

УДК 556.5.06

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ГИДРОХИМИЧЕСКОГО РЕЖИМА НИЗОВЬЯ ДНЕПРА С ИСПОЛЬЗОВАНИЕМ НЕЙРОТЕХНОЛОГИЙ

© 2015 г. В.И. Пичура¹, Ю.В. Пилипенко¹, Ф.Н. Лисецкий², О.Э. Довбыш³

¹ ГВУЗ «Херсонский государственный аграрный университет», г. Херсон, Украина

² Белгородский государственный национальный исследовательский университет, г. Белгород, Россия

³ Региональный Южно-Днепровский филиал ГУ «Государственная экологическая академия», г. Херсон, Украина

Ключевые слова: гидрохимический режим, нейронные сети, многослойный персептрон, прогнозирование, временные ряды.



В.И. Пичура



Ю.В. Пилипенко



Ф.Н. Лисецкий



О.Э. Довбыш

Представлены научно-практические результаты применения интеллектуальных систем для прогнозирования гидрохимического режима низовья Днепра на основе нейротехнологий. Впервые созданы нелинейные многослойные искусственные нейронные сети для прогнозирования основных химических показателей воды низовья Днепра. Идентифицированы оптимальные значения параметров алгоритма обучения, проведена оценка обобщающей способности на контрольной выборке и достоверности прогнозирования на тестовой выборке созданных искусственных нейросетей, а также реализован прогноз гидрохимического режима.

ВВЕДЕНИЕ

Днепр – одна из крупнейших рек Европы, бассейн которой расположен в пределах трех государств: Российской Федерации, Беларуси и Украины. Общая природная длина реки составляет 2285 км, которая после создания каскада из шести водохранилищ сократилась до 2201 км, площадь бассейна 504 тыс. км², высота истока 252 м, средний уклон русла 11 см на 1 км длины.

В настоящее время нерациональное водопользование и возрастающая антропогенная нагрузка обусловили проявление деградационных процессов в экосистеме Днепра, что сопровождается нарушением связей между абиотическими и биотическими элементами. К основным причинам сложившейся кризисной ситуации принято относить: строительство на Днепре каскада водохранилищ, совершенно изменивших динамику стока; крупномасштабные мелиорации; строительство в пределах бассейна мощных промышленных комплексов; огромные объемы водопотребления для промышленности и агропроизводства; сброс значительных объемов загрязненных вод [1–5].

В результате масштабного гидростроительства водный режим на крупных долинно-речных участках искусственно был трансформирован из речного в озерный, что привело к резкому замедлению циркуляции водных масс и появлению обширных зон застоя. Создание водохранилищ днепровского каскада позволило существенно увеличить водоресурсный потенциал Украины, но при этом оказало негативное воздействие на окружающую среду, обусловив поднятие уровня грунтовых вод, усилив засоление почв, на порядок увеличив объем подземного стока и повысив уровень загрязнения подземных вод, усилив абразию береговой зоны.

Одним из основных качественных показателей речных вод является их гидрохимический режим, определяющийся влиянием многих факторов, среди которых можно выделить такие, как динамика водности реки (стока), природно-климатические условия, интенсивность хозяйственной деятельности человека и т.д.

Вопросы комплексной оценки экологического состояния, в частности исследования особенностей формирования динамики стока и качества воды низовья Днепра, представлены в научных трудах Л.Г. Будкиной, В.Н. Тимченка, Л.А. Желасовой, Н.Г. Александровой, В.Д. Романенка, Ф.Н. Лисецкого и других [1–8]. В научных трудах С. Хайкина, В.И. Лаврика, О.П. Солдатова, Л.Б. Копыткова, Б.М. Владимирского, А.А. Арзамасцева, Ю.А. Кравченко, А.М. Трешкова, Н.Н. Красногорской, В.И. Пичуры и других сформулированы новые методологические подходы к прогнозированию природных систем, в том числе с применением метода искусственных нейронных сетей (ИНС) [9–21].

Вопросы оценки и прогнозирования многолетних временных рядов динамики основных гидрохимических показателей, которые определяют качественные параметры водных объектов, являются актуальными и недостаточно изученными. При этом отсутствуют четкие алгоритмы системного использования современных методов и подходов комплексного, статистически обоснованного изучения проблем водных экосистем. Цель данного исследования – обобщение научно-практических результатов системного использования многомерной статистики с применением нейротехнологий для оценки и прогнозирования динамики гидрохимического режима низовья Днепра.

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЙ

Для определения особенностей формирования гидрохимического режима низовья Днепра был проанализирован массив среднегодовых данных наблюдений за 32 года, с 1978 по 2010 гг. (статистические данные Херсонской гидробиологической станции НАН Украины). Используются данные створа г. Херсона в низовье Днепра, типичные по гидрохимическому режиму для 100-километрового участка реки, включающего дельту и приустьевый участок (от створа г. Херсона до Каховской плотины).

В результате исследований определено, что достоверность моделирования динамики природных и трансформированных гидроэкосистем зависит от сложности их формирования, имеющегося временного интервала и присутствия дискретного «белого шума». Поэтому для оценки и прогнозирования этих сложных явлений принципиально необходимо системно использовать многомерный статистический аппарат с применением современных нелинейных методов.

Для разложения на составляющие (трендовая составляющая, основные циклы, «белый шум») и оценки общих многолетних динамических процессов формирования гидрохимического режима низовья Днепра был использован метод сезонной декомпозиции и корректировки ряда Census I. Выделение периодической компоненты проводили с помощью одномерного спектрального анализа Фурье. Нелинейное прогнозирование гидрохимического режима низовья р. Днепр выполнено с использованием различных типов архитектур интеллектуальных искусственных нейронных сетей: линейные сети, сети, основанные на радиальных базисных функциях, обобщенные регрессионные нейронные сети, многослойные перцептроны. Обучение сетей проводили с помощью алгоритма обратного распространения ошибки, применены функции активации нейронов – сигмоидальная и синусоид-гиперболического тангенса. Для системной обработки данных использован программный продукт STATISTICA 10.0.

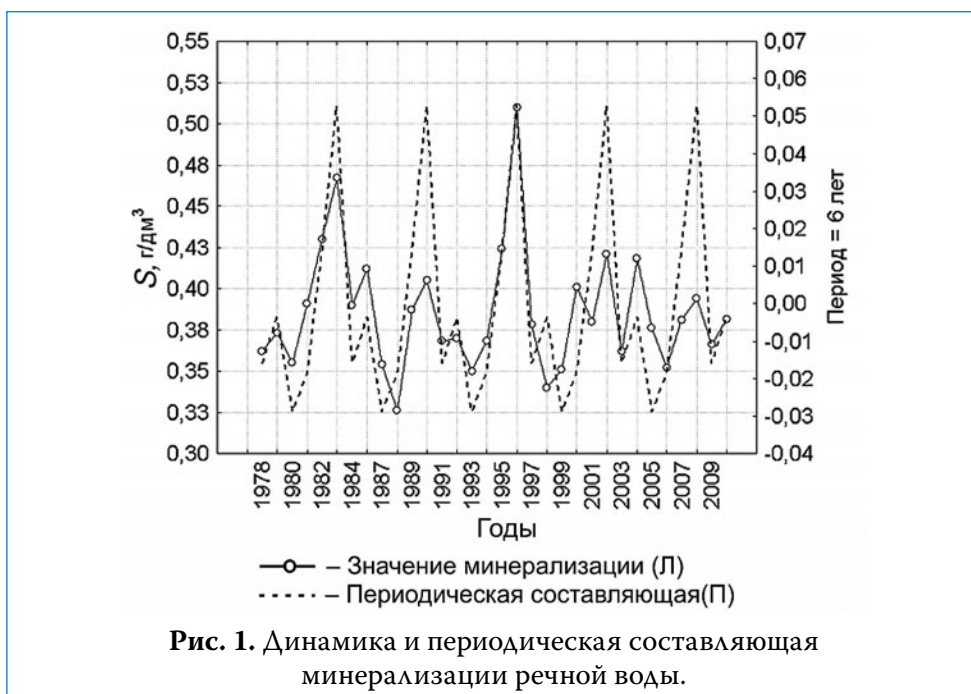
В исследованиях [21, 22] установлено, что основными преимуществами ИНС являются: независимость методов их синтеза от размерности пространства признаков; высокая допустимость к использованию зашумленных данных и низкий коэффициент ошибок; параллельная обработка информации одновременно всеми нейронами, что делает возможным аппаратный анализ сложных сигналов в реальном времени; аппроксимация любой непрерывной функции; самоорганизация и отказоустойчивость структуры нейронных сетей (НС); корректировка синоптических весов при поступлении новой информации и т. д. К недостаткам и ограничениям ИНС можно отнести: отсутствие четких алгоритмов выбора функции активации и механизмов, регулирующих работу сети в целом; большое количество весов и пороговых уровней НС снижает скорость обработки входных данных, что также может привести к «параличу» сети при обучении; сложность обучения, формирования и аппроксимации НС. Несмотря на недостатки, с начала 1990-х годов нейротехнологические подходы и методы успешно используют для решения многих проблем в гидроэкологии. Разносторонний обзор возможностей применения ИНС проведен ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology (ASCE, 2000) [23].

Обобщающие возможности и достоверность прогнозирования нейромоделей осуществлены при помощи оценки уровня их чувствительности, сравнения эмпирических и аппроксимирующих данных за статистическими критериями на трех выборках: обучающей, контрольной и тестовой. К статистическим критериям оценки достоверности искусственных нейронных сетей относятся: математическое ожидание ошибки, стандартное отклонение ошибки, математическое ожидание абсолютной ошибки (в натуральных единицах и процентах – MAPE), значение корреляции. Способность обобщения нейронными сетями результатов полевых и лабораторных исследований позволяет получать обоснованный результат на основании данных, которые не встречались в процессе обучения.

В результате обработки всего массива исходных данных за весь период наблюдений динамических рядов определено два периода формирования гидрохимического режима: 1 период – 19 лет (1978–1997 гг.), характеризующийся значительными вариационными изменениями; 2 период – 13 лет (1998–2010 гг.), для которого характерно стабильное формирование изучаемых показателей.

Оценка гидрохимических характеристик показала, что по длине реки отмечается возрастание минерализации на 27,4 % – от 0,303 (в районе Киева) до 0,386 г/дм³ (в районе Херсона). В свою очередь, в низовье Днепра на протяжении 32 лет наблюдалось стабильное значение минерализации с незначительными вариационными (V) изменениями – 9,7 % (1 период 11,2 %; 2 период 6,6 %). Во второй период исследований (V 6,6 %) по отношению к

первому (V 11,2 %) наблюдается уменьшение значения вариации в 1,7 раза, что указывает на процессы стабилизации динамики минерализации с периодичностью 6 лет (рис. 1). Практически по всем основным ионам также прослеживаются уменьшения среднегодовых вариационных колебаний (табл. 1), что является подтверждением устойчивости формирования гидрохимического режима низовья Днепра за последние 13 лет. Несмотря на стабильные вариационные процессы гидрохимического режима, отмечено присутствие незначительной отрицательной трендовой составляющей (в пределах 1,4–12,2 %) по всем показателям химического состава воды.



В результате оценки достоверности НС с помощью статистических критериев оценки погрешности модели и многократных экспериментальных действий над типами архитектур (исследовано 8000 моделей) и коэффициентами настройки созданы адаптивные искусственные нейронные сети для прогнозирования химических показателей воды:

– минерализации (рис. 2 а): трехслойный персептрон (1:10-6-1:1) с шестью нейронами в скрытом слое; метод обучения: обратное распределение (100 эпох) и связанных градиентов (52 эпохи); матрица искусственной нейронной сети состоит из 66 весовых коэффициентов; функция активации нейронов – синусоид-гиперболического тангенса; параметры алгоритма обучения – коэффициент скорости обучения: $\eta = 0,01$, коэффициент

Таблица 1. Вариационные изменения и периодическая составляющая формирования динамики основных ионов за периодами исследований

Основные ионы	Значения вариации, %			Средние значения, мг-экв/дм ³			Значимые периоды, лет
	1 период	2 период	+/-	1 период	2 период	+/-	
HCO ₃ ⁻	8,7	10,6	+1,9	2,85	2,81	-0,04	2,5 и 10,0
Cl ⁻	25,2	18,6	-6,6	1,13	1,05	-0,08	6,0 и 10,0
SO ₄ ²⁻	33,0	19,3	-13,7	1,44	1,35	-0,09	2,0 и 10,0
Ca ²⁺	11,1	10,9	-0,2	2,40	2,32	-0,08	2,0 и 4,0
Mg ²⁺	39,6	29,0	-10,6	1,69	1,48	-0,21	6,0 и 10,0
Na ⁺ + K ⁺	25,4	18,2	-7,2	1,51	1,48	-0,03	3,0 и 7,5

инерции $\alpha = 0,2$; производительность обучения 0,186, контрольная 0,507, тестовая 0,555; погрешность обучения 0,047, контрольная 0,164, тестовая 0,238; функция коррекции весовых коэффициентов

$$E(w(t)) = \frac{1}{2} \left(f \left(\sum_{j=1}^6 w_j^{(2)}(t) \right) f \left(\sum_{n=1}^{10} w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)} \right) - d^{(t)} \right)^2; \quad (1)$$

функция отклика сети

$$y_i(t) = f \left(\sum_{j=1}^6 w_j^{(2)}(t) f \left(\sum_{n=1}^{10} w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)} \right) \right), \text{ где } i = 1; \quad (2)$$

– *основных ионов* (HCO₃⁻, Cl⁻, SO₄²⁻, Ca²⁺, Mg²⁺; Na⁺+K⁺) (рис. 2 б): четырех-слойный персептрон (6:72-10-10-6:6) с десятью нейронами в первом скрытом слое и десятью нейронами во втором скрытом слое; метод обучения: обратное распределение (100 эпох) и связанных градиентов (20 эпох); матрица искусственной нейронной сети состоит из 880 весовых коэффициентов; функции активации нейронов: первого скрытого слоя – синусоид-гиперболического тангенса, второго скрытого слоя – сигмоидальная; параметры алгоритма обучения: $\eta = 0,08$, $\alpha = 0,5$; производительность обучения 0,424, контрольная 0,166, тестовая 0,662; погрешность обучения 0,074, контрольная 0,069, тестовая 0,194; функция коррекции весовых коэффициентов

$$E(w(t)) = \frac{1}{2} \left(\sum_{i=1}^6 \left(f \left(\sum_{m=1}^{10} w_m^{(3)}(t) f \left(\sum_{j=1}^{10} w_j^{(2)}(t) f \left(\sum_{n=1}^{72} w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)} \right) \right) \right) - d_i^{(t)} \right)^2 \right); \quad (3)$$

функция отклика сети

$$y_i(t) = f \left(\sum_{m=1}^{10} w_m^{(3)}(t) f \left(\sum_{j=1}^{10} w_j^{(2)}(t) f \left(\sum_{n=1}^{72} w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)} \right) \right) \right), \text{ где } i = \overline{1,6}. \quad (4)$$

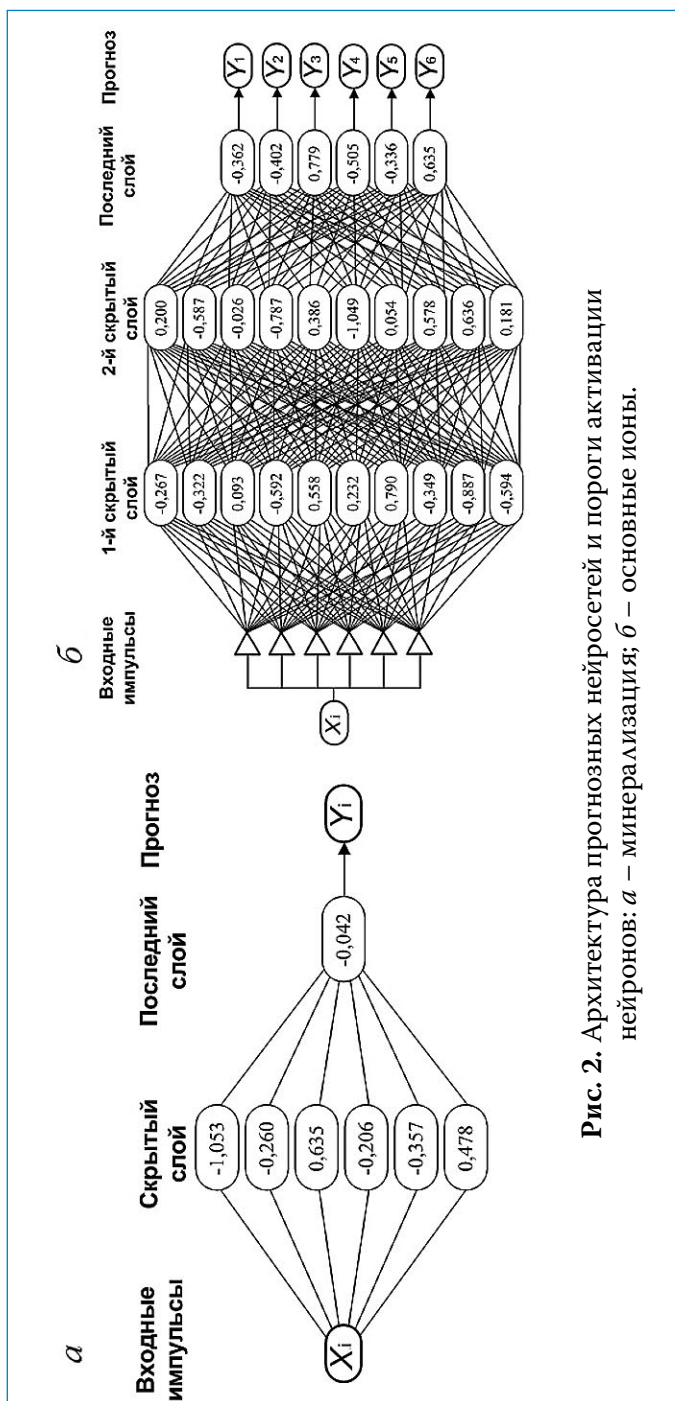
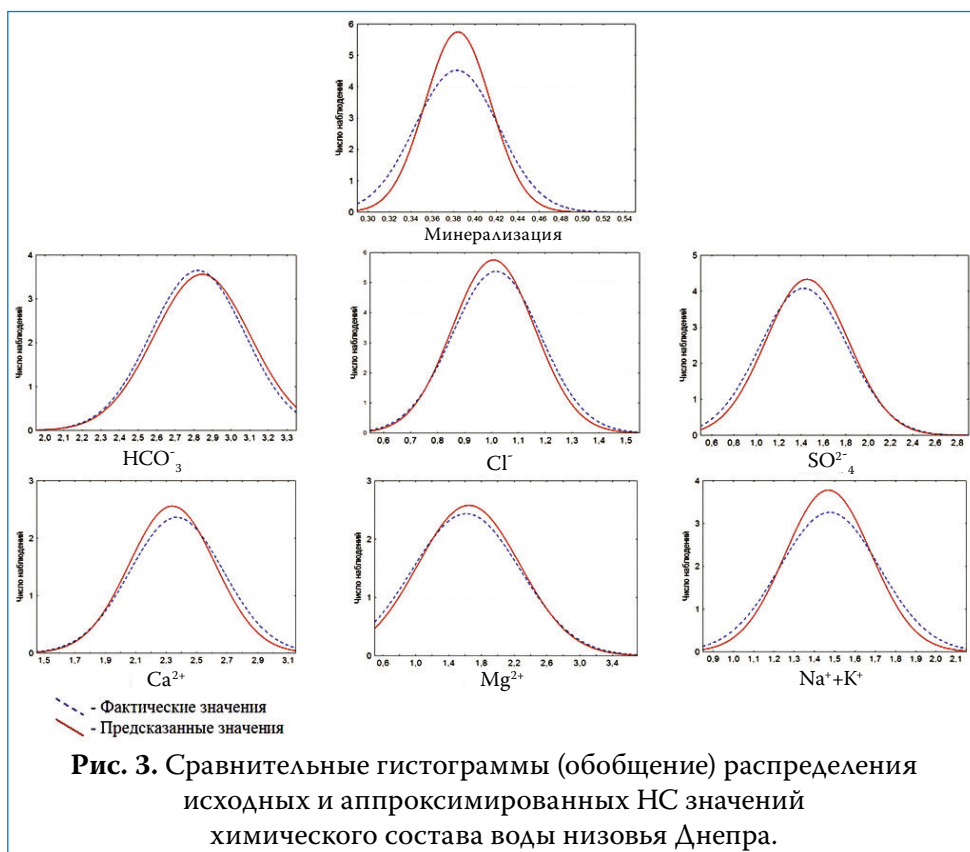


Рис. 2. Архитектура прогнозных нейросетей и пороги активации нейронов: *a* – минерализация; *б* – основные ионы.

Искусственные нейронные сети обладают достаточно высокими обобщающими способностями, что указывает на хорошие совпадения исходных и аппроксимированных значений (верно выделенных закономерностей из входных данных) на рабочем (тестируемом) участке (рис. 3).



На основе экспериментального моделирования и оценки достоверности определено, что наилучшее качество прогноза многослойных НС достигнуто при соотношении объемов выборок (50:25:25): обучающая 50 %, контрольная 25 %, тестовая 25 % от временного ряда исследований. Точность результатов прогнозирования в значительной мере зависит от репрезентативности обучающей выборки, поэтому для обучения и корректировки (контроля) весовых коэффициентов нейромодели использовали репрезентативный ряд среднегодовых значений гидрохимического режима, который равен 24 годам и по отдельным показателям включает 3–12 малых и 2,5–6 средних циклических периодов временной типичности гидрохимического формирования качества воды низовья Днепра. При тестировании нейромодели определена временная проекция высокоточного прогнозирования

гидрохимического режима на 6 лет при условии наличия ретроспективного периода в 24 года. Для получения надежных и устойчивых прогнозов с использованием метода нейронных сетей обязательным условием является то, что базовый период (период ретроспективы – год, полугодие, вегетационный период, месяц и т. д.) временного ряда должен быть в 2–3 раза больше периода прогнозирования.

Хорошие обобщающие особенности многослойных искусственных НС обеспечили возможность корректно отображать данные, которые не использовались в процессе обучения и с достаточно высокой достоверностью прогнозировать дальнейшее изменение свойств гидрохимического режима воды.

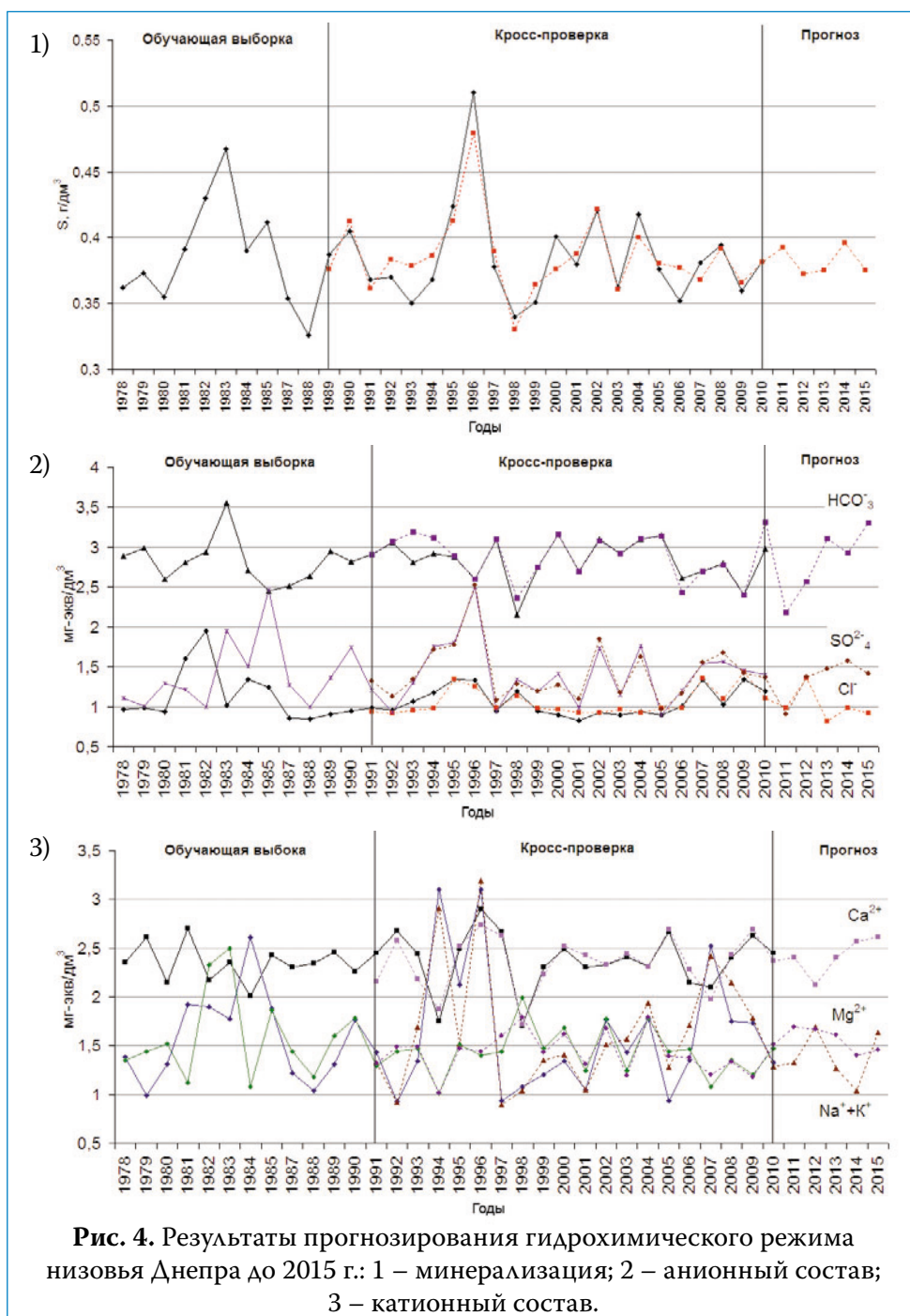
Подтверждением результатов эффективного моделирования нейросетей для прогнозирования является анализ итоговой статистики реализации нейронных сетей на обучающей, контрольной и тестовой выборках (табл. 2).

Таблица 2. Итоговая статистика обучения нейронной сети для прогнозирования гидрохимического режима низовья Днепра

Описательные статистики	Обучающая выборка	Контрольная выборка	Тестовая выборка
Минерализация			
Математическое ожидание ошибки	0,00029	0,01275	0,00746
Стандартное отклонение ошибки	0,00447	0,01871	0,01371
Математическое ожидание абсолютной ошибки	0,00309	0,01369	0,00988
Корреляция	0,983	0,914	0,909
Основные ионы			
Математическое ожидание ошибки	0,03041	0,07704	0,11883
Стандартное отклонение ошибки	0,13193	0,13001	0,13773
Математическое ожидание абсолютной ошибки	0,09798	0,13777	0,15772
Корреляция	0,939	0,840	0,917

Результаты прогнозирования динамики показателей минерализации и состава ионов воды низовья Днепра до 2015 г. представлены на рис. 4.

По результатам тестирования на контрольных независимых экспериментальных выборках созданные нейромодели показали достаточно высокую аппроксимационную способность. Для прогнозирования химических показателей воды низовья Днепра достоверность искусственных нейросетей на независимых (тестируемых) выборках составила: по минерализации 92 %, по основным ионам 89 %.



ЗАКЛЮЧЕНИЕ

В результате обработки эмпирических рядов за 1978–2010 гг. определены два качественных периода динамики формирования гидрохимического режима низовья Днепра (1 период 1978–1997 гг.; 2 период 1998–2010 гг.), которые характеризуются разными вариационными особенностями.

Несмотря на стабильные вариационные процессы гидрохимического режима отмечено присутствие незначительной отрицательной трендовой составляющей во всех показателях химического состава воды в пределах 1,4–12,2 %, также с использованием метода Фурье впервые изучены особенности периодического формирования химических показателей (минерализации и основных ионов) речных вод низовья Днепра.

В процессе оценки достоверности 8000 нейромоделей и многократных экспериментальных действий над типами архитектур и коэффициентами настройки созданы адаптивные искусственные нейронные сети типов архитектуры четырех- и трехслойный персептрона, достоверность которых на независимых (тестируемых) выборках составила от 89 (для основных ионов) до 92 % (для минерализации).

Впервые оптимальными значениями параметров алгоритма обучения нейронных сетей для прогнозирования гидрохимического режима низовья Днепра определены: коэффициент скорости обучения в пределах $\eta = 0,01–0,08$; коэффициент момента обучения (коэффициент инерции) в пределах $\alpha = 0,2–0,5$; количество итераций (эпох) до запоминания в пределах $N = 30–50$; количество итераций (эпох) для обучения нейросетей в зависимости от массива выборки и сложности развития прогнозируемой системы, в пределах $N = 120–150$. Число скрытых слоев и нейронов сети определяется для каждого временного ряда индивидуально. Функции активации нейронов – синусоид-гиперболического тангенса и сигмоидальная.

Результаты прогнозирования гидрохимического режима низовья Днепра показали, что при сложившихся условиях его формирования будет происходить незначительное, но стабильное ухудшение всех показателей химического состава воды.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Александрова Н.Г., Мороз Т.Г., Полищук В.С., Россова Е.Я.* Комплексная оценка качества воды низовья Днепра // Водные ресурсы. 1985. № 6. С. 199–127.
2. *Будкіна Л.Г., Тимченко В.М., Колісник М.П.* Деякі аспекти водного режиму дельти р. Дніпра в умовах антропогенного впливу // Вісник Київського ун-ту. Геогр. 1985. Вип. 27. С. 44–49.
3. *Денисов С.В.* Автоматизация интерпретации результатов гидродинамических исследований скважин путем применения искусственных нейронных сетей // Тр. междунар. симпозиума «Надежность и качество». 2008. Т. 2. С. 98–103.

4. Лисецкий Ф.Н., Столба В.Ф., Пичура В.И. Периодичность климатических, гидрологических процессов и озерного осадконакопления на юге Восточно-Европейской равнины // Проблемы региональной экологии. 2013. № 4. С. 19–25.
5. Комплексна оцінка екологічного стану басейну Дніпра / Романенко В.Д., Євтушенко М.Ю., П. М. Линник, О. М. Арсан, М. І. Кузьменко, Л. О. Журавльова, В. Г. Кленус, Ю. В. Плігін, В. І. Щербак, П. Г. Шевченко. Київ: Інститут гідробіології НАНУ, 2000. 103 с.
6. Пилипенко Ю.В., Плоткін С.Я. Впровадження геоінформаційної системи у екологічний моніторинг гідроекосистем малих водосховищ // Таврійський науковий вісник. Херсон: Айлант, 2006. Вип. 45. С. 173–176.
7. Пилипенко Ю.В., Філіна О.М., Нароха Н.С., Ліписивицький А.А. ГІС якісних параметрів водних об'єктів // Мат-лы 4-й междунар. науч-практич. конф. «Использование ГИС-технологий при нормировании водопользования в орошаемом земледелии и в экологическом мониторинге». Херсон. 2008. С. 146–150.
8. Хайкин С. Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
9. Арзамасцев А.А. Алгоритм самоорганизации структуры искусственной нейронной сети в процессе ее обучения // Вестник Тамбовского ун-та. Сер. Естественные и технические науки. 2007. Т. 12. № 1. С. 105–106.
10. Бахметова Н.А., Токарев С.В. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей // Современные наукоемкие технологии. 2008. № 2. С. 87.
11. Владимирский Б.М. Нейронные сети как источник идей и инструмент моделирования процессов самоорганизации и управления // Экономический вестник Ростовского государственного университета. 2006. Т. 4. № 4. С. 14.
12. Козадаев А.С. Техническая реализация искусственного нейрона и искусственной нейронной сети // Вестник Тамбовского ун-та. Сер. Естественные и технические науки. 2010. Т. 15. № 1. С. 301–302.
13. Копыткова Л.Б. К вопросу построения нейросетевой модели цифровой обработки сигналов // Вестник Ставропольского гос. ун-та. 2009. № 4. С. 10–16.
14. Кравченко Ю.А. Построение прогнозных моделей динамических систем на основе интеграции нейронных сетей и генетических алгоритмов // Изв. Таганрогского гос. радиотехн. ун-та. 2006. Т. 64. № 9 (1). С. 103–104.
15. Лаврик В.И. Методологические аспекты математического моделирования экосистем // Научно-техн. прогресс и биология. Киев: Наукова думка, 1988. С. 197–215.
16. Лаврик В.И., Никифорович Н.А. Методические основы разработки информационно-экспертной системы для автоматизированной оценки состояния водных экосистем. Киев. 1993. 51 с.
17. Красногорская Н.Н., Елизарьев А.Н., Фашевская Т.Б., Якупова Л.М., Нафикова Э.Р. Использование искусственных нейронных сетей при прогнозировании качества речной воды // Безопасность жизнедеятельности. 2009. № 4. С. 15–21.

18. Красногорская Н.Н., Якупова Л.М., Нафикова Э.В., Ферапонтов Ю.И., Елизарьев А.Н., Фащевская Т.Б. Интеграция генетических алгоритмов и искусственных нейронных сетей для прогнозирования качества речной воды // Безопасность жизнедеятельности. 2010. № 8. С. 24–30.
19. Терешков А.М. Однородная многослойная нейронная сеть прямого распространения с локальными связями с условно-рефлекторным механизмом обучения на основе двухпороговых равновесных нейроподобных элементов // Изв. Томского политехн. ун-та. 2007. Т. 310. № 1. С. 206–211.
20. Морозов В.В., Пичура В.І. Застосування нейромоделей для прогнозування нестаціонарних хімічних показників якості зрошувальної води (на прикладі р. Дніпро та Інгулецького магістрального каналу) // Гідромеліорація та гідротехнічне будівництво: міжвідомчий науково-технічний збірник. Рівне. 2009. Вип. 34. С. 51–58.
21. Пичура В.И. Применение интеллектуальных искусственных нейронных сетей для прогнозирования химических показателей оросительной воды (на примере Ингулецкого магистрального канала) // Водное хозяйство России. 2012. № 2. С. 17–28.
22. Пичура В.І. Пространственно-временное прогнозирование агрохимических показателей мелиорируемых почв с использованием нейротехнологий (на примере Херсонской области) // Агрохімія і ґрунтознавство. Міжвідомчий тематичний науковий збірник. Спеціальний випуск. Житомир: Рута, 2012. № 78. С. 87–95.
23. ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology. Artificial neural networks in hydrology II: Hydrologic applications // J. Hydrol. Eng. ASCE 2000. 213 p.

Сведения об авторах:

Пичура Виталий Иванович, канд. с.-х. наук, доцент, кафедра ГИС-технологий в земледопользовании, Государственное высшее учебное заведение «Херсонский государственный аграрный университет», Украина, 73006, Херсон, ул. Розы Люксембург, 23, e-mail: pichura@yandex.ru

Пилипенко Юрий Владимирович, д-р с.-х. наук, профессор, заведующий кафедрой экологии и устойчивого развития, Государственное высшее учебное заведение «Херсонский государственный аграрный университет», Украина, 73006, Херсон, ул. Розы Люксембург, 23, e-mail: pilipenko_eso@mail.ru

Лисецкий Федор Николаевич, д-р геогр. наук, профессор, директор Федерально-регионального центра аэрокосмического и наземного мониторинга объектов и природных ресурсов, профессор, кафедра природопользования и земельного кадастра Белгородского государственного национального исследовательского университета, Россия, 308015, г. Белгород, ул. Победы, 85, e-mail: liset@bsu.edu.ru

Довбыш Олег Эдуардович, заместитель директора Регионального Южно-Днепровского филиала ГУ «Государственная экологическая академия», Украина, 73006, г. Херсон, Владимирова, 17.