УДК 556.535.3:004.94 (569.1)

Алаа СЛЕЙМАН, преп. кафедры гидравлики и гидротехнического строительства

СРАВНЕНИЕ МОДЕЛЕЙ РАДИАЛЬНО-БАЗИСНОЙ ФУНКЦИИ И НЕЧЕТКОЙ СИСТЕМЫ ВЫВОДА ДЛЯ ОЦЕНКИ ПОВЕРХНОСТНОГО СТОКА

ФГБОУ ВО «Национальный исследовательский Московский государственный строительный университет». Россия, 129337, г. Москва, Ярославское шоссе, д. 26.
Тел.: +7 (495) 287-49-14; эл. почта: alaa-slieman@hotmail.com
Ключевые слова: сток, радиально-базисная функция, искусственная нейронная сеть, система нечеткого вывода.

Данное исследование направлено на сравнение эффективности радиально-базисной функции (RBF) искусственной нейронной сети и системы нечеткого вывода (FIS) для оценки поверхностного стока на станции Аль-Джавадия у входа в озеро Катина в бассейне реки Верхний Оронтес в Сирийской Арабской Республике.

Гидрологическое моделирование в основном опирается на точные гидрологические и климатические данные. Достоверная оценка и прогнозирование таких данных критически важны для проведения анализа водохозяйственного баланса по различным створам и сценариям, особенно в условиях нехватки исходных данных.

В последние годы модели искусственного интеллекта получили широкое распространение в качестве ключевых инструментов для оценки поверхностного стока. Например, (*Fernando* и *Jayawardena*, 1998) предложили использовать радиально-базисную функцию (*RBF*) в искусственных нейронных сетях (*ANNs*) с использованием алгоритма ортогональных наименьших квадратов (*OLS*) для моделирования процесса «осадки – сток». Это объясняется тем, что сравнение почасовых прогнозов, полученных с помощью этой модели, с прогнозными значениями, полученными с помощью искусственных нейронных сетей типа *FFBP* и с моделью *ARMAX*, показало, что эта модель дает прогнозы с точностью, аналогичной точности прогнозов, полученных с помощью моделей *FFBP*, при этом она характеризуется тем, что требует меньше времени для построения и разработки модели и может быть легко использована гидрологами, которые имеют мало или вообще не имеют знаний в области искусственных нейронных сетей [1].

Также, (*Zounemat-Kermani* и др., 2013) использовали многослойную нейронную сеть с прямой передачей данных с использованием алгоритма обучения Левенберга-Марквардта (*LMFF*) и радиально-базисной функции (*RBF*) для прогнозирования суточного стока с водосбора реки Кахаба, штат Алабама, выбранной в качестве тематического исследования. Результаты показали, что метод *LMFF* по своей эффективности превосходит метод *RBF* в прогнозировании стока с водосбора (*RMSE*/*LMFF* = 18,8 м^3/с против *RMSE*/*RBF* = 19,2 м^3/с) [2].

Кроме того, (*Burgan*, 2022) использовал искусственные нейронные сети для прогнозирования суточного стока на станции *Kocasu River*, Турция. Типичные

трехслойные нейронные сети с прямым обратным распространением (*FFBP*) использовались в качестве метода *ANN* для достижения наилучшего решения с временной задержкой для стока реки. Для сравнения указанных методов *ANN* и *MLR* были применены другие алгоритмы *ANN*, такие, как обобщенные регрессионные нейронные сети (*GRNN*) и нейронные сети на основе циферблатной функции (*RBF*), а также метод множественной линейной регрессии (*MLR*). Результаты показали, что производительность алгоритма *FFBP* для исследования суточного спрогнозированного стока является лучшей среди всех остальных методов. В то же время *ANN*-алгоритмы могут быть использованы не только для прогнозирования стока, но и для решения задач управления водными ресурсами в речных бассейнах путем оценки экстремальных событий, таких, например, как наводнения и засухи [3].

Кроме того, в последние годы специалисты-гидрологи были заинтересованы в использовании моделей нечеткой логики, поскольку было проведено множество исследований по оценке поверхностного стока с помощью моделей нечеткого вывода и прогнозированию объемов водопотребления. Также проводилось их сравнение с другими традиционными или статистическими методами. Модели нечеткой логики (нечеткого вывода) показали высокие возможности в процессе моделирования стока. Были проведены исследования по использованию ИНС и моделей нечеткого вывода. Результаты гибридной оценки стока оказались хорошими. Например, (*Mahabir C.*, и др. 2003) исследовали применимость моделей нечеткой логики для прогнозирования водопотребления. Методы нечеткой логики были успешно применены в нескольких областях инженерной гидрологии, где связь между причиной и следствием (переменной и результатом) была нечеткой [4]. Также (*Tayfur G.* и *Singh V. P.*, 2006) использовали модели искусственной нейронной сети (*ANN*) и нечеткой логики (*FL*) для прогнозирования дождевого стока по наблюдаемым событиям. Указанные модели были протестированы в сравнении с моделью кинематической волновой аппроксимации (*KWA*) [5]. (*Şen Z.* и *Altunkaynak A.*, 2006) выполнили сравнительное исследование использования моделей нечеткого вывода для оценки коэффициента стока и объемов стока [6]. (*Lohani A. K.* и др., 2011) сравнили расчетные подходы на основе искусственных нейронных сетей (ИНС), нечеткой логики (НЛ) и линейной передаточной функции (ЛПФ) для моделирования суточного дождевого стока [7], а (*Wang K. H.* и *Altunkaynak A.*, 2012) провели сравнительное исследование *SWMM* с разработанной моделью нечеткой логики для прогнозирования общего стока на водосборе *Cascina Scala*, Павия, Италия [8], а (*Nath A.* и др., 2020) решили эту проблему в *ANFIS* путем включения одного из эволюционных алгоритмов, известного как *Particle Swarm Optimization* (*PSO*), который был использован для оценки параметров, относящихся к *ANFIS* [9].

Целью данного исследования является сравнение радиально-базисной функции (*RBF*) искусственной нейронной сети и системы нечеткого вывода (*FIS*) для оценки поверхностного стока на станции Аль-Джавадия у входа в озеро Катина в бассейне реки Верхний Оронтес в Сирийской Арабской Республике.

Объектом исследования является бассейн реки Оронтес (Эль-Аси) (рис. 1.) и, в частности, участок между сирийско-ливанской границей и озером Катина. Наблюдения за поверхностным стоком проводились на станции Аль-Джавадия у входа в озеро Катина и на станции Аль-Амири, расположенной в верхнем течении

реки Оронтес на сирийско-ливанской границе. В качестве исходных данных использовался временной ряд наблюдений с декабря 1987 года по май 2011 года, состоящий из 266 среднемесячных значений с несколькими пропущенными значениями во временном ряду.

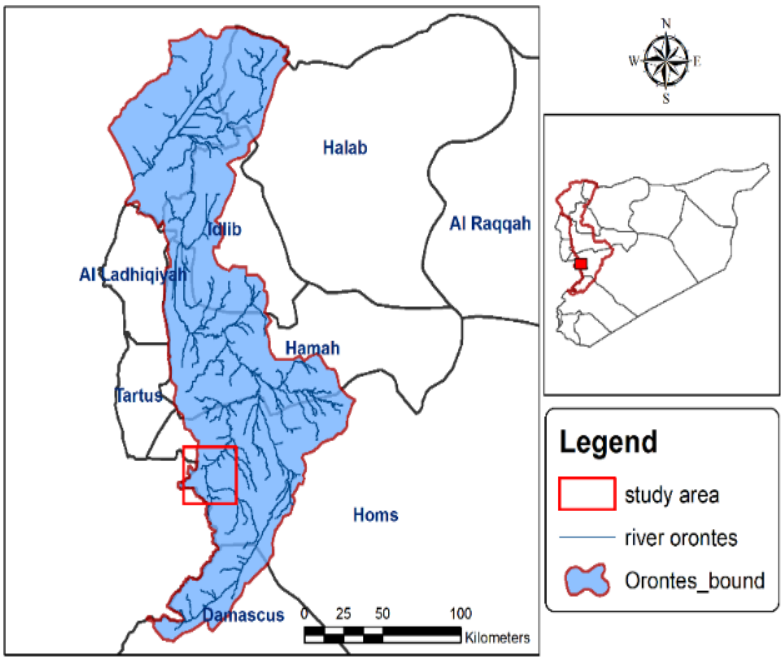

Рис. 1. Обзорная карта бассейна реки Оронтес в Сирийской Арабской Республике

Нечеткое подмножество *F* множества элементов *U* определяется функцией принадлежности *F(u)*. Эта функция отображает элементы u множества *U* на множество чисел в интервале [0, 1], которые указывают степень принадлежности каждого элемента нечеткому подмножеству *F*.

Нечеткая модель представляет собой экспертную систему, которая демонстрирует взаимосвязь между входами и выходами с помощью набора правил. Построение нечеткой модели обычно состоит из трех основных этапов (фаззификация, операции нечеткого вывода, дефаззификация) [10].

Функции принадлежности используются для определения принадлежности входов к нечетким группам. Функции принадлежности треугольной, трапециевидной и колоколообразной формы относятся к наиболее часто используемым типам функций принадлежности. В нечетких системах в качестве модели знаний используются нечеткие правила в форме нечетких отношений. Нечеткие факты представляют собой нечеткие множества. Логический вывод основывается на нечетком правиле заключения.

Сети с радиальными базисными функциями используются во многих областях, таких как прогнозирование временных рядов, классификация и системы управления [11].

RBF-модели по своей структуре похожи на многослойные модели искусственных нейронных сетей *MLP*, за исключением того, что скрытые слои в *RBF*-моделях выполняют фиксированное нелинейное преобразование. Преобразование в скрытых слоях может быть выбрано из группы типичных нелинейных функций. Таким образом, скрытые слои выполняют постоянное

нелинейное преобразование, а затем выходные слои выполняют линейные преобразования, и параметры модели могут быть аппроксимированы с помощью линейного метода наименьших квадратов.

Сравнение эффективности различных моделей проводилось с помощью двух статистических критериев (индикаторов или ошибок): коэффициента корреляции (*R*) и среднеквадратичной ошибки (*RMSE*).

Сначала было проведено статистическое исследование используемых данных, затем данные были нормализованы, а затем разбиты на три набора данных для обучения, валидации и тестирования в соотношении 70:15:15% соответственно, с использованием функции деления (блок *divide*), которая сохраняет данные для обучения, валидации и тестирования в каждой из моделей, поскольку это повышает эффективность процесса сравнения моделей и предотвращает присутствие ненадежных данных в этих наборах от влияния на результаты моделей и результаты процесса сравнения.

Было построено и обучено большое количество искусственных нейронных сетей (*RBF*-моделей) с различным количеством входов, числом нейронов в скрытом слое, функциями активации и алгоритмами обучения. Входной слой сетей содержал два нейрона, представляющих поверхностный сток на станции Аль-Джавадия в момент времени (*t*-1) и поверхностный сток на станции Аль-Амири в момент времени (*t*), а выходной слой содержал один нейрон, представляющий поверхностный сток на станции Аль-Джавадия в момент времени (*t*).

Результаты показали, что лучшая модель дала значение коэффициента корреляции 90,5%, среднеквадратичную ошибку 1,028 м^3/с и среднюю абсолютную ошибку 0,847 м^3/с в период тестирования. На рис. 2 показано сравнение между измеренными и расчетными значениями, полученными с использованием *RBF*-моделей в период валидации и тестирования.

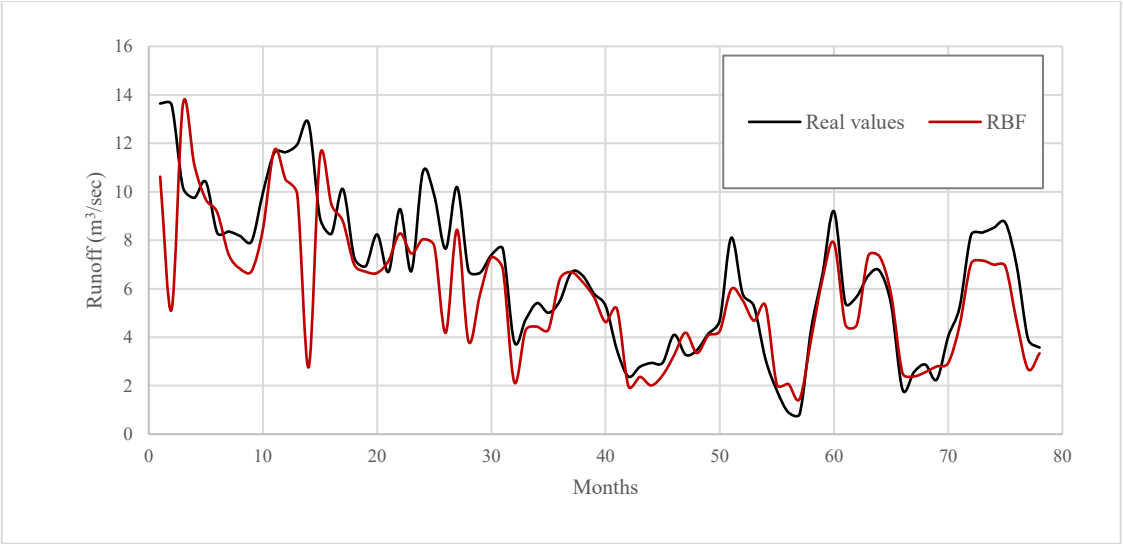

Рис. 2. Сравнение между измеренными и расчетными значениями с помощью *RBF*-моделей в период валидации и тестирования

Также было подготовлено большое количество моделей системы нечеткого вывода с изменением количества и типа функций принадлежности до тех пор, пока не будет достигнута наиболее точная модель. В процессе построения системы нечеткого вывода использованы искусственные нейронные сети, что значительно облегчает и ускоряет процесс построения и доступа к наилучшей модели, а в табл. 1 представлены значения коэффициента корреляции (*R*) и значения среднеквадратической ошибки (*RMSE*), полученные лучшими моделями *FIS*.

Таблица 1

Информация об ошибках (значениях коэффициента корреляции (*R*) и среднеквадратичной ошибки (*RMSE*)) результатов, полученных лучшими моделями *CHB* (*FIS*)

Количество функций принадлеж-ности (ФП)	Тип функции принадлеж-ности	Обучение		Валидация		Тестирование	
		R **%**	***RMSE*** **м³/сек**	***R*** **%**	***RMSE*** **м³/сек**	***R*** **%**	***RMSE*** **м³/сек**
(4)	*Gauss mf*	91.494	1.237	87.150	1.277	94.789	0.779
3	*Gauss mf*	91.131	1.262	90.772	1.122	95.230	0.802
4	*Tri mf*	91.488	1.237	88.336	1.237	95.027	0.793
3	*Tri mf*	90.995	1.271	90.975	1.110	95.044	0.781

Как показано в табл. 1, модель, основанная на четырех функциях принадлежности Гаусса, является лучшей, поскольку она давала коэффициенты корреляции (91,494%, 87,150%, 94,789%) в периоды обучения, проверки и тестирования соответственно, а также значения среднеквадратичной ошибки за те же периоды соответственно (1,237, 1,277, 0,779) м³/с.

На рис. 3 представлена структура наилучшей модели нечеткого вывода. На рис. 4 представлено сравнение между оценками и значениями, рассчитанными с помощью модели *FIS* в периоды проверки и тестирования, а на рис. 5 представлена корреляция между измеренным стоком и стоком, рассчитанным с помощью модели *FIS* во все периоды.

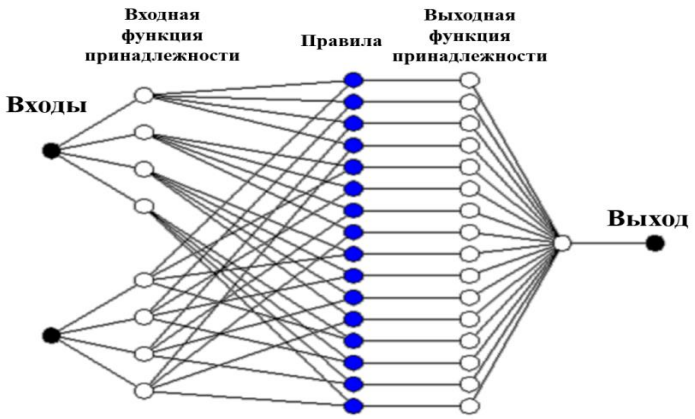

Рис. 3. Структура лучшей модели системы нечеткого вывода

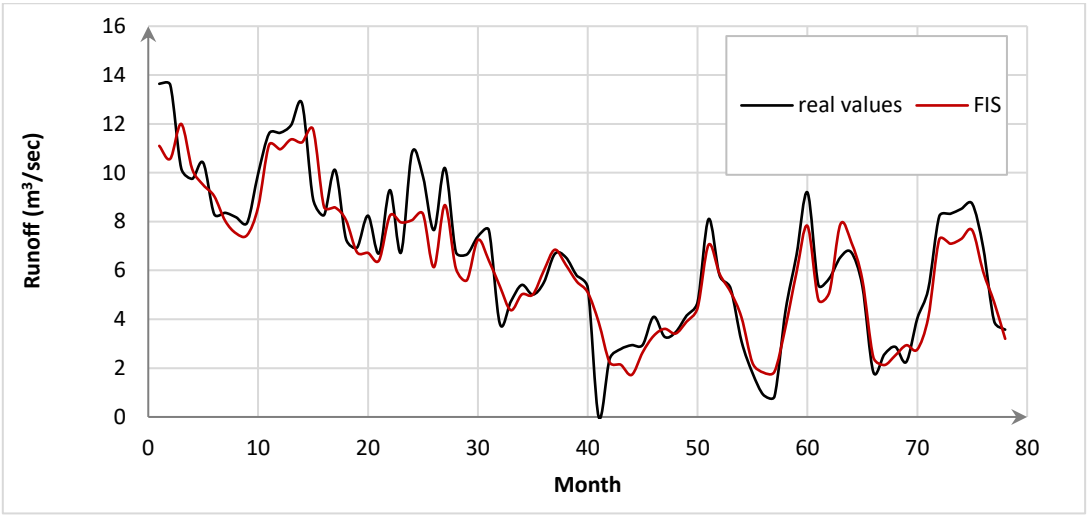

Рис. 4. Сопоставление расчетных (*Target*) и вычисленных с помощью модели *CHB* (*FIS*) значений стока в периоды валидации и тестирования

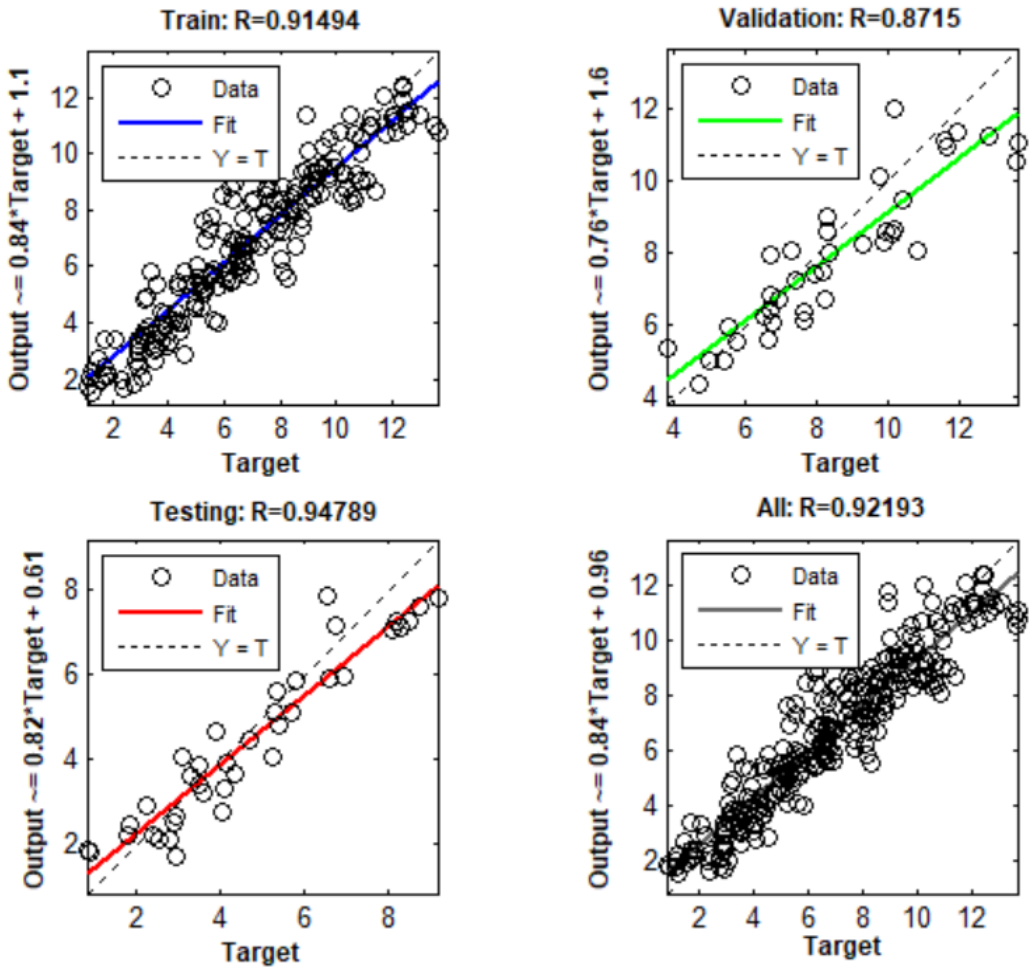

Рис. 5. Корреляция между измеренным стоком и стоком, рассчитанным с помощью модели *CHB* (*FIS*) во все периоды

В табл. 2 показана эффективность лучших ИНС *RBF* и *FIS* на этапе тестирования.

Таблица 2

Эффективность лучших ИНС *RBF* и *FIS* на этапе тестирования

Model	***R*** **%**	***RMSE*** m^3/sec
Сети с радиальными базисными функциями (*RBF*)	90.5	1.028
Система нечеткого вывода (*FIS*)	9.8	0.778

В данном исследовании искусственные нейронные сети с радиально-базисной функцией (*RBF*) и нечеткой системой вывода (*FIS*) сравнивались при оценке поверхностного стока. Результаты показали, что модели искусственной нейронной сети с радиально-базисной функцией (*RBF*) и системы нечеткого вывода в целом дают оценки и прогнозы с высокой надежностью. Результаты также показали, что модели *FIS* дают более высокую точность прогнозирования и оценки, чем модели *RBF*, в соответствии с критериями оценки эффективности модели, а также показали, что *RBF*-модели характеризуются простотой построения, обучения и быстрого доступа к лучшей модели.

На основании результатов исследования рекомендуется использовать модели искусственного интеллекта и их применение для оценки и прогнозирования компонентов гидрологического цикла (например, поверхностного стока) и различных климатических элементов, особенно в условиях недостатка или ограниченности данных.

БИБЛИОГРАФИЧЕСКИЙ СПИСОК / REFERENCES

1. Fernando, D. A. K. Runoff forecasting using RBF networks with OLS algorithm / D. A. K. Fernando, A. W. Jayawardena // Journal of hydrologic engineering. – 1998. – Volume 3, № 3. – P. 203–209.

2. Zounemat-Kermani, M. Performance of radial basis and LM-feed forward artificial neural networks for predicting daily watershed runoff. Applied soft computing / M. Zounemat-Kermani, O. Kisi, T. Rajaee. – 2013. – Volume 13, № 12. – P. 4633–4644.

3. Burgan, H. I. Comparison of different ANN (FFBP, GRNN, RBF) algorithms and Multiple Linear Regression for daily streamflow prediction in Kocasu River, Turkey. Fresenius Environ. Bull / H. I. Burgan. – 2022. – Volume 31, № 5. – P. 4699–4708.

4. Mahabir, C. Application of fuzzy logic to forecast sea-sonal runoff, hydrol. Process / C. Mahabir, F. E. Hicks, A. R. Fayek. – 2003. – Volume 17, № 18. – P. 3749–3762. – Doi: 10.1002/hyp.1359.

5. Tayfur, G. ANN and Fuzzy Logic Models for Simulating Event-Based Rainfall-Runoff, J. Hydraul. Eng. / G. Tayfur, V. Singh. – 2006. – Volume 132, № 12. – P. 1321–1330.

6. Şen, Z. Comparative fuzzy logic approach to runoff coeffi-cient and runoff estimation, hydrol. Process. / Z. Şen, A. Altunkaynak. – 2006. – Volume 20, № 9. – P. 1993–2009. – Doi: 10.1002/hyp.5992.

7. Lohani, A. K. Comparative study of neural net-work, fuzzy logic and linear transfer function techniques in daily rainfall-runoff modelling under different input domains, hydrol. Process / A. K. Lohani, N. K. Goel, K. K. C. Bhatia. – 2011. – Volume 25, № 2. – P. 175–193. – Doi:10.1002/hyp.7831.

8. Wang, K. H. Comparative Case Study of Rainfall-Runoff Modeling between SWMM and Fuzzy Logic Approach / K. H. Wang, A. Altunkaynak // Journal of Hudroiogic tngineering. – 2012. – Volume 17, № 2. – P. 283–291. – Doi: 10.1061/(asce)he.1943-

5584.0000419.

9. Nath, A. Runoff estimation using modified adaptive neuro-fuzzy inference system / A. Nath, F. Mthethwa, G. Saha // Environmental Engineering Research. – 2020, – Volume 25, № 4. – URL: https://doi.org/10.4491/eer.2019.166.

10. Mustafa, M. Using Box-Jengis method and Huzzy logic in forecasting and controlling time series / M. Mustafa // Iraqi statistical sciences series. – 2012. – P. 167–187.

11. Forest above ground biomass estimation from remotely sensed imagery in the mount Tai area using the RBF ANN algorithm / L. Wang, J. Liu, S. Xu. [et al.] // Intelligent automation & soft computing. – 2017. – P. 1–8.

SLEYMAN Alaa Ali, teacher of the chair of hydraulics and hydraulic engineering

COMPARISON OF RADIAL BASIS FUNCTION AND FUZZY INFERENCE SYSTEM MODELS FOR SURFACE RUNOFF ESTIMATION

Moscow State University of Civil Engineering.
26, Yaroslavskoe Shosse, Moscow, 129337, Russia.
Tel.: +7 (495) 287-49-14; e-mail: alaa-slieman@hotmail.com
Key words: runoff, radial-basis function, artificial neural network, fuzzy inference system.

This study aims to compare Radial Basis Function (RBF) artificial neural network and fuzzy inference system (FIS) in estimating surface runoff at Al- Jawadia station at the entrance of Lake Katina in the Upper Orontes River basin in the Syrian Arab Republic.

© Алаа Слейман, 2025
Получено: 24.02.2025 г.