

Современная глобальная экологическая обстановка характеризуется: 1) ростом антропогенной нагрузки, которая отчасти компенсируется ростом внимания человечества к проблемам охраны природы, экологической безопасности и безопасности жизнедеятельности; особое внимание в этом аспекте следует уделить прогрессу в области прикладной химии, который приводит к попаданию в окружающую человека среду веществ, неблагоприятных для человека и биоты; 2) ростом нестабильности климата в силу малоизвестных причин; 3) увеличением числа экстремальных геофизических событий (количество природных катастроф с начала текущего века выросло в 2 раза).

Природные процессы оказывают более серьезное влияние на состояние окружающей человека среды. Они приводят к значительным экологическим нарушениям в экологических и в урбанизированных системах [2]. Количественная и качественная оценка их состояния необходима для обеспечения эффективного производства и обеспечения экологической чистоты продукции и народосбережения. Возникает потребность в эффективных и недорогих методах регулярного мониторинга аграрных систем. Такие методы могут быть основаны на достижениях фундаментальной науки, особенно экологии. Эти методы на протяжении ряда лет разрабатывались научными школами по природопользованию Санкт-Петербурга.

Методы оценки состояния и прогноза делятся на статические и динамические. Динамические основаны на оценке тенденций развития системы с применением методов прикладной математики. В статических подходах важное значение имеет метод фенотипической индикации, основанный на измеряемых параметрах популяции, таких как соотношение полов, половой диморфизм, количественная и качественная изменчивость. Морфологическая изменчивость индикаторных видов может служить показателем загрязненности веществами токсической и тератогенной природы.

Особое значение имеет флуктуирующая симметрия как индикатор мутагенного загрязнения территории. При этом определяются виды – индикаторы качества экологической обстановки, популяции которых подлежат оценке и обследованию. Соответствующие подходы отработаны на оценке экологических систем Северо-Западного региона России и могут быть приложимы к другим регионам земного шара. Наиболее значимые прогнозируемые тенденции – рост удельного сельскохозяйственного производства в условиях стабилизации численности населения и повышение нестабильности экологической обстановки [3].

Список литературы

1. Сапунов В.Б. Критерии экологического давления на сельскохозяйственные системы // Материалы 15-го международного конгресса по сельскому хозяйству, Анталия, Турция, 2023. – с. 217-226.
2. Занько Н.Г., Малаян К.Р., Русак О.Н. Безопасность жизнедеятельности: Учебник. – 15-е изд., испр. и доп. – СПб.: Лань, 2016. – 696 с.
3. Старовойтов В.И., Жевора С.В., Бызов В.А., Старовойтова О.А., Манохина А.А., Майоров И.И., Баранов В.В., Воронов Н.В. Интродукция топинамбура в Российской Федерации / ФГБНУ «ФИЦ картофеля имени А.Г. Лорха». – М.: КнигИздат, 2024. – 323 с.

ОПЫТ ПРИМЕНЕНИЯ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ВЫСШИХ УРОВНЕЙ ВОДЫ

Сумачев А.Э.¹, Банщикова Л.С.², Грига С.А.¹, Почепко С.Ю.¹

¹Санкт-Петербургский государственный университет, Санкт-Петербург

² Государственный гидрологический институт

a.sumachev@spbu.ru

Аннотация. В работе рассмотрен опыт применения искусственных нейронных сетей для прогнозирования высших уровней воды различного генезиса. В работе рассмотрены методики прогнозирования высших уровней воды на реках Сухона, Печора, Вага. Во всех случаях показано превосходство предложенного подхода над линейными аналогами. Прирост качества выпускаемых прогнозов можно оценить в 10-15%.

Ключевые слова. Высшие уровни воды, прогнозирование высших уровней воды, искусственные нейронные сети.

EXPERIENCE IN APPLYING ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR FORECASTING HIGHER WATER LEVELS

A.E. Sumachev¹, L.S. Banshchikova², S.A. Griga¹, S.Yu. Pochepko¹

¹St. Petersburg State University, St. Petersburg

²State Hydrological Institute

Annotation. The paper discusses the experience of using artificial neural networks to predict higher water levels of various origins. The paper discusses methods for predicting high water levels on the Pechora, Vaga, and Sukhona rivers. In all cases, the superiority of the proposed approach over linear analogues is shown. The increase in the quality of issued forecasts can be estimated at 10-15%.

Key words. Higher water levels, prediction of higher water levels, artificial neural networks

Изучение изменений климата Арктической зоны Российской Федерации и оценка влияния этих изменений на ледовый режим водных объектов относится к одной из наиболее актуальных задач [1, 2, 3, 4, 5, 6], решение которой позволяет в том числе разрабатывать новые методы прогнозирования различных характеристик ледового режима, в частности экстремальных уровней воды [7, 8].

Целью настоящей работы является освещение авторского опыта прогнозирования характерных уровней воды на реках Двинско-Печорского округа с применением метода обучения искусственных нейронных сетей. Для достижения поставленной цели было представлено несколько регрессионных зависимостей для прогнозирования высших уровней воды за год и за период весеннего ледохода. В качестве исходных данных при разработке регрессионных моделей прогнозирования были использованы режимные данные сети Росгидромета за период с 1950 по 2018 год [9]. На их основе были разработаны и апробированы в течение последних лет на постах сети Росгидромета нейросетевые модели прогнозирования.

Рассмотрим результаты прогнозирования высших за период весеннего ледохода уровней воды на реке Сухона близ города Великий Устюг. Для прогнозирования высших за год уровней воды было построено регрессионное уравнение, представленное ниже:

$$N_{\max \text{ в у}} = 0,34N_{\text{в у } 1\text{й лдхд}} + 1,07N_{\min \text{ дек в у}} + 0,36N_{\text{КЧГ на лдхд в у}} + 245 \quad (1)$$

где $N_{\max \text{ в у}}$ – высший за год уровень воды в Великом Устюге, $N_{\text{в у } 1\text{й лдхд}}$ – уровень воды в первый день весеннего ледохода в Великом Устюге, $N_{\min \text{ дек в у}}$ – низший уровень воды в декабре в Великом Устюге, $N_{\text{КЧГ на лдхд в у}}$ – уровень в Кичменгском Городке на дату начала ледохода в Великом Устюге. По заблаговременности прогнозы варьируют от краткосрочных (1 сутки) до среднесрочных (42 суток).

Проверка качества данной методики, основанной на регрессионном уравнении, произведена на независимом материале (тестовая выборка). На тестовом подмножестве уравнение показало стандартную ошибку 80 см. Результаты по обучающей выборке удовлетворяют обоим критериям качества, рекомендованным ГМЦ.

Для улучшения качества прогнозирования использовались многослойные искусственные нейронные сети, обученные в программном продукте Statistica 12 [10]. Была разработана ИНС с рабочим названием MLP 3-3-1. Архитектурные особенности сети состоят в следующем: число скрытых нейронов составило 3; входящая функция активации – логистическая; выходящая функция активации – синусоидальная [11].

Модель соответствует обоим критериям качества ГМЦ по обучающей, тестовой и полной выборкам. Для них же оправдываемость составила 67%. Абсолютные ошибки ИНС имеют незначимую тенденцию к уменьшению, из чего следует, что модель MLP 3-3-1 устойчива во времени, а качество выпускаемых прогнозов не падает. Анализ ошибок показал отсутствие систематической ошибки прогнозирования. Таким образом, обученная искусственная нейронная сеть удовлетворяет всем критериям качества, рекомендуемым ГМЦ России. По этим показателям ИНС значительно превзошла регрессионное уравнение. Также сильно увеличилась оправдываемость прогнозов: 67% у ИНС против 53-57% у регрессионного уравнения; уменьшилась стандартная ошибка по сравнению с ныне используемой на сети методикой [12].

Для реки Печоры близ села Оксина была разработана следующая методика прогнозирования высших уровней воды за период весеннего ледохода:

$$N_{\text{лджо}} = 0,29N_{\text{прдлдж}} + 0,59N_{\text{лджЕ}} - 27 \quad (2)$$

где $N_{\text{лджо}}$ — высший уровень воды за период весеннего ледохода в районе села Оксина, $N_{\text{прдлдж}}$ — высший предледоходный уровень воды в селе Оксина, $N_{\text{лджЕ}}$ — высший уровень воды за период весеннего ледохода в селе Ермицы.

Стандартная ошибка приведённой модели составляет 48 сантиметров, отношение $S/\sigma_{\Delta} = 0,53$, средняя заблаговременность – 4 дня. На основе представленной модели возможно разработать нейросетевую методику, которая обладает значительно меньшими ошибками. В частности, в работе [13] приводятся сведения об опыте применения нейросетевой методики MLP 2-8-1 (сеть многослойного персептрона, содержащая два предиктора — входа, 8 скрытых нейронов и 1 выход).

Таблица 1 – Оценка качества выпускаемых прогнозов MLP 2-8-1 по сравнению с инерционным прогнозом

Выборка	σ_{Δ} , см	MLP 2-8-1	
		S, см	S/σ_{Δ}
Полная	82	30	0,37
Обучающая	85	30	0,35
Тестовая	78	30	0,38

Для рек Вага и Северная Двина была разработана единая стандартизованная методика. Всесторонний анализ дат формирования различных ледовых явлений и характерных уровней воды позволил выяснить, что вскрытие реки Ваги и формирование высших уровней воды начинается близ деревни Глуборецкая. При этом уровни воды в деревне Глуборецкой находятся в достаточно тесной для прогнозирования зависимости со всеми остальными гидрологическими постами, включая посты на Северной Двине. При этом использование данных по настоящему посту позволяет делать прогнозы со средней заблаговременностью от 4 до 12 дней в зависимости от целевого пункта. В настоящей работе применена процедура стандартизации данных по всем гидрологическим постам таким образом, чтобы средние значения были равны 0, а стандартные отклонения 1. В качестве оптимальных предикторов было принято решение использовать данные о высших уровнях воды за год и высших

предледоходных уровнях вод по гидрологическому посту Глуборецкая. Можно отметить, что оба предиктора являются статистически значимыми, так как p-value для них обоих намного меньше 5%. В стандартном виде настоящая методика имеет следующий вид:

$$H_y = 0,20 * H_{\text{прдлх}} + 0,74 * H_{\text{высш}} \quad (3)$$

где H_y – высший уровень воды целевых пунктов пункта (Шенкурск, Усть-Сюма, Филяевская, Березник, Сидоровская), $H_{\text{прдлх}}$ – высший предледоходный уровень воды на г.п. Глуборецкая, $H_{\text{высш}}$ – высший уровень воды за год на г.п. Глуборецкая.

В окончательном виде уравнение имеет вид:

$$H_y = (0,20 * H_{\text{прдлх}} + 0,74 * H_{\text{высш}}) * \sigma_y + H_{\text{ср.у}} \quad (4)$$

где σ_y – стандартное отклонение высших уровней воды на целевом пункте, определяемое по таблице «Статистические характеристики высших уровней воды различного генезиса», $H_{\text{ср.у}}$ – среднее значение высшего уровня воды целевого створа, определяемое по той же таблице.

Использование стандартизированного уравнения дает определенные преимущества. В условиях выявленной стационарности рядов по среднему значению и дисперсии можно ожидать достаточно точных оценок параметров линейного уравнения, а следовательно, высокой устойчивости решения при использовании методики в будущем. Анализ приведенного стандартного уравнения показывает его большую эффективность по сравнению с ориентированием на среднее значение отношение $S/\sigma = 0,62$. Можно отметить отсутствие систематической ошибки прогнозирования. Ошибки прогнозирования имеют случайную природу, распределение ошибок одномодальное, близкое к нормальному. Улучшить качество выпускаемых прогнозов можно при использовании метода обучения искусственных нейронных сетей, осуществляемого в программе Statistica 12. По тем же самым стандартизированным исходным данным было обучено несколько нейронных сетей, лучшая из них – сеть многослойного перцептрона с логистической функцией активации, содержащая 8 скрытых нейронов. Можно отметить, что стандартная ошибка при прогнозировании данным методом составляет всего 0,53 от СКО. Переход от стандартизированных значений к реальным происходит аналогично с регрессионной методикой. Показатели эффективности нейросетевой методики представлены в таблице 2.

Таблица 2 – Стандартная ошибка прогнозирования (S) MLP 2-8-1, ее отношение к стандартному отклонению прогнозируемой величины и средняя заблаговременность прогноза

Характеристика	р. Вага - г. Шенкурск	р. Вага - с. Усть-Сюма	р. Вага - д. Филяевская	Северная Двина - д. Сидоровская	Северная Двина - д. Березник
S	41	64	76	68	71
S/σ	0,52	0,49	0,61	0,56	0,52
Средняя заблаговременность	4	6	4	12	11

Список литературы

1. Фролова Н. Л. и др. Изменение климата в Российской Арктике: исследования в рамках проекта «Климатическая экспедиция Российского экологического общества» в Архангельской области в 2021 году.

2. Фильчук К. В. и др. Влияние наблюдаемых изменений климатических условий на хозяйственную деятельность в морях российской арктики //Российская Арктика. – 2022. – №. 2 (17). – С. 21-33.
3. Черногаева Г. М. и др. Пресноводные ресурсы арктической зоны российской федерации в условиях современного климата //Астраханский вестник экологического образования. – 2021. – №. 6. – С. 4-17.
4. Фролова Н. Л., Сазонов А. А., Василенко А. Н. Многолетние изменения водного и ледотермического режима рек Онега и Северная Двина и их потенциальные изменения под воздействием изменений климата //Москва. – 2021.
5. Третьяков М. В. Влияние на водные ресурсы устьевых областей российской Арктики природных и антропогенных изменений на водосборах рек //Арктика: общество, наука и право: сб. статей/под ред. НК Харлам. – 2020. – С. 300.
6. Василенко А. Н., Агафонова С. А., Фролова Н. Л. Современные изменения ледового режима рек арктической зоны России и его потенциальные изменения в XXI в //Современные проблемы гидрометеорологии и устойчивого развития Российской Федерации. – 2019. – С. 199-201.
7. Сумачев А. Э. Изменение климата и его влияние на ледовый режим рек Арктической зоны РФ / А. Э. Сумачев, Л. С. Банщикова // Гидрометеорология и экология: достижения и перспективы развития : труды III Всероссийской конференции, Санкт-Петербург, 16–17 декабря 2019 года. – Санкт-Петербург: Химиздат, 2019. – С. 816-819. – EDN DDRVRF
8. Сумачев А. Э. Оценка возможности прогнозирования максимального ледоходного уровня воды с использованием максимальной толщины льда на примере рек бассейна Северной Двины / А. Э. Сумачев // Ученые записки Российского государственного гидрометеорологического университета. – 2019. – № 54. – С. 48-57. – DOI 10.33933/2074-2762-2019-54-48-57. – EDN ZCUZZZ.
9. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2021621902 Российская Федерация. Характеристики ледового режима рек Двинско-Печорского бассейнового округа; № 2021621776 : заявл. 30.08.2021; опубли. 07.09.2021 / А. Э. Сумачев, Л. С. Банщикова; заявитель Федеральное государственное бюджетное учреждение «Государственный Гидрологический Институт». – EDN QIQSNF.
10. Электронный учебник по статистике, <http://statsoft.ru/home/textbook/default.htm>, дата обращения 27.07.20223
11. Свидетельство о государственной регистрации базы данных № 2022622815 Российская Федерация. "База данных элементов гидрологического режима для прогнозирования высшего за год уровня воды реки Сухоны в районе города Великий Устюг" (VU MLP 3-3-1); № 2022622780; заявл. 31.10.2022; опубли. 09.11.2022.
12. Бузин В.А. Зажоры и Затопы льда на реках России. СПб. ГГИ, 2015. 240 с.
13. Сумачев А. Э., Банщикова Л. С. Ледовый режим реки Печора и особенности прогнозирования высшего уровня ледохода /// Гидрометеорология и экология. – 2020. – № 61. – С. 446-459. – DOI 10.33933/2074-2762-2020-61-446-459. – EDN USOUJEJ.