слоях атмосферы, вызывающим тропические ливни, наводнения (затопления);
- повсеместным антропогенным влиянием на мировой океан (повышение температуры, уровня воды), как итог: тропические штормы и затопление островных государств.

Характерными примерами природных катастроф современности являются [4, 5]:

- мощное землетрясение и цунами в Японии 2011 г., разрушившее северо-восточное побережье страны, унесшее жизни свыше 16 тыс. чел. и вызвавшее техногенную аварию на атомной электростанции в г. Фукусиме;
- лесные пожары в Сибири 2019 г. характеризуются уничтожением свыше 15 млн га лесного фонда, высвободившего около 200 млн т углекислого газа и сажи;
- серия наводнений в Таиланде, вызванных сильнейшим за последние 50 лет сезонными муссонными дождями, нарушившими нормальную жизнедеятельность свыше 13 млн чел.;

– резкий подъем уровня воды в левобережных притоках р. Ангары, что привело к затоплению 14 428 жилых помещений в 167 населенных пунктах;

– аномальная жара в Европе в 2022 г., унесшая жизни около 20 тыс. чел. (во Франции погибло около 11 тыс. чел., в Испании и Германии 4 655 и 4 500 тыс. чел. соответственно);

– ЧС федерального характера была зарегистрирована в 2021 г., в Амурской области, в Еврейской автономной области, Забайкальском и Хабаровском краях, тогда оказались затопленными 145 населенных пунктов, в которых повреждено свыше 3 000 жилых домов, 9 000 приусадебных и дачных участков, более 160 социально-значимых объектов защиты.

Наглядное представление динамики крупных ЧС в мире было показано линиями тренда: линейной, полиномиальной и экспоненциальных кривых роста. При помощи MS Excel проведен однофакторный дисперсионный анализ (рис. 2) [6, 7].

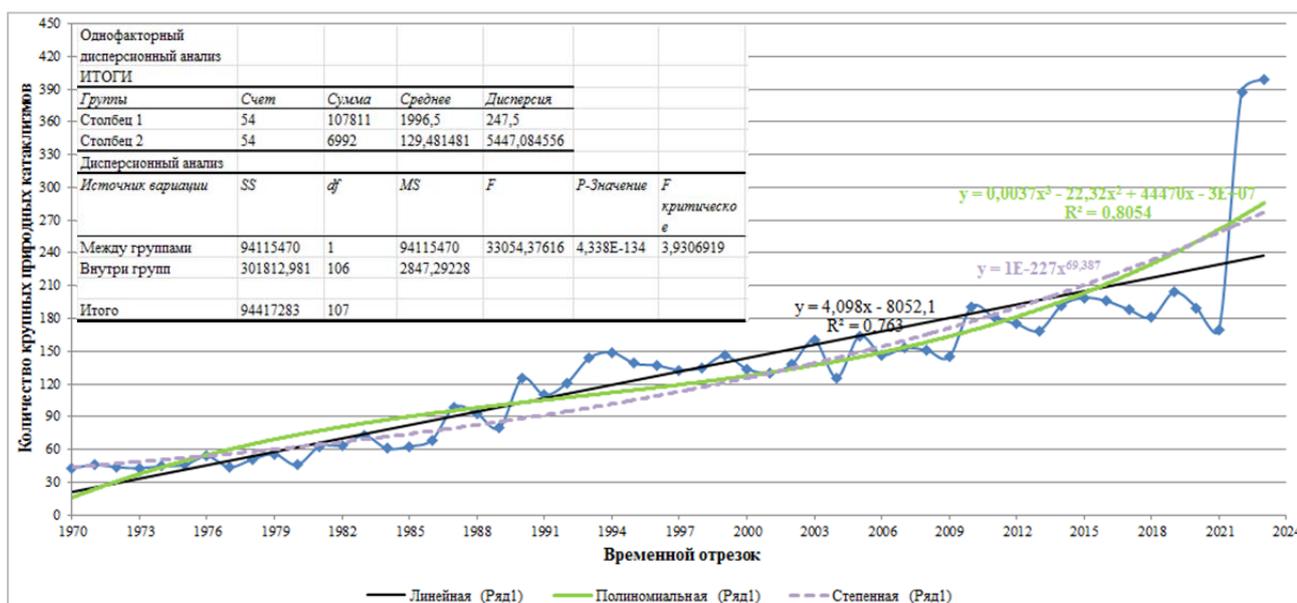


Рис. 2. Моделирование динамики природных катастроф в мире за период с 1970 по 2023 г. при помощи Excel

Наилучшим показателем ($R^2=0,8054$) с точки зрения описания входных данных является полиномиальная линия тренда, показывающая, что количество крупных природных катаклизмов с течением времени будет только расти.

Таким образом, стремительное увеличение количества природных катаклизмов, вызывающих негативные последствия для населения и территории стран, в совокупности с огромными финансовыми затратами на восстановление инфраструктуры, нормализацию жизнедеятельности определяют актуальность темы.

Актуальной задачей в настоящее время является расширение возможностей использования современных технологий, в том числе при использовании искусственных нейронных сетей (ИНС), и имеющихся массивов данных, направленных на раннее инициирование действий по предупреждению ЧС. Целью настоящей работы является анализ точности разработанной ранее авторами методики прогнозирования источников ЧС при помощи ИНС, реализуемой специальным программным продуктом.

Материалы и методы исследования

Основываясь на данных, получаемых в режиме реального времени при помощи современных систем мониторинга и прогнозирования, возможно обеспечение своевременного реагирования. Успешное прогнозирование показателей, например,

метеоусловий, складывающихся на определенной территории, может быть осуществлено при помощи ИНС и правильного выбора архитектуры сети, лежащей в основе всей модели, определяющей способ обработки информационных потоков [8, 9]. При этом осуществляется:

- подбор количества слоев (может варьироваться от одного до нескольких, с десятками или сотнями узлов в каждом слое);
- определение типов слоев (входные, выходные, скрытые, свертывающие и т.д. – в зависимости от типа выбранной ИНС);
- определение количества нейронов;
- установление наиболее подходящих функций активации (влияет на производительность модели и чаще всего используют: sigmoid (отображает значения в интервале от 0 до 1), ReLu (включает и отрицательные значения), softmax (применяются на выходном уровне и преобразуют полученные значения в вероятности);
- установление интервала изменения входов, выходов, весов и пороговых уровней на соответствующей функции активации;
- присвоение минимальных и максимальных значений весам и пороговым уровням (величина диапазона должна быть не большой и не слишком малой, поскольку в первом случае происходит насыщение нейронов, а во втором – выходы могут приближаться к нулю, однако в обоих случаях обучение будет медленным);
- тестирование сети и подбор наилучших параметров для прогнозирования.

Для анализа массива информации (входных данных прогноза) требовалась многоступенчатая обработка, то есть ИНС должна обладать сложной структурой, с минимальной возможностью переобучения, оптимальной производительностью. С этими задачами хорошо справился многослойный персептрон (MLP) (рис. 3) [10–12]. Далее рассмотрим некоторые его особенности.

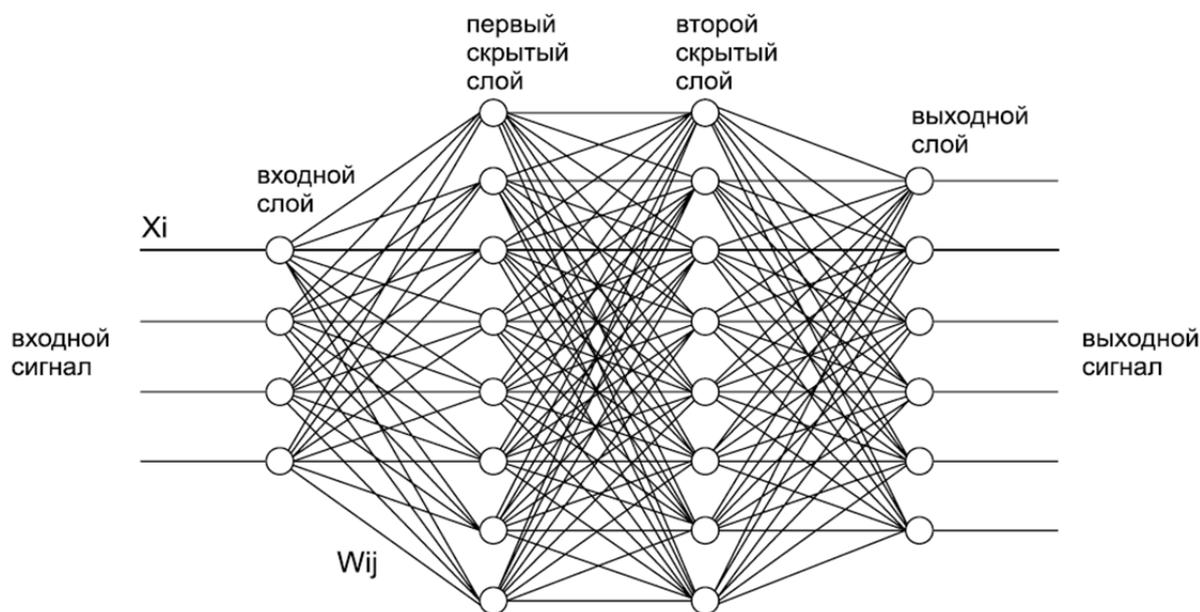


Рис. 3

1. MLP представляет нелинейную модель, успешно реализующую нелинейные функции, что делает выбранную сеть мощным инструментом для работы с массивом информации (множественные входные и выходные данные).

2. Нейронная сеть приспосабливалась к изменяющейся среде данных (обрабатывала статические и динамические параметры), то есть MLP обладает адаптивным принципом обучения.

3. Наличие интеллектуального обучения способствовало дифференцированному выбору наиболее важных значений из массива данных, что позволяло создавать классификационные модели, идентифицировать закономерности. В качестве примера прогнозирования метеоусловий рассматривалась территория Воронежской обл., а также использовался алгоритм обратного распространения ошибки, предполагающий несколько проходов (прямой, обратный) по всем имеющимся слоям, а обучение осуществлялось по алгоритму, представленному на рис. 4.

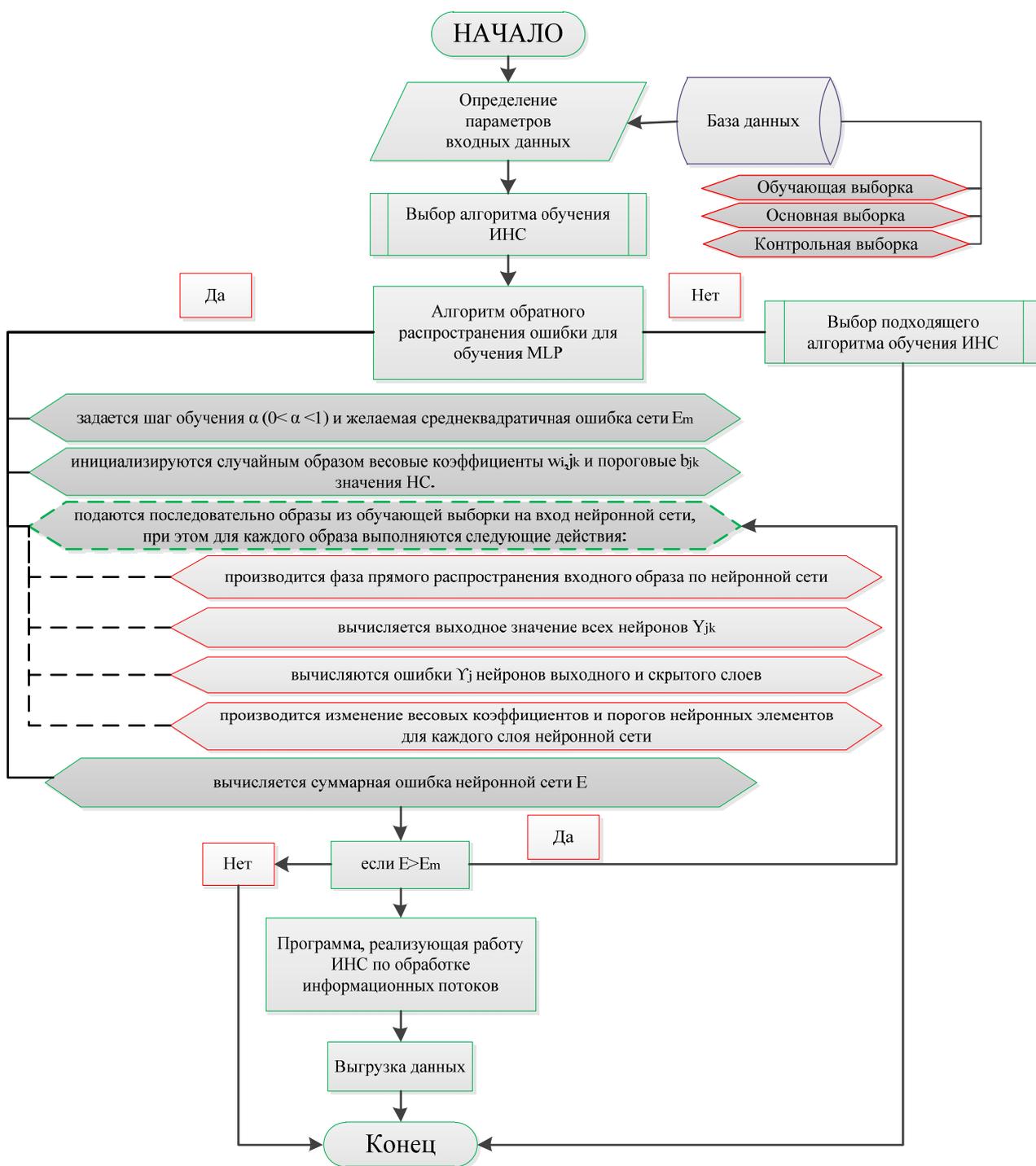


Рис. 4. Алгоритм обучения ИНС

В основе алгоритма обучения лежат несколько этапов:

1) для набора данных, в которых известны ожидаемые результаты, расставляются метки;

2) после загрузки данных для обучения ИНС сеть просматривает информацию и осуществляет пробное прогнозирование на основании текущих настроек, далее целесообразно провести сравнительный анализ полученных значений с ожидаемым результатом;

3) если прогнозирование ИНС не соответствует ожидаемым результатам, то пользователь подбирает подходящий алгоритм обучения, например, с обратным распространением ошибки, а после рассчитывается процент вклада каждого веса внутри сети на общую величину ошибки прогноза и корректируются в сторону уменьшения погрешности;

4) когда предварительный прогноз проведен, а величина настройки весов смещается в сторону уменьшения ошибки прогнозирования, пользователем проводится множественная итерация входных данных из обучающего набора. С течением времени веса ИНС подстраиваются, а значение погрешности между полученными и предсказанными результатами должно стать минимальным;

5) после обучения сети целесообразно провести тестирование работы на новых, ранее не использованных данных, что позволит оценить работоспособность ИНС в целом.

В данном эксперименте при осуществлении прямого прохода входной вектор подавался на входной слой сети и в дальнейшем распространялся по самой модели от слоя к слою. В этот момент происходила генерация набора выходных данных потоков, что представляло собой реакцию сети на входящую информацию, а все синаптические веса фиксировались на определенном значении.

При обратном прохождении сведений синаптические веса корректировались (полученный результат сети вычитался из необходимого) в зависимости от величины ошибки прогноза. Сформированный сигнал ошибки начинал распространяться по ИНС в обратном направлении, противоположном синаптическим связям.

В работе применялись некоторые допущения. Пусть X_i – входной вектор; Y_i – выходной вектор ИНС. Тогда, $w_{i,j}^k$ – весовой коэффициент определенного нейрона и слоя сети; b_i^k – порог нейрона конкретного слоя; d_j – необходимое выходное значение. Для определения спрогнозированного выходного значения сети использовали формулу (1), а для расчета выходного значения выходного слоя формулы (2, 3):

$$\left\{ y = y^{k_{\max}} = \left(\sum_{j=1}^{27} w_{j,i}^{k_{\max}(27)} \cdot \left(\frac{e^{2 \sum_{j=t}^{27} w^{(27)}_{t-1}} - 1}{e^{2 \sum_{j=t}^{27} w^{(27)}_{t-1}} + 1} \right) - 1 \right) \right\} ; \quad (1)$$

$$Y_j^k = f \cdot \left(\sum w_{i,j}^k \cdot Y_i^{k-1} - b_j^k \right) ; \quad (2)$$

$$Y_i = f \cdot \left(\sum w_{i,j} \cdot Y_i^{n-1} - b_j \right) . \quad (3)$$

Функциональная ошибка сети определялась по формуле (4), а ошибка конкретного элемента скрытого слоя по формуле (5):

$$E = \frac{1}{2} \cdot \sum_i (Y_i - d_i)^2 ; \quad (4)$$

$$\begin{aligned} \gamma_j^i &= \frac{\partial E}{\partial Y_j^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial Y_j^k} = \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \cdot w_{i,j} = \sum_j (Y_j - d_j) \cdot F'(S_j) \cdot w_{i,j} = \\ &= \sum_j \gamma_j \cdot F'(S_j) \cdot w_{i,j} . \end{aligned} \quad (5)$$

Тогда градиенты ошибок были равны:

$$\begin{aligned} \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} &= \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial w_{i,j}} = \gamma_j \cdot F'(S_j) \cdot Y_j^k ; \\ \frac{\partial E}{\partial b_i} &= \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial b_i} = -\gamma_j \cdot F'(S_j) ; \\ \frac{\partial E}{\partial w_{i,j}} &= \sum_j \frac{\partial E}{\partial Y_j} \cdot \frac{\partial Y_j}{\partial S_j} \cdot \frac{\partial S_j}{\partial Y_j^{k-1}} \cdot \frac{\partial Y_j^{k-1}}{\partial S_j^{k-1}} \cdot \frac{\partial S_j^{k-1}}{\partial w_{ij}^k} = \gamma_j \cdot F'(S_j^k) \cdot Y_j^k . \end{aligned}$$

Для нахождения весовых коэффициентов и корректировки нейронов сети использовали:

$$\begin{aligned} w_{i,j}^k \cdot (t+1) &= w_{i,j}^k - a \gamma_j^k \cdot F'(S_j^k) \cdot Y_j^k ; \\ b_j^k \cdot (t+1) &= b_j^k + a \gamma_j^k \cdot F'(S_j^k) . \end{aligned}$$

4. Гибкость MLP позволила увеличивать и уменьшать количество слоев модели, ориентируясь на информационные потоки и доступные вычислительные ресурсы, то есть при выполнении всех условий сеть могла параллельно обучаться на нескольких процессорах.

5. Эффективность выбранной сети обусловлена высокой устойчивостью к ошибкам и шуму данных, что достигалось отказоустойчивостью и неприхотливостью даже к поврежденной информации.

Таким образом, симуляция работы ИНС – многослойного персептрона позволила улавливать сложные нелинейные взаимосвязи между входными параметрами, обрабатывать многомерные данные, а ее особенность адаптироваться к изменениям в режиме реального времени обеспечила высокую производительность в вопросах прогнозирования.

Результаты исследования

В рамках исследования была разработана и зарегистрирована в Федеральном институте промышленной собственности специальная компьютерная программа «Программа для анализа данных информационных потоков с последующей аналитической и прогнозной обработкой», правообладателем которой является Федеральное государственное бюджетное образовательное учреждение высшего образования «Воронежский государственный технический университет» [13].

Представленное специальное программное обеспечение реализует работу ИНС, осуществляющих прогнозирование, например, метеоусловий. Для повышения точности предсказания проводили кодирование входных и выходных данных, путем присвоения им уникального кода. Для наглядности представим часть массива информации в виде табл. 1, а учебную выборку на рис. 5.

В процессе эксперимента, когда информационные потоки загружались в специальный программный продукт для обучения (рис. 6), нейронная сеть достоверно распознала свыше

90 % данных, что характеризует ее как правильно спроектированную (рис. 7). При этом функциональные сигналы вычислялись последовательно от каждого нейрона к другому нейрону [14].

Полученная величина градиента для каждого нейрона в конечном итоге изменяла величину синаптических весов. Консолидируем спрогнозированные значения и представим в виде табл. 2, 3.

Таблица 1

Кодирование массива данных

Входящий параметр / Присвоенный код					
Минимальная ночная температура, °C (код в пределах 0,015–0,3)					
+1	0,02	-11	0,11	-23	0,23
+2	0,03	-10	0,10	-22	0,22
+3	0,04	-9	0,9	-21	0,21
+4	0,05	-8	0,8	-20	0,20
+5	0,06	-7	0,7	-19	0,19
+6	0,07	-6	0,6	-18	0,18
+7	0,08	-5	0,5	-17	0,17
+8	0,09	-4	0,4	-16	0,16
+9	0,010	-3	0,3	-15	0,15
+10	0,011	-2	0,2	-14	0,14
+11	0,012	-1	0,1	-13	0,13
+12	0,013	0	0,01	-12	0,12
Максимальная дневная температура, °C (код в пределах 0,32–0,58)					
0	0,4	-9	0,49	-18	0,58
+1	0,39	-8	0,48	-17	0,57
+2	0,38	-7	0,47	-16	0,56
+3	0,37	-6	0,46	-15	0,55
+4	0,36	-5	0,45	-14	0,54
+5	0,35	-4	0,44	-13	0,53
+6	0,34	-3	0,43	-12	0,52
+7	0,33	-2	0,42	-11	0,51
+8	0,32	-1	0,41	-10	0,50
Вид погодного явления (код в пределах 1,40–1,43)			Влажность, % (код в пределах 1,45–1,48)		
Преимущественно без осадков (0,0–0,2 мм)			1,40	60	1,45
Небольшой дождь, снег (0,3–2 мм)			1,41	70	1,46
Дождь, кратковременный, снегопад (3–14 мм)			1,42	80	1,47
Сильный дождь (15–49 мм)			1,43	90	1,48
Количество выпавших осадков, мм (код в пределах 1,50–2,00)					
1	1,50	8	1,57	15	1,64
2	1,51	9	1,58	16	1,65
3	1,52	10	1,59	17	1,66
4	1,53	11	1,60	18	1,67
5	1,54	12	1,61	19	1,68
6	1,55	13	1,62	20	1,69
7	1,56	14	1,63	21	2,00

	01.01.2024	02.01.2024	03.01.2024	04.01.2024	05.01.2024	06.01.2024	07.01.2024	08.01.2024	09.01.2024	10.01.2024	11.01.2024	12.01.2024	13.01.2024	14.01.2024	15.01.2024	16.01.2024	17.01.2024	18.01.2024	19.01.2024	20.01.2024	21.01.2024	22.01.2024	23.01.2024	24.01.2024	25.01.2024	26.01.2024
T _{min night}	0,4	0,15	0,23	0,19	0,16	0,9	0,23	0,23	0,13	0,15	0,14	0,2	0,23	0,11	0,3	0,6	0,18	0,4	0,2	0,8	0,15	0,14	0,9	0,5	0,4	0,1
T _{max day}	0,42	0,41	0,55	0,57	0,55	0,47	0,49	0,58	0,51	0,41	0,41	0,53	0,56	0,5	0,42	0,38	0,46	0,44	0,37	0,42	0,47	0,5	0,48	0,44	0,44	0,4
T _{min surface}	0,63	0,75	0,8	0,8	0,73	0,78	0,8	0,8	0,78	0,8	0,8	0,8	0,8	0,73	0,67	0,72	0,8	0,69	0,63	0,6	0,8	0,8	0,72	0,75	0,75	0,72
V _{wind}	0,87	0,84	0,84	0,83	0,84	0,85	0,85	0,84	0,92	0,93	0,94	0,9	0,82	0,87	0,88	0,9	0,9	0,84	0,89	0,9	0,84	0,85	0,88	0,86	0,88	0,92
H _{snow}	0,98	0,98	0,98	1,01	1,02	1,06	1,06	1,06	1,07	1,08	1,11	1,1	1,08	1,09	1,08	1,06	1,04	1,04	1,04	1,07	1,07	1,04	1,04	1,07	1,07	1,1
H _{freezing}	1,2	1,2	1,2	1,2	1,21	1,22	1,23	1,24	1,25	1,26	1,26	1,26	1,26	1,26	1,27	1,28	1,27	1,28	1,29	1,3	1,31	1,28	1,29	1,3	1,31	1,31
Weather	1,42	1,42	1,41	1,41	1,41	1,4	1,4	1,4	1,41	1,41	1,4	1,4	1,4	1,41	1,41	1,42	1,41	1,41	1,42	1,41	1,41	1,4	1,41	1,41	1,41	1,42
Humidity	1,47	1,48	1,46	1,47	1,46	1,47	1,46	1,46	1,47	1,48	1,49	1,46	1,46	1,47	1,48	1,49	1,49	1,45	1,46	1,47	1,48	1,45	1,46	1,47	1,48	1,48
Precipitation	1,56	1,54	1,5	1,54	1,5	1,54	1,5	1,5	1,51	1,5	1,56	1,5	1,5	1,5	1,5	1,58	1,5	1,57	2	1,54	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,52
	27.01.2024	28.01.2024	29.01.2024	30.01.2024	31.01.2024	01.02.2024	02.02.2024	03.02.2024	04.02.2024	05.02.2024	06.02.2024	07.02.2024	08.02.2024	09.02.2024	10.02.2024	11.02.2024	12.02.2024	13.02.2024	14.02.2024	15.02.2024	16.02.2024	17.02.2024	18.02.2024	19.02.2024	20.02.2024	21.02.2024
T _{min night}	0,01	0,2	0,6	0,3	0,3	0,02	0,3	0,01	0,1	0,4	0,5	0,02	0,11	0,8	0,6	0,3	0,02	0,1	0,5	0,8	0,8	0,7	0,5	0,5	0,6	0,6
T _{max day}	0,39	0,39	0,41	0,42	0,41	0,39	0,39	0,4	0,37	0,38	0,42	0,36	0,39	0,44	0,43	0,42	0,38	0,32	0,41	0,44	0,46	0,44	0,41	0,42	0,44	0,44
T _{min surface}	0,6	0,62	0,66	0,63	0,69	0,6	0,68	0,61	0,64	0,67	0,71	0,66	0,77	0,71	0,67	0,6	0,6	0,66	0,69	0,68	0,69	0,71	0,67	0,68	0,68	0,66
V _{wind}	0,82	0,83	0,88	0,88	0,86	0,87	0,87	0,87	0,92	0,9	0,89	0,91	0,92	0,84	0,86	0,88	0,87	0,84	0,87	0,87	0,85	0,85	0,86	0,86	0,84	0,84
H _{snow}	1,09	1,07	1,07	1,06	1,06	1,03	1,02	1,02	1,02	1,09	1,08	1,05	1,05	1,04	1,04	1,03	1,03	1,02	1,02	1,02	1,02	1,01	1,02	1,02	1,02	1,02
H _{freezing}	1,29	1,3	1,31	1,31	1,31	1,29	1,3	1,31	1,29	1,3	1,31	1,29	1,3	1,31	1,29	1,3	1,31	1,29	1,3	1,31	1,29	1,3	1,31	1,31	1,31	1,32
Weather	1,41	1,41	1,41	1,41	1,4	1,4	1,4	1,41	1,41	1,41	1,4	1,41	1,4	1,4	1,41	1,41	1,41	1,42	1,4	1,4	1,41	1,4	1,41	1,4	1,4	1,41
Humidity	1,46	1,46	1,46	1,45	1,45	1,45	1,47	1,47	1,47	1,46	1,46	1,47	1,46	1,47	1,46	1,47	1,47	1,47	1,48	1,47	1,47	1,46	1,47	1,46	1,46	1,47
Precipitation	1,51	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,56	1,5	1,53	1,5	1,5	1,5	1,52	1,51	1,55	1,5	1,5	1,5	1,52	1,5	1,5	1,5	1,51
	22.02.2024	23.02.2024	24.02.2024	25.02.2024	26.02.2024	27.02.2024	28.02.2024	29.02.2024	01.03.2024	02.03.2024	03.03.2024	04.03.2024	05.03.2024	06.03.2024	07.03.2024	08.03.2024	09.03.2024	10.03.2024	11.03.2024	12.03.2024	13.03.2024	14.03.2024	15.03.2024	16.03.2024	17.03.2024	18.03.2024
T _{min night}	0,3	0,3	0,8	0,7	0,8	0,8	0,7	0,4	0,6	0,4	0,6	0,7	0,4	0,9	0,7	0,6	0,6	0,12	0,7	0,9	0,4	0,11	0,3	0,4	0,02	0,1
T _{max day}	0,43	0,41	0,38	0,41	0,4	0,38	0,38	0,37	0,37	0,36	0,38	0,42	0,42	0,41	0,4	0,38	0,41	0,39	0,43	0,38	0,38	0,35	0,35	0,36	0,36	0,35
T _{min surface}	0,64	0,63	0,7	0,7	0,73	0,77	0,75	0,71	0,72	0,7	0,7	0,72	0,66	0,72	0,69	0,6	0,71	0,75	0,71	0,75	0,7	0,6	0,68	0,67	0,6	0,63
V _{wind}	0,87	0,9	0,9	0,89	0,89	0,86	0,84	0,83	0,83	0,85	0,87	0,84	0,83	0,86	0,84	0,88	0,88	0,84	0,87	0,85	0,85	0,88	0,85	0,83	0,83	0,82
H _{snow}	1,11	1,11	1,1	1,1	1,07	1,07	1,06	1,05	1,05	1,04	1,04	1,04	1,03	1,03	1,02	1,02	1,02	1,02	1,02	1,02	1,02	1,02	1,02	1,02	1,01	1,1
H _{freezing}	1,33	1,34	1,35	1,36	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37	1,37
Weather	1,42	1,41	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,41	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,4	1,41	1,41
Humidity	1,48	1,47	1,45	1,45	1,46	1,45	1,46	1,45	1,46	1,45	1,46	1,45	1,46	1,45	1,46	1,45	1,45	1,47	1,45	1,46	1,47	1,45	1,46	1,46	1,46	1,48
Precipitation	1,56	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5	1,5

Рис. 5. Учебная выборка

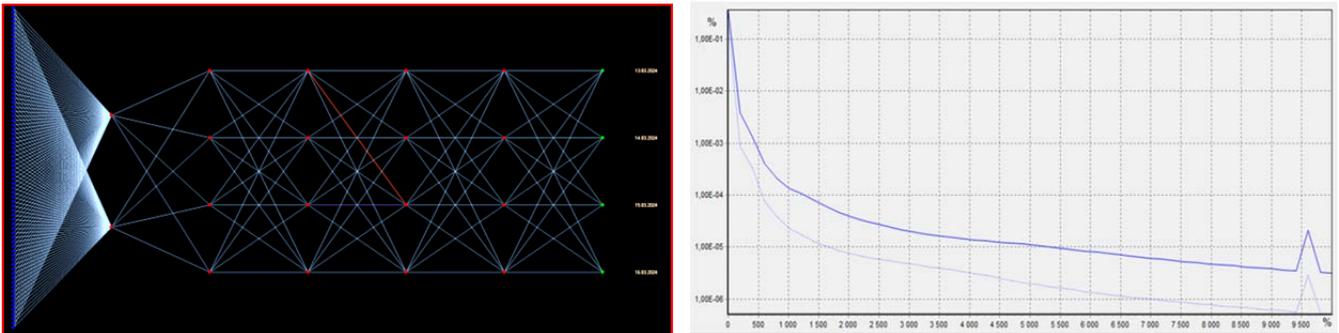


Рис. 6. Спроектированная ИНС

Таблица 2

Результаты прогнозирования ИНС

Показатель	Input 15.03.2024	Output 15.03.2024	Input 16.03.2024	Output 16.03.2024
T _{min night}	0,30	0,316	0,40	0,377
T _{max day}	0,35	0,350	0,36	0,367
T _{min surface}	0,68	0,674	0,67	0,679
V _{wind}	0,85	0,851	0,83	0,828
H _{snow}	1,02	1,024	1,02	1,012
H _{freezing}	1,37	1,367	1,37	1,373
Weather	1,40	1,394	1,40	1,400
Humidity	1,45	1,459	1,46	1,463
Precipitation	1,50	1,493	1,50	1,495

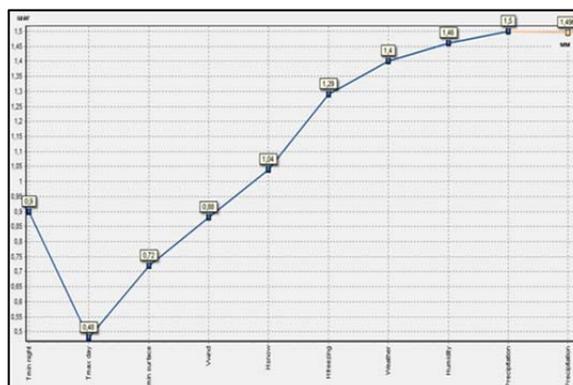
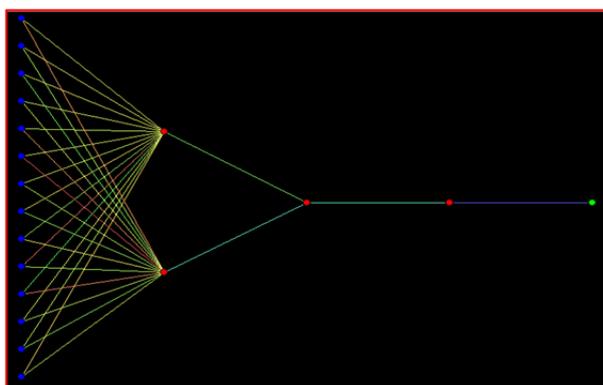


Рис. 7. Прогнозирование осадков на территории области, мм

Таблица 3

Результаты прогнозирования осадков

Precipitation	Input, мм		Output, мм		
01.01.2024	7	10.01.2024	1	19.03.2024	1,101 (1,0)
02.01.2024	5	11.01.2024	7	23.03.2024	1,496 (1,5)
04.01.2024	5	16.01.2024	9	04.04.2024	0,373 (0,3)
05.01.2024	1	18.01.2024	8	15.04.2024	5,153 (5,0)
06.01.2024	5	19.01.2024...	21	23.04.2024	1,003 (1,0)
09.01.2024	2	...18.03.2024	1	25.04.2024	1,325 (1,0)

Установлено, что средняя абсолютная погрешность составила 0,651, а относительная не превысила 7 %, что является хорошим результатом.

Таким образом, представленные прогнозные значения показывают удовлетворительные результаты, а значит ИНС может быть использована в дальнейших исследованиях.

Результаты исследования и их обсуждение

Анализ точности разработанной методики прогнозирования источников ЧС при помощи ИНС проводился в сравнении с результатами регрессионного анализа.

Совокупность разнообразных точек результативного и факторного показателей представляют собой поле корреляции, при помощи которой можно выдвинуть гипотезу о возможной взаимосвязи. Например, линейное уравнение регрессии имеет вид (6), а оценочное уравнение (7):

$$y(t) = bx + a ; \quad (6)$$

$$y(t) = bx + a + \varepsilon . \quad (7)$$

где a , b – величина оценки параметров регрессионной модели; ε – случайная ошибка (отклонение, возмущение).

К основным причинам случайных ошибок следует отнести [15]:

- исключение из регрессионной модели наиболее значимых переменных;
- возможно агрегирование переменных;
- неправильное описание структуры модели;
- ошибочная функциональная спецификация модели;
- ошибки измерения.

Для оценки эффективности работы модели (Input и Output) целесообразно использовать метод наименьших квадратов, но только в том случае, если выполняются определенные предпосылки относительно случайной ошибки и независимой переменной. Для расчета параметров регрессии подготовим расчетную табл. 4.

Таблица 4

Расчетная таблица параметров (Input и Output)

x	y	x ²	y ²	(x·y)
1	1,101	1	1,2122	1,101
1	1,496	1	2,238	1,496
0,3	0,373	0,09	0,1391	0,1119
5	5,153	25	26,5534	25,765
1	1,003	1	1,006	1,003
1	1,325	1	1,7556	1,325
9,3	10,451	29,09	32,9044	30,8019

Тогда эмпирические уравнения регрессии, отражающие общую тенденцию в поведении рассматриваемых переменных, примет вид:

$$6 \cdot a + 9,3 \cdot b = 10,451 ;$$

$$9,3 \cdot a + 29,09 \cdot b = 30,802 ;$$

$$b=0,9951; a=0,1995;$$

$$y = 0,9951 \cdot x + 0,1995 .$$

Определим параметры уравнения регрессии по соответствующим формулам (8–10), выборочные дисперсии (11, 12) и среднеквадратичное отклонение (13, 14):

$$\bar{x} = \frac{\sum x_i}{n} = \frac{9,3}{6} = 1,55 ; \quad (8)$$

$$\bar{y} = \frac{\sum y_i}{n} = \frac{10,451}{6} = 1,742 ; \quad (9)$$

$$\overline{xy} = \frac{\sum x_i y_i}{n} = \frac{30,8}{6} = 5,134 ; \quad (10)$$

$$S(x^2) = \sum_{i=1}^n \frac{x_i^2}{n} - \bar{x}^2 = \frac{29,09}{6} - 1,55^2 = 2,44 ; \quad (11)$$

$$S(y^2) = \sum_{i=1}^n \frac{y_i^2}{n} - \bar{y}^2 = \frac{32,9}{6} - 1,742^2 = 2,45 ; \quad (12)$$

$$S(x) = \sqrt{S^2(x)} = \sqrt{2,44} = 1,564 ; \quad (13)$$

$$S(y) = \sqrt{S^2(y)} = \sqrt{2,45} = 1,565 . \quad (14)$$

При этом коэффициент корреляции b найдем по формуле, не решая саму систему:

$$b = \frac{\bar{x} \cdot \bar{y} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{S^2(x)} = \frac{5,134 - 1,55 \cdot 1,742}{2,45} = 0,9951 .$$

Определим показатель тесноты связи, которым является выборочный линейный коэффициент корреляции, рассчитываемый по формуле:

$$r_{xy} = \frac{\bar{x} \cdot \bar{y} - \bar{x} \cdot \bar{y}}{S(x) \cdot S(y)} = \frac{5,134 - 1,55 \cdot 1,742}{1,564 \cdot 1,565} = 0,994 .$$

Если полученный результат линейного коэффициента корреляции принимает значения от -1 до $+1$, то по шкале Чедока установим связь между признаками:

$0,1 < r_{xy} < 0,3$: слабая;

$0,3 < r_{xy} < 0,5$: умеренная;

$0,5 < r_{xy} < 0,7$: заметная;

$0,7 < r_{xy} < 0,9$: высокая;

$0,9 < r_{xy} < 1$: весьма высокая.

В данном случае связь между признаком Y и фактором X весьма высокая и прямая. Кроме того, коэффициент линейной парной корреляции может быть определен через коэффициент регрессии b :

$$r_{xy} = b \cdot \frac{S(x)}{S(y)} = 0,995 \cdot \frac{1,564}{1,565} = 0,994 .$$

Коэффициент регрессии $b=0,995$ показывает среднее изменение результативного показателя, $a=0,199$ показывает прогнозируемый уровень y .

Однако коэффициент регрессии не целесообразно применять для непосредственной оценки влияния факторов на результативный признак. Для этого вычисляют коэффициент эластичности (15) и бетта-коэффициенты (16), которые показывают, на какую величину своего среднего квадратичного отклонения изменится в среднем значение результативного признака при изменении факторного признака на величину его среднеквадратического отклонения при фиксированном на постоянном уровне значении остальных независимых переменных:

$$E = \frac{dy}{dx} \cdot \frac{x}{y} = b \cdot \frac{\bar{x}}{\bar{y}} = 0,995 \cdot \frac{1,55}{1,742} = 0,885 . \quad (15)$$

Расчет коэффициента эластичности меньше единицы, следовательно, при изменении x на 1% , y также изменится менее чем на 1% , то есть влияние не существенно.

$$\beta_j = b_j \cdot \frac{S(x)}{S(y)} = 0,995 \cdot \frac{1,564}{1,565} = 0,994 . \quad (16)$$

Полученные результаты показывают, что увеличение x на величину среднеквадратического отклонения S_x , приведет к увеличению среднего значения Y на $99,4\%$ среднеквадратичного отклонения S_y .

Проведем оценку качества уравнения регрессии при помощи ошибки абсолютной аппроксимации по формуле. Если полученное значение будет находиться в пределах от $5-10\%$, то это может свидетельствовать о правильном подборе уравнения:

$$\bar{A} = \frac{\sum_{i=1}^n |y_i - y_x|}{n} \cdot 100\% = \frac{0,915}{6} \cdot 100 = 9,25\% .$$

Расчет показал, что отклонения в среднем составляют $9,25\%$, значит, уравнение может быть использовано в качестве регрессии.

Определим тесноту зависимости эмпирического корреляционного отношения, изменяющегося в пределах от 0 до 1 :

$$\eta = \sqrt{\frac{\sum (\bar{y} - y_x)^2}{\sum (y_i - \bar{y})^2}} = \sqrt{\frac{14,531}{14,7}} = 0,994 .$$

Представленный коэффициент является универсальным, поскольку отражает тесноту связи и точность применяемой модели.

Проведем оценку параметров уравнения регрессии. Для этого установим точность оценок коэффициентов регрессии:

$$S^2 = \sqrt{\frac{\sum (y_i - y_x)^2}{n - m - 1}} = \frac{0,169}{4} = 0,0424 .$$

Необъясненная дисперсия ошибки (0,0424) показывает разброс зависимой переменной вокруг линии регрессии, а $\sqrt{S^2} = \sqrt{0,0424} = 0,21$ – *ошибка* .

Стоит отметить, что стандартная ошибка регрессии может быть рассмотрена в качестве своеобразного разброса данных информационных спрогнозированных значений. Если стандартная ошибка достаточно мала, значит качество модели высокое.

Рассчитаем стандартное отношение случайной величины по формуле (17) и стандартное отклонение случайной величины b (18):

$$S_a = S \cdot \frac{\sqrt{\sum x^2}}{nS(x)} = 0,21 \cdot \frac{\sqrt{29,09}}{6 \cdot 1,564} = 0,118 ; \quad (17)$$

$$S_b = \frac{S}{\sqrt{n} \cdot S(x)} = \frac{0,21}{\sqrt{6} \cdot 1,564} = 0,0537 . \quad (18)$$

Изучив зависимость (Input и Output), была предложена парная линейная регрессия ($y=0,995 \cdot x+0,199$), а затем оценены ее основные параметры методом наименьших квадратов. Установлено, что общая вариабельность y объясняется изменением x и параметры модели статистически не значимы. Кроме того, коэффициент эластичности показывает о несущественном влиянии x и y , при этом ошибка аппроксимации не более 1 %, что говорит об удовлетворительном качестве найденной модели.

Заключение

Сочетание современных методов обработки данных, в частности ИНС, реализуемых специальным программным обеспечением «Программа для анализа данных информационных потоков с последующей аналитической и прогнозной обработкой» и современной базой данных погоды, где представлена совокупность самостоятельных метеорологических показателей за несколько лет, позволили провести симуляцию работы ИНС на предмет определения риска возникновения опасных природных явлений, а также вероятность возникновения обильных осадков. Представленные прогнозные значения показывают удовлетворительную точность, что подтвердилось проведенным регрессионным анализом.

Практической значимостью исследования будет являться возможность использования методических материалов и программного обеспечения сотрудниками центра управления в кризисных ситуациях при подготовке ежедневных оперативных прогнозов.

Список источников

1. Количество чрезвычайных ситуаций. URL: <https://lifehack365.ru/kolichestvo/chs/> (дата обращения: 24.06.2024).
2. Weary of many disasters? UN says worse to come. URL: <https://apnews.com/article/climate-science-united-nations-natural-disasters-fa1d16ad7d59c7629bb1a9a955a494b0> (дата обращения: 24.06.2024).
3. Ученые: последние семь лет стали самыми жаркими за всю историю наблюдений. URL: <https://daily.afisha.ru/news/58733-uchenye-poslednie-sem-let-stali-samymi-zharkimi-za-vsyu-istoriyu-nablyudeniy/> (дата обращения: 24.06.2024).
4. Андруняк И.В. Оценка вероятного ущерба от наводнений на основе мониторинга и прогнозирования по енисейскому бассейновому округу // Мониторинг. Наука и технологии. 2023. № 1 (55). С. 58–66.
5. Методический подход к составлению классификатора вызовов общественному здоровью / Т.П. Васильева [и др.] // Здоровье населения и среда обитания – ЗНиСО. 2024. Т. 32. № 2. С. 7–17.
6. Анализ показателей паводкоопасной обстановки на территории воронежской области за период с 2013 по 2023 год / Д.С. Королев [и др.] // Техносферная безопасность. 2023. № 2 (39). С. 112–122.
7. Статистический анализ чрезвычайных ситуаций природного характера в мире и на территории Российской Федерации / Д.С. Королев [и др.] // Техносферная безопасность. 2023. № 3 (40). С. 131–138.
8. Petrosyan O.H., Jzmechyan A.E. Research on the principles of artificial neural network construction and parameter modeling // Proceedings of National Polytechnic University of Armenia. Information Technologies, Electronics, Radio Engineering. 2023. № 1. С. 70–77.
9. Управление системой обеспечения безопасности информационно-телекоммуникационной сетью на основе алгоритмов функционирования искусственной нейронной сети / М.А. Коцыняк [и др.] // Известия Тульского государственного университета. Технические науки. 2020. № 4. С. 3–10.
10. Гейдаров П.Ш.О. Исследование устойчивости многослойного персептрона с вычисляемыми весами синапсов к меньшим объемам обучающей выборки // Информационно-управляющие системы. 2023. № 2 (123). С. 2–14.
11. Мингалиев З.З., Кычкин И.М. Решение обратных многомерных задач на основе многослойного персептрона // Вестник современных исследований. 2019. № 3.3 (30). С. 30–34.
12. Бутырский Е.Ю., Матвеев А.В. Математическое моделирование систем и процессов. СПб.: Информационный издательский учебно-научный центр «Стратегия будущего», 2022. 733 с. ISBN 978-5-4268-0064-9. DOI: 10.37468/book_011222. EDN CCRIRT.
13. Программа для анализа данных информационных потоков с последующей аналитической и прогнозной обработкой: свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024615854 Рос. Федерация / Д.С. Королев, А.В. Вытовтов, П.С. Куприенко, Е.А. Сушко, В.И. Федянн, А.Н. Кошель, Н.В. Ильина; правообладатель ФГБОУ ВО Воронежский государственный технический университет (ФГБОУ ВО ВГТУ), заявлено от 05.03.2024 № 2024614716, государственная регистрация в реестре 13.03.2024.
14. Королев Д.С., Калач А.В., Сорокина Ю.Н. Сравнительный анализ способов прогнозирования физико-химических свойств веществ // Вестник Командно-инженерного института МЧС Республики Беларусь. 2016. № 1 (23). С. 78–84.
15. Матвеев А.В. Методы моделирования и прогнозирования. СПб.: С.-Петербург. ун-т ГПС МЧС России, 2022. 230 с. ISBN 978-5-907116-73-3. EDN IMLKWS.

References

1. Kolichestvo chrezvychajnyh situacij. URL: <https://lifehack365.ru/kolichestvo/chs/> (data obrashcheniya: 24.06.2024).

2. Weary of many disasters? UN says worse to come. URL: <https://apnews.com/article/climate-science-united-nations-natural-disasters-fal1d16ad7d59c7629bb1a9a955a494b0> (data obrashcheniya: 24.06.2024).
3. Uchenye: poslednie sem' let stali samymi zharkimi za vsyu istoriyu nablyudenij. URL: <https://daily.afisha.ru/news/58733-uchenye-poslednie-sem-let-stali-samymi-zharkimi-za-vsyu-istoriyu-nablyudeniy/> (data obrashcheniya: 24.06.2024).
4. Andrunyak I.V. Ocenka veroyatnogo ushcherba ot navodnenij na osnove monitoringa i prognozirovaniya po enisejskomu bassejnovomu okragu // Monitoring. Nauka i tekhnologii. 2023. № 1 (55). S. 58–66.
5. Metodicheskij podhod k sostavleniyu klassifikatora vyzovov obshchestvennomu zdorov'yu / T.P. Vasil'eva [i dr.] // Zdorov'e naseleniya i sreda obitaniya – ZNiSO. 2024. T. 32. № 2. S. 7–17.
6. Analiz pokazatelej pavodkoopasnoj obstanovki na territorii voronezhskoj oblasti za period s 2013 po 2023 god / D.S. Korolev [i dr.] // Tekhnosfernaya bezopasnost'. 2023. № 2 (39). S. 112–122.
7. Statisticheskij analiz chrezvychajnyh situacij prirodnoho haraktera v mire i na territorii Rossijskoj Federacii / D.S. Korolev [i dr.] // Tekhnosfernaya bezopasnost'. 2023. № 3 (40). S. 131–138.
8. Petrosyan O.H., Jzmechyan A.E. Research on the principles of artificial neural network construction and parameter modeling // Proceedings of National Polytechnic University of Armenia. Information Technologies, Electronics, Radio Engineering. 2023. № 1. S. 70–77.
9. Upravlenie sistemoy obespecheniya bezopasnosti informacionno-telekommunikacionnoj set'yu na osnove algoritmov funkcionirovaniya iskusstvennoj nejronnoj seti / M.A. Kocynyak [i dr.] // Izvestiya Tul'skogo gosudarstvennogo universiteta. Tekhnicheskie nauki. 2020. № 4. S. 3–10.
10. Gejdarov P.Sh.O. Issledovanie ustojchivosti mnogoslojnogo perseptrona s vychislyaemyimi vesami sinapsov k men'shim ob'emam obuchayushchej vyborki // Informacionno-upravlyayushchie sistemy. 2023. № 2 (123). S. 2–14.
11. Mingaliev Z.Z., Kychkin I.M. Reshenie obratnyh mnogomernyh zadach na osnove mnogoslojnogo perseptrona // Vestnik sovremennyh issledovanij. 2019. № 3.3 (30). S. 30–34.
12. Butyrskij E.Yu., Matveev A.V. Matematicheskoe modelirovanie sistem i processov. SPb.: Informacionnyj izdatel'skij uchebno-nauchnyj centr «Strategiya budushchego», 2022. 733 s. ISBN 978-5-4268-0064-9. DOI: 10.37468/book_011222. EDN CCRIRT.
13. Programma dlya analiza dannyh informacionnyh potokov s posleduyushchej analiticheskoy i prognoznoj obrabotkoj: svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlya EVM № 2024615854 Ros. Federaciya / D.S. Korolev, A.V. Vytovtov, P.S. Kuprienko, E.A. Sushko, V.I. Fedyann, A.N. Koshel', N.V. Il'ina; pravoobladatel' FGBOU VO Voronezhskij gosudarstvennyj tekhnicheskij universitet (FGBOU VO VGTU), zayavleno ot 05.03.2024 № 2024614716, gosudarstvennaya registraciya v reestre 13.03.2024.
14. Korolev D.S., Kalach A.V., Sorokina Yu.N. Sravnitel'nyj analiz sposobov prognozirovaniya fiziko-himicheskikh svojstv veshchestv // Vestnik Komandno-inzhenernogo instituta MCHS Respubliki Belarus'. 2016. № 1 (23). S. 78–84.
15. Matveev A.V. Metody modelirovaniya i prognozirovaniya. SPb.: S.-Peterb. un-t GPS MCHS Rossii, 2022. 230 s. ISBN 978-5-907116-73-3. EDN IMLKWS.

Информация о статье:

Статья поступила в редакцию: 25.06.2024; одобрена после рецензирования: 28.08.2024;
принята к публикации: 29.08.2024

Information about the article:

The article was submitted to the editorial office: 25.06.2024; approved after review: 28.08.2024;
accepted for publication: 29.08.2024

Сведения об авторах:

Королев Денис Сергеевич, доцент кафедры техносферной и пожарной безопасности Воронежского государственного технического университета (394000, г. Воронеж, ул. 20 лет Октября, д. 84), кандидат технических наук, доцент, e-mail: otrid@rambler.ru, SPIN-код: 6481-0065

Арифуллин Евгений Заудятович, доцент кафедры техносферной и пожарной безопасности Воронежского государственного технического университета (394000, г. Воронеж, ул. 20 лет Октября, д. 84), кандидат технических наук, e-mail: arif-vm@mail.ru, SPIN-код: 1234-3892

Епифанов Евгений Николаевич, И.О. заведующего кафедрой безопасности жизнедеятельности и правовых отношений Воронежского государственного лесотехнического университета им. Г.Ф. Морозова (394087, г. Воронеж, ул. Тимирязева, д. 8), кандидат технических наук, e-mail: vglta@vglta.vrn.ru, SPIN-код: 8171-1426

Information about the authors:

Korolev Denis S., associate professor of the department of technosphere and fire safety of Voronezh state technical university (394000, Voronezh, 20 let Oktyabrya str., 84), candidate of technical sciences, associate professor, e-mail: otrid@rambler.ru, SPIN: 6481-0065

Arifullin Evgeniy Z., associate professor of the department of technosphere and fire safety Voronezh state technical university (394000, Voronezh, 20 let Oktyabrya str., 84), candidate of technical sciences, e-mail: otrid@rambler.ru, SPIN: 715-908

Epifanov Evgeniy N., acting head of the department of life safety and legal relations, Voronezh state forestry university named after G.F. Morozova (394087, Voronezh city, Timiryazeva str. 8), candidate of technical sciences, e-mail: vglta@vglta.vrn.ru, SPIN: 8171-1426