



Application of Optimized Neuro-Fuzzy Models for Estimation of Water Quality Index in Karun River

M. Lotfi Dashbolagh, M. Najafzadeh*

Water Engineering Department, Graduate University of Advanced Technology, Kerman, Iran

ABSTRACT: Management of water quality is inextricably bound up with making good management decisions and this typical management is at the mercy of predicting the water quality index (WQI). The use of board range of artificial intelligence models for analyzing surface water quality is one of the most efficient techniques to predict water quality parameters and WQI. In the current research, at the first, datasets accumulated from nine hydrometry stations, located in Karun River, were included those of 13 water quality parameters (i.e., dissolved oxygen, chemical oxygen demand, biochemical oxygen demand, electrical conductivity, nitrate, nitrite, phosphate, turbidity, pH, calcium, magnesium, sodium, and water temperature) which was used to estimate WQI. So, to obtain an optimal selection of ANFIS model-feeding-input variables, gamma test (GT), forward selection (FS), and principal component analysis (PCA) evaluations were applied. Ultimately, constant coefficients of membership function used in the ANFIS model were computed by using evolutionary techniques including a genetic algorithm (GA), ant colony optimization (ACO), and particle swarm optimization (PSO) for training the structure of the ANFIS model. Results of statistical assessments indicated that the GT-ANFIS-PSO model with a correlation coefficient of 0.952, mean absolute error of 1.68, and root mean square error of 3.05 had a satisfying performance for prediction of WQI compared with other optimized ANFIS models. Moreover, values of WQI ranged from 30 to 58.4 which were indicative of being relatively poor to the good water quality of Karun River.

Review History:

Received: Feb. 21, 2020

Revised: Mar. 20, 2020

Accepted: Mar. 27, 2020

Available Online: May, 28, 2020

Keywords:

Water quality index

Adaptive neuro-fuzzy inference system

Sensitivity analysis

Heuristic algorithms

Karun river

1. INTRODUCTION

Prediction of water quality index (*WQI*) plays a key role in the monitoring of natural water bodies such as rivers, lakes, estuarine, and ocean environments. There are a variety of conventional methodologies for the estimation of *WQI* in natural rivers [1-3]. The most well-known *WQI* model is associated with the national sanitation foundation (NSF) which has been frequently applied for various real-world problems in water quality monitoring [1-3]. The current *WQI* methodology may occasionally experience several restrictions on water quality applications. The major drawback of the NSF model is related to the lack of available water quality parameters (WQPs) for the calculation of *WQI*. Nowadays, artificial intelligence (AI) models were used to predict *WQI* and WQPs with satisfying accuracy levels [1-3]. Accordingly, the most frequently-used AI models for water quality monitoring are artificial neural networks (ANNs), adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), gene-expression programming (GEP), M5 model tree (MT), and evolutionary polynomial regression (EPR) [1-3]. Hence, this study investigates *WQI* for Karun River by 200 recorded WQPs series data over 16 years beginning in May 1995. In this study, 13 WQPs are used to predict *WQI* based on NSF

*Corresponding author's email: m.najafzadeh@kgut.ac.ir

instructions. Furthermore, the optimal number of WQPs to estimate *WQI* value are obtained by using principal component analysis (PCA), gamma test (GT), and forward selection (FS). Afterward, the ANFIS model is improved in the training stages by three evolutionary algorithms, i.e., particle swarm optimization (PSO), ant colony optimization (ACO), and genetic algorithm (GA). Ultimately, the performance of various optimized ANFIS models is evaluated by different statistical benchmarks, and additionally, the water quality of Karun River is classified.

2. METHODOLOGY

2.1. Case study

In the current study, 13 WQPs including dissolved oxygen ($DO=3.1-29.4$ mg/l), biochemical oxygen demand ($BOD=3.7-40$ mg/l), chemical oxygen demand ($COD=1.06-34.2$ mg/l), potential of hydrogen ($pH=1.5-8.71$), turbidity ($Tur=1-25$ NTU), sodium ($Na^+=1.42-40$ mg/l), magnesium ($Mg^{2+}=2.1-60$ mg/l), electrical conductivity ($EC=1.7-2.2$ dS/m), nitrite ($NO_2^-=0.08-1.2$ mg/l), nitrate ($NO_3^-=0.34-2.7$ mg/l), phosphate ($PO_4^{3-}=0.13-3.21$ mg/l), calcium ($Ca^{2+}=1-35$ mg/l), and temperature ($T=9.3-30.3$ °C) were used to predict monthly *WQI* based on NSF guidelines. All the water quality parameters were accumulated from nine hydrometry stations



(i.e., 5th Bridge, Khoramshahr, Zergan, Kutamir, Deirfam, Marun, Mollasani, Darkhuien, and Nahr-e-Ghasbeh) in the Karun River. All the observational datasets have been ranged in May 1995- Jan 2012. According to the NSF guidelines, *WQI* values are obtained by recorded WQPs and there are seven classifications for *WQI* values: very poor ($WQI < 15$), poor ($WQI = 15-29.9$), relative poor ($WQI = 30-44.9$), moderate ($WQI = 45-55$), relative moderate ($WQI = 55.1-70$), good ($WQI = 70.1-85$), and very good ($WQI > 85$). Furthermore, the following relationship is generally used to develop ANFIS:

$$WQI = \varphi(\text{DO}, \text{BOD}, \text{COD}, \text{pH}, \text{Tu}, \text{EC}, \text{Ca}^{2+}, \text{Na}^+, \text{Mg}^{2+}, \text{NO}_2^-, \text{NO}_3^-, \text{PO}_4^{3-}, \text{T}) \quad (1)$$

2.2. Optimal selection of WQPs

In this research, three well-known sensitivity analyses were used to choose the optimal number of WQPs. In the first place, FS techniques select 10 water quality parameters (i.e., *BOD*, *COD*, *DO*, PO_4^{3-} , *EC*, pH, NO_3^- , Mg^{2+} , Ca^{2+} , *Tu*) among 13 WQPs, as the most contributory factors on the prediction of *WQI* values. Additionally, the results of the gamma test (GT) indicated that *COD* and Mg^{2+} have the lowest level of contribution on the estimation of *WQI*. Hence, the rest of the WQPs (11 input variables) can be used to develop the ANFIS technique. Finally, the PCA technique converted 13 WQPs into four components as 4 input variables.

3. Development of ANFIS model

In this section, Fuzzy C Mean (FCM) was used to generate the structure of the ANFIS model. Several clusters in the ANFIS model are in close connection with some input variables. In this way, there are 4, 10, and 11 clusters (or fuzzy rules) for the application of preprocessing-data-strategies: PCA, FS, and GT, respectively. Moreover, weighting coefficients associated with Gaussian Membership Functions were optimized by GA, PSO, and ACO.

4. RESULTS AND DISCUSSION

To assess the performance of ANFIS models underlying evolutionary algorithms, three statistical benchmarks such as the correlation of coefficient (*R*), root mean squared error (*RMSE*) and mean absolute error (*MAE*) were employed. Under applying PCA, ANFIS-PSO had the best performance ($R=0.88$, $RMSE=3.45$, and $MAE=2.54$) in the training stage compared with the ANFIS-ACO and ANFIS-GA techniques. Also, in the testing phase, ANFIS-PSO with *R* of 0.89, *RMSE* of 3.41, and *MAE* of 2.69 predicted the *WQI* with most accuracy level than ANFIS-GA ($R=0.84$, $RMSE=3.7$, and $MAE=2.84$) and ANFIS-ACO ($R=0.83$, $RMSE=3.51$, and $MAE=2.95$).

In the case of FS application, the performance of the training phase demonstrated that ANFIS-GA ($R=0.942$, $RMSE=3.16$, and $MAE=1.82$) had the most accurate estimation for the *WQI* in comparison with ANFIS-ACO and ANFIS-GA techniques. From testing results, it was found that the application of PSO into the structure of the ANFIS model ($R=0.943$, $RMSE=3.13$, and $MAE=1.87$) provided a compromising estimation of *WQI* rather than ANFIS-GA ($R=0.88$, $RMSE=3.5$, and $MAE=2.1$) and ANFIS-ACO ($R=0.889$, $RMSE=3.49$, and $MAE=2.21$). As GT was applied as a preprocessing-data-technique, statistical results of the training phase showed that ANFIS-PSO ($R=0.88$, $RMSE=3.45$, and $MAE=2.54$) had superiority to other optimized ANFIS models. Furthermore, it was inferred from testing results that the ANFIS-PSO model ($R=0.89$, $RMSE=3.41$, and $MAE=2.69$) produced the most convincing efficiency for *WQI* estimation when compared to ANFIS-GA ($R=0.84$, $RMSE=3.7$, and $MAE=2.84$) and ANFIS-ACO ($R=0.83$, $RMSE=2.95$, and $MAE=3.51$). Overall, statistical benchmarks given by training and testing stages demonstrated that GT-ANFIS-PSO had the most successful performance in the *WQI* estimation than other ANFIS models fed by PCA and FS.

5. CONCLUSION

In this research, the *WQI-NSF* values of Karun River were predicted by using optimized ANFIS techniques. Results of statistical assessments indicated that FS and GT strategies had the highest impact on reducing the number of WQPs, leading to the optimal selection of input variables for feeding the ANFIS technique. Furthermore, the application of PSO to train GMFs utilized in ANFIS had the most accurate performance when compared with ANFIS-GA and ANFIS-ACO. In addition to this, Moreover, *WQI* for Karun River was between 30 and 58.4 which have been classified into relatively poor to good quality. Concerning the best ANFIS model, it can be used to monitor and management the water quality of Karun River as a cost-effective method.

REFERENCES

- [1] Z.M.Yaseen, M.M.Ramal, L.Diop, O.Jaafar, V.Demir, O. Kisi, Hybrid adaptive neuro-fuzzy models for water quality index estimation, *Water Resources Management*, 32(7) (2018) 2227-2245.
- [2] M. Najafzadeh, A. Ghaemi, S. Emamgholizadeh, Prediction of water quality parameters using evolutionary computing-based formulations, *International Journal of Environmental Science and Technology*, 16(10) (2019) 6377-6396.
- [3] M. Najafzadeh, A. Ghaemi, Prediction of the five-day biochemical oxygen demand and chemical oxygen demand in natural streams using machine learning methods, *Environmental monitoring and assessment*, 191(6) (2019) 380.

HOW TO CITE THIS ARTICLE

M. Lotfi Dashbolagh, M. Najafzadeh, Application of Optimized Neuro-Fuzzy Models for Estimation of Water Quality Index in Karun River, Amirkabir J. Civil Eng., 53(8) (2021) 763-766.

DOI: [10.22060/ceej.2020.17973.6725](https://doi.org/10.22060/ceej.2020.17973.6725)





کاربرد مدل‌های بهینه‌سازی در تخمین شاخص کیفی آب رودخانه‌های کارون

محمد نجف زاده*، محمد لطفی داشبلاغ

دانشکده مهندسی عمران و نقشه‌برداری، دانشگاه تحصیلات تکمیلی کرمان، کرمان، ایران.

تاریخچه داوری:

دریافت: ۱۳۹۸/۱۲/۰۲

بازنگری: ۱۳۹۹/۰۲/۰۱

پذیرش: ۱۳۹۹/۰۲/۰۸

ارائه آنلاین: ۱۳۹۹/۰۳/۰۸

کلمات کلیدی:

شاخص کیفی آب

سیستم‌های استنتاجی عصبی-

فازی تطبیقی

آنالیز حساسیت

الگوریتم‌های فراکاوشی

رودخانه کارون

خلاصه: مدیریت کیفیت آب مستلزم اتخاذ تصمیمات صحیح مدیریتی است و لازمه این امر پیش‌بینی و تخمین کیفیت آب در بدنه‌های آبی می‌باشد. استفاده از روش‌های هوش مصنوعی از جمله مدل‌های کارا در پیش‌بینی متغیرها و شاخص‌های کیفیت آب می‌باشد. در این تحقیق، در ابتدا با استفاده از سیزده متغیر ورودی کیفیت آب شامل اکسیژن محلول، اکسیژن موردنیاز شیمیایی، اکسیژن موردنیاز بیولوژیکی، هدایت الکتریکی، نیترات، نیتريت، فسفات، کدورت، شاخص اسیدیته، کلسیم، منیزیم، سدیم و دما مقادیر شاخص کیفی (WQI) ماهانه بر اساس دستورالعمل موسسه بهداشت ملی (NSF) برای نه ایستگاه آب‌سنجی رودخانه کارون تخمین زده شده است. سپس، از روش‌های آنالیز حساسیت آزمون گاما (GT)، آنالیز مؤلفه‌های اصلی (PCA) و انتخاب پیشرو متغیرها (FS) به منظور دست‌یابی به انتخاب بهینه متغیرهای ورودی به مدل هوشمند سیستم استنتاجی عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده گردید. در نهایت، ضرایب ثابت توابع عضویت موجود در ساختار مدل ANFIS با استفاده از چهار الگوریتم‌های بهینه‌ساز کلونی مورچگان (ACO)، وراثتی (GA) و ازدحام ذرات (PSO) محاسبه گردیدند. نتایج شاخص‌های آماری نشان داد که مدل ترکیبی GT-ANFIS-PSO با داشتن مقادیر ضریب همبستگی، میانگین خطای مطلق و جذر میانگین مربعات خطا به ترتیب برابر با ۰/۹۵۲، ۰/۱۶۸ و ۳/۰۵ در مرحله آزمایش در مقایسه با سایر مدل‌های ترکیبی دارای عملکرد بهتری می‌باشد. همچنین، مقادیر شاخص کیفی آب در بازه ۲۰ تا ۵۸/۴ قرار گرفتند که بیانگر کیفیت نسبتاً بد تا خوب آب رودخانه کارون می‌باشد.

۱- مقدمه

برای بررسی کیفیت آب و در ادامه آن تخمین شاخص کیفی آب موجود می‌باشد که از جمله آن‌ها مدل‌های هوش مصنوعی^۱ (AI) است [۱]. در سال‌های اخیر، محققین حوزه مدیریت منابع آب تحقیقات زیادی انجام داده و روش‌های هوشمند مختلفی را جهت پیش‌بینی کیفیت آب و پارامترهای کیفی آن ارائه داده‌اند. کاکس [۲] به مرور مدل‌های عددی جهت ارزیابی اکسیژن محلول در رودخانه‌های جاری در اراضی کم ارتفاع و در کشور انگلستان بر اساس مطالعات قبلی پرداخت. این تحقیق نشان داد که برخی عدم قطعیت‌ها در معادلات مدل‌های عددی وجود دارد بنابراین اثرات عدم قطعیت باید در هر مدل کیفیت آب آنالیز شده باشد. سینک و همکاران [۳] مدل هوشمند شبکه

آب یکی از مهم‌ترین عوامل حیاتی است که هر موجود زنده‌های برای ادامه زندگی به آن نیاز دارد. منابع آب در کشور ما بسیار محدود است و این منابع محدود در معرض انواع آلودگی‌ها قرار دارند، از این رو لزوم توجه به کیفیت آن پرواضح است. پیش‌بینی کیفیت آب یک عامل کلیدی در مدیریت منابع آب رودخانه‌ها می‌باشد و یک مدیر را به انتخاب یک تصمیم رضایت‌بخش در شرایط مختلف قادر می‌سازد. لذا ارزیابی شاخص کیفی آب^۱ (WQI) رودخانه می‌تواند در پالایش آلاینده‌ها عامل مهمی محسوب می‌شود. روش‌های عددی بسیاری

1 Water Quality Index

* نویسنده عهده‌دار مکاتبات: moha.najafzadeh@gmail.com



تطبیقی^۹ (ANFIS) با خوشه‌بندی فازی^{۱۰} (FCM)، شبکه‌بندی^{۱۱} (GP) و خوشه‌بندی کاهشی^{۱۲} (SC) را جهت تخمین شاخص‌های کیفی آب در رودخانهٔ سلانگور مالزی مورد استفاده قرار دادند. نتایج تحقیق ایشان حاکی از توانایی بالای این روش‌های ترکیبی هوشمند جهت پیش‌بینی پارامترهای کیفی بود. نجف زاده و همکاران [۸] سه شاخص کیفی اکسیژن مورد نیاز شیمیایی^{۱۳} (COD)، BOD و DO را در رودخانهٔ کارون با استفاده از مدل‌های برنامه‌نویسی بیان ژن^{۱۴} (GEP)، رگرسیون چندجمله‌ای تکاملی^{۱۵} (EPR) و مدل درخت^{۱۶} (MT) ارزیابی کردند. بعد از بررسی نتایج مراحل آموزش و آزمایش این رویکردها، مشخص شد که روش EPR در ارزیابی پارامترهای COD و DO در مقایسه با سایر روش‌ها دارای برتری نسبی است. اخیراً نیز نجف زاده و قائمی [۹] با بکارگیری دو روش داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبان^{۱۷} (SVM) و رگرسیون اسپلاین تطبیقی چند متغیره^{۱۸} (MARS) توانستند غلظت‌های BOD و COD در رودخانهٔ کارون را برای نه ایستگاه آب‌سنجی تخمین بزنند. نتایج مطالعهٔ ایشان حاکی از دقت بالای مدل‌های پیشنهادی در مقایسه با مدل‌های رگرسیون خطی و غیر خطی بود. همچنین، بانژاد و همکاران [۱۰] با بکارگیری مدل هوشمند شبکه عصبی بر مبنای تئوری موجک تخمین دقیقی را از پارامترهای کیفی (کل جامدات محلول، هدایت الکتریکی و نسبت جذب سدیم) رودخانه‌های جاجرود تهران و قره سو کرمانشاه ارائه دهند. همچنین مجردی و همکاران [۱۱] با بکارگیری مدل‌های هوشمند GEP و ANN شاخص کیفی آب با استفاده از دستورالعمل مؤسسهٔ بهداشت ملی^{۱۹} (NSF) را برای شش ایستگاه آب‌سنجی (ورسک، پل سفید، شیرگاه، تالار، کیاکلا و عربخیل) واقع در استان مازنداران تخمین زدند. نتایج حاصل از تحقیقات ایشان نشان داد که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش برنامه‌نویسی بیان ژنی دارای عملکرد بهتری می‌باشد. منابع آب در کشور ما نیز بسیار محدود است و این منابع محدود

عصبی مصنوعی^۱ (ANN) را برای محاسبهٔ میزان اکسیژن محلول^۲ (DO) و اکسیژن مورد نیاز شیمیایی^۳ (BOD) در رودخانهٔ گومتی هند به کار بردند. آنها یازده متغیر کیفی آب را به عنوان ورودی مدل انتخاب کردند. نتایج نشان داد که مقادیر DO و BOD محاسبه شده توسط مدل ANN با مقادیر متناظر اندازه‌گیری شده در آب رودخانه بسیار نزدیک به هم بودند. با توجه به نتایج، آنها مدل ANN را به عنوان ابزاری مناسب جهت محاسبهٔ پارامترهای کیفی آب پیشنهاد کردند. تامیک و همکاران [۴] پارامتر BOD در رودخانهٔ دانوب شهر نووی سد صربستان را با استفاده از مدل‌های شبکهٔ عصبی رگرسیونی تعمیم یافته^۴ (GRNN) دارای متغیرهای ورودی مکانی وابسته به زمان مدل‌سازی کردند. بهینه‌سازی مدل انجام شده در سه مرحله انجام گرفت و در نتیجهٔ آن دو مدل 1-GRNN و 2-GRNN توسعه داده شد. این دو مدل نشان دادند که انطباق قابل قبولی بین مقادیر BOD پیش‌بینی شده و واقعی وجود دارد. حمید و همکاران [۵] جهت بررسی و شبیه‌سازی رابطه‌های شاخص‌های کیفی آب و پیش‌بینی این شاخص‌ها با استفاده از متغیرهای کیفی آب در یک محیط گرمسیری در رودخانه‌های لانگلات و کلانگ مالزی، دو الگوریتم متفاوت ANN شامل شبکهٔ عصبی تابع پایه شعاعی^۵ (RBF-NN) و شبکهٔ عصبی انتشار برگشتی^۶ (BP-NN) را به کار بردند. نتایج تحقیق آنها نشان داد که مدل RBF-NN به دلیل تشخیص بیشتر و پیشرفت قابل توجه در مدل‌سازی، ابزاری مناسب جهت پیش‌بینی شاخص‌های کیفی آب می‌باشد و همچنین کاربرد مدل مذکور در کاهش تعداد پارامترهای کیفی بدون از دست دادن اطلاعات مفید مؤثر واقع شد. رجایی و همکاران [۶] جهت پیش‌بینی پتانسیل هیدروژن^۷ (pH) روزانه در رودخانهٔ چاتاهوچی آتلانتا در آمریکا مدل شبکه عصبی مصنوعی بر پایه تابع موجک^۸ (W-ANN) را پیشنهاد نمودند. نتایج تحقیق ایشان نشان داد که مقادیر پیش‌بینی شدهٔ pH توسط مدل W-ANN نسبت به مقادیر مشاهده‌ای، در مقایسه با سایر مدل‌های یادگیری ماشین بسیار نزدیک می‌باشند. یاسین و همکاران [۷] ترکیب مدل سیستم استنتاجی فازی-عصبی

9 Adaptive Neurofuzzy Inference System

10 Fuzzy C Mean

11 Grid Partitioning

12 Subtractive Clustering

13 Chemical Oxygen Demand

14 Gene-Expression Programming

15 Evolutionary Polynomial Regression

16 Model Tree

17 Multivariate Adaptive Regression Spline

18 Support Vector Machine

19 National Sanitation Foundation

1 Artificial Neural Network

2 Dissolved Oxygen

3 Biochemical Oxygen Demand

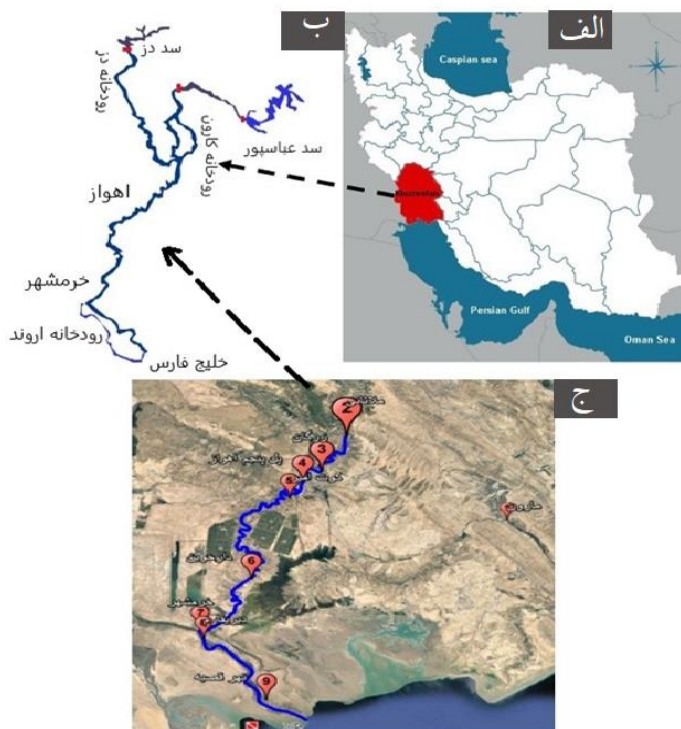
4 Generalized Regression Neural Network

5 Radial Basis Function-Neural Network

6 Back Propagation-Neural Network

7 Potential of Hydrogen

8 Wavelet-Neural Network



شکل ۱. الف- موقعیت منطقه مورد مطالعه بر روی نقشه ایران، ب- نمایی از سرشاخه های رودخانه کارون، ج- موقعیت ایستگاههای مورد مطالعه بر روی رودخانه کارون

Fig. 1. (a) Location of under study area on Iran Country, (b) overview of Karun River, and (c) location of under study stations

پنجم اهواز، خرمشهر، زرگان، کوتامیر، دیریفارم، مارون، دارخوین، ملاتانی و نهر قصبه استفاده می گردد. موقعیت جغرافیایی ایستگاه-های مذکور در شکل ۱ نشان داده شده است. این ایستگاهها در حوضه رودخانه کارون واقع شده اند که به خوبی در شکل نشان داده شده اند.

در این تحقیق شاخص کیفی آب با در نظر گرفتن پارامترهای کیفی مؤثر بر آن مورد ارزیابی قرار گرفته است. همچنین مقادیر WQI با استفاده از نمودارهای مربوط به مؤسسه بهداشت ملی محاسبه شده اند. در واقع روش مذکور، رایج ترین شاخص جهت ارزیابی کیفی آبهای سطحی می باشد که تاکنون مورد استفاده قرار گرفته است. نکته قابل تامل در محاسبه WQI این است که ضرایب وزنی هر یک از پارامترهای کیفی آب حالت کلی دارند و برای رودخانهها و سایر جریانهای سطحی موجود در کشور آمریکا صادق می باشند. لذا به منظور دستیابی به مقادیر شاخص کیفی آب که انطباق بیشتری با واقعیت دارد، می توان از ضرایب وزنی محلی نیز استفاده نمود. ضرایب وزنی کلی و محلی نیز در مراجع ارائه شده است [۱۲]. در مطالعه حاضر به منظور تحقیق جامع، شاخص کیفی آب تابعی از سیزده

در معرض آلودگیها هستند از این رو نیاز به توجه و به دنبال آن ارزیابی کیفیت منابع آب در کشور امری ضروری می نماید. در این مطالعه، شاخص کیفی آب رودخانه کارون به عنوان طولانی ترین رود ایران با استفاده از سیزده پارامتر کیفی بر اساس دستور العمل NSF محاسبه گردید. سپس با تشکیل پایگاه اطلاعات داده های کیفی رودخانه کارون با ۲۰۰ نمونه ثبت شده در دوره ۱۶ ساله (۱۳۷۴-۱۳۹۰)، مدل هوشمند ANFIS جهت تخمین شاخص کیفی آب توسعه می یابد. همچنین، نتایج مدل هوشمند ANFIS با استفاده از معیارهای آماری مورد ارزیابی قرار می گیرد.

۲- مواد و روش ها

رودخانه کارون با حوضه آبریزی به مساحت ۶۷۲۵۷ کیلومتر مربع و طولی معادل ۹۵۰ کیلومتر، مهم ترین و طولانی ترین رودخانه ایران می باشد که بارش مناطق وسیعی را جمع آوری کرده و به خلیج فارس انتقال می دهد. این رودخانه آب مورد نیاز ۱۶ شهر، چندین روستا و هزاران هکتار از زمینهای کشاورزی را تأمین می نماید [۱]. در این تحقیق از اطلاعات کیفی نه ایستگاه اندازه گیری شامل پل

جدول ۱. محدوده داده های مورد مطالعه
Table 1. Range of under study data

ردیف	متغیر	واحد	کمترین مقدار	بیشترین مقدار	میانگین	انحراف معیار	ضریب تغییرات (%)
۱	DO	mg/L	۳/۱	۲۹/۴	۱۲/۹۱	۶/۲۹	۴۸/۷
۲	BOD	mg/L	۳/۷	۴۰	۱۹/۲۱	۱۰/۲۸	۵۳/۵
۳	COD	mg/L	۱/۰۶	۳۴/۲	۱۵/۸۶	۹/۳۰	۵۸/۶
۴	pH	-	۱/۵	۸/۷۱	۷/۱۵	۰/۷۷	۱۰/۸
۵	Tu	NTU	۱	۲۵	۷/۱۰	۵/۳۰	۷۴/۶
۶	EC	dS/m	۱/۷	۲/۲	۴/۷۲	۱/۶۲	۳۴/۳
۷	Ca ²⁺	mg/L	۱	۳۵	۱۲/۴۷	۹/۲۰	۷۳/۸
۸	Na ⁺	mg/L	۱/۴۲	۴۰	۱۸/۴۸	۷/۵۰	۴۰/۶
۹	Mg ²⁺	mg/L	۲/۱	۶۰	۱۳/۲۱	۱۱/۷۴	۸۸/۹
۱۰	NO ₂ ⁻	mg/L	۰/۰۸	۱/۲	۰/۴۲	۰/۳۱	۷۳/۸
۱۱	NO ₃ ⁻	mg/L	۰/۳۴	۲/۷	۱/۰۱	۰/۳۸	۳۷/۶
۱۲	PO ₄ ³⁻	mg/L	۰/۱۳	۳/۲۱	۱/۲۱	۰/۷۸	۶۴/۴
۱۳	T	°C	۹/۳	۳۰/۳	۲۱/۸۸	۶/۲۰	۲۸/۳
۱۴	WQI	-	۲۰/۰۲	۵۸/۴۱	۳۶/۷۵	۹/۳۸	۲۵/۵

مقدار، بیشترین مقدار و شاخصهای آماری میانگین، انحراف معیار^{۱۰} و ضریب تغییرات^{۱۱} آنها در جدول ۲ قابل مشاهده میباشد. همانطور که در جدول نشان داده شده است متغیر pH بدون واحد میباشد همچنین واحد اندازهگیری متغیر هدایت الکتریکی، دسیزیمنس بر متر، واحد اندازهگیری کدورت، کدورت یک نمونه منفرد (NTU)^{۱۲} و واحد دما، درجه سانتیگراد میباشد. همچنین سایر پارامترهای کیفی نیز برحسب میلی گرم بر لیتر اندازهگیری میشوند. همچنین بیشترین ضریب تغییرات مربوط به پارامتر Mg²⁺ با CV=۸۸/۹ میباشد که نشان از پراکندگی بیشتر این متغیر نسبت به سایر متغیرها دارد.

به منظور بررسی اثرگذاری متغیرهای ورودی بر روی شاخص-های کیفی، میتوان از آزمونهای آماری آنالیز مولفه اصلی^{۱۳} (PCA) انتخاب پیشرو^{۱۴} (FS) و آزمون گاما^{۱۵} (GT) نیز استفاده نمود؛ به-طوری که آزمونهای مذکور قادر به کاهش حجم محاسبات (متغیرهای ورودی) روشهای هوش مصنوعی میگرددند. در ادامه شرح مختصری از روشهای کاهش بعد ارائه شده است.

متغیر کیفی شامل DO، COD، BOD، pH هدایت الکتریکی^۱ (EC)، نترات^۲ (NO₃⁻)، نیتريت^۳ (NO₂⁻)، فسفات^۴ (PO₄³⁻)، کدورت^۵ (Tu)، کلسیم^۶ (Ca²⁺)، منیزیم^۷ (Mg²⁺)، سدیم^۸ (Na⁺) و دما^۹ (T) در نظر گرفته شده است:

$$WQI = \varphi (DO, BOD, COD, pH, Tu, EC, Ca^{2+}, Na^+, Mg^{2+}, NO_2^-, NO_3^-, PO_4^{3-}, T) \quad (1)$$

لازم به ذکر است که پارامترهای کیفی مورد استفاده در تحقیق حاضر از اطاعات ثبت شده از سازمان آب و برق خوزستان اخذ شدهاند. بدین منظور، ۲۰۰ سری دادههای مورد استفاده به صورت ماهانه از نه ایستگاه آب‌سنجی مذکور رودخانه کارون برای دوره ۱۶ ساله از خرداد سال ۱۳۷۴ تا دی ماه ۱۳۹۰ تهیه شده است. همچنین پارامتر دما به طور غیر مستقیم برای به دست آوردن اکسیژن محلول اشباع مورد استفاده قرار گرفته است. محدوده دادههای ورودی شامل کمترین

- 1 Electrical Conductivity
- 2 Nitrate
- 3 Nitrite
- 4 Phosphate
- 5 Turbidity
- 6 Calcium
- 7 Magnesium
- 8 Sodium
- 9 Temperature

- 10 Standard Deviation
- 11 Coefficient of Variance
- 12 Nephelometric Turbidity Unit
- 13 Principle Component Analysis
- 14 Forward Selection
- 15 Gamma Test

جدول ۳. نتایج روش انتخاب پیشرو جهت انتخاب بهینه پارامترهای کیفی

Table 3. Results of FS model to select optimum water quality parameters

زیرمجموعه ورودی	R^2
<i>BOD</i>	۰/۸۱۵
<i>BOD, COD</i>	۰/۸۵۹
<i>BOD, COD, DO</i>	۰/۸۸۹
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻</i>	۰/۹۱۱
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻, EC</i>	۰/۹۴۸
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻, EC, pH</i>	۰/۹۶۰
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻, EC, pH, NO₃⁻</i>	۰/۹۶۷
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻, EC, pH, NO₃⁻, Mg²⁺</i>	۰/۹۷۰
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻, EC, pH, NO₃⁻, Mg²⁺, Ca²⁺</i>	۰/۹۷۲
<i>BOD, COD, DO, PO₄³⁻, EC, pH, NO₃⁻, Mg²⁺, Ca²⁺, Tu</i>	۰/۹۷۳

همبستگی مثبت یا منفی بالاتر) به عنوان اولین گزینه جهت ورود به معادله انتخاب می شوند. در واقع تنها متغیرهای با ضریب همبستگی مثبت یا منفی بالاتر انتخاب می گردند. در این روش که بر پایه مدل رگرسیون خطی می باشد، اولین گام مرتب سازی متغیرهای تشریحی^۱ بر طبق متغیرهای وابسته (از بیشترین به کمترین مقدار متغیرهای همبسته) می باشد. سپس آن متغیر تشریحی که بهترین همبستگی را با متغیرهای وابسته دارد به عنوان اولین ورودی انتخاب می شود. سپس همه متغیرهای باقیمانده یک به یک بر طبق مقادیر همبستگی مربوطه با متغیر خروجی و در نهایت متغیری که بالاترین ضریب تبیین را داشته به عنوان دومین ورودی انتخاب می شوند. توضیحات بیشتر در مورد روش انتخاب پیش-رو در مراجع ارائه شده است [۱۳]. نتایج روش FS در جدول ۳ نشان داده شده اند. همان طور که در جدول نشان داده شده است نه متغیر ورودی طبق اهمیتی که دارند به عنوان متغیرهای ورودی انتخاب شده اند. در نهایت ۹ متغیر منتخب به ترتیب شامل *BOD*، *COD*، *DO*، *PO₄³⁻*، *EC*، *pH*، *NO₃⁻*، *Mg²⁺* و *Ca²⁺* می باشند.

طبق نتایج و همان گونه که در جدول نشان داده شده است بعد از زیرمجموعه نهم که در آن $R^2=0/972$ می باشد تغییرات ضریب همبستگی ناچیز می باشد، به همین دلیل متغیرهای مربوط به این مقدار انتخاب شده اند.

جدول ۲. ماتریس چهار مؤلفه اصلی
Table 2. Matrix of four principle components

متغیرهای ورودی	مؤلفه			
	۱	۲	۳	۴
BOD	۰/۸۵۷	۰/۰۱۷	-۰/۰۳۰	۰/۱۹۴
COD	۰/۷۷۸	۰/۳۷۶	-۰/۱۶۳	۰/۰۵۹
DO	۰/۶۰۹	۰/۰۲۴	-۰/۳۱۸	۰/۱۷۸
EC	-۰/۰۹۶	۰/۵۷۳	۰/۲۷۳	۰/۵۴۴
NO ₃ ⁻	۰/۰۵۲	۰/۷۴۲	-۰/۰۰۲	-۰/۲۴۰
PO ₄ ³⁻	۰/۸۴۵	-۰/۰۸۷	-۰/۰۴۲	-۰/۰۳۳
Tu	۰/۵۲۳	-۰/۶۵۶	۰/۱۶۴	-۰/۱۱۷
pH	۰/۰۵۶	-۰/۰۶۸	۰/۵۶۱	-۰/۶۳۹
Ca ²⁺	۰/۳۱۴	۰/۶۷۵	۰/۰۱۰	-۰/۱۹۵
Mg ²⁺	۰/۲۴۰	۰/۱۷۳	-۰/۶۹۲	-۰/۳۳۱
Na ⁺	۰/۴۷۲	۰/۰۷۲	۰/۲۵۱	-۰/۰۷۱
T	۰/۰۵۱	۰/۳۱۸	۰/۴۹۸	-۰/۴۱۲
NO ₂ ⁻	۰/۷۸۷	-۰/۱۴۴	۰/۵۲	-۰/۰۰۴

۱-۲- بکارگیری آزمون آنالیز مؤلفه اصلی (PCA)

آنالیز مؤلفه اصلی از روشهای آماری چند متغیره می باشد که می توان از آن برای کاهش پیچیدگی تحلیل متغیرهای اولیه مسأله (ورودیها) در مواردی که حجم زیادی از اطلاعات وجود دارد و همچنین برای تفسیر بهتر اطلاعات استفاده نمود. با اعمال این روش، متغیرهای اولیه به مؤلفه های جدید و مستقل از یکدیگر با ضریب همبستگی صفر برای هر دو مؤلفه تبدیل می شوند. مؤلفه های جدید ایجاد شده ترکیبی خطی از متغیرهای اولیه هستند. با استفاده از این روش ترکیباتی از متغیرهای اولیه برای ایجاد مؤلفه های مستقل ایجاد میشود. عدم همبستگی بین این مؤلفه ها یک ویژگی مفید است، زیرا عدم همبستگی به این معنی است که مؤلفه ها جنبه های متفاوتی از متغیرهای اولیه را نشان می دهند. در نهایت چهار مؤلفه به عنوان مؤلفه های اصلی گزینش شدند. در جدول ۲ ماتریس مؤلفه ها نشان داده شده است که مربوط به چهار مؤلفه اصلی می باشد.

۲-۲- آزمون انتخاب پیشرو متغیرها (FS)

روش انتخاب پیشرو متغیرها، روشی در انتخاب متغیرهای مستقل می باشد که در آن متغیرهایی که از معیارهای لازم جهت ورود به معادله رگرسیون برخوردار می باشند (متغیرهای مستقل با ضریب

1 Explanatory Vvariables

۳-۲- آزمون گاما (GT)

جدول ۴. مقادیر آزمون گاما و ضریب ν مربوط به شاخص کیفی آب
Table 4. Values of GT and corresponding ' ν ' related to the water quality parameters

ردیف	متغیرهای ورودی	مقدار گاما	مقدار ضریب ν
۱	All inputs	۵/۳۷۶	۰/۰۶۱۱
۲	All inputs- BOD	۸/۶۶۸	۰/۰۹۸۵
۳	All inputs-COD	۲/۶۵۳	۰/۰۳۰۱
۴	All inputs-DO	۷/۱۴۴	۰/۰۸۱۲
۵	All inputs-EC	۵/۱۷۹	۰/۰۵۸۸
۶	All inputs - NO ₃ ⁻	۵/۲۶۴	۰/۰۵۹۸
۷	All inputs- PO ₄ ³⁻	۵/۵۳۰	۰/۰۶۲۸
۸	All inputs-Tu	۵/۵۵۷	۰/۰۶۳۲
۹	All inputs-pH	۵/۳۵۴	۰/۰۶۰۸
۱۰	All inputs - Ca ²⁺	۹/۸۵۳	۰/۱۱۶۲
۱۱	All inputs - Mg ²⁺	۱/۱۴۴	۰/۰۱۳۰
۱۲	All inputs - Na ⁺	۳/۵۳۳	۰/۰۴۰۱
۱۳	All inputs - T	۵/۷۳۴	۰/۰۶۵۲
۱۴	All inputs - NO ₂ ⁻	۵/۳۶۵	۰/۰۶۱۰

یکی از مهم‌ترین مراحل مدل سازی با مدل هوشمند ANFIS انتخاب پارامترهای ورودی بهینه به منظور افزایش دقت و کارایی مدل و کاهش هزینه‌ها و زمان مصرفی در مدل‌سازی است. آزمون گاما ابزاری مناسب برای تعیین ترکیب بهینه ورودیها و تعداد داده‌های مناسب برای رسیدن به کمترین میانگین مربعات خطا^۱ (MSE) در هرگونه مدل‌سازی است. در واقع با استفاده از آزمون گاما می‌توان بهینه‌ترین ترکیب ورودی-ها و مناسبترین تعداد داده‌ها را که منجر به کمترین خطای میانگین مربعات در هرگونه مدل‌سازی غیرخطی پیوسته می‌شود، تعیین نمود [۱۳]. در این تحقیق جهت مشخص نمودن تأثیر متغیرهای ورودی بر خروجی که همان شاخص کیفی آب می‌باشد، از آزمون گاما استفاده شده است. در واقع آنالیز حساسیت^۲ ورودیها توسط آزمون گاما انجام می‌گیرد. در این روش در هر نوبت یکی از متغیرهای ورودی مدل حذف شده و مقدار گاما و ضریب ν برای دوازده ورودی و خروجی شاخص کیفیت محاسبه می‌شود. نتایج آزمون گاما در جدول ۴ قابل مشاهده است که نشان دهنده تأثیر هر یک از پارامترهای ورودی بر شاخص کیفی آب می‌باشد. نتایج جدول ۴ نشان می‌دهد که پارامتر BOD با داشتن بیشترین مقدار گاما و ضریب ν و پارامتر Mg²⁺ با داشتن کمترین مقدار گاما و ضریب ν ، بیشترین و کمترین تأثیر را بر خروجی دارند. از آنجایی که پارامترهای Mg²⁺ و COD دارای کمترین مقدار گاما می‌باشند از ورودیها حذف می‌گردند.

پیوست، (۴) به دست آوردن مقدار شاخص برای هر پارامتر کیفی با استفاده از منحنی‌های رتبه بندی و (۵) محاسبه مقدار شاخص می‌باشند. در مرحله پنج محاسبه شاخص کیفی آب با استفاده از رابطه زیر انجام می‌گردد:

$$WQI = \left[\prod_{i=1}^n I_i^{w_i} \right]^{\frac{1}{\psi}} \quad (2)$$

که در آن W_i وزن پارامتر i ام، n تعداد پارامترها، I_i مقدار شاخص برای پارامتر i ام از منحنی رتبه بندی و $\psi = \sum_{i=1}^n W_i$ می‌باشد. همچنین مقادیر W_i در جدول مقادیر ضرایب وزنی اصلاح شده محلی در پیوست موجود می‌باشند که این مقادیر در ایران مورد استفاده قرار می‌گیرد. لازم به ذکر است که در مرحله دوم جهت محاسبه اکسیژن محلول اشباع نیاز به دمای آب می‌باشد به همین دلیل پارامتر دما در پارامترهای ورودی گنجانده شده است. در حقیقت مقادیر اکسیژن محلول اشباع تابعی از دمای آب می‌باشد که از نمودار موجود در منابع محاسبه می‌گردد [۱۴]. در نهایت ارزیابی توصیفی مقادیر شاخص کیفی آب از طریق جدول ۵ محاسبه می‌گردد.

۴-۲- محاسبه شاخص کیفی آب

در این تحقیق ابتدا شاخص کیفی آب ایران باتوجه به پارامترهای ورودی و با مراجعه به نمودارها و جداول مربوطه موجود در مراجع محاسبه شاخص کیفیت آب ایران محاسبه گردید سپس با توجه به پارامترهای موجود و نتایج به دست آمده با روش ANFIS شاخص کیفی آب مدل‌سازی شد. برای محاسبه شاخص کیفی آب به صورت تئوری با استفاده از دستورالعمل بنیاد بهداشت ملی، پارامترهای کیفی (متغیرهای ورودی) به دست آمده از رودخانه کارون در پنج مرحله انجام شد که این مراحل شامل (۱) انتخاب پارامترهای ورودی، (۲) تبدیل غلظت اکسیژن محلول به درصد اشباع در صورت نیاز، (۳) تعیین ضرایب وزنی هر پارامتر کیفی با استفاده از جدول موجود در

1 Mean Squared Error
2 Sensitivity Analysis

جدول ۵. وضعیت توصیفی کیفیت آب بر اساس دستورالعمل NSF
Table 5. Descriptive condition of water quality based on NSF guidelines

توصیف شاخص کیفی آب	محدوده WQI
خیلی بد	کمتر از ۱۵
بد	۱۵-۲۹/۹
نسبتا بد	۳۰-۴۴/۹
متوسط	۴۵-۵۵
نسبتا خوب	۵۵/۱-۷۰
خوب	۷۰/۱-۸۵
بسیار خوب	بیشتر از ۸۵

$$x^i[t+1] = x^i[t] + v^i[t+1] \quad (4)$$

که در آن $x^i[t]$ ، $v^i[t]$ ، $x^{ibest}[t]$ و $x^{gbest}[t]$ به ترتیب بیانگر موقعیت کنونی ذره، سرعت حرکت ذره، بهترین موقعیت ذره و بهترین موقعیت مجموعه ذرات می‌باشند. در رابطه (۳) ضرایب C_1 و C_2 مقادیر ثابتی هستند که برای وزن دهی به اجزاء خودی و جمعی استفاده می‌شوند و ضرایب شتاب نامیده می‌شوند. همچنین P_1 و P_2 اعداد تصادفی با توزیع یکنواخت بین صفر تا یک بوده که قادر به حفظ ویژگی تصادفی بودن الگوریتم هستند [۱۵]. مدل PSO می‌تواند ساختار ANFIS را به گونه‌ای بهینه نماید که ضرایب توابع عضویت گوسین بکار رفته در ساختار آن بهینه گردند از این رو الگوریتم بهینه‌ساز PSO دارای پارامترهای قابل تنظیمی می‌باشد که با توجه به داده‌های ورودی ماهانه و انتخاب بهترین جواب، این مقادیر در جدول ۶ ارائه گردید.

۲-۷- توسعه مدل ANFIS با الگوریتم وراثتی (GA)

الگوریتم وراثتی یک مدل محاسباتی بر مبنای تکامل طبیعی است. سیستمی که بایستی بهینه گردد، به صورت رشته دودویی که پارامترهای سیستم را رمزگذاری کرده، نشان داده می‌شود. جمعیتی از رشته‌ها با پارامترهای تصادفی اولیه مورد استفاده قرار می‌گیرند. تعدادی از نسل‌ها با عملگرهایی که نشان‌دهنده اجزاء مهم تکامل

۲-۵- معرفی سیستم تطبیقی عصبی-فازی استنتاجی (ANFIS)

مدل هوشمند ANFIS یک سیستم ترکیبی فازی عصبی محسوب می‌گردد که در زمینه‌های مختلف علوم مهندسی دارای کاربردهای فراوانی می‌باشد. ANFIS از داده‌های ورودی-خروجی به منظور ایجاد یک سیستم استنتاج فازی (FIS) پایه استفاده می‌نماید. پارامترهای توابع عضویت ANFIS با استفاده از الگوریتم پس انتشار یا ترکیب با روش حداقل مربعات تنظیم می‌گردند که این تنظیمات به یادگیری ساختار سیستم‌های فازی از مجموعه داده‌های ورودی خواهد انجامید [۱۵، ۱۶]. این شبکه براساس یادگیری با نظارت، آموزش داده می‌شود. بنابراین هدف، آموزش شبکه‌های انطباقی است که قادر به تخمین توابع نامشخص حاصل از اطلاعات آموزشی بوده و مقدار دقیقی برای پارامترهای خروجی پیدا کنند.

۲-۶- توسعه مدل ANFIS با استفاده از روش بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)

الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات (PSO) یکی از روش‌های بهینه‌سازی تکاملی الهام گرفته شده از طبیعت می‌باشد. چارچوب این الگوریتم تعدادی ذره را شامل می‌گردد که باید در فضای جستجوی تابع هدف مسأله کمینه شود و این ذرات را به طور تصادفی منتشر کنند. مقدار تابع هدف توسط هر ذره در موقعیت فعلی خود محاسبه می‌گردد سپس بهترین موقعیت قبلی و اطلاعات یک یا چند عدد از بهترین ذرات با استفاده از ترکیب اطلاعاتی که در اختیار قرار گرفته، مشخص شده و در نهایت جهتی برای حرکت انتخاب می‌گردد. هر ذره جهتی را برای حرکت انتخاب میکند و بعد از حرکت یک مرحله از الگوریتم تمام می‌شود که تکرار این مراحل تا کسب پاسخ مطلوب ادامه خواهد یافت [۱۵].

از آن جایی که هنگام شروع الگوریتم، ذرات دارای موقعیت‌ها و سرعت‌های تصادفی می‌باشند، بعد از شروع الگوریتم، مکان و سرعت هر یک از ذرات از اطلاعات مرحله قبلی تعیین شده و با توجه به معادلات (۳) و (۴)، مکان و سرعت ذرات به‌روز می‌گردند.

$$v^i[t+1] = v^i[t] + c_1 r_1 (x^{ibest}[t] - x^i[t]) + c_2 r_2 (x^{gbest}[t] - x^i[t]) \quad (3)$$

جدول ۶. پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم ازدحام ذرات بکار رفته در ساختار ANFIS
Table 6. Control parameters of PSO algorithm applied in the structure of ANFIS

مدل	کران بالای متغیر	کران پایین متغیر	حداکثر تکرار	تعداد ذرات	C ₂	C ₁
ANFIS-PSO	۱	-۱	۱۰۰۰	۴۰	۲	۲

جدول ۷. پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم وراثتی بکار رفته در ساختار ANFIS
Table 7. Control parameters of GA applied in the structure of ANFIS

مدل	کران بالای متغیر	کران پایین متغیر	حداکثر تکرار	تعداد جمعیت	نرخ جهش
ANFIS-GA	۱	-۱	۱۰۰۰	۳۰	۰/۱۵

مسیر است [۱۸]. یک مورچه که در گره i واقع شده، گره بعدی خود را بر اساس رابطه انتقال تصادفی نسبی زیر انتخاب می‌کند.

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}}{\sum_{h \in S} \tau_{ih}} \quad (5)$$

مقدار P_{ij} ، احتمال انتخاب گره j توسط مورچه‌های واقع در گره i است که مقادیر بزرگ فرامان مسیر ij باعث افزایش احتمال انتخاب آن مسیر می‌گردد. علاوه بر فرامان، در بسیاری از مسائل می‌توان از یک هدایت کننده^۱ کاوشی^۱ به منظور ایجاد جواب‌های متغیر استفاده نمود که در آن رابطه انتقال نسبی به صورت زیر تعریف می‌گردد.

$$P_{ij} = \frac{\tau_{ij}^{\alpha} \cdot \eta_{ij}^{\beta}}{\sum_{h \in S} \tau_{ih}^{\alpha} \cdot \eta_{ih}^{\beta}} \quad (6)$$

در این رابطه η_{ij} هدایت کننده^۱ کاوشی بوده و دو پارامتر α و β در رابطه فوق، به منظور تنظیم وزن فرامان و اطلاعات کاوشی مورد استفاده قرار می‌گیرند [۱۸]. در مطالعه حاضر، مزیت ترکیب نمودن الگوریتم جامعه مورچگان در ساختار ANFIS، بهینه‌سازی خودکار ضرایب تابع عضویت گوسین بود که به این منظور پارامترهای تنظیمی الگوریتم جامعه مورچگان با هدف رسیدن به جواب بهینه در جدول ۸ تنظیم گردید.

۲-۹- ساختار کلی مدل‌های بهینه ANFIS

همان‌طور که در فصل سوم بحث شد، روش‌های کاهش بعد (تعداد متغیرهای ورودی) PCA، FS و GT باعث گردیدند تا ۱۳ متغیر کیفی

مانند رقابت، انتخاب بر مبنای برآزش، ترکیب و جهش هستند، شبیه‌سازی می‌شوند. با این وجود، روند تکاملی منجر به فیلتر شدن عناصر جمعیت که به تابع هدف مسأله بهینه سازی نزدیک‌ترند، می‌شود. اگر نقطه بهینه یکتا باشد، روند از طریق بهبود مدام برآزش، به آن نزدیک می‌شود و اگر این نقطه بهینه یکتا نباشد، روش به یکی از جواب‌های بهینه نزدیک می‌شود [۱۷]. در این تحقیق، الگوریتم وراثتی به گونه‌ای در ساختار مدل ANFIS بکار برده می‌شود که ضرایب ثابت تابع عضویت گوسین بهینه می‌گردند. در همین راستا، اجرای همزمان الگوریتم بهینه‌ساز وراثتی و مدل ANFIS با هدف رسیدن به جواب بهینه نیازمند تعیین پارامترهای قابل تنظیم GA می‌باشد. در تحقیق حاضر، مقادیر پارامترهای تنظیمی الگوریتم وراثتی در جدول ۷ ارائه شده اند.

۸-۲- توسعه مدل ANFIS با الگوریتم جامعه مورچگان (ACO)

این الگوریتم از رفتار مورچه های واقعی در هنگام جستجوی غذا الهام گرفته شده و در سال‌های اخیر در برخی از مسائل بهینه یابی مورد استفاده قرار گرفته است. وقتی مورچه ای به دنبال غذا می‌گردد، در طول مسیر حرکت خود، ماده‌ای بودار به نام فرامان از خود به جا می‌گذارد که سایر مورچه‌ها را به منظور رسیدن به غذا به عبور از این مسیر تحریک می‌نماید. در الگوریتم جامعه مورچگان به منظور رسیدن به جواب بهینه از فرامان مصنوعی استفاده می‌شود. فرامان مصنوعی یک عدد حقیقی $\epsilon \in IR$ بوده که به گزینه‌های قابل انتخاب توسط مورچه مصنوعی تخصیص داده می‌شود. در گراف هر مسأله یک مقدار فرامان τ_{ij} به هر مسیر (j, i) داده می‌شود که بیانگر مطلوب بودن

جدول ۸. پارامترهای تنظیمی مربوط به الگوریتم مورچگان بکار رفته در ساختار ANFIS
Table 8. Control parameters of ACO algorithm applied in the structure of ANFIS

تعداد ذرات	حداکثر تکرار	کران پایین متغیر	کران بالای متغیر	مدل
۳۰	۱۰۰۰	-۱۰	۱۰	ANFIS-ACO

جدول ۹. مقادیر بهترین برازش (MSE) حاصل از مراحل آموزش مدل‌های بهینه ANFIS

Table 9. The best fitness values extracted from training phase of optimized ANFIS models

مدل‌های بهینه ترکیبی	PCA	FS	GT
ANFIS-ACO	۴/۵۱	۱/۷۴	۱/۷۳
ANFIS-PSO	۳/۴۴	۱/۲۵	۱/۱
ANFIS-GA	۳/۷۵	۱/۱۶	۱/۳۷

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (WQI_{Pre}^i - WQI_{Obs}^i)^2}{N}} \quad (8)$$

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |WQI_{Obs}^i - WQI_{Pre}^i| \quad (9)$$

در روابط اخیر WQI_{Obs} مقدار مشاهده‌ای، WQI_{Pre} مقدار پیش‌بینی شده، $\overline{WQI_{Obs}}$ میانگین داده‌های مشاهده‌ای، $\overline{WQI_{Pre}}$ میانگین داده‌های پیش‌بینی شده و N تعداد داده‌ها می‌باشد.

در جدول ۱۰ نتایج شاخص‌های آماری برای روش‌های ترکیبی ارائه گردیده است. داده‌های ورودی در این مرحله با استفاده از روش PCA انتخاب شده‌اند.

در مرحله آموزش، همان‌طور که در جدول ۱۰ مشاهده می‌شود ترکیب الگوریتم بهینه‌ساز PSO با مدل ANFIS نتایج نسبتاً دقیقی را در مقایسه با ترکیب بهینه‌ساز دو مدل ANFIS-ACO ($R=0.76$ and $RMSE=4.79$) و ANFIS-GA ($R=0.81$ and $RMSE=3.75$) ارائه داده است. پارامتر خطای MAE نیز این برتری نسبی ($MAE=2.54$) را در مقایسه با ANFIS-ACO و ANFIS-GA نشان می‌دهد. همچنین در مرحله آزمایش، معیارهای ارزیابی سنجش سطح دقت مدل‌های بهینه ANFIS بیانگر این مطلب می‌باشد که مدل ANFIS-PSO با داشتن R برابر با ۰/۸۹ و $RMSE$ برابر با ۳/۴۱

آب به ترتیب به ۴، ۹ و ۱۱ متغیر کاهش پیدا کنند. بنابراین، در کل سه مدل ANFIS که هر کدام دارای ۴، ۹ و ۱۱ قانون فازی می‌باشند به عنوان مدل پایه جهت تخمین WQI در نظر گرفته می‌شوند. همچنین در تحقیق حاضر، لازم به ذکر می‌باشد که سیستم استنتاج فازی ایجاد شده در مدل ANFIS از نوع خوشه‌بندی میانگین‌های c فازی^۱ (FCM) می‌باشد. روش خوشه‌بندی مذکور قادر به ایجاد سیستم استنتاج فازی سوگنو می‌باشد؛ بطوری که تغییرات رفتاری موجود در سیستم (ارتباط بین متغیرهای ورودی و خروجی‌ها) با کمترین تعداد قوانین فازی مدل‌سازی می‌شود. روش FCM نسبت به روش خوشه‌بندی کاهشی^۲ (SC) دارای کاربرد بسیار زیادی در علوم مهندسی می‌باشد. در واقع، تعداد خوشه‌های مورد استفاده FCM برابر با تعداد پارامترهای کیفی می‌باشند.

بعد از اتمام مراحل آموزش مدل‌های بهینه ANFIS، مقادیر بهترین برازش حاصل از بکارگیری روش‌های آماری انتخاب متغیرهای ورودی حاصل می‌شوند. مقادیر بهترین برازش مطلوب در جدول ۹ ارائه گردیده‌اند.

۳-نتایج و بحث

۳-۱- معیارهای ارزیابی

جهت مقایسه سطح عملکرد نتایج مدل‌های بهینه ANFIS، سه معیار آماری متداول شامل ضریب همبستگی^۳ (R)، ریشه میانگین مربعات خطا^۴ ($RMSE$) و میانگین خطای مطلق^۵ (MAE) استفاده می‌گردد [۱، ۱۹، ۲۰]:

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (WQI_{Obs}^i - \overline{WQI_{Obs}})(WQI_{Pre}^i - \overline{WQI_{Pre}})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (WQI_{Obs}^i - \overline{WQI_{Obs}})^2 \sum_{i=1}^N (WQI_{Pre}^i - \overline{WQI_{Pre}})^2}} \quad (7)$$

- 1 Fuzzy Clustering Means
- 2 Subtractive Clustering
- 3 Coefficient of Correlation
- 4 Root Mean Square Error
- 5 Mean Absolute Error

جدول ۱۰. نتایج معیارهای آماری جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های بهینه PCA-ANFIS

Table 10. Results of statistical criteria to evaluate performance of optimized PCA-ANFIS models

مرحله	شاخص آماری	PCA-ANFIS-ACO	PCA-ANFIS-PSO	PCA-ANFIS-GA
آموزش	<i>R</i>	۰/۷۶	۰/۸۸	۰/۸۱
	<i>MAE</i>	۳/۶۳	۲/۵۴	۲/۸۶
	<i>RMSE</i>	۴/۷۹	۳/۴۵	۳/۷۵
آزمایش	<i>R</i>	۰/۸۳	۰/۸۹	۰/۸۴
	<i>MAE</i>	۲/۹۵	۲/۶۹	۲/۸۴
	<i>RMSE</i>	۳/۵۱	۳/۴۱	۳/۷۰

جدول ۱۱. نتایج معیارهای آماری جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های بهینه FS-ANFIS

Table 11. Results of statistical criteria to evaluate performance of optimized FS-ANFIS models

مرحله	شاخص آماری	FS-ANFIS-ACO	FS-ANFIS-PSO	FS-ANFIS-GA
آموزش	<i>R</i>	۰/۸۲	۰/۸۹۱	۰/۹۴۲
	<i>MAE</i>	۲/۲۰	۱/۸۳	۱/۸۲
	<i>RMSE</i>	۳/۷۳	۳/۲۵	۳/۱۶
آزمایش	<i>R</i>	۰/۸۸۹	۰/۹۴۳	۰/۸۸۸
	<i>MAE</i>	۲/۲۱	۱/۸۷	۲/۱۰
	<i>RMSE</i>	۳/۴۹	۳/۱۳	۳/۵۰

جدول ۱۲. نتایج معیارهای آماری جهت ارزیابی عملکرد مدل‌های بهینه GT-ANFIS

Table 12. Results of statistical criteria to evaluate performance of optimized GT-ANFIS models

مرحله	شاخص آماری	GT-ANFIS-ACO	GT-ANFIS-PSO	GT-ANFIS-GA
آموزش	<i>R</i>	۰/۸۸۲	۰/۹۵۳	۰/۸۸۹
	<i>MAE</i>	۲/۲۶	۱/۷۸	۱/۹۲
	<i>RMSE</i>	۳/۷۵	۳/۱۰	۳/۳۷
آزمایش	<i>R</i>	۰/۸۸۶	۰/۹۵۲	۰/۸۸۹
	<i>MAE</i>	۲/۲۶	۱/۶۸	۲/۱۰
	<i>RMSE</i>	۳/۶۳	۳/۰۵	۳/۴۴

نتایجی دقیقی را ارائه داد، اما در مرحله آزمایش الگوریتم بهینه‌ساز ازدحام ذرات توانست سطح عملکرد بالاتری را در مقایسه با دو مدل ترکیبی ANFIS ارائه دهد.

جدول ۱۲ نتایج شاخصهای آماری برای روش ترکیبی GT-ANFIS همراه با الگوریتمهای بهینه ساز را نشان می دهد. مقادیر *R* و *RMSE* حاصل از مرحله آموزش نشان داد که مدل ترکیبی ANFIS-PSO (*R*=0.953 and *RMSE*) ANFIS-ACO و ANFIS-GA اینک کاربرد الگوریتم وراثتی در ساختار ANFIS در مرحله آموزش

در مقایسه با سایر مدل‌ها از برتری نسبی در تخمین *WQI* برخوردار می‌باشد. در جدول ۱۱ نتایج شاخص‌های برای روش‌های ترکیبی ارائه گردیده است. داده های ورودی در این مرحله با استفاده از روش FS انتخاب شده اند. با در نظر گرفتن پارامترهای آماری *R* و *MAE*، مدل ANFIS-GA در مرحله آموزش دارای تخمین دقیق تری از مقادیر *WQI* (*R*=0.89 and *RMSE* =3.25) در مقایسه با الگوریتم‌های ANFIS-ACO و ANFIS-PSO می‌باشد. با وجود اینک کاربرد الگوریتم وراثتی در ساختار ANFIS در مرحله آموزش

جدول ۱۳. نتایج آزمون آماری فیشر جهت بررسی عملکرد مدل‌های بهینه ANFIS
Table 13. Results of Fisher-test for assessment of optimized ANFIS models

مدل‌های هوشمند	الگوریتم‌های بهینه‌سازی	SSR	SSE	F_0	$F_{0.05,13,186}$ (وضعیت فرضیه)
PCA-ANFIS $\alpha=0.05$ $k=4$ $n=200$	ACO	۴۰۶۳/۴	۱۳۸۳۳	۱۴/۳۲	رد فرضیه
	PSO	۲۳۶۷/۵	۱۵۵۰۸	۷/۴۴	رد فرضیه
	GA	۲۷۹۵/۶	۱۶۳۴۳	۸/۳۳	رد فرضیه
FS-ANFIS $\alpha=0.05$ $k=9$ $n=200$	ACO	۵۵۷/۸۶	۱۶۸۸۲	۰/۶۹۷	قبول فرضیه
	PSO	۲۹۹/۹۸	۱۷۰۲۰	۰/۳۷۲	قبول فرضیه
	GA	۳۱۴/۸۹	۱۷۰۱۲	۰/۳۹۱	قبول فرضیه
GT-ANFIS $\alpha=0.05$ $k=11$ $n=200$	ACO	۵۹۱/۸۱	۱۶۹۳۴	۰/۶۶	قبول فرضیه
	PSO	۲۵۷/۰۴	۱۷۱۴۳	۰/۲۸۳	قبول فرضیه
	GA	۳۸۶/۹۲	۱۷۵۲۵	۰/۴۱۷	قبول فرضیه

که در آن SSR و SSE به ترتیب مجموع مربعات اختلاف مقادیر محاسباتی و میانگین آن‌ها و مجموع مربعات خطا (اختلاف مقادیر مشاهداتی و محاسباتی) می‌باشند. همچنین پارامترهای n و k به ترتیب تعداد مشاهدات و تعداد متغیرهای ورودی مدل‌های هوشمند در نظر گرفته می‌شود.

در آزمون فیشر جهت قابل قبول بودن سطح عملکرد مدل‌های هوشمند باید فرض $F_{\alpha,k,n-k-1} \geq F$ بررسی گردد و در غیر این صورت عملکرد مدل موردنظر به اصطلاح "رد" خواهد شد. در تحقیق حاضر، آزمون آماری فیشر با استفاده هر دو سری داده‌های مربوط به مراحل آموزش و آزمایش صورت می‌پذیرد. بنابراین مقدار n برابر با ۲۰۰ مشاهده می‌باشد. از طرفی مقادیر k به ازای هر سه آزمون آنالیز حساسیت PCA ، FS و GT به ترتیب ۴، ۹ و ۱۱ می‌باشند. در نتیجه با استفاده از جدول توزیع آماری فیشر مقدار $F_{\alpha,k,n-k-1}$ به ازای هر سه روش انتخاب متغیرهای ورودی برابر با ۱/۱ می‌گردد. تحلیل واریانس^۲ (ANOVA) نتایج آزمون آماری فیشر در جدول ۱۳ ارائه شده است. نتایج آماری نشان می‌دهد که عملکرد روش انتخاب متغیر PCA رد می‌گردد و کاربرد الگوریتم‌های بهینه‌ساز نیز تأثیری بر معناداری عملکرد آن ندارد. در مقابل عملکرد دو روش انتخاب بهینه پارامترهای کیفی آب FS و GT مورد قبول واقع شدند؛ به طوری که در هر دو مورد، کاربرد مدل بهینه PSO به ترتیب مقادیر F_0 برابر با ۰/۳۷۲ و ۰/۲۸۳ را نتیجه می‌دهد. این موضوع خود بیانگر برتری مدل ANFIS-PSO در مقایسه با سایر مدل‌های بهینه ANFIS

ANFIS-ACO و ($R=0.889$ and $RMSE = 3.37$) GA را نشان می‌دهد. همچنین، مقادیر پارامتر خطای MAE نیز حاکی از برتری از مدل ANFIS-PSO است. بطور مشابه، نتایج آماری مرحله آزمایش نشان داد که مدل ANFIS-PSO با داشتن مقادیر $RMSE$ و MAE به ترتیب برابر با ۰/۹۵۲، ۱/۶۸ و ۳/۰۵ دارای سطح دقت بالاتری در مقایسه با مدل‌های بهینه ANFIS-GA و ANFIS-ACO می‌باشد.

در مجموع، مقایسه نتایج معیارهای آماری موجود در جداول ۱۰ تا ۱۲ نشان می‌دهد که بهترین عملکرد روشهای هوشمند متعلق به مدل ANFIS-PSO همراه با روش انتخاب پارامترهای ورودی آزمون گاما می‌باشد. در واقع برتری مدل ANFIS-PSO در تمام مراحل آزمایش بیانگر برتری روش آنالیز حساسیت GT است.

۳-۲- آزمون آماری فیشر^۱

در تحقیق حاضر، به منظور دست‌یابی به تحلیل آماری عمیق از عملکرد مدل‌های بهینه ANFIS، از آزمون آماری فیشر در سطح معناداری (α) ۵ درصد استفاده می‌گردد. از این‌رو، در ابتدا مقادیر نسبت‌های F_0 برای تمام ترکیبات بهینه محاسبه می‌شود:

$$F_0 = \frac{SSR / k}{SSE / n - k - 1} \quad (10)$$

2 Analysis Of Variance

1 Fisher Test

می‌باشد.

مدل ANFIS در پیش‌بینی شاخص کیفی آب در رودخانه کارون می‌توان از مدل هوشمند مذکور جهت اتخاذ تصمیم‌گیری مدیریتی و همچنین جهت اطمینان از نتایج مربوط به مرحله پالایش رودخانه و کاهش هزینه‌های مربوط به آن استفاده نمود.

۴- نتیجه‌گیری

در این تحقیق، با استفاده از پارامترهای کیفی آب شانزده ساله مربوط به نه ایستگاه آب‌سنجی واقع بر رودخانه کارون، مدل‌سازی کیفیت آب با بکارگیری مدل هوشمند ANFIS صورت پذیرفت. سپس شاخص کیفی آب از دستورالعمل NSF به صورت نیمه‌تجربی محاسبه گردید. در ادامه، دوازده پارامتر کیفی (متغیر ورودی) و دمای آب جهت مدل‌سازی شاخص کیفی آب معرفی گردیدند. همچنین، انتخاب بهینه پارامترهای کیفی با بکارگیری مدل‌های آنالیز مؤلفه اصلی، انتخاب پیشرو و آزمون گاما صورت پذیرفت. سپس، ساختار مدل ANFIS با استفاده از الگوریتم‌های بهینه‌ساز معرفی شده بهینه گردید. در نهایت نتایج با استفاده از شاخص‌های آماری ارائه و با یکدیگر مقایسه شدند. در ادامه نیز نتیجه‌گیری کلی ارائه بصورت زیر می‌گردد.

- جهت کاهش بعد متغیرهای ورودی از روش‌های آنالیز مؤلفه اصلی، انتخاب پیشرو و آزمون گاما استفاده شد که از میان آنها روش آزمون گاما تأثیر فراوانی در انتخاب بهینه ورودی و باعث افزایش سطح دقت مدل‌های بهینه ANFIS گردید.

- بهترین نتایج با توجه به معیارهای آماری برای مدل ANFIS- PSO حاصل شد؛ به طوری که MAE ، R و $RMSE$ برای این مدل به ترتیب برابر با ۰/۹۵۳، ۱/۷۸ و ۳/۱۰ در مرحله آموزش و ۰/۹۵۲، ۱/۶۸ و ۳/۰۵ در مرحله آزمایش بودند که این مقادیر نشان از برتری این مدل نسبت به سایر مدل‌ها داشت. لازم به ذکر است متغیرهای ورودی در این روش با استفاده از آزمون گاما انتخاب شدند.

- نتایج آماری آزمون فیشر نیز حاکی از آن بود که عملکرد روش کاهش بعد PCA از نظر سطح دقت قابل قبول نمی‌باشد، اگرچه روش مذکور توانست سیزده متغیر ورودی مدل ANFIS را به چهار مؤلفه اصلی کاهش دهد. همچنین از نتایج آزمون آماری فیشر می‌توان نتیجه گرفت که کاربرد الگوریتم PSO در ساختار مدل ANFIS دارای بهترین عملکرد جهت تخمین شاخص کیفی آب می‌باشد.

- مقادیر WQI محاسبه شده توسط مدل‌های بهینه ANFIS نشان داد که کیفیت آب رودخانه کارون در محدوده ۲۰-۵۸/۴ (از کیفیت نسبتاً بد تا خوب) قرار دارد. توجه به سطح عملکرد قابل قبول

مراجع

- [1] S. Emamgholizadeh, K. Moslemi, G. Karami, Prediction the groundwater level of Bastam plain (Iran) by artificial neural network (ANN) and adaptive neuro-fuzzy inference system (ANFIS), *Water resources management*, 28(15) (2014) 5433-5446.
- [2] B. Cox, A review of dissolved oxygen modelling techniques for lowland rivers, *Science of the Total Environment*, 314 (2003) 303-334.
- [3] K.P. Singh, A. Basant, A. Malik, G. Jain, Artificial neural network modeling of the river water quality—a case study, *Ecological Modelling*, 220(6) (2009) 888-895.
- [4] A.N.Š. Tomić, D.Z. Antanasijević, M.Đ. Ristić, A.A. Perić-Grujić, V.V. Pocajt, Modeling the BOD of Danube River in Serbia using spatial, temporal, and input variables optimized artificial neural network models, *Environmental monitoring and assessment*, 188(5) (2016) 300.
- [5] M. Hameed, S.S. Sharqi, Z.M. Yaseen, H.A. Afan, A. Hussain, A. Elshafie, Application of artificial intelligence (AI) techniques in water quality index prediction: a case study in tropical region, Malaysia, *Neural Computing and Applications*, 28(1) (2017) 893-905.
- [6] T. Rajaei, A. Shahabi, Evaluation of wavelet-GEP and wavelet-ANN hybrid models for prediction of total nitrogen concentration in coastal marine waters, *Arabian Journal of Geosciences*, 9(3) (2016) 176.
- [7] Z.M. Yaseen, M.M. Ramal, L. Diop, O. Jaafar, V. Demir, O. Kisi, Hybrid adaptive neuro-fuzzy models for water quality index estimation, *Water Resources Management*, 32(7) (2018) 2227-2245.
- [8] M. Najafzadeh, A. Ghaemi, S. Emamgholizadeh, Prediction of water quality parameters using evolutionary computing-based formulations, *International Journal of*

- (Case study: Novin Ghete Company), Third International Conference on Management Accounting and knowledge based economics with emphasis on resistive economics, Tehran, 2017. (In Persian)
- [16] Sh. Naeeni, Comparison of two subtractive clustering algorithms and fuzzy C-Means in constructing fuzzy model for predicting geometrical dimensions of downstream scour hole overflow, 10th Iranian Hydraulic Conference, University of Gilan, Rasht, 2011. (In Persian).
- [17] K. Roushangar, M. Zarghaami, M. Tarlaniazar-Azar, Forecasting daily urban water consumption using conjunctive evolutionary algorithm and wavelet transform analysis, a case study of Hamedan city, Iran, Water and Wastewater Consulting Engineers, 26(4) (2015) 110-120.
- [18] A. Afshar, M. Emami Oscardi, F. Jarani, Optimal Design of Detention Ponds in Catchments Using Multi-Objective Ant Community Optimization Algorithm and SWAT Model, 16th Environmental Science and Technology, Special Number, 2016, 133-148. (In Persian)
- [19] Aryafar, V. Khosravi, H. Zarepourfard, R. Rooki, Evolving genetic programming and other AI-based models for estimating groundwater quality parameters of the Khezri plain, Eastern Iran, Environmental earth sciences, 78(3) (2019) 69.
- [20] Aryafar, V. Khosravi, F. Hooshfar, GIS-based comparative characterization of groundwater quality of Tabas basin using multivariate statistical techniques and computational intelligence, International Journal of Environmental Science and Technology, 16(10) (2019) 6277-6290.
- Environmental Science and Technology, 16(10) (2019) 6377-6396.
- [9] M. Najafzadeh, A. Ghaemi, Prediction of the five-day biochemical oxygen demand and chemical oxygen demand in natural streams using machine learning methods, Environmental monitoring and assessment, 191(6) (2019) 380.
- [10] H. Banejad, M. Kamali, K. Amirmoradi, E. Olyaie, Forecasting some of the qualitative parameters of rivers using wavelet artificial neural network hybrid (W-ANN) model (case of study: Jajroud river of Tehran and Gharaso river of Kermanshah), Iranian Journal of Health and Environment, 6(3) (2013).
- [11] B. mojaradi, S.F. ALIZADEH, M. SAMADI, Estimation of Water Quality Index in Talar River Using Gene Expression Programming and Artificial Neural Networks, (2018).
- [12] M. Kachroud, F. Trolard, M. Kefi, S. Jebari, G. Bourrié, Water quality indices: Challenges and application limits in the literature, Water, 11(2) (2019) 361.
- [13] R. Noori, A. Karbassi, A. Moghaddamnia, D. Han, M. Zokaei-Ashtiani, A. Farokhnia, M.G. Gousheh, Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction, Journal of Hydrology, 401(3-4) (2011) 177-189.
- [14] S.C. Chapra, Surface water-quality modeling, Waveland press, 2008.
- [15] M. Malek Mohammadi, M. Nasrollahi, Comparison of Adaptive Fuzzy Neural Network (ANFIS-PSO) and Neural Network (ANN) Performance in Demand Forecasting

چگونه به این مقاله ارجاع دهیم

M. Lotfi Dashbolagh, M. Najafzadeh, Application of Optimized Neuro-Fuzzy Models for Estimation of Water Quality Index in Karun River, Amirkabir J. Civil Eng., 53(8) (2021) 3453-3466.

DOI: [10.22060/ceej.2020.17973.6725](https://doi.org/10.22060/ceej.2020.17973.6725)



