

УДК 614.8

## Мониторинг и прогнозирование паводков на территории Красноярского края использованием нейросетевых алгоритмов

### Control and prediction of floods on the territory of the Krasnoyarsk kray through the use of neural network algorithms

**Гребнев Я.В.<sup>1</sup>**

**Яровой А.В.<sup>2,3</sup>**

<sup>1</sup>ФГАОУ ВО «Сибирский федеральный университет»,  
Институт космических  
и информационных технологий

<sup>2</sup>ФКУ «ЦУКС Главного  
управления МЧС России  
по Красноярскому краю»

<sup>3</sup>ФГБОУ ВО Сибирская  
пожарно-спасательная  
академия ГПС МЧС России

**Grebnev Y.V.<sup>1</sup>**

**Yarovoy A.V.<sup>2,3</sup>**

<sup>1</sup>FSAEI HE Siberian Federal  
University, Institute of space  
and information technology

<sup>2</sup>Chief Directorate of the  
Emercom of Russia for the  
Krasnoyarsk Territory

<sup>3</sup>FSBEE HE Siberian Fire  
and Rescue Academy  
EMERCOM of Russia

#### Аннотация:

В работе представлены предварительные результаты исследования возможности применения нейросетевых алгоритмов для прогнозирования паводков на примере территорий Красноярского края. Разобран алгоритм прогнозирования паводков с использованием нейронных сетей. Разработана модель прогнозирования и произведена оценка эффективности для применения и рекомендации для применения модели органами исполнительной власти в субъектах РФ.

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

#### Annotation:

The paper presents preliminary results of the investigation of the possibility of using neural network algorithms for forecasting natural emergency situations. Natural emergencies are natural forest fires and floods. In work the basic principles of forecasting of emergency situations of natural character with use of neural networks are disassembled. A forecasting model has been developed and an efficiency estimate has been made for application within the framework of the executive authorities in the constituent entities of the Russian Federation.

**Keywords:** prediction, neural networks, emergencies, monitoring of emergency.

#### Введение:

С каждым годом на территории Российской Федерации возрастает количество чрезвычайных ситуаций (ЧС) природного и техногенного характера. Одной из насущных проблем обеспечения безопасности и защиты населения и территорий от возможных угроз природного и техногенного характера является своевременное предупреждение аварийных и чрезвычайных ситуаций, недопущение потерь, ущерба здоровью людей, материального ущерба в условиях действия дестабилизирующих факторов [1-3].

Для своевременного предупреждения и минимизации рисков возникновения ЧС необходимо осуществлять оперативный сбор, обработку и анализ информации о потенциальных источниках ЧС, а также прогнозирование возможного возникновения ЧС и их последствий на основе оперативной фактической и прогностической информации.

В настоящее время наиболее эффективным инструментарием для мониторинга и прогнозирования ЧС является применение нейросетевых алгоритмов [4].

Важным понятием при прогнозировании ЧС является горизонт прогнозирования. Данный параметр, означает значение, в котором необходимо определить значения временного ряда [5]. В зависимости от горизонта прогнозирования, прогнозы делятся на три категории срочности: долгосрочное, среднесрочное и краткосрочное прогнозирование.

Следует учесть, что описанные выше классификации временных рядов имеют собственные диапазоны. Например, для временного ряда количества осадков, выпавших на ту или иную территорию срочности задачи прогнозирования обуславливается необходимостью получения значений [6]:

- ультракраткосрочное прогнозирование: до 3 – 4 часа;

- краткосрочное прогнозирование: до 5 – 8 часов;
- среднесрочное прогнозирование: до 16 – 24 часов.

В рамках настоящей работы поставлена задача составления долгосрочного прогноза и оценки эффективности применения нейросетевого алгоритма прогнозирования для оценки рисков возникновения паводков на основе релевантных данных.

### Материалы и методы

Для создания эффективной нейросетевой модели прогнозирования паводков, необходимо определить, прежде всего, какие параметры вносят основной вклад на возникновение и развитие природных чрезвычайных ситуаций.

На возникновение паводков оказывает влияние целый ряд природных климатических факторов, которые можно разбить на 4 основных группы представленных на рисунке 1.

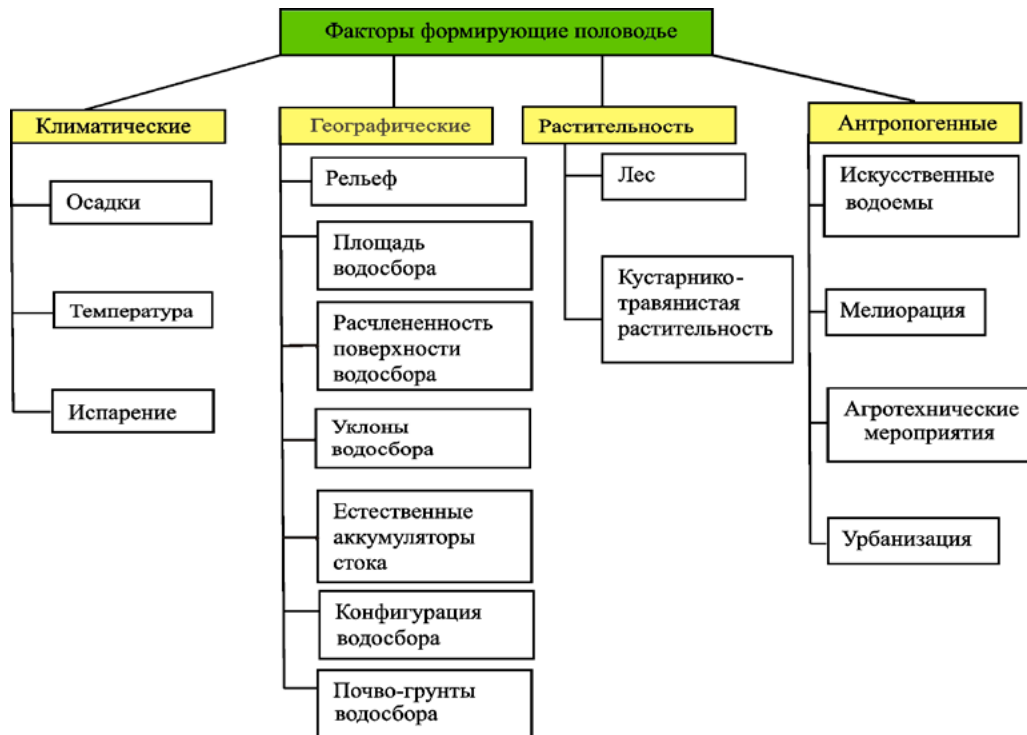


Рис. 1. Структурная схема факторов, определяющих формирование паводья

Основой в формировании паводков являются осадки, которые, в свою очередь, могут иметь различный характер. Существует огромное количество разновидностей атмосферных осадков. Они могут быть как твердыми, так и жидкими. К твердым осадкам относятся снеготопы (измеряемые высотой снежного покрова переводимые в слой воды в мм), определяемые на водосборе к началу паводья, а также выпадающие в период прохождения паводка снег, снежная или ледяная крупа. Данные атмосферные осадки не оказывают существенного значения и могут не учитываться, а вот выпадающие

в период паводья жидкие осадки (дождь, морось) могут сформировать дополнительные пики на подъеме и на спаде уровня воды в период паводья.

Осадки и температура воздуха формируют пик паводья и его максимальный расход, определяющий как продолжительность прохождения паводкатак и его общий объем. Температура земной поверхности может иметь двойное значение. В период отрицательных значений температуры, замерзшая почва играет роль запирающего слоя, препятствующего инфильтрации образующейся на поверхности водосбора воды, что ведет к увеличению

поверхностного стока. В случае же оттаивания или отсутствия промерзания почвогрунтов происходит инфильтрация поверхностных вод, что ведет к снижению поверхностного стока. Таким образом, чем ниже зимние температуры воздуха и почвы и длительнее период их стояния, тем больше глубина промерзания почвогрунтов, тем больше и коэффициент стока в период половодья при прочих равных условиях.

В зимний период испарение с поверхности водосбора является наименьшим в году. Но с наступлением весеннего периода испарение стремительно возрастает, а на последнем этапе снеготаяния, когда большая часть поверхности водосбора освобождается от снежного покрова и появляется открытая вода, то потери на испарение становятся максимальными. Но с образующимся количеством воды на водосборе они не сопоставимы. Если имеется корреляция между климатическими факторами и количеством воды, образующейся в результате снеготаяния и выпадения осадков, то геоморфологические факторы в основном трансформируют ее запасы во времени и по территории бассейна реки, определяя потери воды на водосборе и время ее добегания до расчетного створа.

В результате анализа факторов, влияющих на возникновение паводков, выделены следующие ключевые показатели:

- температура;
- количество осадков;
- рельеф местности;
- испарение.

Для решения задачи прогнозирования ЧС природного характера с использованием нейросетевых алгоритмов, прежде всего, требуется выбрать одну из универсальных нейроархитектур. Такой архитектурой в рамках настоящей работы является использование многослойного персептрона, а если быть точнее, то его двухслойную реализацию, представленную на рисунке 2. Проведенные эксперименты, позволили показать тот факт, что увеличение числа скрытых слоев не приводит к лучшим результатам, а лишь усложняет процесс обучения.

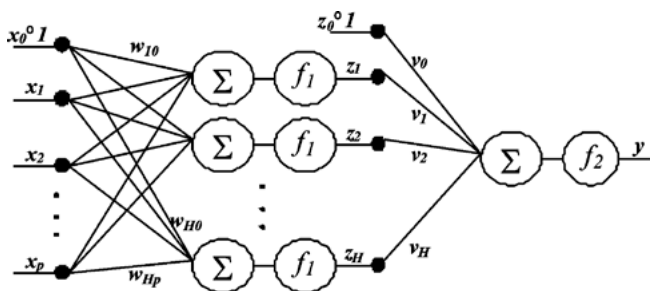


Рис. 2. Двухслойный персептрон

Для решения поставленной задачи прогнозирования ЧС природного характера для обучения сети на вход нейронной сети подавались вектора признаков, которые состояли из физических параметров окружающей среды с периодом наблюдения более 5 лет, максимальных и минимальных уровней рек, физических параметров окружающей среды.

Экспериментально установлена размерность векторов признаков и она составляла  $p = 84$ , вместе с тем проводились эксперименты и с другим количеством признаков.

Для работы с нейросетью при использовании исходных данных необходимо произвести предварительную обработку с использованием процедуры индивидуальной нормировки по отдельно взятому признаку. Это преобразование состоит и описывается как:

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

где  $x_i$  – исходное значение вектора признаков, 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 данной нормировки в настоящем исследовании вызван тем обстоятельством, что признаки, измеренные по физическим показателям окружающей среды и уровням воды, подвергаются последовательно двум нелинейным преобразованиям в соответствии с функциями:

$$y = \text{Ln}(x) \text{ и } z = (1/7)(y/7-1)$$

Показатели полученных значений формируются в обучающие вектора. Полученные преобразования приводят 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 [7].

### Результаты:

В соответствии с данными, полученными в результате нейросетевого прогнозирования вероятность возникновения наводнений в Красноярском крае в период весеннего половодья достаточно высокая. Это связано с максимальным стоком от весеннего таяния снега, и подвижек льда, вызывающего появление заторов из-за географических особенностей местности. В качестве модельного объекта для изучения и составления прогноза выбрана река Енисей. Для прогноза использованы данные за последние 5 лет

наблюдений ФГБУ «Среднесибирское УГМС» и базы данных ФКУ «ЦУКС Главного управления МЧС России по Красноярскому краю».

Ключевые показатели окружающей среды для составления прогноза вероятного паводка на 2018 год состоят в изучении периода наполнения бассейна реки Енисей за 2017-2018 года. Согласно имеющимся данным периода осени-зимы 2017-2018 гг. на территории Красноярского края в русле реки Енисей наблюдались

отклонения паводкообразующих параметров от климатической нормы в сторону меньших показателей.

По статистическим данным вероятность возникновения наводнений в русле бассейна реки Енисей, связанных с максимальным стоком от весеннего таяния снега, достаточно высокая.

На основе данных, обработанных нейронной сетью, были получены результаты наиболее опасных участков на реках Красноярского (Таблица 1).

**Таблица 1. Результаты нейросетевого прогнозирования половодья на реках Красноярского края в апреле-мае 2018 года**

№ п/п	Район	Водный объект, населенный пункт	Размеры зон возможных подтоплений (длина/ширина), м	Уровни воды, см		
				Нейросетевое прогнозирование	Реальное значение	Начало затопления
1	2	3	4	5	6	7
1	Шушенский	Енисей – Шушенское	5640 / 2800	545	530	560
2	Минусинский	Енисей – Минусинск	3000 / 1600	490	550	510
3	Красноярская группа	Енисей – Красноярск	5000 / 2700	510	540	600
4	Казачинский	Енисей – Казачинское	2500 / 2200	398	393	400
5	Енисейский	Енисей – Енисейск	4000 / 2600	907	913	1060
6	Туруханский	Енисей – Ворогово	1000 / 4100	1241	1229	1112
7	Туруханский	Енисей – Игарка	5000 / 4500	1250	1244	1240
8	Таймыр	Енисей – Дудинка	5100 / 4500	1210	1191	1300

Исходя из полученных результатов работы нейросетевой программы, удалось спрогнозировать значительный подъём реки Енисей в районе с. Ворогово, превышающий критические отметки. Расчётные данные оказались верны и 6 мая был введен режим ЧС на территории Туруханского района. В результате подтопления села Ворогово, вынуждены эвакуироваться 203 жителя поселка, подтоплено 248 жилых домов и 10 социально-значимых объектов.

**Выводы:**

Проведенные исследования подтвердили эффективность применения нейросетевых технологий для прогнозирования ЧС, обусловленных паводковыми явлениями. При определенных настройках нейронной сети можно добиться результатов, когда вероятность правильного прогнозирования составляет 85%. Ошибки возникают на 8 векторах из 84.

В исследовании использованы общие и универсальные технологии нейроинформатики. Многослойные сети применяются для решения многих задач, но это не всегда самая оптимальная нейроструктура. Применение специализированных нейронных парадигм позволит получать лучшие результаты.

**Литература:**

1. Волчек, А.А. Нейросетевые средства прогнозирования для контроля паводка / А.А. Волчек // Материалы Международной научно-практической конференции «Обеспечение экологической

безопасности — путь к устойчивому развитию Казахстана», 23–24 февраля 2010. / Тараз: «Сенім», 2010. – С. 83–16.

2. Москвичев, В.В. Антропогенные и природные риски на территории Сибири / В.В. Москвичев // Вестник Российской академии наук. – 2012. – №2. – С.131-140.

3. Владимиров, А.М. Факторы определяющие возникновение экстремальных расходов и уровней воды половодья / А.М. Владимиров // Вестник Российской академии наук. – 2012. №9. – С. 3-6.

4. Чучуева, И.А. Прогнозирование временных рядов при помощи модели экстраполяции по выборке максимального подобия / И.А. Чучуева // 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. дис канд. тех. Наук... / Као Динь Чонг. – М., 2012. С. 34-36.

6. Осовский, С.А. Нейронные сети обработки информации / С.А. Осовский. – М.: Финансы и статистика, 2002. – 344 с.

7. Горбань, А.Н. Нейронные сети на персональном компьютере / А.Н. Горбань, Д.А. Россиев // СП «Наука» РАН, 1996. – 276 с.