

УДК 631.6.03:556.06

## ПРИМЕНЕНИЕ ИНТЕЛЛЕКТУАЛЬНЫХ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ ПРОГНОЗИРОВАНИЯ ХИМИЧЕСКИХ ПОКАЗАТЕЛЕЙ ОРОСИТЕЛЬНОЙ ВОДЫ (НА ПРИМЕРЕ ИНГУЛЕЦКОГО МАГИСТРАЛЬНОГО КАНАЛА)\*

© 2012 г. В.И. Пичура

*Херсонский государственный аграрный университет, г. Херсон, Украина*

**Ключевые слова:** орошение, качество воды, гидрохимический режим, нейронные сети, многослойный перцептрон, прогнозирование, временные ряды.



Произведена оценка и прогноз изменения качества воды Ингулецкой оросительной системы Херсонской области Украины при существующих условиях ее формирования. Впервые созданы и применены искусственные нейронные сети для прогнозирования нестационарных процессов гидрохимического режима оросительной воды на примере Ингулецкого магистрального канала (ИМК). Определены оптимальные значения параметров алгоритма обучения нейросетей и спрогнозированы дальнейшие условия формирования гидрохимического режима ИМК.

### Введение

Орошение это один из наиболее интенсивных и действенных факторов антропогенной нагрузки на окружающую среду, в целом, и орошаемые почвы, в частности. Под влиянием орошения изменяются условия функционирования всех составляющих естественной среды, в т. ч. происходят изменения в направленности и скорости почвенных процессов, которые могут иметь как положительный (улучшение и нормирование водообеспечения, повышение плодородия и т. д.), так и отрицательный характер (поднятие уровней грунтовых вод, что приводит к развитию процессов подтапливания

\*Работа выполнена при поддержке Российского фонда фундаментальных исследований, проект № 11-05-90902 - моб\_снг\_ст.

и вторичного ирригационного гидроморфизма территорий, засоления и осолонцевания почв; изменение солевого состава почв в направлении уменьшения содержания кальция, повышения содержания, активности растворимого и поглощенного натрия; повышение общей, токсической щелочности и водородного показателя рН; потеря структуры, уплотнение, дегумификация, развитие эрозийных процессов и т. д.) [1].

Главными факторами, определяющими необходимость проведения орошения, являются неблагоприятные климатические условия и сложный водно-солевой режим почв. Более 66 % территории Украины подлежат периодическим засухам.

Одной с первых построена на юге Украины Ингулецкая оросительная система (ИОС) площадью 122 тыс. га, охватывающая сельскохозяйственные территории Николаевской и Херсонской областей.

Ингулецкая оросительная система является уникальным водохозяйственным комплексом. Качество воды ИОС, в первую очередь, зависит от процентного соотношения расходов рек Днепр и Ингулец влияния гидрохимического режима и водного баланса р. Ингулец, гидрологического режима магистрального канала ИОС, климатических условий (атмосферных осадков, дефицита влажности воздуха, направления и мощности ветра), режима работы Каховской гидроэлектростанции, промышленных и коммунальных сбросов.

Основной проблемой орошения является низкое качество оросительной воды Ингулецкого магистрального канала (ИМК), что проявляется в повышении ее минерализации и неблагоприятном соотношении ионов. На протяжении 50-летней работы Ингулецкой системы наблюдается ухудшение условий формирования оросительной воды и, как результат, развитие деградиционных процессов орошаемых почв.

Гидрохимический режим оросительной воды ИМК по своей сути является сложным, многофакторным и эволюционирующим объектом исследования. При моделировании таких больших, зашумленных, нелинейных массивов экспериментальных данных принципиально необходима аппроксимация сложных структур нелинейных функций для обеспечения качественного описания возможных сценариев временного развития реальных систем. В связи с этим актуальным является прогнозирование временного развития химических показателей оросительной воды Ингулецкого магистрального канала с использованием современных искусственных интеллектуальных систем, основанных на нейротехнологиях.

Нейронные сети, опираясь на неполную, зашумленную, искаженную информацию, позволяют решать задачи, с которыми не могут справиться традиционные методы [2], т. к. искусственные нейронные сети (ИНС) не предполагают никаких ограничений по характеру входной информации [3].

Основные преимущества, недостатки, ограничения и особенности аппаратной реализации искусственных нейронных сетей рассмотрены в трудах Красновской Н.Н., Солдатовой О.П., Копытова Л.Б., Манжулы В.Г., Федяшова Д.С., Кислова К.В., Гаврилова В.В., Владимирского Б.М., Арзамасцева А.А., Хайкина С.И., Казадаева А.С., Бахметова Н.А., Кравченка Ю.А. и других ученых [4–17]. Явные преимущества нейронных сетей, делают их все более и более перспективным направлением в анализе и прогнозировании гидрохимического режима оросительной воды [2–20].

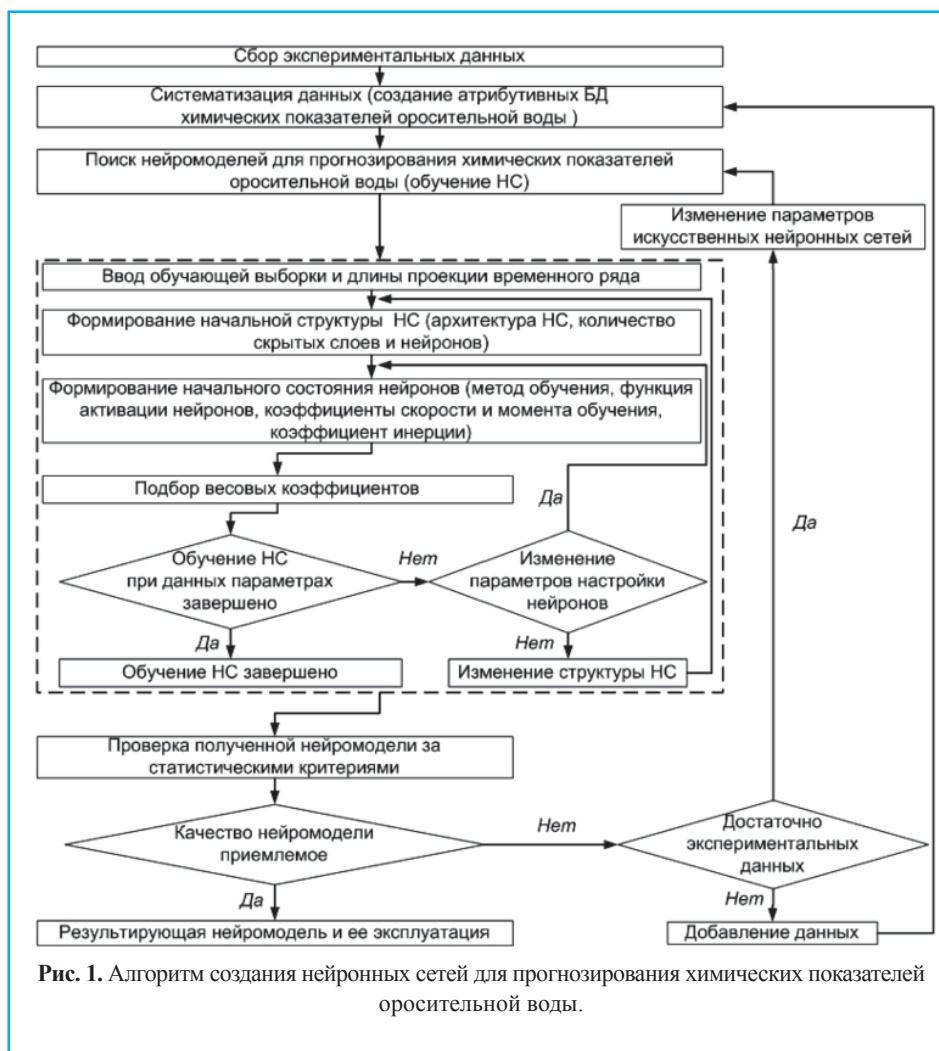
Цель исследований – оценка и прогноз изменения качества воды Ингулецкой оросительной системы при существующих условиях ее формирования. Впервые созданы искусственные нейронные сети для прогнозирования нестационарных гидрохимических процессов формирования качества воды на примере Ингулецкого магистрального канала, с целью повышения достоверности прогнозирования сложных природных систем.

### **Основная часть**

Химические показатели качества оросительной воды Ингулецкого магистрального канала, как объект изучения в многолетнем разрезе, представляют собой нестационарные динамические ряды. То есть при их изучении наблюдаются вариационные последовательности разовых концентраций, характеризующие изменение уровней действия условий и факторов их формирования во времени и в пространстве. В таких временных рядах очень тяжело проанализировать роль факторов влияния на исследуемые показатели, которые являются нестабильными и часто неконтролируемыми. Поэтому использование линейных моделей не всегда является целесообразным.

В исследованиях использованы данные химического состава воды мониторинговых стационаров Херсонской области ИМК (1996–2010 гг.) – минерализация ( $S$ , г/дм<sup>3</sup>) и состав основных ионов:  $\text{HCO}_3^-$ ,  $\text{Cl}^-$ ,  $\text{SO}_4^{2-}$ ,  $\text{Ca}^{2+}$ ,  $\text{Mg}^{2+}$ ;  $\text{Na}^+$ + $\text{K}^+$ . Учитывая сложные условия формирования химического состава оросительной воды ИМК, динамика его изменений характеризуется как неустойчивая, вариация колебаний ряда наблюдений достигает 55 %, отсутствуют явные закономерности изменений гидрохимического режима. Все это подтверждает нестационарность исследуемых рядов показателей качества воды ИМК [20].

Для прогнозирования химических показателей оросительной воды в качестве нейронной сети был выбран многослойный перцептрон (MLP) модуля Statistics Neural Networks (SNN) программного продукта STATISTICA 6.0, который, в отличие от других архитектур НС, имеет возможность определять природу развития исследуемых объектов и систем на небольших



обучающий выборка, что дает возможность с достаточно высокой достоверностью реализовать нейронные сети при отсутствии длинных рядов эмпирических данных.

Основные этапы создания и обучения искусственных нейронных сетей с «учителем» [12] для прогнозирования химических показателей оросительной воды, разработанный автором алгоритм с использованием Statistics Neural Networks of STATISTICA 6.0 представлены на рис. 1.

Для корректировки весовых коэффициентов ИНС использован алгоритм обучения:

$$w_{ni}(t+1) = \eta \delta_i x_n(t) + \alpha(w_{ni}(t) - w_{ni}(t-1)),$$

где  $w_{in}(t)$  – вес от нейрона  $n$  или от элемента входного сигнала  $n$  к нейрону  $i$  в момент времени  $t$ ;

$x_n$  – выход нейрона  $n$  или  $n$ -й элемент входного сигнала;

$\eta$  – коэффициент скорости обучения;

$\alpha$  – коэффициент инерции;

$\delta_i$  – значение ошибки для нейрона  $i$ .

Функция ошибки представляет собой разность между текущим выходом (аппроксимированные значения) сети и идеальным выходом (эмпирические значения).

Согласно методу наименьших квадратов, функция ошибки НС имеет вид:

$$E(w) = \frac{1}{2} \sum_{j,p} (y_{jpn} - d_{jp})^2,$$

где  $y_{jpn}$  – выходное состояние  $j$ -го нейрона слоя  $n$  НС при подаче на ее входы  $p$ -го обучающего образа;  $d_{jp}$  – желаемое выходное состояние этого нейрона.

Для активации нейронов многослойных перцептронов были использованы функции сигмоидальная и синусоид-гиперболического тангенса (табл. 1).

При моделировании созданы ИНС архитектуры MLP для прогнозирования химических показателей оросительной воды:

– для минерализации: четырехслойный перцептрон с восьмью нейронами в первом скрытом слое и четырьмя нейронами во втором скрытом слое; метод обучения: обратное распределение (100 эпох) и связанных градиентов (15 эпох); матрица искусственной нейронной сети состоит из 80 весовых коэффициентов:

функция коррекции весовых коэффициентов:

$$E(w(t)) = \frac{1}{2} (f(\sum_{m=1}^4 w_m^{(3)}(t) f(\sum_{j=1}^8 w_j^{(2)}(t) f(\sum_{n=1}^6 w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)}))) - d^{(t)})^2$$

Таблица 1. Функции активации нейронов

Название функции	Формула	Область значений
Сигмоидальная (логистическая)	$f(s) = \frac{1}{1 + e^{-s}}$	(0, 1)
Синусоид-гиперболического тангенса	$f(s) = \frac{e^s - e^{-s}}{e^s + e^{-s}}$	(-1, 1)

функция отклика сети:

$$y_i(t) = f\left(\sum_{m=1}^4 w_m^{(3)}(t) f\left(\sum_{j=1}^8 w_j^{(2)}(t) f\left(\sum_{n=1}^6 w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)}\right)\right)\right),$$

где  $i = 1$

параметры алгоритма обучения:

$$\eta = 0,01; \alpha = 0,5; \text{коэффициент гауссового шума} - 0,1;$$

– для основных ионов: четырехслойный перцептрон с десятью нейронами в первом скрытом слое и десятью нейронами во втором скрытом слое; метод обучения: обратное распределение (100 эпох) и связанных градиентов (108 эпох); матрица искусственной нейронной сети состоит из 460 весовых коэффициентов:

функция коррекции весовых коэффициентов:

$$E(w(t)) = \frac{1}{2} \left( \sum_{i=1}^6 \left( f\left(\sum_{m=1}^{10} w_m^{(3)}(t) f\left(\sum_{j=1}^{10} w_j^{(2)}(t) f\left(\sum_{n=1}^{30} w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)}\right)\right)\right) - d_i^{(t)} \right)^2 \right)$$

функция отклика сети:

$$y_i(t) = f\left(\sum_{m=1}^{10} w_m^{(3)}(t) f\left(\sum_{j=1}^{10} w_j^{(2)}(t) f\left(\sum_{n=1}^{30} w_n^{(1)}(t) x_n^{(t)}\right)\right)\right),$$

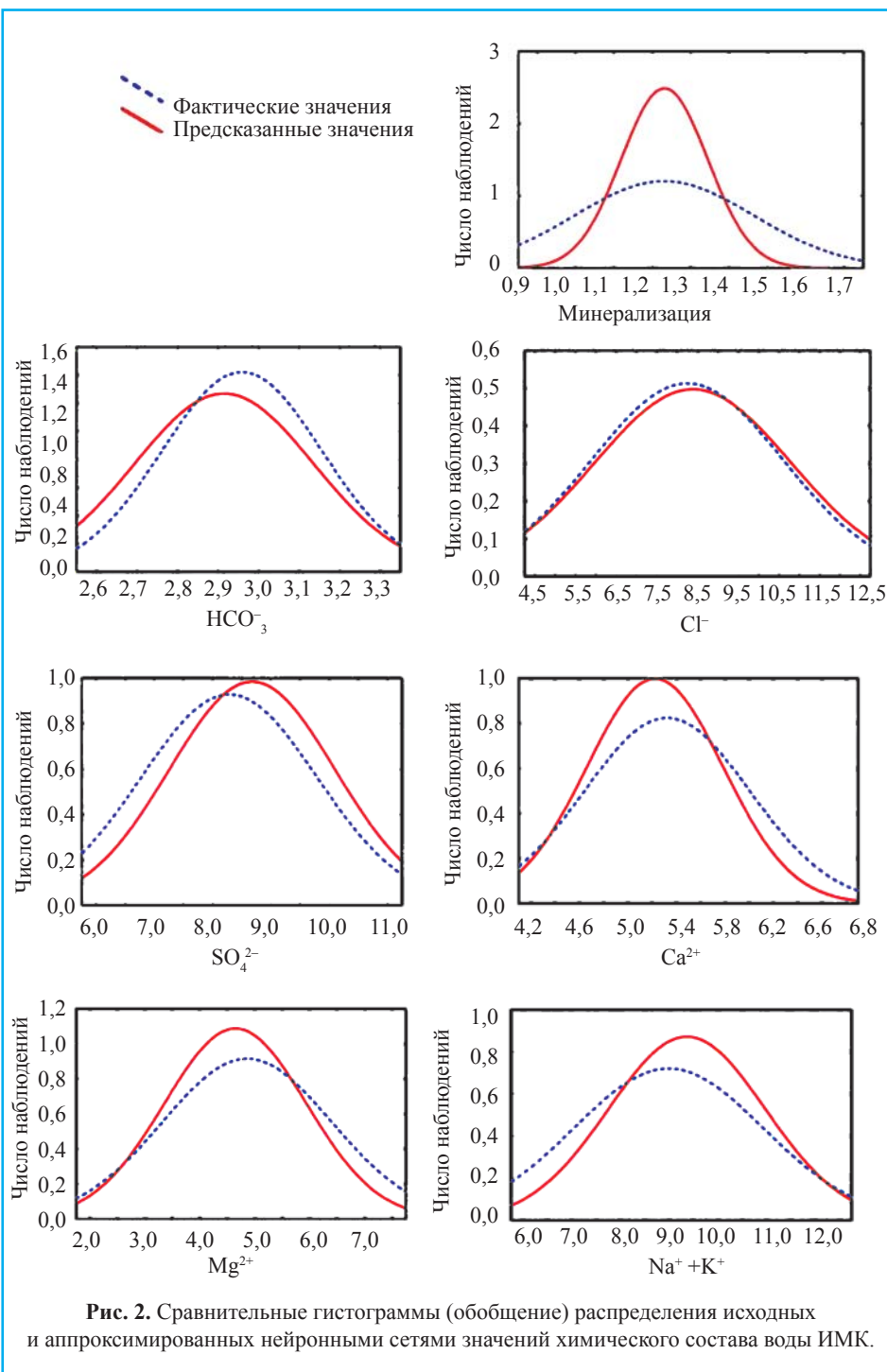
где  $i = \overline{1, 6}$

параметры алгоритма обучения:

$$\eta = 0,05; \alpha = 0,6; \text{коэффициент гауссового шума} - 0,1.$$

В результате оценки достоверности НС с помощью обобщающего критерия оценки погрешности модели и многократных экспериментальных действий над типами архитектур и коэффициентами настройки созданы ИНС типа многослойный перцептрон для прогнозирования химических показателей оросительной воды, которые 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. 2).

Подтверждением результатов эффективного моделирования нейросетей для прогнозирования, является анализ итоговой статистики реализа-



**Таблица 2.** Итоговая статистика обучения нейронной сети для прогнозирования химических показателей воды Ингулецкого магистрального канала

Описательные статистики	Обучающая выборка	Контрольная выборка	Тестовая выборка
<b>Минерализация</b>			
Математическое ожидание ошибки	0,00071	0,00281	0,09066
Стандартное отклонение ошибки	0,02677	0,04269	0,08771
Математическое ожидание абсолютной ошибки	0,01863	0,03504	0,07775
Корреляция	0,98550	0,98449	0,79026
<b>Основные ионы</b>			
Математическое ожидание ошибки	0,00676	0,05721	0,08982
Стандартное отклонение ошибки	0,11221	0,17243	0,19609
Математическое ожидание абсолютной ошибки	0,08635	0,13523	0,17872
Корреляция	0,99584	0,98548	0,88798

ции нейронных сетей на обучающей, контрольной и тестовой выборках (табл. 2).

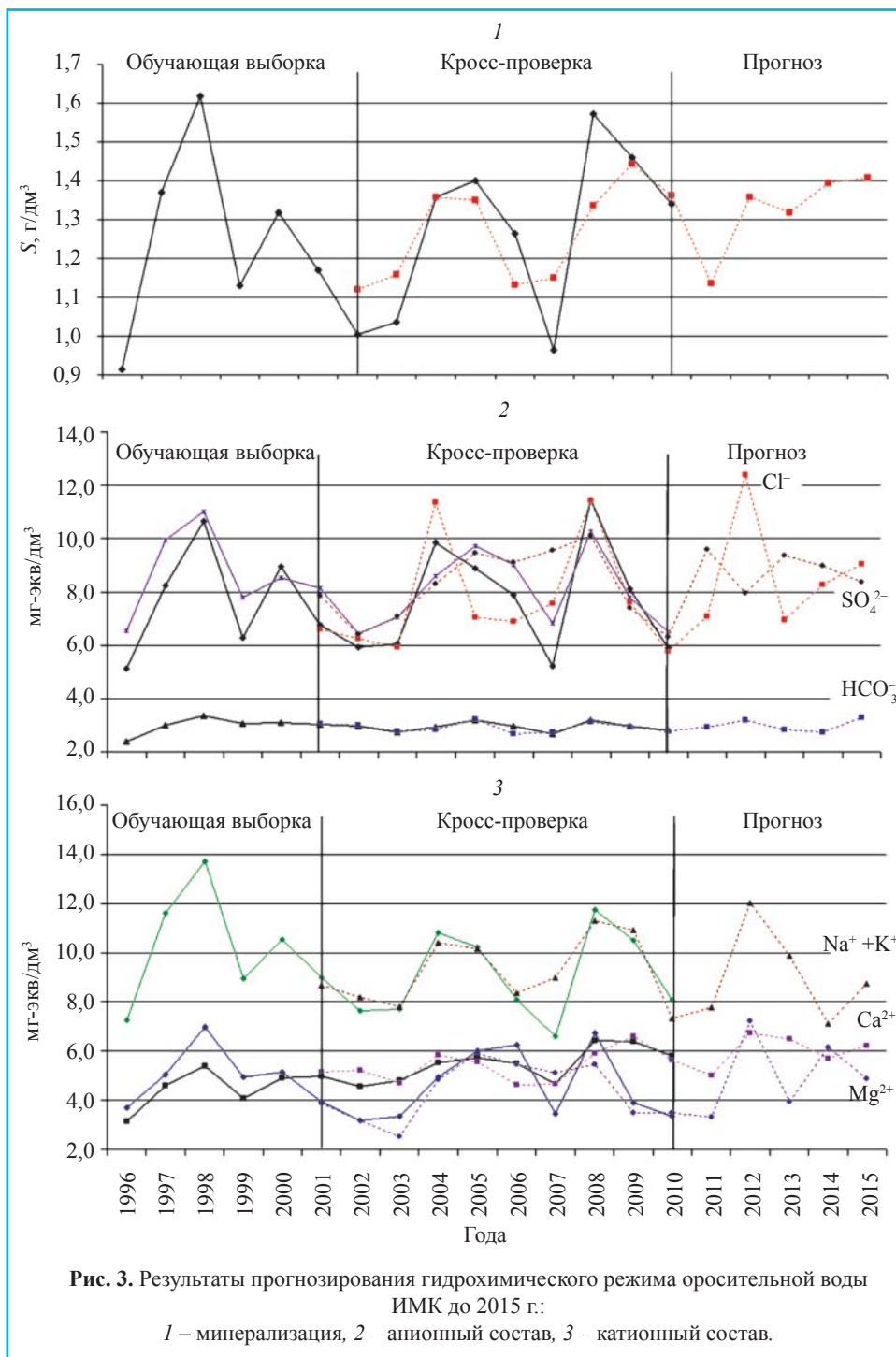
Прогноз динамики показателей минерализации и состава ионов оросительной воды ИМК до 2015 г. представлены на рис. 3. Результаты прогнозирования показывают, что при современных условиях формирования качества оросительной воды гидрохимического режима оросительной воды («антирека» – смешивание днепровской и ингулецкой воды с помощью главной насосной станции ИМК) при всех режимах работы главной насосной станции, происходит стабильное ухудшение всех показателей химического состава воды. В первую очередь, минерализации за период 2010–2015 гг. до 7–10 %.

На основании прогнозных данных была проведена оценка качества оросительной воды источников орошения за показателем SAR\* (критерий оценки качества оросительной воды) [21]:

$$\begin{cases} SAR^* = SAR [1 + (8,4 - pH_c)]; & SAR = \frac{Na^+}{\sqrt{\frac{Ca^{2+} + Mg^{2+}}{2}}} \\ pH_c = (pK_2 - pK_{CaCO_3}) + p(Ca + Mg) + p(A1_1) \end{cases}$$

при  $SAR^* < 6$  – вода хорошего качества;  $SAR^* > 6$  – вода плохого качества.





Значения SAR\* оросительной воды ИМК на период 2011–2015 гг. прогнозируется в границах  $(7,3–12,7) > 6$ , что указывает на плохое качество воды и при ее дальнейшем использовании прогнозируется постоянный процесс ошелачивания и осолонцевания орошаемых почв.

В результате тестирования на контрольных независимых экспериментальных выборках созданные нейромодели показали достаточную высокую аппроксимационную способность. Достоверность ИНС архитектуры MLP была определена по формуле:

$$D = \frac{\sum_{j=1}^n \left( 1 - \left| \frac{x_{i+j} - x_{i+j}^*}{x_{i+j}} \right| \right)}{n} \times 100 \% ,$$

где  $x_{i+j}$  – фактическое значение;

$x_{i+j}^*$  – спрогнозированное значение;

$n$  – длина временного ряда.

Достоверность ИНС на независимой (тестируемой) выборке составила для прогнозирования химических показателей оросительной воды ИМК: минерализации – 85 %, основных ионов – 87 %.

## Выводы

Проведенные исследования показывают, что ИНС могут быть успешно использованы для качественного прогнозирования гидрохимического режима оросительной воды. При создании многослойных нейронных сетей использован алгоритм обучения с «учителем», что обеспечило способность нейромоделей к обобщению данных и прогнозированию временных рядов.

В результате оценивания достоверности нейромоделей архитектуры многослойный перцептрон, оптимальными значениями параметров алгоритма обучения НС для прогнозирования гидрохимических показателей оросительной воды ИМК являются: коэффициент скорости обучения в пределах  $\eta=0,01–0,05$ ; коэффициент момента обучения (коэффициент инерции) в пределах  $\alpha=0,5–0,6$ ; количество итераций (эпох) до запоминания в пределах  $N=30–50$ ; количество итераций (эпох) для обучения НС, в зависимости от массива выборки и сложности развития прогнозируемой системы, в пределах  $N=100–500$ ; коэффициент гауссового шума при обучении НС составил 0,1. Число скрытых слоев и нейронов сети определяется для каждого временного ряда индивидуально. Функции активации нейронов – синусоид-гиперболического тангенса и сигмоидальная.

Определенно, что достоверность созданных четырехслойных нейромоделей для прогнозирования качества оросительной воды Ингулецкого

магистрального канала на независимой (тестируемой) выборке составила: минерализации – 85 %, основных ионов – 87 %.

Прогноз изменения качества воды Ингулецкой оросительной системы показал, что при существующих условиях формирования гидрохимического режима оросительной воды («антирека» – смешивание днепровской и ингулецкой воды с помощью главной насосной станции ИМК) при всех режимах работы главной насосной станции, происходит стабильное ухудшение всех показателей химического состава воды. В первую очередь минерализации, за период 2010–2015 гг. до 7–10 %, что также влечет ухудшение ирригационных показателей качества оросительной воды и производит к постепенному процессу ощелачивания и осолонцевания почв Ингулецкой орошаемой системы Херсонской области Украины.

### СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. *Ромащенко М.І.* Зрошення земель в Україні. Стан та шляхи поліпшення / Ромащенко М.І., Балюк С.А. Київ: Світ, 2000. 114 с.
2. *Кравченко М.Л., Грекова Т.И.* Моделирование экономических систем с применением нейронных сетей // Вестник Томского гос. ун-та. 2006. № 290. С. 169–172.
3. *Крючин О.В.* Использование технологии искусственных нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на примере валютных пар // Вестник Тамбовского гос. ун-та. Серия: Естественные и технические науки. 2010. Т. 15. № 1. С. 312.
4. *Красногорская Н.Н., Елизарьев А.Н., Фащевская Т.Б., Якупова Л.М., Нафикова Э.Р.* Использование искусственных нейронных сетей при прогнозировании качества речной воды // Безопасность жизнедеятельности. 2009. № 4. С. 15–21.
5. *Красногорская Н.Н., Якупова Л.М., Нафикова Э.В., Ферантонтов 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.
6. *Солдатова О.П., Семенов В.В.* Применение нейронных сетей для решения задач прогнозирования // Электронный журнал «Исследовано в России». 2006. С. 1270–1276. Режим доступа: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2006/136.pdf>.
7. *Копыткова Л.Б.* К вопросу построения нейросетевой модели цифровой обработки сигналов // Вестник Ставроп. гос. ун-та. 2009. № 4. С. 10–16.
8. *Манжула В.Г., Федяшов Д.С.* Нейронные сети Кохонена и нечеткие нейронные сети в интеллектуальном анализе данных // Фундаментальные исследования. 2011. № 4. С. 108–114.
9. *Кислов К.В., Гравиров В.В.* Нейросетевой метод детектирования землетрясения при повышенном уровне шума // Электронный журнал «Исследовано в России». 2010. С. 824–836. Режим доступа: <http://zhurnal.ape.relarn.ru/articles/2010/070.pdf>.
10. *Владимирский Б.М.* Нейронные сети как источник идей и инструмент моделирования процессов самоорганизации и управления // Экономический вестник Ростов. гос. ун-та. 2006. Т. 4. № 4. С. 14.
11. *Арзамасцев А.А.* Алгоритм самоорганизации структуры искусственной нейронной сети в процессе ее обучения // Вестник Тамбовского гос. ун-та. Серия: Естественные и технические науки. 2007. Т. 12. № 1. С. 105–106.

12. Хайкин Саймон. Нейронные сети: полный курс. М.: Издательский дом «Вильямс», 2006. 1104 с.
13. Козадаев А.С. Техническая реализация искусственного нейрона и искусственной нейронной сети // Вестник Тамбовского гос. ун-та. Серия: Естественные и технические науки. 2010. Т. 15. № 1. С. 301–302.
14. Бахметова Н.А., Токарев С.В. Моделирование технологических процессов с помощью нейронных сетей // Современные наукоемкие технологии. 2008. № 2. С. 87.
15. Кравченко Ю.А. Построение прогнозных моделей динамических систем на основе интеграции нейронных сетей и генетических алгоритмов / Известия Таганрог. гос. радиотех. ун-та. 2006. Т. 64. № 9. С. 103–104.
16. Терешков А.М. Однородная многослойная нейронная сеть прямого распространения с локальными связями с условно-рефлекторным механизмом обучения на основе двухпороговых равновесных нейроподобных элементов // Известия Томского политех. ун-та. 2007. Т. 310. № 1. С. 206–211.
17. Крючин О.В. Использование технологии искусственных нейронных сетей для прогнозирования временных рядов на примере валютных пар // Вестник Тамбовского гос. ун-та. Серия: Естественные и технические науки. 2010. Т. 15. № 1. С. 312.
18. Заенцев И.В. Нейронные сети: основные модели: учеб. пос. Воронеж: Изд-во ВГУ. 1999. 76 с.
19. Денисов С.В. Автоматизация интерпретации результатов гидродинамических исследований скважин путем применения искусственных нейронных сетей // Труды междунар. симпозиума «Надежность и качество». 2008. Т. 2. С. 98–103.
20. Морозов В.В., Пичура В.І. Застосування нейромоделей для прогнозування нестационарних 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. Морозов В.В., Грановська Л.М., Поляков М.Г. Еколого-меліоративні умови природокористування на зрошуваних ландшафтах України: Навчальний посібник. Київ; Херсон: Айлант, 2003. 208 с.

**Сведение об авторе:**

Пичура Виталий Иванович, к. с.-х. н., доцент, кафедра ГИС-технологий, Херсонский государственный аграрный университет, Украина, 73006, г. Херсон, ул. Розы Люксембург, 23; e-mail: pichura@yandex.ru