

УДК 556.535.3

DOI:10.35567/19994508-2024-3-21-37

Использование искусственных нейронных сетей для оценки поверхностного стока в расчетах водохозяйственного баланса бассейна реки Верхний Оронтес

А. Слейман  , Д.В. Козлов 

 alaa-slieman@hotmail.com

Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, Москва, Россия.

АННОТАЦИЯ

Актуальность. Наличие полных рядов гидрологических данных является основой для проведения расчетов водохозяйственного баланса и различных гидрологических исследований. Поверхностный сток считается одним из наиболее важных компонентов гидрологического цикла. В статье исследованы возможности применения искусственных нейронных сетей (ИНС) для восстановления непрерывности рядов поверхностного стока в бассейне реки Верхний Оронтес, необходимых для расчета водохозяйственного баланса. **Методы.** Использованы модели искусственных нейронных сетей с алгоритмами прямого и обратного распространения, а также другие алгоритмы обучения. Применены различные функции активации. Результаты обучения нейронных сетей сравнивались с помощью значений среднеквадратичной ошибки и коэффициента корреляции. Нейронная сеть 2:12:1 стала лучшей по параметрам. Проведены расчеты водохозяйственного баланса с использованием данных до и после моделирования с помощью ИНС. **Результаты.** Установлено, что использование ИНС для оценки поверхностного стока в расчетах водохозяйственного баланса для лет 50 % и 75 % обеспеченности никак не влияет на результат, в то время как водохозяйственный баланс в год 95 % обеспеченности изменился в сторону более глубокого дефицита, что потребовало комплексных мероприятий и больших усилий в части управления водными ресурсами в речном бассейне. Рекомендовано расширить использование моделей искусственного интеллекта и машинного обучения для моделирования и прогнозирования различных климатических и гидрологических характеристик с последующим сравнением их для достижения оптимального результата расчетов водохозяйственного баланса.

КЛЮЧЕВЫЕ СЛОВА: водохозяйственный баланс, гидрологический цикл, сток, моделирование, искусственная нейронная сеть, алгоритм.

Для цитирования: Слейман А., Козлов Д.В. Использование искусственных нейронных сетей для оценки поверхностного стока в расчетах водохозяйственного баланса бассейна реки Верхний Оронтес // Водное хозяйство России: проблемы, технологии, управление. 2024. № 3. С. 21–37. DOI:10.35567/19994508-2024-3-21-37.

Дата поступления 09.04.2024.

USING OF ARTIFICIAL NEURAL NETWORKS TO ESTIMATE SURFACE RUNOFF ON THE WATER BALANCE CALCULATIONS OF THE UPPER ORONTES RIVER BASIN

Alaa Slieman  , Dmitry V. Kozlov 

 alaa-slieman@hotmail.com

Moscow State University of Civil Engineering (National Research University), Moscow, Russia

© Слейман А., Козлов Д.В., 2024

ABSTRACT:

Relevance. The availability of complete hydrological data series is a basis for conducting water balance calculations and various hydrological studies. Surface runoff is considered one of the most important of these data. Therefore, this article aims to study the effect of using artificial neural networks to fill the gaps in the surface runoff series in the Upper Orontes River basin on water balance calculations. **Methods.** Feed-forward and back-propagation artificial neural network models were used, along with a different set of training algorithms. Various activation functions were also used. The results of the different networks were compared using root mean square errors and correlation coefficient. The results showed that Network 2:12:1 is the best according to the comparison parameters. Water balance calculations were carried out using the data before and after the ANN modeling. **Results.** The results showed that the years with a probability of guaranteeing 50 % and 75 % of the water supply did not change in both cases, while the year 95 % had changed, and this change had a negative impact on the water balance, as the amount of the deficit increased in the water balance in the studied area, which requires comprehensive steps and greater activation of water resources management in the region to confront the risk of water shortage. This study recommends expanding the use of artificial intelligence and machine learning models to model and predict various climatic and hydrological elements and compare them to reach the optimal method of water balance calculation.

Keywords: water balance, hydrological cycle, runoff, modelling, artificial neural network, algorithms.

For citation: Sielman A., Kozlov D.V. Using of artificial neural networks to estimate surface runoff on the water balance calculations of the Upper Orontes River basin. *Water Sector of Russia: Problems, Technologies, Management*. 2024. No. 3. P. 21–37. DOI:10.35567/19994508-2024-3-21-37.

Received 09.04.2024.

ВВЕДЕНИЕ

Наличие воды в достаточном количестве и надлежащего качества является необходимым условием для устойчивого развития любого региона. Вода, как основной элемент системы жизнеобеспечения планеты, необходима для поддержания любой формы жизни и практически любой деятельности человека [1]. Мероприятия в области управления водными ресурсами, такие как оценка риска наводнений, управление водопотреблением, эксплуатация водохранилищ и санитария, требуют включения различных типов информации о воде для эффективного планирования и принятия решений [2].

Поверхностный сток считается одним из важнейших компонентов гидрологического цикла и существенным элементом в расчетах водохозяйственного баланса. Для оценки и прогнозирования этого элемента используются различные методы: например, ARIMA [3–5] и модель MIKE [6], данные дистанционного зондирования [7, 8], модели HEC-HMS и WEAP [9, 10], а также метод SCS-CN [11]. Большое внимание уделяется моделям искусственного интеллекта и моделям искусственных нейронных сетей. Так, например, в работе [12] представлена модель искусственной нейронной сети (ИНС(ANN)), архитектура которой учитывает геоморфологические характеристики водосбора. Основанная на геоморфологии ИНС использована для оценки гидрографов стока после нескольких ливней с двух водоразделов р. Индианы. Сравнение ре-

зультатов валидации модели геоморфологии ИНС с наблюденными гидрографами для нескольких событий на двух водосборах показало перспективность инструмента геоморфологии ИНС для оценки речного стока [12], полученной с использованием теории единичного геоморфологического гидрографа.

Безразмерные переменные в качестве входа и выхода применены в модели искусственной нейронной сети ИНС(ANN) [13], получено улучшение результатов с точки зрения различных критериев эффективности, а также упрощение структуры ИНС (ANN) для моделирования дождевого стока в пределах некоторых водосборных бассейнов рек Индии. Полученные результаты показали, что модель ИНС (ANN) с использованием безразмерных переменных смогла обеспечить лучшее представление процесса «дождь–сток» по сравнению с моделями ANN, использующими переменные процессов [13]. В исследовании [14] также рассматривается эффективность модели дождевого стока, разработанной с использованием искусственных нейронных сетей в суббассейне Йерли в верхнем течении р. Тапи в Индии. Для прогнозирования стока использована модель нейронной сети с обратным распространением (Feed-Forward Back Propagation Neural Network, FFBPNN) и модель каскадной нейронной сети с обратным распространением (Cascade Forward Back Propagation Neural Network, CFBPNN). Кроме того, в исследовании для обучения ИНС (ANN) – моделей дождевого стока применялись алгоритмы Левенберга–Марквардта (LM), Байесовской регуляризации (BR) и сопряженного градиентного масштабирования (CGS). Результаты показали, что алгоритм LM создал наиболее точную расчетную модель. Данный алгоритм работает лучше, чем алгоритмы BR и CGS: построенная на алгоритме LM ИНС-модель способна достаточно точно прогнозировать сток на исследуемой территории [14].

В настоящее время проведено много исследований по изучению водохозяйственного баланса в различных регионах, отличающихся особенностями территории и характером климатических изменений, а также свойствами и характеристиками использованных данных. Например, результаты исследования водного баланса, представленные в работе [15] по ряду участков рек в Греции, свидетельствуют о постепенном снижении поверхностного стока, что может оказать негативное воздействие на водоснабжение и управление водными ресурсами. В работе [16] исследованы долгосрочные последствия постоянного роста спроса на воду для доминирующих водных ресурсов подземных вод в штатах Вашингтон и Айдахо в США и предложен инструмент для устойчивого управления водными ресурсами.

Цель данного исследования – изучение возможностей использования искусственных нейронных сетей для заполнения пробелов в рядах поверхностного стока в бассейне р. Верхний Оронтес для расчета водохозяйственного баланса.

МЕТОДЫ ИССЛЕДОВАНИЯ

Объект исследования – поверхностные водные ресурсы р. Оронтес, сирийский участок водотока от сирийско-ливанской границы до оз. Каттина (Хомс), створ плотины Каттина.

Водные ресурсы реки используются для нужд комплексного водопотребления (коммунально-бытовое водоснабжение населенных пунктов, в т. ч. сельских, промышленных предприятий, обеспечение потребностей орошаемого земледелия), а также сохранения санитарно-экологического состояния речного водотока. Линейная схема верхнего течения р. Оронтес (Эль-Аси) до створа плотины Каттина представлена на рис. 1.

В рамках существующей схемы использования водных ресурсов проведена оценка объемов речного стока и объемов водопотребления на основе водохозяйственных и водобалансовых расчетов. С этой целью рассчитаны объемы речного стока и водопользования (водопотребления). Результаты расчетов позволяют определить возможность бездефицитного использования водных ресурсов на современном этапе развития региона, выявить периоды дефицитов потребления воды и возможных избытков.

В качестве исходной гидрологической информации использован ряд наблюдений с декабря 1987 г. по май 2011 г., состоящий из 266 месячных значений стока (расходов) р. Оронтес (Эль-Аси) на гидрометрической станции Аль-Амири на сирийско-ливанской границе и на станции Аль-Джавадия, на входе в водохранилище Каттина (Хомс), с некоторыми отсутствующими данными во временном ряду.

Оценка водообеспеченности водохозяйственного комплекса (ВХК) ведется на р. Оронтес на водохозяйственном участке (ВХУ) с замыкающим створом в оз. Каттина (водохранилище Хомс, созданное гравитационной плотиной, с площадью водного зеркала 60 км^2 и полным объемом 200 км^3) – п. Плотина Каттина.



Рис. 1. Линейная схема верхнего течения р. Оронтес (Эль-Аси) до створа плотины Каттина.

Fig. 1. Linear scheme of the Orontes (El-Asi) River upstream to the Kattina dam range.

Метод искусственных нейронных сетей

Искусственная нейронная сеть – это математическая модель и ее программно-аппаратное воплощение, построенные на принципах организации биологических нейронных сетей. ИНС как комбинации распределенной параллельной обработки в основном зависят от элементов обработки, способных действовать как локальная память в дополнение к выполнению различных операций. Элемент обработки имеет один выход, который разветвляется на множество ветвей, несущих одни и те же операции. В то время как локальная обработка остается, сигнал, выходящий из нейрона, зависит от введенных значений, а также значений, хранящихся в локальной памяти вычислительных элементов [17]. На рис. 2 в упрощенном виде показан механизм работы искусственных нейронных сетей.



Рис. 2. Механизм работы искусственных нейронных сетей.

Fig. 2. Mechanism of the artificial neural networks operation.

Искусственная нейронная сеть состоит из входного слоя, который содержит ряд нейронов, представляющих количество входов нейронной сети, и одного или нескольких скрытых слоев, которые добавляют гибкости процессу построения векторных функций между входами и выходами. На рис. 3 показана модель искусственной нейронной сети, которая содержит три слоя (входной, скрытый и выходной слои) [18].

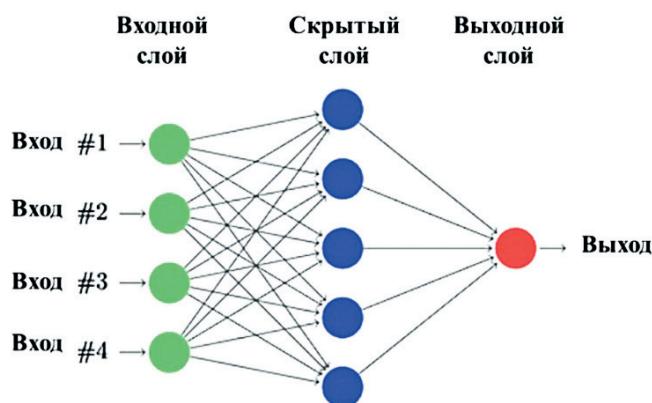


Рис.3. Модель искусственной нейронной сети с тремя слоями.

Fig. 3. The artificial neural network model with three layers.

Водохозяйственный баланс

Водохозяйственный баланс (ВХБ) является итогом водохозяйственных расчетов, осуществляемых при подготовке водохозяйственного обоснования работы водохозяйственного комплекса на участке реки, и определяет соотношение имеющихся водных ресурсов (объемов поверхностных и подземных вод, доступных для гарантированного использования при существующем или проектируемом составе водохозяйственного комплекса) и расчетного водопотребления. Объем доступных для использования водных ресурсов в границах расчетного водохозяйственного участка (ВХУ) определяется как объем стока в замыкающем створе, в нашем случае – плотина Каттина участка р. Оронтес.

На основании расчетов водохозяйственных балансов для расчетного водохозяйственного участка речного бассейна Оронтес определяется водохозяйственная обстановка соответствующего ВХУ и части речного бассейна, оценивается достаточность водных ресурсов для удовлетворения установленных водопользователям объемов допустимого забора (изъятия) вод и возможность развития водохозяйственного комплекса. Расчет постстрорного ВХБ выполнен по расчетным годам, близким по водности к характерной обеспеченности на ВХУ.

Структура ВХБ включает приходную (P) и расходную (R) части, а также результат водохозяйственного баланса – $\Delta\text{ВХБ}$. Определенные составляющие баланса являются отражением инженерных решений, связанных с рациональным водопользованием, регулированием стока и его территориальным перераспределением. Результат ВХБ характеризуется наличием избытков (резервов) ($P \geq R$) или дефицитов ($P < R$) стока [19].

При выборе расчетного периода для ВХБ учитывается категория реки, значимая внутримесячная неравномерность стока, наличие регулирующих емкостей, соотношение объема и режима водопотребления, а также специальных (например, весенних) попусков и водного режима реки. В зависимости от данных критериев устанавливаются месячные, декадные, пентадные или суточные расчетные интервалы.

Расчеты ВХБ для рассматриваемого ВХУ выполнены для месячного интервала времени. Для расчетов ВХБ использована (в единицах объема воды за расчетный период) формула [20]:

$$\Delta\text{ВХБ} = W_{\text{вх}} + W_{\text{бок}} + W_{\text{вв}} \pm \Delta V - W_{\text{исп}} - W_{\text{вдп}} - W_{\text{кп}}, \quad (1)$$

где $W_{\text{вх}}$ – объем стока, поступающий за расчетный период к входному створу (п. Аль-Джавадия) расчетного ВХУ (реки), млн м³;

$W_{\text{бок}}$ – боковая приточность на ВХУ (участке от п. Аль-Джавадия до п. Плотина Каттина), примем $W_{\text{бок}} = 0$;

$W_{\text{вв}}$ – возвратные воды на ВХУ (объем водоотведения): подземные и поверхностные воды, стекающие с орошаемых территорий, сточные и (или) дренажные воды, отводимые в водный объект (фактически это объем воды, попадающей на расчетный ВХУ со стороны действующей системы

водоотведения, который составляет 15 % от суммарного требования водопотребителей на расчетном ВХУ);

$W_{исп} = W_E -$ потери на дополнительное испарение с акватории ВХУ (оз. Каттина на р. Оронтес);

$W_{вдп}$ – суммарные требования всех водопользователей (водопотребителей) расчетного ВХУ;

$W_{кп}$ – требуемая величина стока в замыкающем створе (п. Плотина Каттина) расчетного ВХУ (транзитный сток или комплексный попуск, суммирующий санитарно-экологические и хозяйствственные попуски);

$\pm \Delta V$ – результат работы (наполнение/сработка) водохранилища (оз. Каттина) за расчетный период, принимаем $\pm \Delta V = 0$ как для водохранилища полного годичного регулирования стока;

$\Delta ВХБ$ – результирующая составляющая, избыток или дефицит водных ресурсов ВХУ.

Результаты ВХБ фиксируют величину дефицита водных ресурсов D , резерв (избыток) воды $W_{рез}$ и проектный (транзитный) сток W_{nc} на следующий ВХУ.

При $\Delta ВХБ \geq 0$ резерв водных ресурсов равен $W_{рез} = \Delta ВХБ$, а дефицит $D=0$. При $\Delta ВХБ < 0$ резерв водных ресурсов равен нулю $W_{рез} = 0$, а дефицит $D= -\Delta ВХБ$. В этом случае необходимо предусмотреть мероприятия по сокращению потребления воды или по увеличению ее запасов на расчетном ВХУ (например, за счет использования подземных вод, переброски стока, сокращения водопотребления в результате внедрения технологий оборотного или повторного водоснабжения и других водосберегающих мероприятий).

Уравнение ВХБ составляется для лет 50 %, 75 % и 95 % обеспеченности. Оценка водообеспеченности выполняется на основе поствороннего ВХБ. В ответственных масштабных водохозяйственных проектах расчет выполняется по многолетним гидрологическим рядам стока и водопотребления. В данной работе при минимальном информационном обеспечении исходными водохозяйственными и гидрологическими данными, а также с целью сокращения объемов расчетов использованы расчетные средне- и маловодные годы с 50 %, 75 % и 95 % обеспеченности. В привязке к вышеуказанному водохозяйственному участку определены и показатели водопотребления.

Месячные объемы водопотребления на рассматриваемом ВХУ (орошение с учетом коммунально-бытового хозяйства (КБХ) населенных пунктов) определены в соответствии с круглогодичным режимом подачи воды на орошение на расчетном ВХУ в объеме 136,95 млн м³, исходя из наблюденных среднемноголетних величин испарения и температуры воздуха.

Годовой объем сточных дренажных вод, поступающих с орошаемых участков и сбрасываемых в реку, определяется в зависимости от годового объема водопотребления для орошения всех сельскохозяйственных культур с учетом потерь. По причине низкого уровня эффективности эксплуатируемых гидромелиоративных систем в современной Сирии, примем коэффициент возврата дренажных вод с орошаемых земель в реку равным 0,15.

РЕЗУЛЬТАТЫ И ОБСУЖДЕНИЕ

В первую очередь, была проведена предварительная статистическая обработка исходных данных. Затем всю входную информацию разделили на три массива данных для запуска процедур обучения, валидации и тестирования в процентном соотношении 70:15:15 % (или по числу членов ряда в массивах данных 186:40:40) с помощью функции разделения (блока разделения). Функция разделения сохраняет одинаковые значения в группах данных и тем самым повышает точность сопоставления моделей.

В рамках проведенной работы было построено и обучено большое количество искусственных нейронных сетей с изменением количества входов, количества нейронов в скрытом слое, функции активации и алгоритмов обучения. Входной слой для сетей содержал два нейрона, которые представляли сток на станции Аль-Джавадия в момент времени ($t-1$) и сток на станции Аль-Амири в момент времени (t), а выходной слой содержал один нейрон, представляющий сток на станции Аль-Джавадия в момент времени (t).

Сравнение моделей ИНС зависит от коэффициента корреляции (R) и среднеквадратичной ошибки (RMSE). В табл. 1 представлены значения коэффициента корреляции (R) и среднеквадратичной ошибки (RMSE), полученные лучшими моделями ИНС.

Таблица 1. Информация об ошибках (коэффициенте корреляции (R) и среднеквадратичной ошибке (RMSE)) результатов, полученных лучшими моделями ИНС
Table 1. Information about errors (of R correlation coefficient) and RMSE mean square error of the results obtained by the ANN best models

Модель	Топология сети (архитектура)	Обучение		Валидация		Тестирование	
		R	RMSE m^3/c	R	RMSE m^3/c	R	RMSE m^3/c
(A)	2-12-1	88.941	1.4833	93.986	0.8383	94.795	0.7331
B	2-18-1	89.022	1.4277	92.494	0.9683	92.311	0.8738
C	2-6-1	88.099	1.5455	93.595	0.9670	94.4158	0.9867
D	2-10-1	87.048	1.5783	91.756	0.9631	93.312	0.8619

Как следует из данных табл. 1, сеть 2.12.1, содержащая 12 нейронов в скрытом слое, является лучшей, т. к. дала коэффициенты корреляции 88,941 %, 93,986 % и 94,795 % в периоды обучения, проверки (валидации) и тестирования соответственно, а также значения среднеквадратичной ошибки за те же периоды 1,4833, 0,8383, 0,7331 m^3/c соответственно. На рис. 4 представлена модель ИНС (2,12,1), которая зависит от функции активации (тангенсигмоида) как в скрытом, так и в выходном слоях. На рис. 5 отражены характеристики модели ИНС (2,12,1) в течение периодов обучения, проверки (валидации) и тестирования, а также момент остановки обучения на этапе валидации при достижении наименьшего значения RMSE.

На рис. 6 представлено сравнение между оценками и значениями, рассчитанными с помощью модели ИНС в периоды проверки (валидации) и тестирования, а на рис. 7 – корреляция между измеренным стоком и стоком, расчетанным с помощью модели ИНС за все периоды.

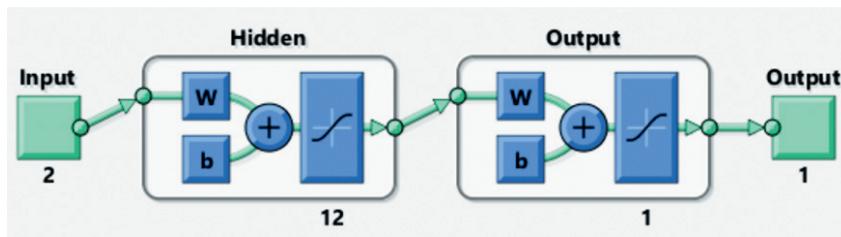


Рис. 4. Модель (2,12,1) ИНС(ANN).

Fig. 4. Model ANN (2,12,1).

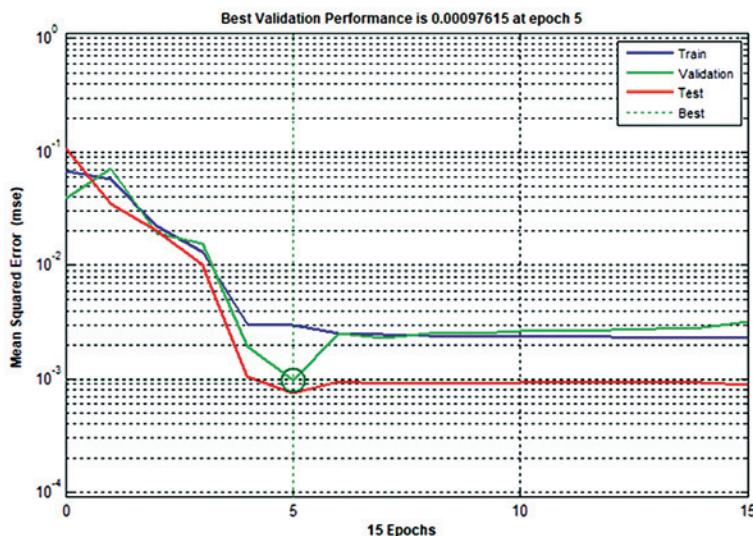


Рис. 5. Эффективность модели ИНС (ANN)(2,12,1) в периоды обучения, валидации (проверки) и тестирования.

Fig. 5. Effectiveness of ANN model (2,12,1) during the periods of training, validation and testing.

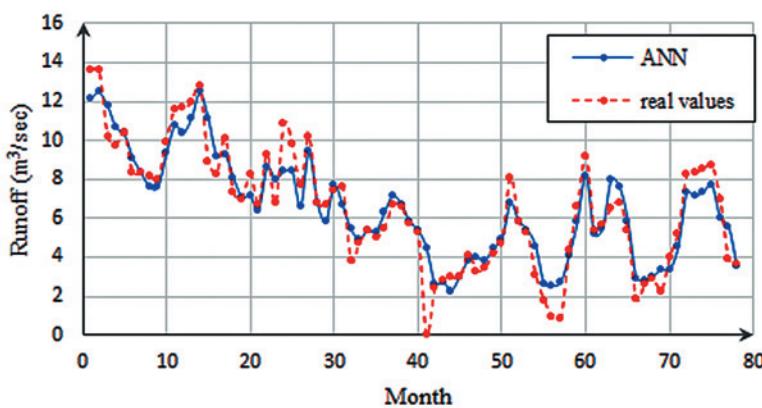


Рис. 6. Сопоставление расчетных (Target) и вычисленных с помощью ИНС (ANN) модели значений стока в периоды валидации и тестирования.

Fig. 6. Comparison of the target and calculated with ANN model runoff values during the periods of validation and testing.

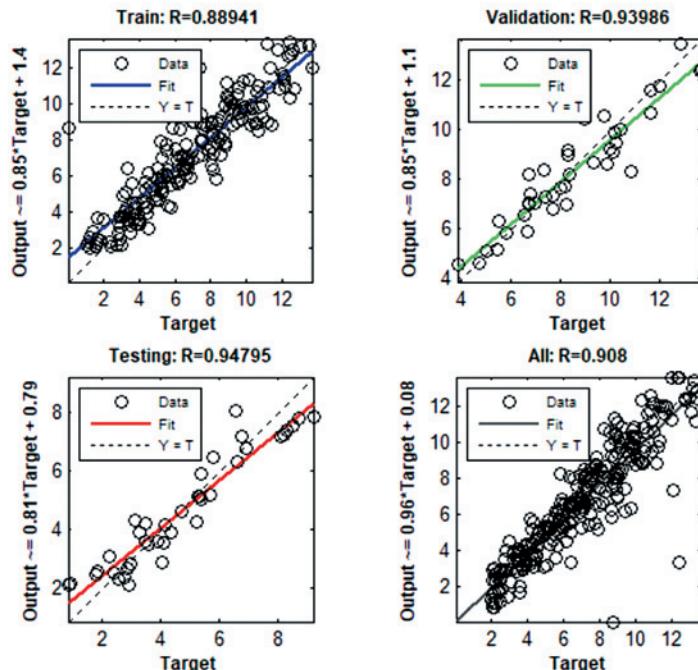


Рис. 7. Корреляция между измеренным стоком и стоком, рассчитанным с помощью ИНС(ANN) модели за весь период.

Fig. 7. Correlation between the gauged flow and the flow calculated with ANN model over the whole period.

После выбора наилучшей модели искусственной нейронной сети она была использована для заполнения пробелов во временных рядах значений поверхностного стока на исследуемой территории. Далее по уравнению (1) проведены расчеты водохозяйственного баланса на исследуемом ВХУ с использованием данных о поверхностном стоке до и после моделирования с помощью ИНС.

В табл. 2 на основании внутригодового распределения объемов водопотребления участниками ВХК и объемов транзитного (комплексного) попуска в замыкающем створе расчетного ВХУ для схемы современного ВХК (рис. 1) составлен годовой водохозяйственный баланс для года 50 % обеспеченности (с учетом потерь на испарение), в табл. 3 – для года 75 % обеспеченности (гарантированной водообеспеченности) и в табл. 4 – поверочный ВХБ для года 95 % обеспеченности. Все водохозяйственные (водобалансовые) расчеты выполнены для замыкающего створа рассматриваемого ВХУ – створа п. Плотина Каттина по формуле (1).

Установлено, что использование ИНС для оценки поверхностного стока в расчетах водохозяйственного баланса для лет 50 % и 75 % обеспеченности никак не повлияло на результат ВХБ (табл. 2 и табл. 3), в то время как водохозяйственный баланс в год 95 % обеспеченности изменился более чем на 10 % в сторону более глубокого дефицита (результаты по данным до моделирования представлены в табл. 4, по данным после моделирования – в табл. 5).

Таблица 2. Годовой водохозяйственный баланс для года 50 % обеспеченности (с учетом потерь на испарение)

Table 2. Annual water balance for a year of 50 % probability (with taking into account the evaporation losses)

Вид попуска	Месяц, j = 1...12												Год
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Приходная часть ВХБ (П)													
Располагаемые ресурсы поверхностных вод, $W_{\text{прит}} = W_{\text{вх}} + W_{\text{бок}}$, млн м ³	28,96	23,83	20,50	26,42	18,08	17,24	19,79	20,49	9,90	12,66	14,01	13,42	225,31
Возвратные воды на ВХУ, $W_{\text{вр}}$, млн м ³	0,64	0,78	1,12	1,54	2,11	2,55	2,78	2,66	2,42	1,95	1,25	0,75	20,54
Итого по приходной части ВХБ, млн м ³	29,61	24,61	21,61	27,96	20,19	19,80	22,58	23,15	12,32	14,60	15,26	14,17	245,85
Расходная часть ВХБ (Р)													
Потери на дополнительное испарение с акватории ВХУ, $W_{\text{исп}}$, млн м ³	1,29	1,57	2,40	3,37	4,89	6,18	6,82	6,13	5,30	4,15	2,44	1,38	45,92
Суммарное требование водопользователей, $W_{\text{вап}}$, млн м ³	4,28	5,18	7,44	10,28	14,06	17,00	18,56	17,74	16,12	13,00	8,31	4,98	136,95
Требуемый объем комплексного (транзитного) попуска, $W_{\text{кп}}$, млн м ³	4,02	3,62	4,02	3,89	4,02	3,89	4,02	4,02	3,89	4,02	3,89	4,02	47,32
Итого по расходной части ВХБ, млн м ³	9,59	10,37	13,86	17,54	22,97	27,07	29,40	27,89	25,31	21,17	14,64	10,38	230,19
Результат ВХБ (ΔВХБ)													
Дефицит водных ресурсов, $D = -\Delta$ ВХБ <0, млн м ³					2,77	7,27	6,83	4,74	12,99	6,56			
Резерв (избыток) водных ресурсов, $W_{\text{рез}} = \Delta$ ВХБ ≥ 0, млн м ³	20,02	14,22	7,76	10,42							0,62	3,79	15,66
Проектный сток на нижележащий ВХУ, млн м ³	4,02	3,64	4,02	3,89	4,02	3,89	4,02	4,02	3,89	4,02	3,89	4,02	47,32

Таблица 3. Годовой водохозяйственный баланс для года 75 % обеспеченности (с учетом потерь на испарение)

Table 3. Annual water balance for a year of 75 % probability (with taking into account the evaporation losses)

Вид попуска	Месяц, j = 1...12												Год
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Приходная часть ВХБ (П)													
Располагаемые ресурсы поверхностных вод, $W_{\text{прит}} = W_{\text{вх}} + W_{\text{бок}}$, млн м ³	14,73	16,15	17,52	15,00	14,20	8,99	6,37	7,44	7,62	7,90	10,63	8,79	135,34
Возвратные воды на ВХУ, $W_{\text{вв}}$, млн м ³	0,64	0,78	1,12	1,54	2,11	2,55	2,78	2,66	2,42	1,95	1,25	0,75	20,54
Итого по приходной части ВХБ, млн м ³	15,37	16,92	18,63	16,54	16,30	11,54	9,16	10,10	10,04	9,85	11,87	9,54	155,88
Расходная часть ВХБ (Р)													
Итого по расходной части ВХБ, млн м ³	9,51	10,69	13,78	17,59	22,89	27,13	29,33	27,82	25,36	21,09	14,70	10,30	230,19
Результат ВХБ (ΔВХБ)													
Дефицит водных ресурсов, $D = -\Delta$ ВХБ < 0, млн м ³				0,99	6,66	15,53	20,25	17,79	15,27	11,31	2,77	0,84	74,30
Резерв (избыток) водных ресурсов, $W_{\text{рез}} = \Delta$ ВХБ ≥ 0, млн м ³	5,79	6,53	4,78										

В рамках проведенного исследования разработаны модели ИНС для оценки среднемесячных значений стока на станции Аль-Джавадия с использованием в качестве входных данных значения стока на станции Аль-Амири в момент времени (t) и стока на станции Аль-Джавадия в момент времени (t-1). Подготовлено и обучено большое количество искусственных нейронных сетей с изменением количества входов, количества нейронов в скрытом слое, функции активации и алгоритмов обучения. Каждая нейронная сеть была обучена более чем в 1000 итерационных циклах, лучшие ИНС выбраны на основе полученных значений коэффициента корреляции и среднеквадратичных ошибок. Результаты сравнения показали, что сеть ИНС 2-12-1, содержащая 12 нейронов в скрытом слое, продемонстрировала высокую эффективность с большими значениями коэффициентов корреляции и низкими значениями среднеквадратичных ошибок.

Таблица 4. Проверочный годовой водохозяйственный баланс для года 95 % обеспеченности (с учетом потерь на испарение) до моделирования
Table 4. Checking annual water balance for a year of 95 % probability (with taking into account the evaporation losses) before modelling

Вид попуска	Месяц, j = 1...12												Год
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Приходная часть ВХБ (П)													
Располагаемые ресурсы поверх-ностных вод, $W_{\text{прит}} = W_{\text{вх}} + W_{\text{бок}}$, млн м ³	13,83	12,81	18,03	12,05	9,97	10,38	11,72	4,18	3,27	7,61	7,48	7,85	119,18
Возвратные воды на ВХУ, $W_{\text{вв}}$, млн м ³	0,64	0,78	1,12	1,54	2,11	2,55	2,78	2,66	2,42	1,95	1,25	0,75	20,54
Итого по при-ходной части ВХБ, млн м ³	14,47	13,59	19,15	13,59	12,08	12,93	14,51	6,84	5,69	9,56	8,72	8,60	139,72
Расходная часть ВХБ (Р)													
Итого по рас-ходной части ВХБ, млн м ³	9,51	10,69	13,78	17,59	22,89	27,13	29,33	27,82	25,36	21,09	14,70	10,30	230,19
Результат ВХБ (ΔВХБ)													
Дефицит водных ресурсов, $D = -\Delta \text{ВХБ} < 0$, млн м ³				3,95	10,89	14,14	14,90	21,06	19,62	11,60	5,92	1,78	90,47
Резерв (избыток) водных ресурсов, $W_{\text{рез}} = \Delta \text{ВХБ} \geq 0$, млн м ³	4,89	3,20	5,30										

Расчеты постворных водохозяйственных балансов для ВХУ в верхнем течении р. Оронтес с использованием данных до и после моделирования стока показали, что в годы 50 % и 75 % обеспеченности ВХБ не изменились, а в год 95 % обеспеченности результат ВХБ изменился более чем на 10 % в сторону увеличения дефицита, что потребовало комплексных мероприятий и больших усилий в части управления водными ресурсами в исследуемом речном бассейне.

В год 95 % обеспеченности по стоку полностью удовлетворяются потребности санитарии, т. е. сохраняются минимальные санитарные расходы в р. Оронтес (на участке реки ниже плотины Каттина). Ограничения должны вводиться, в первую очередь, для орошения с целью исключения перебоев с водой.

Таблица 5. Проверочный годовой водохозяйственный баланс для года 95 % обеспеченности (с учетом потерь на испарение) после моделирования
Table 5. Checking annual water balance for a year of 95 % probability (with taking into account the evaporation losses) after modelling

Вид попуска	Месяц, j = 1...12												Год
	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	
Приходная часть ВХБ (П)													
Располагаемые ресурсы поверх-ностных вод, $W_{\text{прит}} = W_{\text{вх}} + W_{\text{бок}}$, млн м ³	9,29	10,04	12,59	21,00	15,53	13,66	8,30	4,82	2,33	2,25	4,74	5,04	109,60
Возвратные воды на ВХУ, $W_{\text{вв}}$, млн м ³	0,64	0,78	1,12	1,54	2,11	2,55	2,78	2,66	2,42	1,95	1,25	0,75	20,54
Итого по приход-ной части ВХБ, млн м ³	9,94	10,82	13,70	22,54	17,64	16,21	11,09	7,48	4,75	4,20	5,99	5,78	130,14
Расходная часть ВХБ (Р)													
Итого по расход-ной части ВХБ, млн м ³	9,51	10,69	13,78	17,59	22,89	27,13	29,33	27,82	25,36	21,09	14,70	10,30	230,19
Результат ВХБ (ΔВХБ)													
Дефицит водных ресурсов, $D = -\Delta\text{ВХБ} < 0$, млн м ³			0,15		5,32	10,86	18,32	20,41	20,56	16,96	8,65	4,59	100,04
Резерв (избыток) водных ресурсов, $W_{\text{рез}} = \Delta\text{ВХБ} \geq 0$, млн м ³	0,35	0,43		5,00									

Возникновение дефицита воды в отдельные расчетные интервалы времени (месяцы) при отсутствии его в годовом балансе средневодного (50 % обеспеченности) года требует проведения мероприятий по регулированию стока. С учетом намечаемых регулирующих мероприятий по устранению месячного дефицита воды и улучшению ее качества водохозяйственный баланс должен составляться заново.

Выходы, сделанные на основе расчета водохозяйственного баланса, позволяют сформулировать основные водохозяйственные проблемы и задачи развития водохозяйственного комплекса и предложить соответствующие мероприятия по его эффективному развитию. Если современный водохозяйственный баланс сведется без дефицита, очевидна положительная роль комплексных водохозяйственных мероприятий по экономии водных ресурсов и

регулированию количества и качества воды. Если годовых объемов воды в год гарантированной водоотдачи (75 % обеспеченности) хватает для обеспечения всех участников водохозяйственного комплекса, но при этом наблюдаются дефициты в некоторые месяцы, необходимо предусмотреть создание аккумулирующей емкости для регулирования стока в течение года (в рамках имеющегося объема водохранилища Хомс – оз. Каттина). Если в год поверочной 95 % обеспеченности выявлен дефицит воды не только в определенные месяцы, но и в годовом объеме, необходимо ограничить водопотребление в годовом разрезе для исключения перебоев с водой.

ВЫВОДЫ

В рамках проведенной работы модели искусственных нейронных сетей были использованы для моделирования поверхностного стока в бассейне р. Оронтес (верховье) в Сирии и заполнения пробелов в ряде данных. Эти модели показали высокую способность оценивать поверхностный сток на исследуемой территории.

Модели искусственных нейронных сетей использованы для заполнения пробелов в рядах поверхностного стока на станции Аль-Джавадия. Выполнены расчеты водохозяйственного баланса на исследуемом водохозяйственном участке по данным до и после моделирования стока с помощью ИНС. Результаты показали, что в годы 50 % и 75 % обеспеченности итоговые водохозяйственные балансы не изменились, в то время как в год 95 % обеспеченности использование смоделированного с помощью ИНС стокового ряда привело к увеличению дефицита водохозяйственного баланса более чем на 10 %, что, естественно, потребует проведения комплексных мероприятий по управлению водными ресурсами в речном бассейне.

Рекомендовано расширить использование моделей искусственного интеллекта и машинного обучения для моделирования и прогнозирования различных климатических и гидрологических характеристик с последующим сравнением их для достижения оптимального результата расчетов водохозяйственного баланса.

СПИСОК ЛИТЕРАТУРЫ

1. Zbigniew W. Kundzewicz (1997) Water resources for sustainable development. // Hydrological Sciences Journal. 42:4. P. 467–480. DOI: 10.1080/02626669709492047.
2. Jahandideh-Tehrani, M., Bozorg-Haddad, O., & Daliakopoulos, I. N. The role of water information and data bases in water resources management. In Essential tools for water resources analysis, planning, and management. Singapore: Springer Singapore. 2021. P. 59–83.
3. Montanari A. and R. Rosso, Fractionally differenced ARIMA models applied to hydrologic time series: Identification, estimation, and simulation // Water resources research. 1997. Vol. 33. No. 5. P. 1035–1044.
4. Ghanbarpour M.R., Abbaspour K.C., Jalalvand G. and Moghaddam G.A. – Stochastic modeling of surface stream flow at different time scales: Sangsoorakh karst basin, Iran // Journal of Cave and Karst Studies. 2010. Vol. 72. No. 1. P. 1–10. DOI: 10.4311/jcks2007ES0017.
5. Valipour M. Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States // Meteorological Applications. 22: 592–598 (2015), DOI: 10.1002/met.1491
6. Ghebrehiwot, A.A., & Kozlov, D. V. (2020). Assessment of applicability of MIKE 11-NAM hydrological module for rainfall runoff modelling in a poorly studied river basin // African Journal of Food, Agriculture, Nutrition & Development, 20(4).

7. Huang Q., Qin G., Zhang Y., Tang Q., Liu C., Xia J., ... & Post D. Using remote sensing data-based hydrological model calibrations for predicting runoff in ungauged or poorly gauged catchments // *Water Resources Research.* 202056(8). e2020WR028205.
8. Nazeer A., Maskey S., Skaugen T., & McClain M.E. Simulating the hydrological regime of the snow fed and glaciarised Gilgit Basin in the Upper Indus using global precipitation products and a data parsimonious precipitation-runoff model // *Science of the Total Environment.* 2022. 802. 149872.
9. Rajendran M., Gunawardena E. R. N., & Dayawansa N. D. K. Runoff prediction in an ungauged catchment of Upper Deduru Oya Basin, Sri Lanka: A comparison of HEC-HMS and WEAP models // *International Journal of Progressive Science Technologies.* 2020. 18. 121-129.
10. Ben Khélifa, W., & Mosbahi, M. Modeling of rainfall-runoff process using HEC-HMS model for an urban ungauged watershed in Tunisia // *Modeling Earth Systems and Environment.* 2021. 1-10.
11. Nageswara Rao K. Analysis of surface runoff potential in ungauged basin using basin parameters and SCS-CN method. // *Applied Water Science.* 2020. 10. 1-16.
12. Zhang B., Govindaraju R.S., Geomorphology-based artificial neural networks (GANNs) for estimation of direct runoff over watersheds // *Journal of Hydrology.* 2003. 273. 18–34.
13. Goyal M. and Ojha C. Analysis of Mean Monthly Rainfall Runoff Data of Indian Catchments Using Dimensionless Variables by Neural Network // *Journal of Environmental Protection.* 2010. Vol. 1. No. 2. P. 155–171. DOI: 10.4236/jep.2010.12020.
14. Mohseni U., Muskula S.B. () Rainfall-runoff modeling using artificial neural network—a case study of purna sub-catchment of Upper Tapi Basin, India // *Environmental Sciences Proceedings.* 2023. 25(1). 1.
15. Mavromatis T., Stathis D. () Response of the water balance in Greece to temperature and precipitation trends // *Theoretical and Applied Climatology.* 2011. 104. 13-24.
16. Dhungel R., Fiedler F. Water balance to recharge calculation: Implications for watershed management using systems dynamics approach // *Hydrology.* 2016. 3(1). 13.
17. Solaimani K. Rainfall-runoff prediction based on artificial neural network (a case study: Jarahi watershed) // *American-Eurasian Journal of Agriculture. & Environmental Sciences,* 2009. 5(6). 856-865.
18. Гафаров Ф.М., Галимьянов А.Ф. Искусственные нейронные сети и приложения. Казань: Изд-во Казанского ун-та, 2018. 121 с.
19. Красов В.Д., Черемисинов А.Ю. Оценка водообеспеченности территорий на основе водохозяйственного баланса // Вестник Воронежского государственного аграрного университета. 2011. № 4. С. 246–250.
20. Красов В.Д. Методические аспекты построения водохозяйственных балансов // Вестник Воронежского государственного университета. 2007. Сер. География. Геоэкология. № 2. С. 18–25.

REFERENCES

1. Zbigniew W. Kundzewicz. Water resources for sustainable development. *Hydrological Sciences Journal.* 42:4. 1997. P. 467–480. DOI: 10.1080/02626669709492047.
2. Jahandideh-Tehrani, M., Bozorg-Haddad, O., & Daliakopoulos, I. N. () The role of water information and data bases in water resources management. *Essential tools for water resources analysis, planning, and management.* Singapore: Springer Singapore: 2021. P. 59–83
3. Montanari A. and Rosso R., Fractionallydifferenced ARIMA models applied to hydrologic time series: Identification, estimation, and simulation. *Water resources research.* 1997. Vol. 33. No. 5. P. 1035–1044.
4. Ghanbarpour M.R., Abbaspour K.C., Jalalvand G., and Moghaddam G.A. – Stochastic modeling of surface stream flow at different time scales: Sangsoorakh karst basin, Iran. *Journal of Cave and Karst Studies.* 2010. Vol. 72. No. 1. P. 1–10. DOI: 10.4311/jcks2007ES0017.
5. Valipour M., Long-term runoff study using SARIMA and ARIMA models in the United States. *Meteorological Applications.* 2015. 22: 592–598. DOI: 10.1002/met.1491.
6. Ghebrehiwot A.A., & Kozlov D.V. Assessment of applicability of MIKE 11-NAM hydrological module for rainfall runoff modelling in a poorly studied river basin. *African Journal of Food, Agriculture, Nutrition & Development.* 2020. 20 (4).

7. Huang Q., Qin G., Zhang Y., Tang Q., Liu C., Xia J. & Post D. (). Using remote sensing data-based hydrological model calibrations for predicting runoff in ungauged or poorly gauged catchments. *Water Resources Research*. 2020. 56(8). e2020WR028205.
8. Nazeer A., Maskey S., Skaugen T., & McClain M.E. Simulating the hydrological regime of the snow fed and glaciariised Gilgit Basin in the Upper Indus using global precipitation products and a data parsimonious precipitation-runoff model. *Science of The Total Environment*. 2022. 802. 149872.
9. Rajendran M., Gunawardena E.R.N., & Dayawansa N.D.K. Runoff prediction in an ungauged catchment of Upper Deduru Oya Basin, Sri Lanka: A comparison of HEC-HMS and WEAP models. *International Journal of Progressive Science Technologies*. 2020. 18. 121–129.
10. Ben Khéifa W., & Mosbah M. Modeling of rainfall-runoff process using HEC-HMS model for an urban ungauged watershed in Tunisia. *Modeling Earth Systems and Environment*. 2021. 1–10.
11. Nageswara Rao K. (). Analysis of surface runoff potential in ungauged basin using basin parameters and SCS-CN method. *Applied Water Science*. 2020. 10. 1–16.
12. Zhang B., Govindaraju R.S., Geomorphology-based artificial neural networks (GANNs) for estimation of direct runoff over watersheds. *Journal of Hydrology*. 2003. 273. 18–34.
13. Goyal M. and Ojha C. Analysis of Mean Monthly Rainfall Runoff Data of Indian Catchments Using Dimensionless Variables by Neural Network. *Journal of Environmental Protection*. Vol. 1 No. 2. 2010. P. 155–171. DOI: 10.4236/jep.2010.12020.
14. Mohseni U., Muskula S.B. Rainfall-runoff modeling using artificial neural network—a case study of purna sub-catchment of Upper Tapi Basin, India. *Environmental Sciences Proceedings*. 2023. 25(1). 1.
15. Mavromatis T., Stathis D. Response of the water balance in Greece to temperature and precipitation trends. *Theoretical and Applied Climatology*. 2011. 104. 13–24.
16. Dhungel R., & Fiedler F. Water balance to recharge calculation: Implications for watershed management using systems dynamics approach. *Hydrology*. 2016. 3(1). 13.
17. Solaimani, K. Rainfall-runoff prediction based on artificial neural network (a case study: Jarahi watershed). *American-Eurasian Journal of Agricultural & Environmental Sciences*. 2009. 5(6). 856–865.
18. Gafarov F.M., Galimyanov A.F. Artificial neural networks and applications. Kazan University Publishing. 2018. 121 p. (In Russ.).
19. Krasov V.D., Cheremisinov A.Y. Assessment of the territories water availability based on water balance. *Newsletter of Voronezh State Agrarian University*. 2011. No. 4. P. 246–250 (In Russ.).
20. Krasov V.D. Methodical aspects of the water balances' composing. *Newsletter of Voronezh State Agrarian University*. Series: Geography. Geo/ecology. 2007. No. 2. P. 18–25 (In Russ.).

Сведения об авторах:

Слейман Аллаа, аспирант, кафедра гидравлики и гидротехнического строительства, Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, Россия, Москва, Ярославское шоссе, д. 26, оф. 606; ORCID: 0000-0003-0759-8175; e-mail: alaa-slieman@hotmail.com

Козлов Дмитрий Вячеславович, д-р техн. наук, профессор, заведующий кафедрой гидравлики и гидротехнического строительства, Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет, Россия, Москва, Ярославское шоссе, д. 26, оф. 606; РИНЦ ID: 5878-6674; Scopus: 36787104800; Researcher ID: B-4808-2016; ORCID: 0000-0002-9440-0341; e-mail: kozlovdv@mail.ru

About the authors:

Alaa Slieman, PhD student, Department of Hydraulics and Hydraulic Engineering, Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) MGSU, Yaroslavskoe Shosse 26, room 606 G. Moscow, Russia, ORCID: 0000-0003-0759-8175; e-mail: alaa-slieman@hotmail.com

Dmitry V. Kozlov, Doctor of Technical Sciences, Professor, Head of the Department of Hydraulics and Hydraulic Engineering, Moscow State University of Civil Engineering (National Research University) MGSU, Yaroslavskoe Shosse 26, room 606 G. Moscow, Russia, РИНЦ ID: 5878-6674, Scopus: 36787104800, Researcher ID: B-4808-2016, ORCID: 0000-0002-9440-0341, e-mail: kozlovdv@mail.ru