



Оригинальная статья / Original article

УДК 504.75: 628.5

DOI: 10.18470/1992-1098-2019-1-159-168

ПРОГНОЗИРОВАНИЕ ЗНАЧЕНИЙ ЦВЕТНОСТИ ПИТЬЕВЫХ И ИСХОДНЫХ ВОД С ПОМОЩЬЮ ARIMA-МОДЕЛИ И НЕЙРОННОЙ СЕТИ

Дмитрий В. Макаров, Евгений А. Кантор, Наталья А. Красулина,*

Андрей В. Греб, Зульфия З. Бережнова

Уфимский государственный нефтяной технический университет,

Уфа, Россия, fizkultura-ugntu@yandex.ru

Резюме. *Цель.* В работе проведено сравнение методов искусственного нейросетевого (ИНС) моделирования и ARIMA-модели для прогнозирования значений цветности воды. *Методы.* Исходными данными послужили значения цветности питьевой и исходной воды инфильтрационного водозабора (ИВ) юго-восточной части Республики Беларусь. Определение цветности проводилось за период с 2009 по 2017 гг. два раза в сутки, временные ряды значений включали по 5215 значений. Определение параметров моделей проводилось по 85% значений временных рядов, а по оставшимся 15% значений (тестовом периоде) проводилось сравнение значений, прогнозных с фактическими. Оптимальные конфигурации ARIMA-моделей определялись по результатам сравнения усредненных значений среднеквадратических ошибок, а ИНС – усредненных значений среднеквадратических ошибок и производительностей на тестовых периодах. Сравнение методов прогнозирования проводилось на основе сопоставления усредненных значений абсолютной и относительной ошибок на тестовых выборках. *Результаты.* Выявлено, что ИНС моделирование позволяет получать прогнозные значения цветности с несколько большей точностью по сравнению с ARIMA-моделированием. *Заключение.* Программная реализация ИНС моделирования в среде MATLAB показала, что использование данного метода позволяет, с достаточной точностью, получить прогноз как исходной, так и питьевой воды на 100 значений.

Ключевые слова: подземные воды, показатели качества воды, цветность, искусственные нейронные сети, ARIMA-модель.

Формат цитирования: Макаров Д.В., Кантор Е.А., Красулина Н.А., Греб А.В., Бережнова З.З. Прогнозирование значений цветности питьевых и исходных вод с помощью ARIMA-модели и нейронной сети // Юг России: экология, развитие. 2019. Т.14, N1. С.159-168. DOI: 10.18470/1992-1098-2019-1-159-168

FORECASTING VALUES OF CHROMATICITY OF DRINKING AND SOURCE WATERS USING ARIMA MODEL AND NEURAL NETWORK

Dmitry V. Makarov, Evgeny A. Kantor, Natalya A. Krasulina,*

Andrey V. Greb, Zulfiya Z. Berezhnova

Ufa State Petroleum Technological University, Ufa, Russia, fizkultura-ugntu@yandex.ru



Abstract. Aim. In the present investigation artificial neural network (ANN) and ARIMA-model are compared for forecasting of data of colour of water. **Methods.** Data corresponds to the colour of water of groundwater and drinking water of water intake of south-east region of the Republic of Belarus. The definition of colour was carried out for the period from 2009 to 2017, twice a day, the time series of values included 5215 values. The parameters of the models were estimated by 85% of the time series values, and the remaining 15% of the values (the test period) compared the forecast values with the actual ones. Optimal configurations of ARIMA-models were determined from the results of comparing the averaged values of the root mean squared errors (RMSE); optimal configurations of ANN were determined from the results of comparing the averaged values of RMSE and correlation coefficients (CC) on the test periods. **Results.** Comparison of forecasting methods was carried out on the basis of the averaged values of mean absolute error and mean relative error on the test periods. It was revealed that ANN allows to obtain the predicted values of colour of water more accurate than ARIMA-model. **Main conclusions.** Software implementation of ANN in the MATLAB environment empowers with sufficient accuracy get forecast values of groundwater and drinking water for 100 values.

Keywords: groundwater, water quality indices, artificial neural network, colour, ARIMA-model.

For citation: Makarov D.V., Kantor E.A., Krasulina N.A., Greb A.V., Berezhnova Z.Z. Forecasting values of chromaticity of drinking and source waters using ARIMA-model and neural network. *South of Russia: ecology, development*. 2019, vol. 14, no. 1, pp. 159-168. (In Russian) DOI: 10.18470/1992-1098-2019-1-159-168

ВВЕДЕНИЕ

Цветность воды – один из важнейших физико-химических показателей качества питьевых вод, во многом определяющий ее органолептические свойства [1]. Это условно принятая количественная характеристика вод (как природных, так и питьевых), имеющих естественную окраску [1]. Она характеризуется наличием окрашенного органического вещества, гуминовых и фульвовых кислот [2-3]. На цветность воды большое влияние оказывает наличие металлов, в частности железа, в первую очередь в виде минералов, продуктов коррозии, а также другие минеральные примеси [4-6]. Всероссийской организации здравоохранения (ВОЗ) значения цветности в питьевой воде не нормируются.

Цветность вод определяют визуально (ориентировочная оценка) и фотометрически (количественная оценка, с применением хром-кобальтовой или платино-кобальтовой шкал для калибровки) [7-9].

В сфере экологического мониторинга, в частности, в прогнозировании показателей качества вод, нашла широкое применение модель авторегрессии и проинтегрированного скользящего среднего Бокса-Дженкинса (ARIMA) [10-13]. В последнее время происходит активное развитие систем искусственного интеллекта, основанного на применении аппарата ИНС [13-18].

Нами проведено прогнозирование значений цветности в исходной и питьевой водах методами ИНС и ARIMA-моделированием.

МОДЕЛИ И МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

В качестве исходных данных использованы значения цветности питьевой и исходной вод инфильтрационного водозабора (ИВ) юго-восточной части Республики Беларусь с 2009 по 2017 гг. Измерение исследуемого показателя проводилось два раза в сутки; исходные временные ряды включали по 5215 значения.



Для построения ARIMA-модели рекомендуется временной ряд разбивать на два отрезка. Один из которых (85% значений) служит основой для построения прогнозной модели. По этой модели рассчитывалась вторая часть временного ряда (15% значений) и проводилось сравнение моделируемых значений с фактическими. О соответствии результатов модели истинным значениям позволяли судить средние значения абсолютных и относительных ошибок на вторых частях временных рядов. Реализация метода осуществлялась в программе Statistica 10.0. Анализ временного ряда по ARIMA-модели включает следующие этапы:

- проверка на стационарность исходного временного ряда (проведено построение и анализ: автокорреляционной и частной автокорреляционной функций (АКФ, ЧАКФ) [19], расширенного теста Дики-Фуллера (РДФ). Для реализации РДФ-теста использовался программный комплекс EViews 10);

- преобразование временного ряда к стационарному виду (использовалось вычитание среднего значения из каждого члена временного ряда и определение разности первого порядка);

- идентификация математической модели (выбор определенного вида уравнения). Общий вид ARIMA-модели записывается в следующем виде:

$$w_t = (\phi_0 +) \phi_1 \cdot w_{t-1} + \dots + \phi_p \cdot w_{t-p} + \varepsilon_t - \theta_1 \cdot \varepsilon_{t-1} - \dots - \theta_q \cdot \varepsilon_{t-q},$$

где: $w_t = \Delta^d u_t \varepsilon_t$ – «белый шум»; d – порядок разности; p, q – параметры авторегрессии и скользящего среднего.

Далее проведен подбор характеристик модели: параметров авторегрессии и скользящего среднего (p и q соответственно), порядка разности (d).

- проверка адекватности модели, включающая анализ АКФ и распределение остатков (абсолютных ошибок). Адекватная модель характеризуется рядом остатков похожим на белый шум (т.е. их выборочные значения АКФ не отличаются от нуля) [2; 20].

Реализация метода ИНС проведена с использованием программного комплекса MATLABR 2017a. Прогнозирование показателя реализовано с использованием нелинейной авторегрессионной модели (NAR). Для осуществления NAR модели применяют динамические ИНС, позволяющие обеспечить лучший результат при работе с зашумленными нестационарными временными рядами [4; 21; 22]. В качестве алгоритмов обучения использовались методы Левенберга-Марквардта (Levenberg-Marquard), Байесовской регуляризации (Bayesian Regularization), сопряженных градиентов (Scaled Conjugate Gradient). Обучение нейронной сети проводилось по выборкам, разделенным в соотношении 70, 15, 15%, для обучающей, тестовой и валидационной выборки соответственно. Оптимальное количество нейронов определялось эмпирически по результатам сравнения разных нейронных сетей с числом скрытых нейронов от 1 до 10. Окончательно принималась ИНС с минимальной среднеквадратической ошибкой (mse) и максимальной производительностью (R) [22].

Сравнение методов прогнозирования осуществлялось на основе сравнения средних значений абсолютной и относительной ошибок на тестовых выборках. В последующем проводилось формирование программных кодов для выбранных методов прогнозирования в среде MATLAB.

ПОЛУЧЕННЫЕ РЕЗУЛЬТАТЫ И ИХ ОБСУЖДЕНИЕ

Временные ряды значений цветности в исходной и питьевой водах характеризуются отсутствием сезонной компоненты и незначительной тенденцией к увеличению значений (рис. 1). Тренд значений цветности питьевых и исходных вод характеризуется увеличением на 2 и 1,5 цветности, соответственно.

Анализ АКФ, ЧАКФ и РДФ-теста показывает, что исходный временной ряд значений цветности в питьевой воде не стационарен. Наиболее простым методом приведения временного ряда значений по цветности в питьевой воде к стационарному виду является



вычитание среднего значения из каждого члена временного ряда, о чем свидетельствуют результаты сравнения АКФ, ЧАКФ и РДФ-теста.

Экспоненциальное убывание АКФ и ее максимальное значение на первом лаге, значительно превосходящее остальные в ЧАКФ свидетельствуют о целесообразности выбора значения $p=1$ и $q=2$ [11]. По результатам сравнения mse выбрана модель ARIMA (1; 0; 2) с остатком 4,86.

Моделированием ИНС установлена оптимальная конфигурация сети с методом обучения Левенберга-Марквардта и 6 скрытыми слоями. R полученной сети составило 0,84; 0,82 и 0,81, а mse 4,19; 4,06 и 4,36 на обучающей, валидационной и тестовой выборках, соответственно.

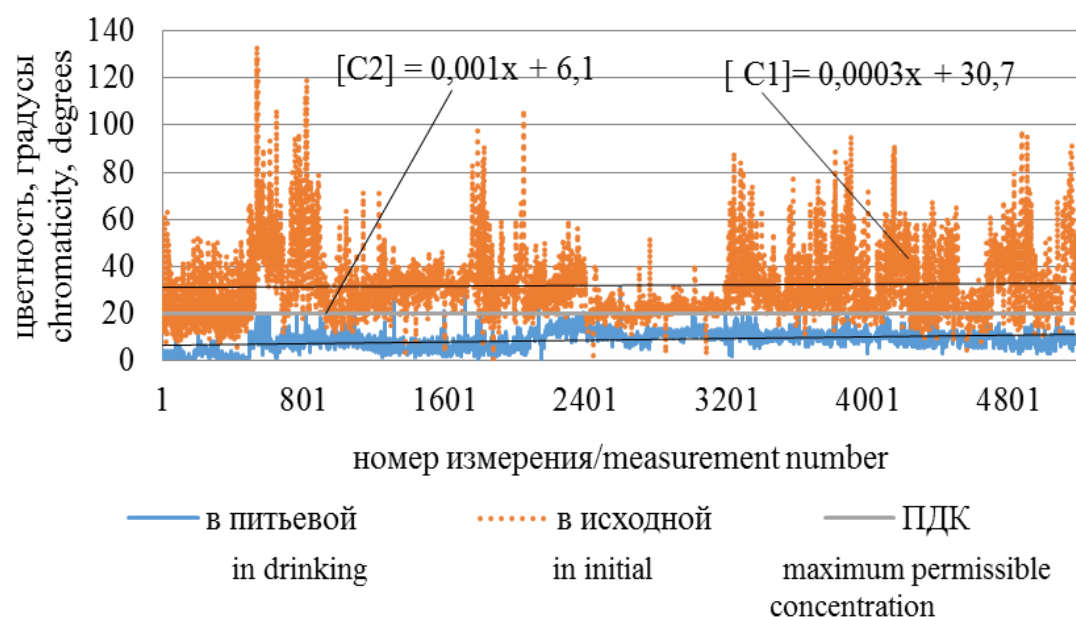


Рис.1. Фактические временные ряды значений цветности исходной и питьевой вод
Fig.1. Actual time series of chromaticity values of source and drinking water

Приведение ряда к стационарному виду проводится вычитанием средних значений, поэтому полученный прогноз методом ARIMA скорректирован на эту же величину. Таким образом, прогнозные значения, полученные методом ARIMA (1; 0; 2), являются усредненными по сравнению с тестовой выборкой ИНС и реальными значениями. В рассмотренном периоде результаты моделирования ИНС практически совпадают с реальными показаниями (рис. 2).

Результаты анализа АКФ, ЧАКФ и РДФ-теста свидетельствуют о том, что временной ряд значений цветности в исходной воде не стационарен. Наиболее простым методом приведения временного ряда значений по цветности в исходной воде к стационарному виду является взятие разности первого порядка (т.е. вычитание из каждого последующего значения временного ряда предыдущее), о чем свидетельствуют результаты сравнения АКФ, ЧАКФ и РДФ-теста.

В результате сравнения mse выбрана модель ARIMA (1; 1; 1) с остатком 126,07.

По результатам моделирования ИНС установлено, что наиболее близкие к реальным значениям обеспечивает сеть с методом обучения Байесовской регуляризации и 4 скрытыми нейронами. R полученной сети составило 0,76; 0,00 и 0,71, а mse 9,39; 0,00 и 9,51 на обучающей, валидационной и тестовой выборках, соответственно. Поскольку алгоритм Байесовской регуляризации не предусматривает переобучения, то этап валидации не производится, а значит, оценочные коэффициенты отсутствуют.

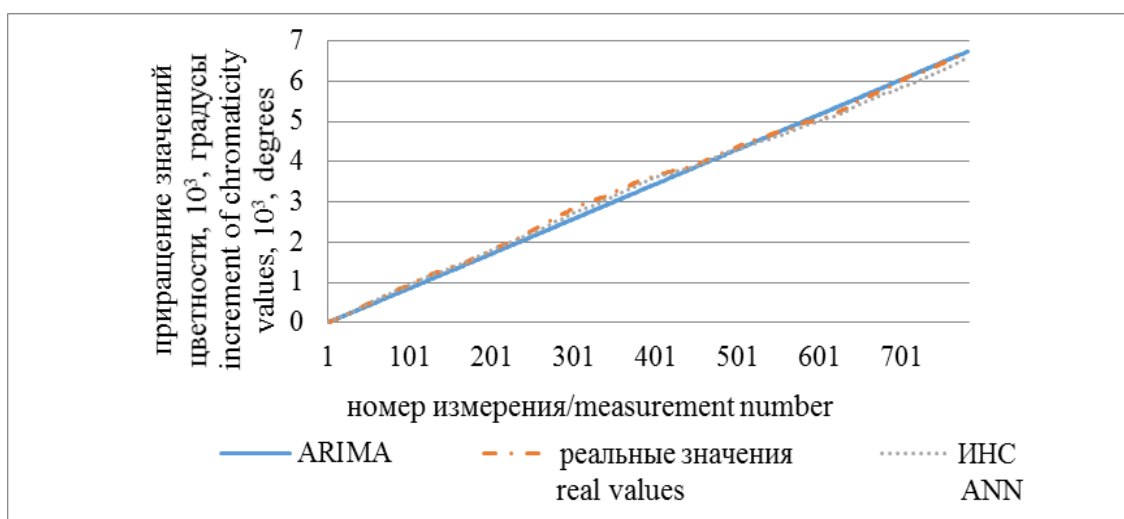


Рис.2. График с накоплением прогнозных и реальных значений цветности в питьевой воде

Fig.2. Graph with accumulation of predicted and real chromaticity values in drinking water

Результаты моделирования цветности в исходной воде методом ИНС практически совпадают с реальными показаниями (рис. 3).

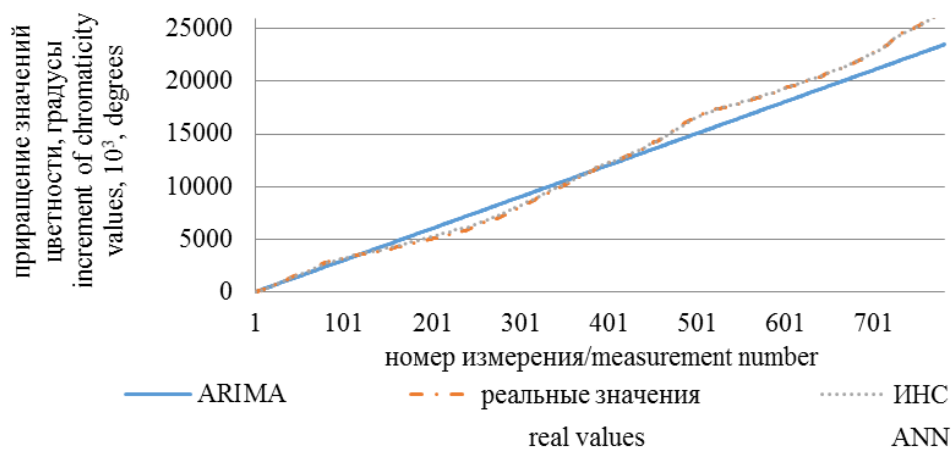


Рис.3. График с накоплением прогнозных и реальных значений цветности в исходной воде

Fig.3. Graph with accumulation of predicted and real chromaticity values in the initial water

Сравнение средних значений относительных и абсолютных ошибок двух способов моделирования, для питьевой и исходной вод, указывает на несколько большую достоверность прогнозирования показателя цветности методом ИНС (табл. 1).

Программная реализация ИНС для питьевой и исходной вод, осуществлена средствами MATLABR 2017a. С помощью построенных ИНС получены прогнозные значения на 1, 2 и 6 месяцев (рис. 4).

Определено, что обученные ИНС позволяют осуществлять относительно точное прогнозирование ориентировочно на 100 значений.



Таблица 1
Сравнение средних значений ошибок рассчитанных показаний двумя методами
Table 1

Comparison of the mean errors of the calculated readings by two methods

Метод Method	Средняя ошибка / Average error			
	Относительная / Relative		Абсолютная / Absolute	
	Для питьевых вод For drinking water	Для исходных вод For initial water	Для питьевых вод For drinking water	Для исходных вод For initial water
ARIMA	0,1	0,08	-0,01	-4,74
ИНС/ANN	0,04	0,08	-0,19	-0,59

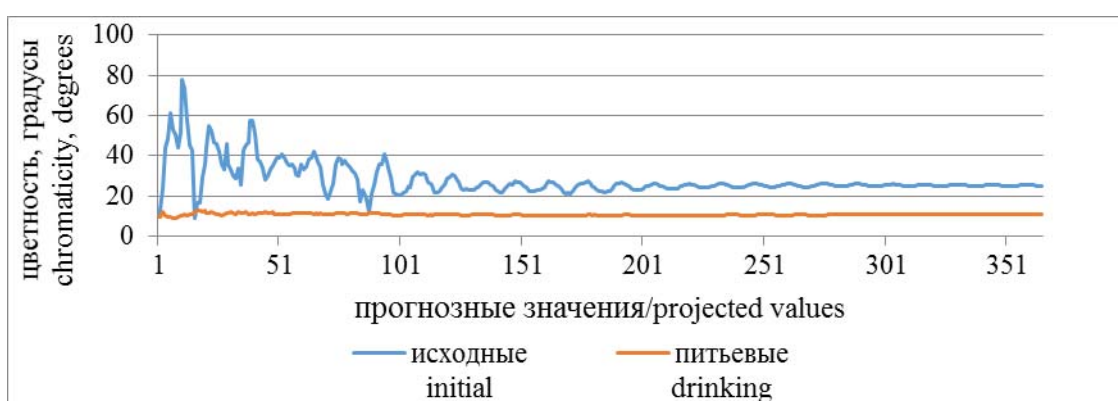


Рис.4. Прогнозные значения цветности в исходной и питьевой водах
Fig.4. Forecast values of chromaticity in the source and drinking water

ЗАКЛЮЧЕНИЕ

Сравнением методов ИНС и ARIMA моделирования для получения прогнозных значений цветности питьевой и исходной вод инфильтрационного водозабора юго-восточной части Республики Беларусь, установлено, что использование нейросетевого моделирования дает возможность прогнозирования значений показателя цветности воды с несколько большей точностью по сравнению с ARIMA-моделированием.

В результате сравнения среднеквадратических ошибок определены оптимальные ARIMA-модели с параметрами: $p=1, d=0, q=2$ для питьевой и $p=1, d=1, q=1$ для исходной вод. В результате сравнения усредненных значений среднеквадратических ошибок и производительностей выявлены наилучшие конфигурации, содержащие 6 скрытых слоев с обучением методом Левенберга-Марквардта и 4 скрытых слоев с обучением методом Байесовской регуляризации для питьевой и исходной вод, соответственно. При сравнение последних 15% временных рядов, моделируемых рассматриваемыми методами, установлено, что прогнозные значения нейросетевого моделирования ближе к исходным значениям цветности. Вероятно, это связано с тем, что использование искусственных нейронных сетей предполагает работу с временными рядами со сложной и нелинейной структурой, тогда как ARIMA-модель предназначена для работы с временными рядами, имеющими более заметные структурные закономерности. Программная реализация ИНС в среде MATLAB показала, что прогноз на 100 значений, как для питьевой, так и для исходной вод, может быть осуществлен с достаточной достоверностью.



БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК

1. ГОСТ 31868-2012. Вода. Методы определения цветности. М.: Стандартинформ, 2012. 7 с.
2. Домашенко Д.В., Никулин Э.Е. Прогнозирование рядов динамики рыночных индикаторов на основе нелинейной авторегрессионной нейронной сети // Статистика и экономика. 2017. N 3. С. 4-9. Doi: 10.21686/2500-3925-2017-3-4-9
3. Труфанов А.И. Формирование железистых подземных вод. Москва: Наука, 1982. 131 с.
4. Васильчук Т.А., Осипенко В.П. Компонентный состав растворенных органических веществ природных поверхностных вод с высокой цветностью // Гідрологія, гідрохімія и гідроекологія. 2010. Т. 3. N 20. С. 136-141.
5. Крючин О.В., Козадаев А.С., Дудаков В.П. Прогнозирование временных рядов с помощью искусственных нейронных сетей и регрессионных моделей на примере прогнозирования котировок валютных пар // Исследовано в России. 2010. N 30. URL: <https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/30915193/030.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAIWOWYYGZ2Y53UL3A&Expires=1537347148&Signature=mn85sr3INFbxVkyrvElCbl%2FB%2FBU%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3D30915193.pdf> (дата обращения: 19.09.2018)
6. Сериков Л.В., Шиян Л.Н., Тропина Е.А., Хряпов П.А. Цветность подземных вод Западно-Сибирского региона // Известия Томского политехнического университета. 2009. N 3. С. 54-58.
7. Жигалова А.В., Кантор И.В., Вожаева М.Ю., Кантор Е.А. Влияние попусков Павловского водохранилища на мутность и цветность в створах водозаборов города Уфы // Материалы XIX Международной молодежной научно-практической конференции «Научные исследования и разработки молодых ученых», Новосибирск, 16-17 июня, 2017. С. 67-71.
8. Ялалетдинова А.В., Еникеева Л.В., Вожаева М.Ю., Кантор Е.А. Статистические характеристики взаимосвязи мутности и расходов воды в реке, вызванных попусками водохранилища // Теоретическая и прикладная экология. 2018. N 1. С. 33-42.
9. Потылицына Е.Н., Липинский Л.В., Сугак Е.В. Использование искусственных нейронных сетей для решения прикладных экологических задач // Современные проблемы науки и образования. 2013. N 4. С. 1-8. URL: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=9779> (дата обращения: 17.08.2018)
10. Kurunç A., Yürekli K., Çevik O. Performance of two stochastic approaches for forecasting water quality and streamflow data from Yeşilirmak River, Turkey // Environmental Modelling & Software. 2005. Vol. 20. Iss. 9. P. 1195-1200. Doi: 10.1016/j.envsoft.2004.11.001
11. Hernández N., Camargo J., Moreno F., Plazas-Nossa L., Torres A. Arima as a forecasting tool for water quality time series measured with UV-Vis spectrometers in a constructed wetland // Tecnología y Ciencias del Agua. 2017. V. 8. N 5. P. 127-139. Doi: 10.24850/j-tyca-2017-05-09
12. Park S.-H., Koo J. Sedimentation Process Modeling using Transfer Function ARIMA for Water Quality Diagnosis and Prediction // Advanced Science and Technology Letters. 2015. V. 99. N 1. P. 97-100. Doi: 10.14257/astl.2015.99.24
13. Бахвалов Н.С., Жидков Н.П., Кобельников Г.М. Численные методы. Москва: БИНОМ. Лаборатория знаний, 2006. 636 с.
14. Jiang C., Song F. Sunspot Forecasting by Using Chaotic Time-series Analysis and NARX Network // Journal of Computers. 2011. V. 6. Iss. 7. P. 1424-1429. Doi: 10.4304/jcp.6.7.1424-1429
15. Sarkar A., Pandey P. River Water Quality Modelling using Artificial Neural Network Technique // Aquatic Procedia. 2015. V. 4. P. 1070-1077. Doi: 10.1016/j.aqpro.2015.02.135



16. Khandelwal I., Adhikari R., Verma G. Time Series Forecasting Using Hybrid ARIMA and ANN Models Based on DWT Decomposition // *Procedia Computer Science*. 2015. V. 48. P. 173-179. Doi: 10.1016/j.procs.2015.04.167
17. Babu C.N., Reddy B.C. A moving-average filter based hybrid ARIMA-ANN model for forecasting time series data // *Applied Soft Computing*. 2014. V. 23. P. 27-38. Doi: 10.1016/j.asoc.2014.05.028
18. Araya F.K., Zhang L. Time series analysis of water quality parameters at Stillaguamish River using order series method // *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*. 2015. V. 29. Iss. 1. P. 227-239. Doi: 10.1007/s00477-014-0907-2
19. Мироновская А.В., Унгурияну Т.Н., Гудков А.Б. Роль природно-климатических и экологических факторов в возникновении неотложных состояний сердечно-сосудистой системы: анализ временного ряда // *Экология человека*. 2010. N 9. С. 13-17.
20. Кирюхин В.К., Мелькановицкая С.Г., Швеиц В.М. Определение органических веществ в подземных водах. М.: Недра, 1976. 192 с.
21. Darrat A.F., Zhong M. On testing the random walk Hypothesis: A model-comparison approach // *Financial Review*. 2000. V. 35. Iss. 3. P. 105-124. Doi: 10.1111/j.1540-6288.2000.tb01423.x
22. Olden J.D. An artificial neural network approach for studying phytoplankton succession // *Hydrobiologia*. 2000. V. 436. Iss. 1-3. P. 131-143.

REFERENCES

1. GOST 31868-2012. *Voda. Metody opredeleniya tsvetnosti* [GOST31868-2012. Water. Methods for chroma determining]. Moscow, Standardinform Publ., 2012, 7 p. (In Russian)
2. Domashhenko D.V., Nikulin E.E. Forecasting time series of the market indicators based on a nonlinear autoregressive neural network. *Statistics and Economics*, 2017, no. 3, pp. 4-9. (In Russian) Doi: 10.21686/2500-3925-2017-3-4-9
3. Trufanov A.I. *Formirovanie zhelezistykh podzemnykh vod* [Formation of ferruginous groundwaters]. Moscow, Nauka Publ., 1982, 131 p. (In Russian)
4. Vasilchuk T.A., Osypenko V.P. Component content of dissolved organic matter of the highly coloured surface water. *Gidrologiya, gidrokimiya i gidroekologiya* [Hydrology, hydrochemistry and hydroecology]. 2010, vol. 3, no. 20, pp. 136-141. (In Russian)
5. Kryuchin O.V., Kozadaev A.S., Dudakov V.P. Forecasting time series using artificial neural networks and regression models based on the forecasting of quotations of currency pairs. *Issledovano v Rossii*, 2010, no. 30, (In Russian) Available at: <https://s3.amazonaws.com/academia.edu.documents/30915193/030.pdf?AWSAccessKeyId=AKIAIWOWYYGZ2Y53UL3A&Expires=1537347148&Signature=mn85sr3INFbxVkyvpElCbl%2FB%2FBU%3D&response-content-disposition=inline%3B%20filename%3D30915193.pdf> (accessed 19.09.2018)
6. Serikov L.V., Shiyani L.N., Tropina E.A., Khryapov P.A. Chromaticity of ground water in West-Siberian region. *Izvestiya Tomskogo politekhnicheskogo universiteta* [Bulletin of the Tomsk Polytechnic University]. 2009, no. 3, pp. 54-58. (In Russian)
7. Zhigalova A.V., Kantor I.V., Vozhdaeva M.Yu., Kantor E.A. Vliyanie popuskov Pavlovskogo vodokhranilishcha na mutnost' i tsvetnost' v stvorakh vodozaborov goroda Ufy [Influence of releases of the Pavlovsk reservoir on turbidity and chromaticity in the water intake points of the city of Ufa]. *Materialy XIX Mezhdunarodnoi molodezhnoi nauchno-prakticheskoi konferentsii «Nauchnye issledovaniya i razrabotki molodykh uchenykh»*, Novosibirsk, 16-17 iyunya, 2017 [Materials of the XIX International Youth Scientific and Practical Conference "Research and development of young scientists", Novosibirsk, 16-17 June 2017]. Novosibirsk, 2017, pp. 67-71. (In Russian)
8. Yalaletdinova A.V., Enikeeva L.V., Vozhdayeva M.Yu., Kantor E.A. Statistical characteristics of relationships between turbidity and water flow rate caused by releases of the water reser-



- voir. Teoreticheskaya i prikladnaya ekologiya [Theoretical and Applied Ecology]. 2018, no. 1, pp. 33-42. (In Russian)
9. Potylitsyna E.N., Lipinskiy L.V., Sugak E.V. The use of artificial neural networks for applied environmental problems. *Sovremennye problemy nauki i obrazovaniya*, 2013, no. 4, pp. 1-8. (In Russian) Available at: <https://www.science-education.ru/ru/article/view?id=9779> (accessed 17.08.2018)
10. Kurunç A., Yürekli K., Çevik O. Performance of two stochastic approaches for forecasting water quality and streamflow data from Yeşilirmak River, Turkey. *Environmental Modelling & Software*, 2005, vol. 20, iss. 9, pp. 1195-1200. Doi: 10.1016/j.envsoft.2004.11.001
11. Hernández N., Camargo J., Moreno F., Plazas-Nossa L., Torres A. Arima as a forecasting tool for water quality time series measured with UV-Vis spectrometers in a constructed wetland. *Tecnología y Ciencias del Agua*, 2017, vol. 8, no. 5, pp. 127-139. Doi: 10.24850/j-tyca-2017-05-09
12. Park S.-H., Koo J. Sedimentation Process Modeling using Transfer Function ARIMA for Water Quality Diagnosis and Prediction. *Advanced Science and Technology Letters*, 2015, vol. 99, no. 1, pp. 97-100. Doi: 10.14257/astl.2015.99.24
13. Bakhvalov N.S., Zhidkov N.P., Kobelnikov G.M. *Chislennyye metody* [Numerical methods]. Moscow, BINOM Publ., 2006, 636 p. (In Russian)
14. Jiang C., Song F. Sunspot Forecasting by Using Chaotic Time-series Analysis and NARX Network. *Journal of Computers*, 2011, vol. 6, iss. 7, pp. 1424-1429. Doi: 10.4304/jcp.6.7.1424-1429
15. Sarkar A., Pandey P. River Water Quality Modelling using Artificial Neural Network Technique. *Aquatic Procedia*, 2015, vol. 4, pp. 1070-1077. Doi: 10.1016/j.aqpro.2015.02.135
16. Khandelwal I., Adhikari R., Verma G. Time Series Forecasting Using Hybrid ARIMA and ANN Models Based on DWT Decomposition. *Procedia Computer Science*, 2015, vol. 48, pp. 173-179. Doi: 10.1016/j.procs.2015.04.167
17. Babu C.N., Reddy B.C. A moving-average filter based hybrid ARIMA-ANN model for forecasting time series data. *Applied Soft Computing*, 2014, vol. 23, pp. 27-38. Doi: 10.1016/j.asoc.2014.05.028
18. Araya F.K., Zhang L. Time series analysis of water quality parameters at Stillaguamish River using order series method. *Stochastic Environmental Research and Risk Assessment*, 2015, vol. 29, iss. 1, pp. 227-239. Doi: 10.1007/s00477-014-0907-2
19. Mironovskaya A.V., Unguryanu T.N., Gudkov A.B. Role of natural-climatic and ecological factors in appearance of emergency states of cardiovascular system: time series analysis. *Ekologiya cheloveka* [Human Ecology]. 2010, no. 9, pp. 13-17. (In Russian)
20. Kiryukhin V.K., Mel'kanovitskaya S.G., Shvets V.M. *Opredelenie organicheskikh veshchestv v podzemnykh vodakh* [Determination of organic substances in groundwater]. Moscow, Nedra Publ., 1976, 192 p. (In Russian)
21. Darrat A.F., Zhong M. On testing the random walk Hypothesis: A model-comparison approach. *Financial Review*, 2000, vol. 35, iss. 3, pp. 105-124. Doi: 10.1111/j.1540-6288.2000.tb01423.x
22. Olden J.D. An artificial neural network approach for studying phytoplankton succession. *Hydrobiologia*, 2000, vol. 436, iss. 1-3, pp. 131-143.

СВЕДЕНИЯ ОБ АВТОРАХ

Принадлежность к организации

Дмитрий В. Макаров, аспирант кафедры
«Прикладная экология» ФГБОУ ВО
«Уфимский государственный нефтяной

AUTHOR INFORMATION

Affiliations

Dmitry V. Makarov, Postgraduate student of
the Department "Applied ecology" of the
FSBEI HE «Ufa State Petroleum Technological



технический университет», г. Уфа, Россия,
e-mail: dmitrij.makarov-1990@yandex.ru

Евгений А. Кантор, доктор химических наук, профессор, ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет» г. Уфа, Россия, e-mail: evgkantor@mail.ru

Наталья А. Красулина*, кандидат химических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет», 450062, Россия, Республика Башкортостан, г. Уфа, ул. Космонавтов 6/1; тел. (347) 243-19-56, e-mail: fizkultura-ugntu@yandex.ru

Андрей В. Греб, кандидат технических наук, доцент, ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет», г. Уфа, Россия.

Зульфия З. Бережнова, старший преподаватель, ФГБОУ ВО «Уфимский государственный нефтяной технический университет» г. Уфа, Россия.

Критерии авторства

Дмитрий В. Макаров разработал концепцию исследования, собрал материал, провел анализы и проанализировал данные и написал рукопись; Евгений А. Кантор разработал научный дизайн; Наталья А. Красулина корректировала рукопись до подачи в редакцию; Андрей В. Греб и Зульфия З. Бережнова несет ответственность за плагиат и самоплагиат.

Конфликт интересов

Авторы заявляют об отсутствии конфликта интересов.

Поступила в редакцию 22.10.2018

Принята в печать 26.11.2018

University», Ufa, Russia, e-mail: dmitrij.makarov-1990@yandex.ru

Evgeny A. Kantor, Doctor of chemical Sciences., Professor, FSBEI HE «Ufa State Petroleum Technological University», Ufa, Russia, e-mail: evgkantor@mail.ru

Natalya A. Krasulina*, Candidate of chemical Sciences., associate Professor, FSBEI HE «Ufa State Petroleum Technological University», 450062, Russia, Republic of Bashkortostan, Ufa, Kosmonavtov 6/1, phone: (347) 243-19-56, e-mail: fizkultura-ugntu@yandex.ru

Andrey V. Greb, Candidate of technical Sciences, associate Professor, FSBEI HE «Ufa State Petroleum Technological University», Ufa, Russia.

Zulfiya Z. Berezhnova, Senior lecturer, FSBEI HE «Ufa State Petroleum Technological University», Ufa, Russia.

Contribution

Dmitry V. Makarov has developed the study concept, collected the material, conducted tests, analyzed data, and wrote the manuscript; Eugene A. Kantor developed the scientific design; Natalya A. Krasulina corrected the manuscript prior to submission to the editors; Andrey V. Greb and Zulfia Z. Berezhnova responsible for plagiarism and self-plagiarism.

Conflict of interest

The authors declare no conflict of interest.

Received 22.10.2018

Accepted for publication 26.11.2018