

О ПРИМЕНЕНИИ ИСКУССТВЕННЫХ НЕЙРОННЫХ СЕТЕЙ ДЛЯ МОДЕЛИРОВАНИЯ ВОДОПОТРЕБЛЕНИЯ

А.Н. Салугин, Р.Н. Балкушкин

E-mail: balkushkin_r@vfanc.ru

ФГБНУ «Федеральный научный центр агроэкологии, комплексных мелиораций и защитного лесоразведения Российской академии наук», г. Волгоград, Россия

АННОТАЦИЯ: В работе показаны возможности искусственных нейронных сетей, построенных на радиальных базисных функциях, для исследования водопотребления различными отраслями водохозяйственной системы бассейна р. Дон. Использование математических моделей в виде системы дифференциальных уравнений затруднено неопределенностью коэффициентов в их правых частях, описывающих интенсивности процессов разной природы: выпадение осадков, водопотребление различными отраслями водохозяйственного комплекса, сток воды при снеготаянии, транспирация, инфильтрация и т. д. Как правило, эти параметры являются случайными, а математические модели, описывающие водный баланс, – стохастическими. В этом случае применение нейросетей является весьма плодотворным: с их помощью можно составить доверительные прогнозы, что является необходимым условием для разработки динамико-стохастических концепций в управлении водными ресурсами.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: искусственные нейросети, водопотребление, аппроксимация, радиальные базисные функции, р. Дон.

Бассейн р. Дон представляет многоотраслевой водохозяйственный комплекс, являясь не просто системной единицей водосбора, а автономной управляемой водной системой [1]. С учетом этого управленческие решения должны быть направлены на рациональное использование водных ресурсов на основе многокритериальной системной методологии.

Динамика водного баланса на водосборах России является результатом влияния большого числа внутренних и внешних факторов, величины которых заданы приближенно. При отсутствии достаточной и достоверной базы данных для статистического анализа прогнозирование расходов воды с заданной точностью – довольно сложная задача. Ее решение с использованием статистических методов (таких, как нелинейная регрессия) требует высоких трудозатрат и специальных математических знаний. Очевидна

© Салугин А.Н., Балкушкин Р.Н., 2021

необходимость разработки методики и освоения текущего анализа и планирования водопотребления, удобных в практическом применении. Одной из них может стать методика нейросетевого моделирования, т. к. искусственная нейронная сеть (ИНС) способна быстро выполнять сложные слабоформализованные задачи, обладает способностью к обобщению, что позволяет на ограниченном материале выявлять большое количество различных зависимостей между данными и применять их на практике [2–6].

Важной особенностью нейросетей является то, что моделируемая сетью случайная величина не обязательно должна принадлежать какому-либо определенному статистическому закону распределения, как этого требуют регрессионные методы. Готовые программные продукты с встроенными ИНС позволят специалистам водохозяйственного комплекса без специальных математических знаний применять их для прогнозирования и управления. В соответствии с предлагаемым в данной статье подходом задача прогнозирования водопотребления сводится к разовой разработке нейросетевой модели, которую в дальнейшем можно использовать в повседневной практике. При этом существенным является то обстоятельство, что входные данные для обучения должны формироваться из надежных информационно-источников (наблюдений).

МАТЕРИАЛЫ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Разработка нейросетевых моделей для аппроксимации и/или прогноза водопотребления начинается с выявления внутрисистемных детерминированных связей. В водохозяйственной системе показателей для прогнозирования достаточно много. Расходная часть водного баланса зависит от объемов производства, количества осадков, численности населения, потребления сельским хозяйством, орошением, рыбоводством и т. д. Аналогично оттоки воды с учетом известных расходов однозначно определяются из корреляционных связей. Здесь следует выявить схемы связей источников и потребителей в рамках рассматриваемого временного интервала водопотребления с учетом управленческих ограничений.

При создании модели аппроксимации на основе ИНС наиболее трудоемким является формирование исходного массива данных, состоящего из двух подмножеств – подмножество, на котором обучается сеть, и подмножество для определения прогнозных значений. Общий принцип предварительной обработки данных для обучения состоит в масштабировании входных векторов (нормировка данных) [3, 7]. Формирование сети и ее обучение – сложный процесс, для которого лучше использовать готовое программное обеспечение. Несмотря на соблюдение всех правил построения и обучения ИНС, результаты ее работы могут оказаться некорректными, поэтому после завершения обучения сеть проверяется на контрольных тестовых примерах.

Важной особенностью нейросети является ее способность выявлять неочевидные нелинейные зависимости между переменными, которые она определяет более эффективно, чем другие методы. С увеличением независимых переменных эффективность нейронной сети по сравнению с регрессионными моделями возрастает. В некоторых случаях модели нейронных сетей по виду могут быть сведены к регрессионным, однако методы аппроксимации принципиально отличаются [2].

Обращаясь к общей парадигме прогнозирования, следует отметить два направления: технический подход (поведение объекта однозначно определяется на основе предыдущей динамики и текущих тенденций) и фундаментальный (прогноз обоснован на закономерностях поведения формально моделируемой системы) [8–10]. Нет никакой причины ограничивать нейронную сеть любой из этих теорий. Нейронные сети реализуются по скрытому алгоритму расчета выходных данных. Наиболее простой способ упрощения ИНС связан с удалением неэффективных связей между нейронами, что позволяет свести их количество к минимуму без потери точности аппроксимации. Ниже будут представлены преимущества нейросетей на радиальных базисных функциях (РБФ) для аппроксимации водного баланса.

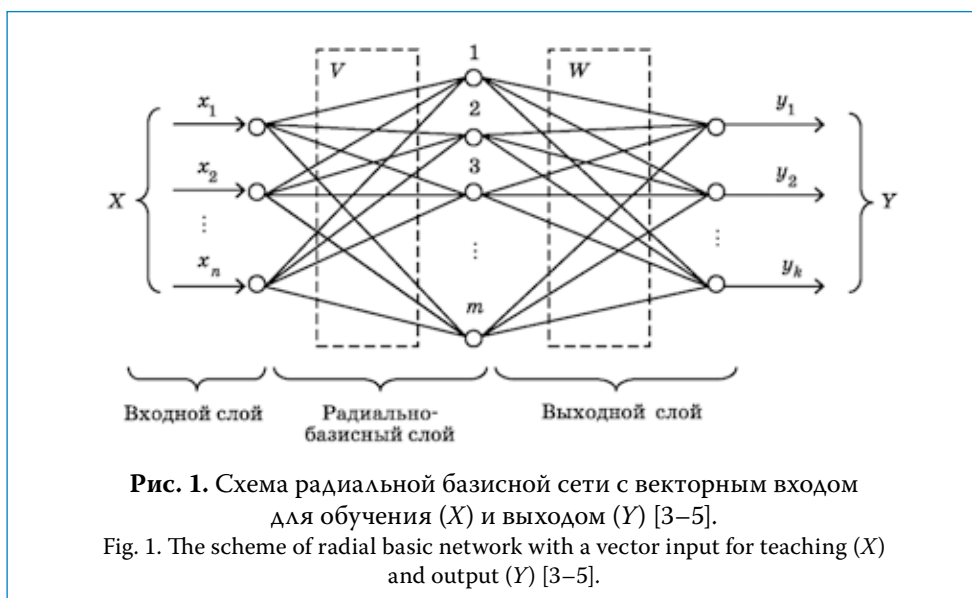
В задачах водообеспечения ИНС используются довольно редко, что, на наш взгляд, неоправданно. С их помощью можно достаточно точно аппроксимировать непрерывную функцию, отражающую динамику водного баланса во времени. Решение любой задачи такого рода можно описать как построение некоторой функции, перерабатывающей исходные данные в конечный результат без математической модели или гипотезы. При обработке наблюдений для каждого типа объектов водной системы выделяется набор признаков, меняющихся со временем. Предполагается, что в любой момент для каждого водохозяйственного объекта существуют свои значения переменных признаков (время года, численность населения, атмосферные осадки и т. д.).

В экстраполяционном прогнозе используются аналитические зависимости в виде алгебраических выражений с большим числом параметров, часто неизвестных исследователю. При сложной структуре водохозяйственных систем изменение параметров на некотором иерархическом уровне приводит к изменению состояния объектов другого уровня, что искажает процедуру принятия решений. Кроме этого, экстраполяционный прогноз с использованием аналитических функций для аппроксимации затруднен сложностью получения репрезентативных пространственно-временных данных.

Отмеченные трудности обходит ИНС, построенная на основе радиальных базисных функций. Такие сети требуют большего числа нейронов, чем обычные ИНС, но при обучении затрачивают значительно меньше време-

ни, т. к. используют алгоритм оптимизации с прямой связью [7]. Обобщенные регрессионные сети способны произвести разложение практически любой непрерывной функции многих переменных в ряд линейно независимых функций от одной переменной с высокой скоростью сходимости и точностью. Смещение функции активации значительно увеличивает чувствительность радиального нейрона [9].

В общем случае сеть РБФ – это двухслойная сеть без обратных связей, которая содержит скрытый слой радиально-симметричных нейронов (шаблонный слой) (рис. 1).



Для радиальной симметрии необходим центр, представленный в виде вектора во входном слое, и способ оценки его отклонения от исходного вектора. В большинстве случаев – это обычное евклидово расстояние [11]. Одним из главных элементов конструкции РБФ-сети с таким центром является специальная функция прохождения, аргументом которой является это расстояние. Как правило, это функция Гаусса: $\phi(s) = \exp(-X^2)$ (рис. 2):

Выходом скрытого слоя являются функции расстояния между входным вектором X и центром C $f(X) = \phi\left(\frac{\|X - C\|}{\sigma}\right)$, а выходной слой определяется выражением

$$y_j = \sum_{i=1}^K w_{ij} \phi\left(\frac{\|X - C_i\|}{\sigma_i}\right), j = 1, 2, \dots, m,$$

где C_j – центры, σ_i – отклонения радиальных элементов $\phi(x)$.

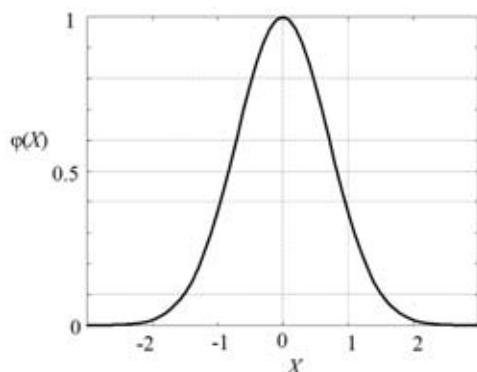


Рис. 2. Радиальная базисная функция в виде функции Гаусса.
Fig. 2. Radical basic function in the form of the Gaussian function.

В ходе обучения РБФ-сети сначала определяются центры C_i радиальных функций и их отклонения, затем методами оптимизации определяются веса w_{ij} для нейронов выходного слоя. РБФ-сети аппроксимируют произвольную нелинейную функцию на одном промежуточном слое, что, несомненно, является их преимуществом перед многослойными сетями прямого распространения. Решение оптимизационной задачи при поиске весовых коэффициентов основано на методах линейной оптимизации, которые легко определяют локальные минимумы. В связи с этим РБФ-сеть обучается на порядок быстрее, чем многослойный персептрон или другие сети с алгоритма обратного распространения. Недостатком РБФ-сетей является низкая экстраполирующая способность при работе с временными рядами [3, 10, 11]. РБФ-сети слишком объемны при большом входном массиве.

Алгоритм `newrbe` библиотеки Neural Network (Matlab) [3, 4, 11–14] создает ИНС для аппроксимации функций методом РБФ практически с нулевой ошибкой. Единственное условие – необходимо экспертно выбрать значение параметра влияния (`spread`) так, чтобы входные области радиальных нейронов перекрывались, что делает активационную функцию более гладкой, приводящей к оптимальному пути достижения образа. Этот параметр не должен быть слишком большим, чтобы каждый нейрон был эффективен и отвечал за свою область входного пространства.

В качестве примера рассмотрим работу РБФ-сети в пакете Neural Network системы Matlab. Функция `newrb` создает РБФ-сеть по итеративной процедуре, когда на каждом шаге добавляется один нейрон. Нейроны добавляются к скрытому слою до тех пор, пока сумма квадратов ошибок не станет меньше заданного значения или не будет использовано максимальное количество нейронов. Эта функция вызывается с помощью коман-

ды $net = newrb(X, Y, goal, spread)$. Входами являются массивы входных и целевых векторов X и Y . Параметр «goal» задает допустимую среднеквадратичную ошибку сети, а параметр влияния «spread» должен быть таким, чтобы покрыть разброс значений компонент вектора входа. Вместе с тем, он не должен быть настолько большим, чтобы входные значения массива были неразличимыми. Используем эту функцию для создания радиальной базисной сети, аппроксимирующей демографический тренд населения бассейна р. Дон с 1996 по 2017 гг. (рис. 3).

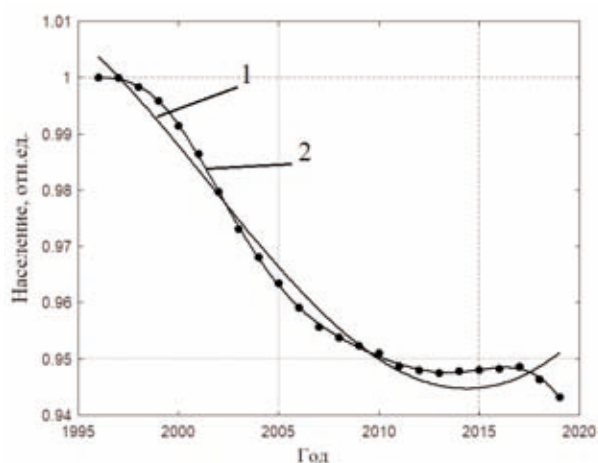


Рис. 3. Результаты аппроксимации динамики населения бассейна р. Дон, полученные с помощью ИНС, построенной на РБФ-сети с применением функции `newrb` пакета NNT Matlab: обучающий массив по изменению численности населения [15] отмечен точками; кривые 1 и 2 получены для различных точностей аппроксимации: 1 – $goal = 10^{-4}$, 2 – 10^{-6} .

Fig. 3. Approximation results of the Don River basin population dynamics received with the help of ANN made upon FBF-network with the application of `newrb` function of NNT Matlab package: teaching massif on population changing: 1 – $goal = 10^{-4}$, 2 – 10^{-6} .

Число нейронов в скрытом слое изменилось: программа автоматически построила нейронную сеть с двумя нейронами для сети с $goal = 10^{-4}$ и восемью – для $goal = 10^{-6}$. Визуально видно различие в точности аппроксимации при изменении числа нейронов, в то время как суммарная ошибка алгоритма оптимизации методом наименьших квадратов практически не изменилась и составила $MSE = 0.000391754$. Полученные результаты свидетельствуют о том, что качество аппроксимации следует оценивать по числу нейронов: их максимальное число при этом равно размерности входного вектора. В нашем случае – числу обучающих пар год–население.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

Математическое моделирование динамики водного баланса базируется на статистической информации метеостанций и водохозяйственных служб [1]. При использовании нейросетей для изучения динамики процессов водопотребления эта информация требует предварительной обработки. Именно на этом этапе для решения задач прогноза должны выявляться допустимые рамки применимости ИНС. Настройка РБФ-сетей для решения задач аппроксимации данных по водопотреблению состоит в поиске наилучшей непрерывной приближенной функции, заданной конечным набором значений.

Перед непосредственным проектированием ИНС для аппроксимации временных рядов водопотребления было проанализировано современное состояние многоотраслевого водохозяйственного комплекса р. Дон. Анализ динамики суммарного забора воды в бассейне Дона за период 1996–2017 гг. указывает на его снижение в 2,1 раза [1] (табл. 1).

На обеспечение потребностей коммунально-бытового хозяйства забор воды из поверхностных и подземных источников за этот период снизился незначительно. Общий водозабор для целей промышленности, базирующийся в основном на использовании воды из поверхностных источников, снизился в 2,17 раза. Наибольшее снижение объемов забора воды зафиксировано в сельском хозяйстве. Анализ динамики использования воды из поверхностных водных объектов за период 1996–2017 гг. показывает снижение водопотребления более чем в 9 раз, из подземных – почти в 13 раз.

Эксплуатация орошаемых земель в бассейне р. Дон определяется сложившейся специализацией сельского хозяйства и природно-мелиоративными условиями. Плодородные почвы, обилие тепла и света в сочетании с орошением позволяют получать высокие урожаи. Поэтому объем забора воды для орошения достаточно велик, хотя за четверть века снизился в 1,5 раза. Динамика потребления водных ресурсов на цели товарного рыбоводства в бассейне Дона также свидетельствует о снижении забора воды в 3,7 раза (табл. 1).

Приведенные данные показывают неординарную динамику водопотребления, связанную со многими факторами: изменение климатических условий, экономической политики, демографической ситуации и т. д. Однако из данных [1] следует, что потепление за исследуемый период и некоторое повышение среднегодовой влажности не объясняют столь значительного уменьшения водопотребления. В рамках данной работы проведено детальное исследование корреляции между демографией и водозабором. В частности, отмечено, что снижение водопотребления связано с изменением численности населения в регионах, расположенных в пределах бассейна р. Дон, где в целом наблюдалась тенденция к ее снижению. При этом следует

Таблица 1. Забор воды из подземных и поверхностных источников бассейна р. Дон за период 1996–2017 гг., млн м³

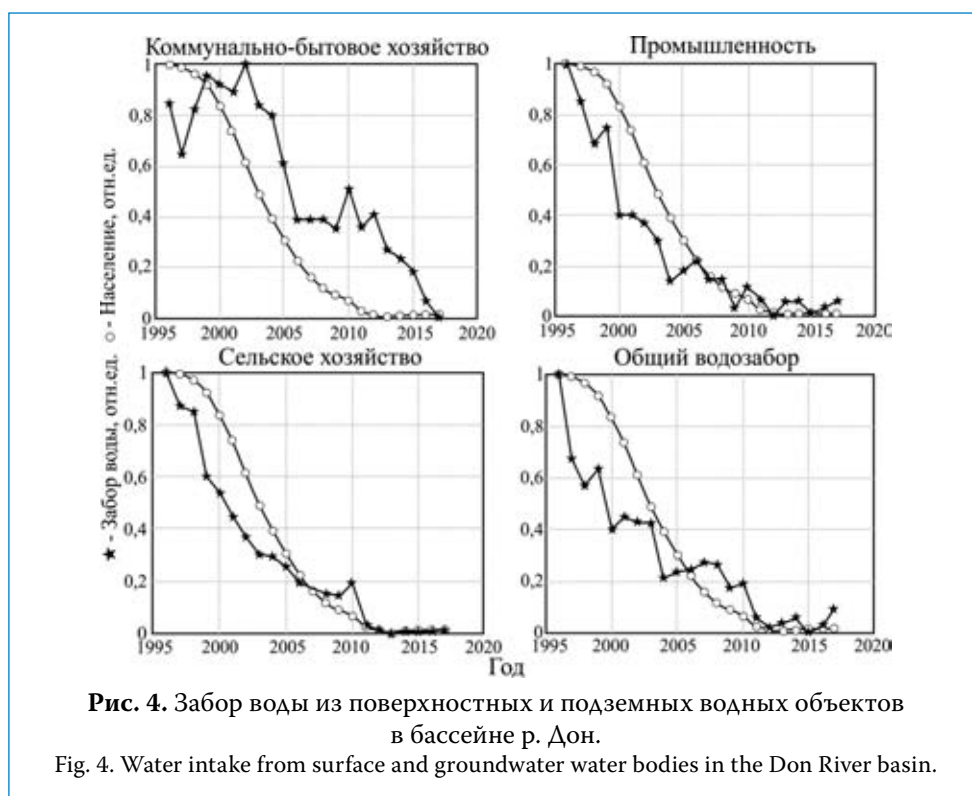
Table 1. Water absorption from groundwater and surface sources of the Don River basin over the 1996–2017 period, million m³

Год	Население, чел.	Коммунально-бытовое хозяйство	Промышленность	Сельское хозяйство	Орошение	Прудовое рыбное хозяйство	Общий забор
1996	31 447324	1070	3532	599	2020	848	5201
1997	31 446680	1005	3232	528	1471	640	4765
1998	31 394195	1063	2885	515	1634	381	4463
1999	31 318687	1109	3023	380	1899	302	4512
2000	31 178183	1096	2308	344	1701	444	3748
2001	31 021935	1087	2315	293	1994	348	3695
2002	30 811113	1121	2245	249	2004	331	3615
2003	30 602367	1069	2107	212	2192	378	3388
2004	30 441975	1056	1783	207	1826	306	3046
2005	30 296921	993	1861	186	1889	322	3040
2006	30 160565	919	1946	155	1983	279	3020
2007	30 051734	919	1798	139	2158	370	2856
2008	29 993450	919	1790	129	2142	380	2838
2009	29 947801	907	1558	124	2070	363	2589
2010	29 906349	959	1743	149	1890	346	2851
2011	29 832736	908	1628	61	1764	235	2597
2012	29 810829	927	1487	52	1784	226	2466
2013	29 796202	879	1617	48	1757	214	2544
2014	29 805702	869	1612	52	1845	219	2533
2015	29 812471	853	1494	46	1763	219	2393
2016	29 818594	813	1562	47	1807	243	2422
2017	29 829160	791	1626	59	2014	240	2476

Примечание: данные приведены из отчета НИР ФГБУ РосИНВХЦ «Долгосрочный прогноз изменения водных ресурсов для целей обеспечения устойчивого функционирования водохозяйственного комплекса бассейна реки Дон».

отметить увеличение численности населения в трех регионах из 15: Белгородской области, Краснодарском и Ставропольском краях [15]. На основе показателей общей численности населения и объемах забора воды для различных отраслей проведен корреляционный анализ, показывающий хорошую связь между исследуемыми показателями (рис. 4).

Временные зависимости приведены в относительных единицах по формуле $Y_{norm} = (Y - Y_{min}) / (Y_{max} - Y_{min})$. На рис. 4 демонстрируется качественное подобие динамики водопотребления и демографии на территории бассейна р. Дон. Так, коэффициент корреляции между численностью населения и забором воды для коммунально-бытового водоснабжения за период 1996–2017 гг. составил 0,83, промышленного водоснабжения – 0,7, сельскохозяйственного водоснабжения – 0,73, орошения – 0,69, прудового хозяйства – 0,58.



Результаты аппроксимации динамики водозабора как функции численности населения с помощью РБФ-сетей представлены на рис. 5. В качестве входного вектора для обучения ИНС использованы данные общего

(подземного и поверхностного) забора воды для различных целей водопользования. Очевидна нелинейная связь объемов потребляемой воды и численности населения. Этот факт важен при расчетах и проектировании водохозяйственных сооружений, прогнозировании, оптимальном управлении водными ресурсами. Данные аппроксимации дают важную информацию для прогнозов потребления с учетом изменения демографической ситуации. Точки 1 и 2 – прогнозные значения водозабора для населения 30 602367 чел. (0,5 отн. ед) и 31 021935 чел. (0,75 отн. ед) соответственно, полученные после испытания сети. После построения и обучения РБФ-сети для каждой отрасли (коммунально-бытовое хозяйство, промышленность, сельское хозяйство) сеть была протестирована на двух точках. Полученные данные использовали для сравнения данных аппроксимации с данными о водопотреблении (табл. 2)

При разработке структуры ИНС применялись два параметра – goal и spread, которые подбирались таким образом, чтобы число нейронов было меньше обучающей выборки, а результирующая кривая адекватно отражала точки входного вектора.

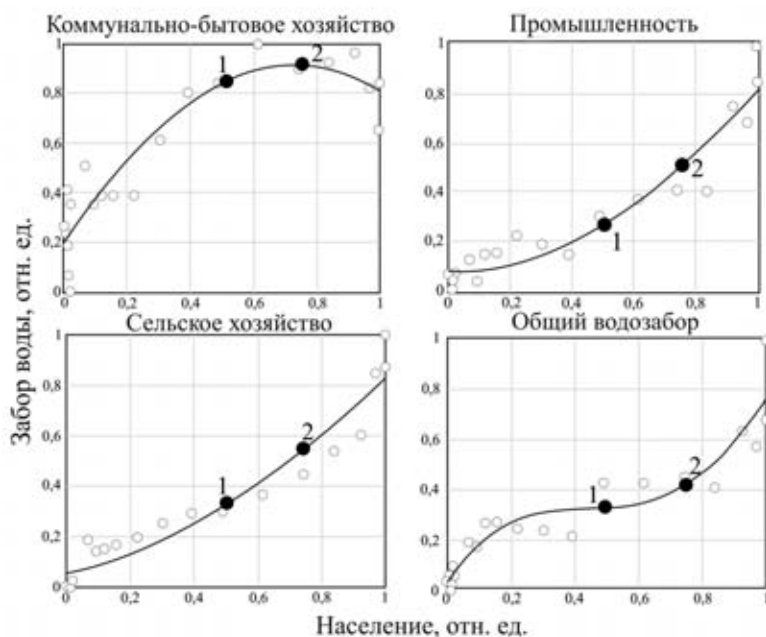


Рис. 5. Результат аппроксимации водозабора с помощью ИНС.
Fig. 5. The result of water intake approximation with the help of ANN.

Таблица 2. Сравнение результатов РБФ-аппроксимации с данными о водопотреблении
 Table 2. Comparison of the RBF-approximation results with the water consumption data

Отрасли водохозяйственной системы бассейна р. Дон	Водопотребление, тыс. м ³						Параметры РБФ-сетей			
	Население 30 602367 (0,5 отн. ед)			Население 31 021935 (0,75 отн. ед)						
	ИНС	Факт	Отклонение, %	ИНС	Факт	Отклонение, %	goal	spread	MSE*	Число нейронов
Коммунально-бытовое хозяйство	1069,2	1069	0,01	1092,6	1087	0,5	0,015	2,0	0,089	3
Промышленность	2028,93	2107	3,8	2513,9	2315	7,9	0,01	2,0	0,083	3
Сельское хозяйство	224,62	212	5,6	323,7	293	9,5	0,015	2,0	0,089	3
Общий забор	5586,6	5958	6,6	5938,7	6037	1,7	0,0095	2,5	0,063	4

Примечание: * – среднеквадратичная ошибка оптимизации РБФ-сети.

Следует отметить, что значения goal и spread незначительно различаются для разных входных векторов с почти одинаковой среднеквадратичной ошибкой MSE (табл. 2). В табл. 2 приведено сравнение РБФ-аппроксимации водозаборов как функции численности населения для двух контрольных точек, когда население равно 0,5 и 0,75 в нормированной шкале, что соответствует их абсолютным значениям 30 602367 и 31 021935 чел. Очевидно удовлетворительное согласие с наблюдениями, при этом максимальное отклонение составляет 9,5 %.

ВЫВОДЫ

Задача предварительной аппроксимации наблюдаемых кривых водопотребления может быть эффективно решена с использованием искусственных нейронных сетей на радиальных базисных функциях (РБФ-сети) для дальнейшего применения в прогнозировании и управлении водопотреблением с учетом демографической ситуации. Искусственные нейронные сети, построенные на принципах обучения, позволяют прогнозировать значения переменных в новых наблюдениях по предшествующим данным.

После обучения и адаптации РБФ-сеть становится функциональным эквивалентом модели зависимостей между наблюдаемыми переменными, подобной модели с использованием регрессионной методики. Однако, в отличие от традиционных моделей, эти зависимости не могут быть записаны

в явном виде, как это принято в статистике. Нейронные сети порой выдают прогноз очень высокого качества, однако они представляют собой типичный пример декларативного подхода к решению проблемы с использованием «черного ящика». При таком подходе главным является практический результат: в данном случае, точность аппроксимации и ее прикладная ценность, а не суть механизмов, лежащих в основе явления или соответствия полученных результатов какой-либо теории. Это весьма ценно для составления прогнозов в системах водопотребления, где чаще преобладают стохастические процессы, не имеющие теоретических обоснований.

Методы нейронных сетей могут быть использованы при построении любых статистических или детерминированных физико-математических моделей, поскольку они помогают выявлять в наблюдаемых данных наиболее значимые, а полученные результаты при этом облегчают построение модели. В настоящее время имеются нейросетевые программы, которые с помощью сложных алгоритмов определяют наиболее важные входные данные, на базе которых строится образ будущей математической модели. Народонаселение в нашем случае явилось главным фактором при обоснованном прогнозировании водопотребления, а данные по демографической ситуации – исходными для обучения и составления прогнозов.

Для задач прогнозирования пока не существует доминирующей методологии. Выбор наилучшей диктуется природой задачи. Необходимо понять возможности, предпосылки и область применения различных методов нейросетей и использовать их преимущества. Подобные усилия должны привести к синергетическому объединению ИНС с другими технологиями для существенного прорыва в решении актуальных вопросов прогнозирования водопотребления. Полученные в данной работе результаты по использованию РБФ-сетей являются одним из предварительных этапов решения этой задачи.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Долгосрочный прогноз изменения водных ресурсов для целей обеспечения устойчивого функционирования водохозяйственного комплекса бассейна реки Дон: Отчет о НИР (Этап 1) / ФНЦ агроэкологии РАН; рук. Плещачев Ю.Н. Волгоград, 2019. 1826 с.
2. Горбань А.Н., Россиев Д.А. Нейронные сети на персональном компьютере. Новосибирск: Наука, 1996. 276 с.
3. Дьяконов В.П., Круглов В.В. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP2 + Simulink 5/6. Инструменты искусственного интеллекта и биоинформатики. М.: Солон-Пресс, 2006. 456 с.
4. Нейронные сети. Statistica Neural Networks. Методология и технологии современного анализа данных. М.: Горячая Линия - Телеком, 2008. 392 с.

5. Салугин А.Н. Динамическое моделирование деградационных процессов в агроэкологии: автореф. дис. ... д-ра с.-х. наук. Волгоград: ВНИАЛМИ, 2006.
6. Салугин А.Н., Кулик К.Н. Математические модели динамики и прогноза эволюции аридных экосистем. Волгоград: Волгоградское научное издательство. 2006. 180 с.
7. Салугин А.Н., Салугина Л.Н., Петрюк Б.П. Использование нейронных сетей для изучения эволюционной динамики экосистем // Вестник Волгоградского государственного архитектурно-строительного университета. 2007. № 6 (23). С. 184–188.
8. Уоссермен Ф. Нейрокомпьютерная техника: теория и практика. М.: Мир, 1992. 128 с.
9. Principe J.C., Euliano N.R., Lefebvre W.C. Neural and Adaptive Systems. Fundamentals Through Simulations. New York. John Wiley Sons Inc. 2000. 330 p.
10. Gelfan A., Moreydo V., Motovilov Y., Solomatine D. Long-term ensemble forecast of snowmelt inflow into the Cheboksary Reservoir under two different weather scenarios. // Hydrol. Earth Syst. Sci., 22, 2073-2089, 2018. <https://doi.org/10.5194/hess-22-2073-2018>.
11. Бураков М.В. Нейронные сети и нейроконтроллеры. СПб.: ГУАП, 2013. 284 с.
12. Медведев В.С., Потемкин В.Г. Нейронные сети. MATLAB 6. М.: ДИАЛОГ-МИФИ, 2001. 630 с.
13. Пичура В.И. Применение интеллектуальных искусственных нейронных сетей для прогнозирования химических показателей оросительной воды (на примере Ингулецкого магистрального канала) // Водное хозяйство России: проблемы, технологии, управление. 2012. № 2. С. 17–28.
14. Matlab // MathWorks. Режим доступа: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>. (дата обращения 02.12.2019).
15. Численность населения на 1 января / Витрина статистических данных. Режим доступа: <https://showdata.gks.ru/finder/descriptors/278928> (дата обращения 12.11.2019).

Для цитирования: Салугин А.Н., Балкушкин Р.Н. О применении искусственных нейронных сетей для моделирования водопотребления // Водное хозяйство России: проблемы, технологии, управление. 2021. № 1. С. 70–84.

Сведения об авторах:

Салугин Александр Николаевич, д-р с.-х. наук, доцент, главный научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный центр агроэкологии, комплексных мелиораций и защитного лесоразведения Российской академии наук», Россия, г. Волгоград, просп. Университетский, 97; e-mail: saluginan@mail.ru

Балкушкин Роман Николаевич, аспирант, младший научный сотрудник, ФГБНУ «Федеральный научный центр агроэкологии, комплексных мелиораций и защитного лесоразведения Российской академии наук», Россия, г. Волгоград, просп. Университетский, 97; e-mail: balkushkin_r@vfanc.ru

ON APPLICATION OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS FOR MODELING
OF WATER CONSUMPTION

Alexander N. Salugin, Roman N. Balkushkin

E-mail: balkushkin_r@vfanc.ru

FSBSI «Federal Scientific Center of Agro/ecology, Complex Melioration and Protective Afforestation of the Russian Academy of Science», Volgograd, Russian Federation

Abstract: The article shows the capabilities of artificial neural networks built on radial basis functions for the study of water consumption by various branches of the Don River basin water system. The use of mathematical models in the form of a system of differentiated equations is hampered by the uncertainty of the coefficients in their right-hand sides, which describe the intensities of processes of different natures: precipitation, water consumption by various sectors of the water management complex, water runoff during snow melting, transpiration, infiltration, etc. As a rule, these parameters are random, and the mathematical models describing the water balance are stochastic. The use of neural networks is very fruitful here. Without going into the physical essence of the processes, they can be used to approximate and make reliable predictions, which is a prerequisite for the development of dynamic-stochastic concepts in the management of water resources.

Key words: artificial neural networks, water consumption, approximation, radial basis functions.

About the authors:

Alexander N. Salugin, Doctor of Agricultural Sciences, Associate Professor, Chief Researcher, Federal Research Center for Agro/ecology of the Russian Academy of Sciences, ave. Universitetskiy, 97, Volgograd, Russian Federation; e-mai: saluginan@mail.ru

Roman N. Balkushkin, Graduate Student, Junior Researcher, Federal Research Center for Agro/ecology of the Russian Academy of Sciences, ave. Universitetskiy, 97, Volgograd, Russian Federation; ; e-mai: balkushkin_r@vfanc.ru

For citation: Salugin A.N., Balkushkin R.N. On Application of Artificial Neural Networks for Modeling of Water Consumption // *Water Sector of Russia*. 2021. No. 1. Pp. 70–84.

REFERENCES

1. Dolgosrochniy prognoz izmeneniya vodnykh resursov dlya tseley obespecheniya ustoychivogo funktsionirovaniya vodokhozyaystvennogo kompleksa basseyna reki Don [Long-term forecast of the water resources changes for the purposes of providing sustainable functioning of the Don River basin water/economic complex]: Otchet o NIR (Etap 1) / FNC agroekologii RAN; ruk. Pleskachev YU.N. № GR AAAA-A19-119012390115-1. – Volgograd, 2019. – 1826 p.
2. Gorban' A.N., Rossiev D.A. Neyronnye seti na personalnom kompyutere [Neural networks at the personal computer]. Novosibirsk: Nauka (Sib. Otdelenie), 1996. 276 p.
3. Dyakonov V.P., Kruglov V.V. MATLAB 6.5 SP1/7/7 SP1/7 SP2 + Simulink 5/6. Instrumenty iskusstvennogo intellekta i bioinformatiki [Tools of artificial intellect and bio/informatics]. M.: SOLON-PRESS, 2006 456 p.
4. Neyronnye seti. Statistika. Metodologiya i tekhnologiyi sovremennogo analiza dannykh [Neural networks. Statistics. Methodology and techniques of contemporary data analysis]. M.: Goryachaya Liniya Telekom, 2008. 392 p.

5. *Salugin A.N.* Dinamicheskoe modelirovanie degradatsionnykh processov v agroekologii. [Dynamic modeling of the agro/ecology degrading processes] Dis. ... dok. s.-h. nauk. Volgograd: VNIALMI, 2006.
6. *Salugin A.N., Kulik K.N.* Matematicheskie modeli dinamiki i prognoza evolyutsiy aridnykh ekosistem [Mathematical models of the arid ecosystems dynamics and forecast evolution]. Volgograd: Volgogradskoe nauchnoe izdatel'stvo. 2006. 180 p.
7. *Salugin A.N., Salugina L.N., Petryuk B.P.* Ispolzovanie neyronnykh setey dlya izucheniya evolyutsionnoy dinamiki ekosistem [Application of neural networks for investigation of ecosystems' evolution dynamics] // Vestnik Volgogradskogo gosudarstvennogo arhitekturno-stroitel'nogo universiteta. 2007. № 6(23). Pp.184-188.
8. Uossermen F. Neyrokomp'yuternaya tekhnika: teoriya i praktika [Neural/computer technique: theory and practice]. M.: Mir, 1992. 128 p.
9. *Principe J.C., Euliano N.R., Lefebvre W.C.* Neural and Adaptive Systems. Fundamentals Through Simulations. New York. John Wiley Sons Inc. 2000. 330 p.
10. *Gelfan A., Moreydo V., Motovilov Y., Solomatina D.* Long-term ensemble forecast of snowmelt inflow into the Cheboksary Reservoir under two different weather scenarios. // Hydrol. Earth Syst. Sci., 22, 2073-2089, 2018 <https://doi.org/10.5194/hess-22-2073-2018>.
11. *Burakov M.V.* Neyronnye seti i neyrokontrollery [Neural networks and neural controllers] / M. V. Burakov. – SPb.: GUAP, 2013. – 284 s.
12. *Medvedev V.S., Potemkin V.G.* Neyronnye seti [Neural networks]. MATLAB 6./Pod obshch. red. V.G. Potemkina. – M.: DIALOG-MIFI, 2001. – 630 s.
13. *Pichura V.I.* Primenenie intellektual'nykh iskusstvennykh neyronnykh setey dlya prognozirovaniya khimicheskikh pokazateley orositel'noy vody (na primere Inguleckogo magistral'nogo kanala) [Application of intellectual artificial neural networks for prognostication of the irrigation water chemical indicators] // Vodnoe khozyajstvo Rossii: problemy, tekhnologii, upravlenie. 2012. № 2. Pp. 17–28.
14. Matlab // MathWorks ot 02.12.2019 Rezhim dostupa: <https://www.mathworks.com/products/matlab.html>
15. Chislennost' naseleniya na 1 yanvarya / Vitrina statisticheskikh dannykh ot 12.11.2019 [Population as current January 1 / Showcase of statistical data of 12.11.2019] – Rezhim dostupa: <https://showdata.gks.ru/finder/descriptors/278928>