

Научная статья

УДК 614.8; DOI: 10.61260/1998-8990-2024-3-74-85

## **СОВЕРШЕНСТВОВАНИЕ МЕТОДОВ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ РИСКОВ ВОЗНИКНОВЕНИЯ ПРИРОДНЫХ ЧРЕЗВЫЧАЙНЫХ СИТУАЦИЙ**

✉ **Королев Денис Сергеевич.**

**Воронежский государственный технический университет, г. Воронеж, Россия.**

**Русских Елена Алексеевна;**

**Кончаков Сергей Александрович.**

**Академия ГПС МЧС России, Москва, Россия**

✉ [otrid@rambler.ru](mailto:otrid@rambler.ru)

*Аннотация.* Наибольшее влияние на разрушительный потенциал природных катаклизмов оказывает погода, изменяющаяся вследствие глобального потепления. Поэтому представление оперативных прогнозов с различной заблаговременностью с указанием вероятных рисков возникновения происшествий (чрезвычайных ситуаций) является одной из основных задач современных центров управления в кризисных ситуациях территориальных органов субъектов Российской Федерации. В связи с этим авторами работы определена цель исследования – разработка прогнозной модели управления рисками при помощи мощнейшего технологического инструмента искусственных нейронных сетей. Для достижения поставленной цели был предложен математический алгоритм работы нейронных сетей с обратным распространением ошибки, реализуемый специальным программным продуктом. С использованием подготовленной учебной выборки метеорологических наблюдений была проведена симуляция работы искусственных нейронных сетей на предмет прогнозирования опасных погодных явлений и вероятности ливневых дождей. Анализ полученных результатов позволил установить допустимую величину относительной и абсолютной погрешности.

*Ключевые слова:* прогнозирование, управление, риски, паводки, опасные явления

**Для цитирования:** Королев Д.С., Русских Е.А., Кончаков С.А. Совершенствование методов прогнозирования рисков возникновения природных чрезвычайных ситуаций // Проблемы управления рисками в техносфере. 2024. № 3 (71). С. 74–85. DOI: 10.61260/1998-8990-2024-3-74-85.

Scientific article

## **IMPROVEMENT OF METHODS FOR FORECASTING THE RISKS OF NATURAL EMERGENCIES**

✉ **Korolev Denis S.**

**Voronezh state technical university, Voronezh, Russia.**

**Rusских Elena A.;**

**Konchakov Sergey A.**

**Academy of State fire service of EMERCOM of Russia, Moscow, Russia**

✉ [otrid@rambler.ru](mailto:otrid@rambler.ru)

*Abstract.* The greatest influence on the destructive potential of natural disasters is the weather, which is changing due to global warming. Therefore, the presentation of operational forecasts of various lead times, indicating the probable risks of incidents (emergency situations) is one of the main tasks of modern crisis management centers of territorial bodies of the constituent entities of the Russian Federation. In this regard, the authors of the work determined the goal

of the study – the development of a predictive risk management model using the most powerful technological tool of artificial neural networks. To achieve this goal, a mathematical algorithm for the operation of neural networks with backpropagation of errors was proposed, implemented by a special software product. Using a prepared training sample of meteorological observations, we simulated the work of artificial neural networks to predict dangerous weather phenomena and the likelihood of heavy rains. Analysis of the results obtained made it possible to establish the permissible value of relative and absolute error.

*Keywords:* forecasting, management, risks, floods, hazardous phenomena

**For citation:** Korolev D.S., Russkih E.A., Konchakov S.A. Improvement of methods for forecasting the risks of natural emergencies // Problemy upravleniya riskami v tekhnosfere = Problems of risk management in the technosphere. 2024. № 3 (71). P. 74–85. DOI: 10.61260/1998-8990-2024-3-74-85.

## Введение

Представление оперативных прогнозов возникновения чрезвычайных ситуаций (ЧС) природного и техногенного характера различной заблаговременности (ежедневные, среднесрочные, ежемесячные, циклические и сезонные) в целях защиты населения и территорий является одной из основных функций современных центров управления в кризисных ситуациях территориальных органов субъектов Российской Федерации. Для их формирования применяется непрерывная технология прогнозирования, при которой каждый последующий прогноз уточняет предыдущий, что позволяет реализовывать постоянный и системный контроль обстановки, ее параметров и возможной динамики на территории области страны [1].

Наибольшее влияние на разрушительный потенциал природных катаклизмов оказывает погода, изменяющаяся вследствие глобального потепления. По мере увеличения среднегодовой температуры воздуха на земном шаре некоторые метеорологические явления участились или стали более выраженными (волны тепла, сильные ливни), тогда как интенсивность других, например, холодных периодов, уменьшилась [2]. В связи с этим складывается устойчивая тенденция к повышению количества экстремально отрицательных факторов, оказывающих существенное влияние на человека и его нормальную жизнедеятельность [3, 4].

Изменение температуры окружающей среды приводит к нагреванию океанов, отсюда неудивительно, что страны Персидского залива будут подвержены частым и сильным ливневым дождям, как это было в Объединенных Арабских Эмиратах (ОАЭ) в г. Дубае (2024 г.). Только в ночь с 15 на 16 апреля 2024 г. в городе выпало свыше 30 мм осадков. Проливной дождь не прекращался всю неделю. В итоге суммарное количество достигло более 150 мм, в результате чего затопило улицы, метро, здания и др. (рис. 1) [5].

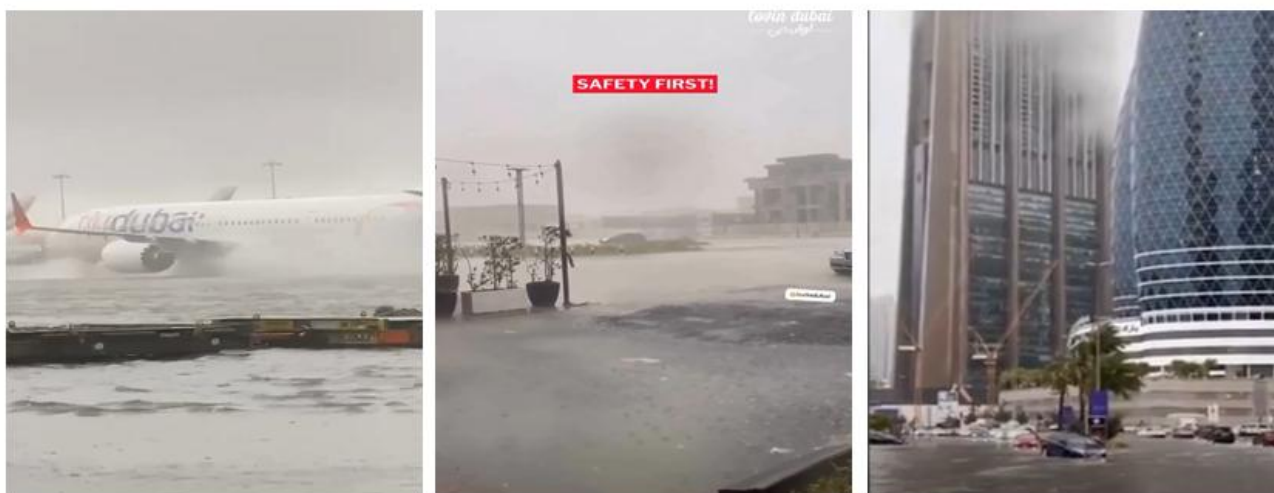


Рис. 1. Последствия обильных осадков в г. Дубае (ОАЭ, 2024 г.)

Почти аналогичная ситуация сложилась и на территории Российской Федерации, где потепление идет более ускоренными темпами по отношению к остальному земному шару (прирост температуры в мире  $0,18\text{ }^{\circ}\text{C}$  за 10 лет, в европейской и средней части России –  $0,47\text{ }^{\circ}\text{C}$  за тот же промежуток времени, в Арктической зоне –  $1,2\text{ }^{\circ}\text{C}$ ), что приводит к деградации верхнего слоя вечной мерзлоты и интенсивному таянию морских льдов [6, 7].

Весной 2024 г. в Оренбургской обл. начался катастрофический потоп, затронувший свыше 12 тыс. объектов частной собственности, более 8 тыс. чел. были эвакуированы. Люди лишились своих домов, под водой оказались целые районы, магазины и т.д. (рис. 2) [8, 9].

Количество осадков во всем мире только увеличивается, как и скорость передвижения воздушных циклонов, а существующие защитные сооружения с заложенным в них ресурсом не справляются с подобной нагрузкой. Поэтому неудивительно, что подобная ситуация в Оренбургской обл. случилась из-за прорыва дамбы в г. Орске [10].



Рис. 2. Последствия наводнения в г. Оренбурге (Россия, 2024 г.)

Возникающие наводнения по различным причинам представляют собой звенья одной цепи, как и лесные пожары, оказывающие негативное воздействие на людей, имущество, территории и т.д., поэтому для решения возникающих проблем требуется выполнение экстренных кардинальных мер. Таким образом, целью работы являлась разработка прогнозной модели управления рисками, что особенно актуально при совершенствовании известных методов исследования опасных явлений.

### Методы исследования

Нейросетевые технологии, в частности искусственные нейронные сети (ИНС), представляют собой мощнейший технологический инструмент [11–13], обеспечивающий принятие важных управленческих и неочевидных решений в условиях неопределенности, дефицита времени, ограниченности информационных ресурсов, что позволяет управлять рисками, а именно:

- идентифицировать и анализировать их особенности;
- прогнозировать развитие (определение размеров неблагоприятных последствий исследуемого действия, объекта или системы в целом);

– определять степень допустимости и потенциальные возможности для сдерживания (контейнирования) и контроля управляющих действий.

В этом случае рассматривается не процесс решения самой проблемы, а осуществляется поиск способов ее решения путем применения группы специальных алгоритмов, обучающихся на примерах, извлекая скрытые закономерности из потока входных данных [14–16].

Для успешного достижения поставленной цели авторами была подготовлена обучающая выборка. Современные исследования показывают, что предвестниками неблагоприятных погодных явлений сопутствуют физические эффекты. Предметом данного исследования являются обильные осадки, вызывающие дождевые паводки, а сопутствующими показателями для успешного прогнозирования: инверсия температуры, снегонакопление, глубина промерзания почвы, запасы влаги, минимальная температура на поверхности почвы, средняя температура на глубине 10 см, минимальная относительная влажность, осадки и др.:

$$y = f(x_1, x_2, x_3, x_4, x_5, \dots, x_{27}).$$

Для успешной работы нейросети провели кодирование входных и выходных информационных потоков, что обусловлено особенностью ее работы. Необработанные данные внешней среды должны быть преобразованы с присвоением уникального кода для каждого параметра, ориентируясь на его значимость, интенсивность, вероятность и пр. Для наглядности представим массив в виде табл. 1.

Таблица 1

### Закодированный поток входных данных

Входящий параметр / Присвоенный код											
Минимальная ночная температура, °C (код 0,015–0,3)						Максимальная дневная температура, °C (код 0,32–0,58)					
+1	0,02	-11	0,11	-23	0,23	0	0,4	-9	0,49	-18	0,58
+2	0,03	-10	0,10	-22	0,22	+1	0,39	-8	0,48	-17	0,57
+3	0,04	-9	0,9	-21	0,21	+2	0,38	-7	0,47	-16	0,56
+4	0,05	-8	0,8	-20	0,20	+3	0,37	-6	0,46	-15	0,55
+5	0,06	-7	0,7	-19	0,19	+4	0,36	-5	0,45	-14	0,54
+6	0,07	-6	0,6	-18	0,18	+5	0,35	-4	0,44	-13	0,53
+7	0,08	-5	0,5	-17	0,17	+6	0,34	-3	0,43	-12	0,52
+8	0,09	-4	0,4	-16	0,16	+7	0,33	-2	0,42	-11	0,51
+9	0,010	-3	0,3	-15	0,15	+8	0,32	-1	0,41	-10	0,50
+10	0,011	-2	0,2	-14	0,14	Влажность, % (код 1,45–1,48)					
+11	0,012	-1	0,1	-13	0,13	60	1,45	80	1,47		
+12	0,013	0	0,01	-12	0,12	70	1,46	90	1,48		
Минимальная температура на поверхности почвы, °C (код 0,60–0,80)						Высота снежного покрова, см (код 0,95–1,15)					
-6	0,66	-13	0,73	-20	0,80	5	0,95	17	1,02	25	1,09
-5	0,65	-12	0,72	-19	0,79	7	0,96	19	1,03	26	1,10
-4	0,64	-11	0,71	-18	0,78	9	0,97	20	1,04	27	1,11
-3	0,63	-10	0,70	-17	0,77	11	0,98	21	1,05	28	1,12
-2	0,62	-9	0,69	-16	0,76	12	0,99	22	1,06	29	1,13
-1	0,61	-8	0,68	-15	0,75	13	1	23	1,07	30	1,14
0	0,60	-7	0,67	-14	0,74	14	1,01	24	1,08	31	1,15
Максимальная скорость ветра, м/с (код 0,81–0,93)						Глубина промерзания почвы, см (код 1,20–1,37)					
8	0,86	14	0,92	20	0,98	5	1,20	11	1,26	17	1,32
7	0,85	13	0,91	19	0,97	6	1,21	12	1,27	18	1,33
6	0,84	12	0,90	18	0,96	7	1,22	13	1,28	19	1,34
5	0,83	11	0,89	17	0,95	8	1,23	14	1,29	20	1,35
4	0,82	10	0,88	16	0,94	9	1,24	15	1,30	21	1,36
2	0,81	9	0,87	15	0,93	10	1,25	16	1,31	22	1,37

Входящий параметр / Присвоенный код							
Количество выпавших осадков, мм (код 1,50–2,00)						Вид погодного явления (код 1,40–1,43)	
1	1,50	8	1,57	15	1,64	Преимущественно без осадков (0,0–0,2 мм)	1,40
2	1,51	9	1,58	16	1,65	Небольшой дождь, снег (0,3–2 мм)	1,41
3	1,52	10	1,59	17	1,66	Дождь, кратковременный, снегопад (3–14 мм)	1,42
4	1,53	11	1,60	18	1,67	Сильный дождь (15–49 мм)	1,43
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		

После сформировали учебную выборку, где были отражены наблюдения за погодой за определенный промежуток времени и на конкретной территории (рис. 3). Все входные и выходные параметры нормализовали при помощи нелинейного преобразования гиперболическим тангесом, который в последствии выступил активационной функцией скрытого слоя и линейной функцией выходного слоя:

$$x_i^{норм} = \frac{e^{2y} - 1}{e^{2x} + 1}.$$

Число скрытых слоев не менее 1, а количество нейронов в скрытом слое в соответствии с теоремой Колмогорова о достаточной структуре персептрона – около 30. При этом обучение ИНС провели по имеющемуся набору данных с использованием алгоритма обучения «Backpropagation» с адаптивным выбором параметров обучения «Rpropagation» (рис. 4).

Используя алгоритм обратного распространения ошибки (для обучения ИНС), следует отметить, что в этом случае выполняется два прохода. Первым (иначе прямой) характеризуется неизменностью синаптических весов нейронной сети, при этом функциональные сигналы вычисляются последовательно от каждого нейрона к другому нейрону.

Рис. 3. Учебная выборка

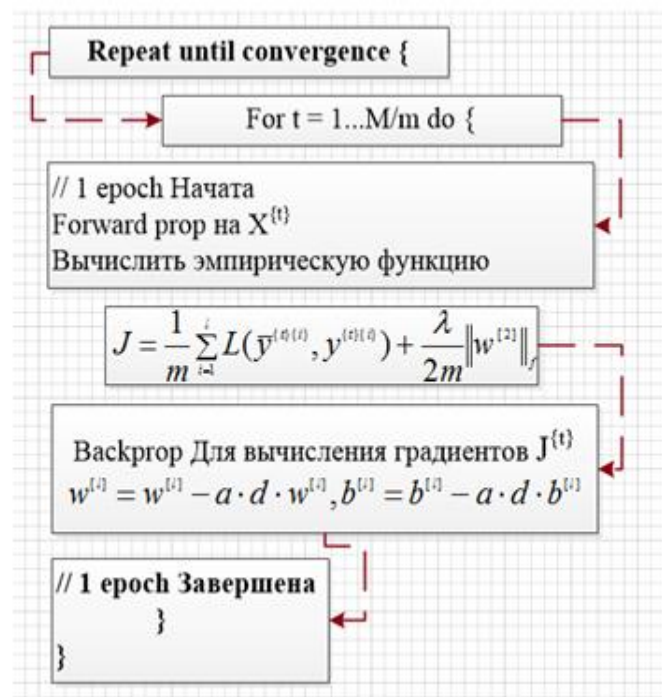


Рис. 4. Алгоритм мини-пакетного «Backpropagation»

Второй проход (обратный) возникает с выходного слоя путем предъявления ему сигнала ошибки, передаваемый справа налево от слоя к слою, а также происходит вычисление градиента для каждого нейрона, что в конечном итоге изменяет величину синаптических весов.

Поскольку для построения ИНС использовались данные прошлых месяцев, то они считались неизменными, то есть статическими, тогда математическая модель представлена следующим образом:

$$y = \left[ \sum_{j=1}^{27} w_{j'}^{(27)} \left( \frac{e^{2 \sum_{j=1}^{27} w_{j'}^{(27)} t-1} - 1}{e^{2 \sum_{j=1}^{27} w_{j'}^{(27)} t-1} + 1} \right) - 1 \right],$$

где  $W_{j'}^{(l)}$  – весовые коэффициенты выходного слоя;  $W_{i'}^{(l)}$  – весовые коэффициенты скрытого слоя.

Одной из особенностей ИНС является их способность к обобщению знаний, полученных при изучении обучающих выборок, а учитывая их фиксированное число, и в целях повышения способности сети к обобщению рекомендовалось уменьшить количество связей или нейронов в сети.

### Результаты исследования

Для реализации работы ИНС использовали разработанный программный продукт № 2024615854 «Программа для анализа данных информационных потоков с последующей аналитической и прогнозной обработкой» [17] и вносили в нее учебную выборку (рис. 3). Далее запускался процесс обучения (рис. 5).

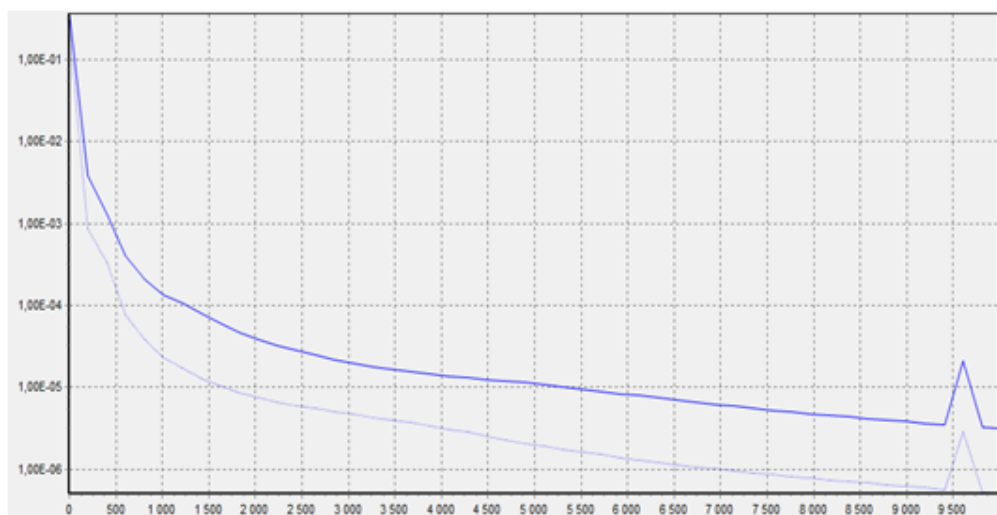


Рис. 5. Обучение ИНС

Когда информационные потоки были поданы на вход нейронной сети, установили относительную достоверность распознавания данных. Считается, что при 80 % правильно определенных параметров сеть обучена хорошо [18, 19]. В процессе эксперимента нейронная сеть распознала свыше 90 % входных потоков, что характеризует ее с положительной стороны, а значит, сеть спроектирована верно (рис. 6). Для лучшего представления результатов эксперимента сформировали сводную табл. 2.

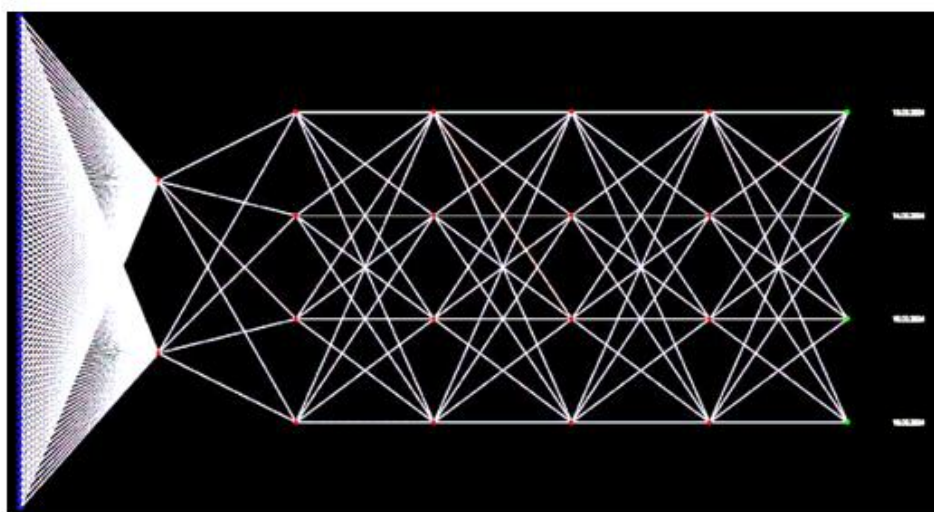


Рис. 6. Спроектированная ИНС

Анализ результатов, представленных в табл. 2, позволил установить, что средняя абсолютная погрешность между Input 15.03.2024 и Output 15.03.2024 составляет 0,005, относительная погрешность не превышает 6,4 %. Между Input 16.03.2024 и Output 16.03.2024 средняя абсолютная погрешность составляет 0,006, а относительная не превышает 7,4 %.

Таблица 2

**Сводная таблица результатов тестирования ИНС**

Показатель	Input 15.03.2024	Output 15.03.2024	Input 16.03.2024	Output 16.03.2024
$T_{\min \text{ night}}$	0,30	0,316	0,40	0,377
$T_{\max \text{ day}}$	0,35	0,350	0,36	0,367
$T_{\min \text{ surface}}$	0,68	0,674	0,67	0,679
$V_{\text{wind}}$	0,85	0,851	0,83	0,828
$H_{\text{snow}}$	1,02	1,024	1,02	1,012
$H_{\text{freezing}}$	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

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

Проведем моделирование работы ИНС на предмет определения риска возникновения опасных природных явлений путем подачи на вход набора данных, ранее не участвовавших в учебной выборке, а результаты эксперимента представим в виде табл. 3.

Таблица 3

**Результаты прогнозирования погодных явлений**

Показатель	Апрель	Май	Июнь	Июль
$T_{\min \text{ night}}$	0,010	0,011	0,013	0,013
$T_{\max \text{ day}}$	0,329	0,397	0,399	0,399
$T_{\min \text{ surface}}$	0,600	0,600	0,60	0,60
$V_{\text{wind}}$	0,857	0,937	0,959	0,979
$H_{\text{snow}}$	0	0	0	0
$H_{\text{freezing}}$	0	0	0	0
Weather	1,455	1,459	1,437	1,401
Humidity	1,478	1,479	1,489	1,444
Precipitation	1,567	1,637	2,001	1,539

Согласно прогнозным данным сделаем следующие выводы:

– апрель (г. Воронеж, 2024 г.) не будет радикально отличаться количеством неблагоприятных погодных явлений, существует повышенная вероятность высоких дневных температур и умеренного ветра, что будет способствовать возникновению ландшафтных пожаров с последующим переходом огня на дома, хозяйственные постройки и другие объекты, возможна угроза населенным пунктам, расположенным вблизи лесных угодий;

– май (г. Воронеж, 2024 г.) погода прогнозируется близкой к среднестатистической за прошлые годы, аналогично апрелю не будет отличаться существенным числом неблагоприятных погодных явлений. Для данного месяца будет характерна стабильно теплая температура и умеренный ветровой поток, следовательно, вероятность возникновения природных и ландшафтных пожаров возрастает. Однако ситуация с осадками остается неоднозначной;

– июнь (г. Воронеж, 2024 г.) среднесуточная температура рассматриваемого месяца постепенно повысится по отношению к предыдущему месяцу. Классы пожарной опасности области перейдут на максимальный уровень, а риски возникновения природных и ландшафтных пожаров будут повышаться. Осадки прогнозируются в пределах нормы. Ветровая нагрузка умеренная.



– июль (г. Воронеж, 2024 г.) прогнозируемые значения показывают низкое количество осадков для середины лета, но высокую дневную температуру, возможно штормовое предупреждение по ветровой нагрузке.

То есть согласно предварительному прогнозу угроза ливневых дождей отсутствует. Таким образом, управление рисками неблагоприятных погодных явлений приобретает практический и все более значимый характер, обусловленный стремительным изменением климата. Эта мировая проблема в настоящее время требует современных принципов защиты людей и территории, поэтому совершенствование известных методов по предсказанию опасных погодных явлений становится чрезвычайно важной задачей.

Не менее важным является прогнозирование количества выпадающих осадков, знания о которых позволят предположить вероятность дождевого паводка в низменных участках города и предусмотреть комплекс превентивных мероприятий, направленных на защиту населения страны. Проводили симуляцию работы ИНС (рис. 7) на предмет прогнозирования количества осадков в соответствии с учетом ранее использованной учебной выборки, а результаты эксперимента представили в виде табл. 8.

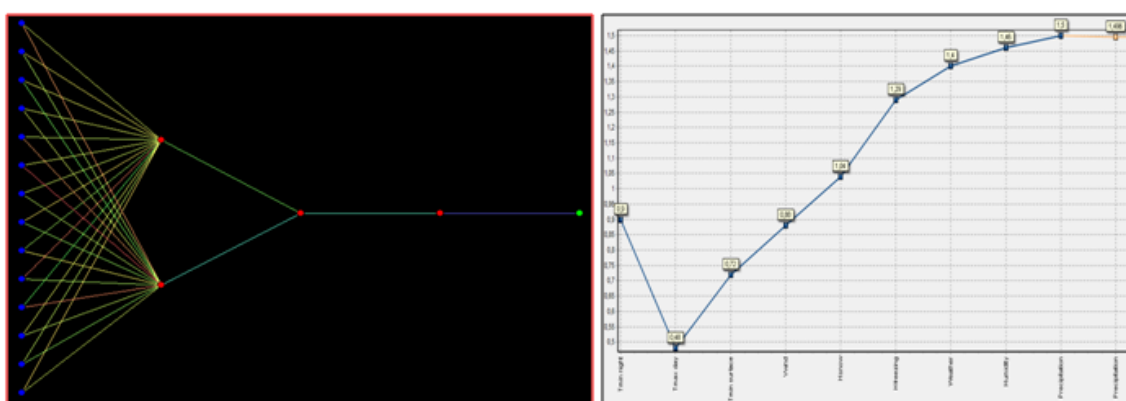


Рис. 7. Симуляция работы ИНС и рассеивающая диаграмма результатов

Таблица 8

**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)

С помощью разработанной архитектуры ИНС, где применялся алгоритм обратного распространения ошибки, удалось спрогнозировать величину осадков на определенный промежуток времени (табл. 8). Стоит отметить, что в колонке Output представлены два значения: полученное при прогнозе и значение, находящееся в скобках, взятое из архива погоды. Анализ значений позволил установить, что средняя абсолютная погрешность составила 0,651, а относительная не превысила 7 %, что является хорошим результатом. Итогом исследования является показатель отсутствия ливневых дождей в рассматриваемом периоде.

## Заключение

Сочетание современных методов обработки и анализа данных (нейронных сетей и баз данных погоды), реализуемых авторской программой «Программа для анализа данных информационных потоков с последующей аналитической и прогнозной обработкой», позволили определить вероятность возникновения опасных природных явлений, в частности обильных осадков.

Представленные прогнозные значения показывают удовлетворительную точность, поскольку максимальный показатель абсолютной и относительной не превысил 0,005 и 7,4 % соответственно, а значит, обученная ИНС может быть использована в дальнейших исследованиях.

Практической значимостью исследования будет являться возможность использования методических материалов и программного обеспечения сотрудниками центров управления в кризисных ситуациях территориальных органов при подготовке ежедневных оперативных прогнозов с последующей конвертацией знаний в практические действия.

### Список источников

1. Организация деятельности подразделений мониторинга и прогнозирования чрезвычайных ситуаций территориальных органов МЧС России: метод. рекомендации от 25 дек. 2020 г. № 2-4-71-35-11. М.: МЧС России, 2020. 9 с.
2. Причины и последствия изменения климата. URL: <https://www.un.org/ru/climatechange/science/causes-effects-climate-change> (дата обращения: 19.05.2024.).
3. Последствия изменений климата для экономического роста и развития отдельных секторов экономики российской Арктики / С.А. Воронина [и др.] // Арктика: экология и экономика. 2017. № 4 (28). С. 4–17. DOI: 10.25283/2223-4594-2017-4-4-17.
4. Пять способов воздействия изменения климата на безопасность человека. URL: <https://www.un.org/ru/climatechange/science/climate-issues/human-security> (дата обращения: 19.05.2024.).
5. Дубай затопило после сильных дождей. URL: <https://rg.ru/2024/04/16/dubaj-zatopilo-posle-silnyh-dozhdej.html> (дата обращения: 19.05.2024.).
6. Leonov V., Gurov A. «Greenhouse» effect. Fiction or result of the prolonged action of the technogenic systems? // The Scientific Heritage. 2021. № 60-1 (60). С. 29–39.
7. Энергетика, демография, климат – есть ли альтернатива отказу от ископаемого органического топлива? / В.В. Клименко [и др.] // Доклады Российской академии наук. Физика, технические науки. 2022. Т. 506. № 2. С. 66–72.
8. Медведев С.С., Рахимова Н.Н. Характеристика чрезвычайных ситуаций природного и техногенного характера Оренбургской области // Региональные проблемы геологии, географии, техносферной и экологической безопасности: сб. материалов V Всерос. науч.-практ. конф. Оренбург, 2023. С. 160–164.
9. Нестеренко Ю.М., Соломатин Н.В. Режим стока реки Урал и его влияние на социум и природу // Бюллетень Оренбургского научного центра УрО РАН. 2023. № 1. С. 1–21.
10. Чему нас учит природная катастрофа в Оренбургской области. URL: <https://rg.ru/2024/04/09/reg-pfo/do-i-posle-potora.html> (дата обращения: 19.05.2024.).
11. Cyberattack detection in vehicles using characteristic functions, artificial neural networks, and visual analysis / Yu. Chevalier [et al.] // Informatics and Automation. 2021. Vol. 20. № 4. С. 845–868.
12. Тихомиров Э.Е. Ключевые понятия нейронных сетей // Научно-исследовательский центр «Science Discovery». 2023. № 12. С. 143–149.
13. Kovalev M. Model for the representation of artificial neural networks and actions for their processing in the knowledge base // Открытые семантические технологии проектирования интеллектуальных систем. 2021. № 5. С. 93–100.

14. Королев Д.С., Калач А.В. Прогнозирование, основанное на молекулярных дескрипторах и искусственных нейронных сетях, как способ исключения образования горючей среды // Пожары и чрезвычайные ситуации: предотвращение, ликвидация. 2016. № 2. С. 68–72.

15. Mathematical intellectual algorithm for determining the fire hazard parameters of oil and oil refining products / D.S. Korolev [et al.] // AIP Conference Proceedings. Melville, New York, United States of America, 2021. С. 70028.

16. Королев Д.С., Калач А.В. Сравнительный анализ традиционной и активной молниезащиты // Вестник Воронежского института ГПС МЧС России. 2015. № 3 (16). С. 12–15.

17. Свидетельство о государственной регистрации программы для ЭВМ № 2024615854 «Программа для анализа данных информационных потоков с последующей аналитической и прогнозной обработкой» / Королев Д.С., Вытовтов А.В., Куприенко П.С., Сушко Е.А., Федянин В.И., Кошель А.Н., Ильина Н.В. (РФ); правообладатель ФГБОУ ВО Воронежский государственный технический университет (ФГБОУ ВО ВГТУ); заявл. 05.03.2024 № 2024614716, государственная регистрация в реестре 13.03.2024.

18. Чижиков Н.Р. Задачи идентификации динамических систем на основе нейронных сетей // Вестник Морского государственного университета. 2015. № 68. С. 94–98.

19. Будко Н.А., Будко Р.Ю., Будко А.Ю. Применение ИНС в интерфейсах человек – машина // Моделирование, оптимизация и информационные технологии. 2019. Т. 7. № 1 (24). С. 328–340.

## References

1. Organizaciya deyatelnosti podrazdelenij monitoringa i prognozirovaniya chrezvychajnyh situacij territorial'nyh organov MCHS Rossii: metod. Rekomendacii ot 25 dek. 2020 g. № 2-4-71-35-11. М.: МСНС России, 2020. 9 с.

2. Prichiny i posledstviya izmeneniya klimata. URL: <https://www.un.org/ru/climatechange/science/causes-effects-climate-change> (data obrashcheniya: 19.05.2024.).

3. Posledstviya izmenenij klimata dlya ekonomicheskogo rosta i razvitiya ot del'nyh sektorov ekonomiki rossijskoj Arktiki / S.A. Voronina [i dr.] // Arktika: ekologiya i ekonomika. 2017. № 4 (28). S. 4–17. DOI: 10.25283/2223-4594-2017-4-4-17.

4. Pyat' sposobov vozdejstviya izmeneniya klimata na bezopasnost' cheloveka. URL: <https://www.un.org/ru/climatechange/science/climate-issues/human-security> (data obrashcheniya: 19.05.2024.).

5. Dubaj zatopilo posle sil'nyh dozhdej. URL: <https://rg.ru/2024/04/16/dubaj-zatopilo-posle-silnyh-dozhdej.html> (data obrashcheniya: 19.05.2024.).

6. Leonov V., Gurov A. «Greenhouse» effect. Fiction or result of the prolonged action of the technogenic systems? // The Scientific Heritage. 2021. № 60-1 (60). S. 29–39.

7. Energetika, demografiya, klimat – est' li al'ternativa otkazu ot iskopaemogo organicheskogo topliva? / V.V. Klimenko [i dr.] // Doklady Rossijskoj akademii nauk. Fizika, tekhnicheskie nauki. 2022. Т. 506. № 2. S. 66–72.

8. Medvedev S.S., Rahimova N.N. Harakteristika chrezvychajnyh situacij prirodnoho i tekhnogennoho haraktera Orenburgskoj oblasti // Regional'nye problemy geologii, geografii, tekhnosfernoj i ekologicheskoy bezopasnosti: sb. materialov V Vseros. nauch.-prakt. konf. Orenburg, 2023. S. 160–164.

9. Nesterenko Yu.M., Solomatin N.V. Rezhim stoka reki Ural i ego vliyanie na socium i prirodu // Byulleten' Orenburgskogo nauchnogo centra UrO RAN. 2023. № 1. S. 1–21.

10. Chemu nas uchit prirodnyaya katastrofa v Orenburgskoj oblasti. URL: <https://rg.ru/2024/04/09/reg-pfo/do-i-posle-potopa.html> (data obrashcheniya: 19.05.2024.).

11. Cyberattack detection in vehicles using characteristic functions, artificial neural networks, and visual analysis / Yu. Chevalier [et al.] // Informatics and Automation. 2021. Vol. 20. № 4. S. 845–868.

12. Tihomirov E.E. Klyuchevye ponyatiya nejronnyh setej // Nauchno-issledovatel'skij centr «Science Discovery». 2023. № 12. S. 143–149.
13. Kovalev M. Model for the representation of artificial neural networks and actions for their processing in the knowledge base // Otkrytye semanticheskie tekhnologii proektirovaniya intellektual'nyh sistem. 2021. № 5. S. 93–100.
14. Korolev D.S., Kalach A.V. Prognozirovanie, osnovannoe na molekulyarnyh deskriptorah i iskusstvennyh nejronnyh setyah, kak sposob isklyucheniya obrazovaniya goryuchej sredy // Pozhary i chrezvychajnye situacii: predotvrashchenie, likvidaciya. 2016. № 2. S. 68–72.
15. Mathematical intellectual algorithm for determining the fire hazard parameters of oil and oil refining products / D.S. Korolev [et al.] // AIP Conference Proceedings. Melville, New York, United States of America, 2021. S. 70028.
16. Korolev D.S., Kalach A.V. Sravnitel'nyj analiz tradicionnoj i aktivnoj molniezashchity // Vestnik Voronezhskogo instituta GPS MCHS Rossii. 2015. № 3 (16). S. 12–15.
17. Svidetel'stvo o gosudarstvennoj registracii programmy dlya EVM № 2024615854 «Programma dlya analiza dannyh informacionnyh potokov s posleduyushchej analiticheskoj i prognoznoj obrabotkoj» / Korolev D.S., Vytovtov A.V., Kuprienko P.S., Sushko E.A., Fedyanin V.I., Koshel' A.N., Il'ina N.V. (RF); pravoobladatel' FGBOU VO Voronezhskij gosudarstvennyj tekhnicheskij universitet (FGBOU VO VGTU); zayavl. 05.03.2024 № 2024614716, gosudarstvennaya registraciya v reestre 13.03.2024.
18. Chizhikov N.R. Zadachi identifikacii dinamicheskikh sistem na osnove nejronnyh setej // Vestnik Morskogo gosudarstvennogo universiteta. 2015. № 68. S. 94–98.
19. Budko N.A., Budko R.Yu., Budko A.Yu. Primenenie INS v interfejsah chelovek – mashina // Modelirovanie, optimizaciya i informacionnye tekhnologii. 2019. T. 7. № 1 (24). S. 328–340.

**Информация о статье:**

Статья поступила в редакцию: 23.05.2024; одобрена после рецензирования: 18.07.2024; принята к публикации: 06.09.2024

**The information about article:**

The article was submitted to the editorial office: 23.05.2024; approved after review: 18.07.2024; accepted for publication: 06.09.2024

*Информация 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

**Русских Елена Алексеевна**, старший преподаватель кафедры высшей математики Академии ГПС МЧС России (129366, Москва, ул. Бориса Галушкина, д. 4), кандидат технических наук, SPIN-код: 8558-9747

**Кончаков Сергей Александрович**, заместитель начальника учебно-научного комплекса – начальник кафедры гражданской обороны, защиты населения и территорий Академии ГПС МЧС России (129366, Москва, ул. Бориса Галушкина, д. 4), кандидат технических наук, SPIN-код: 7135-7772

*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 st., 84), candidate of technical sciences, e-mail: otrid@rambler.ru, SPIN: 6481-0065

**Russkih Elena A.**, senior lecturer of the department of higher mathematics of the Academy of State fire service of EMERCOM of Russia (129366, Moscow, Boris Galushkin str., 4), candidate of technical sciences, SPIN: 8558-9747

**Konchakov Sergey A.**, deputy head of the educational and scientific complex – head of the department of civil defense, protection of population and territories of the Academy of State fire service of EMERCOM of Russia (129366, Moscow, Boris Galushkin str., 4), candidate of technical sciences, SPIN: 7135-7772