

Research paper**Reducing water quality parameters of Zayandeh-Rood River using principal component analysis and simulating the impact of land use and rainfall on water quality parameters****K. Mohsenifar^{1*}, E. Pazira², S. H. Tabatabaei³ and P. Najafi⁴****Extended Abstract****Introduction:**

Land use around rivers is one of the key factors contributing to their pollution. Burying waste and garbage in the soil, agricultural activities, and the use of various fertilizers and pesticides ultimately lead to river pollution. Spatial and temporal changes in the chemical quality of river water depend on various factors. Due to the importance of quantitative parameters in determining the expected response of the river, it is essential to measure these parameters using models. Measuring these parameters in large volumes is time-consuming, costly, and requires high accuracy; so, the need for some indirect methods to estimate these parameters is already apparent. Principal component analysis (PCA) is one of the methods used to overcome this problem. So that the most accurate answer is achieved with less cost and with the least information. Artificial neural networks (ANNs) are suitable for water quality assessment due to their ability to solve nonlinear problems compared to conventional techniques. The aim of this research is to investigate the efficiency of parameter reduction using PCA and the effect of land use and precipitation on some water quality factors of the Zayandeh-Rood River using ANN.

Materials and Methods:

To evaluate the effect of land use and precipitation on some water quality factors, data were collected from the Water and Environment Organization, the General Directorate of Natural Resources and Watershed Management, and the Provincial Research Center. These data were collected daily from 12 hydrological stations in the two provinces of Chaharmahal and Bakhtiari and Isfahan for the Zayandeh-Rood River over a 10-year period. According to the hydrological stations monitoring the water quality of the river from upstream to downstream, the Zayandeh-Rood River basin was divided into 12 sub-basins. The area of each sub-basin was calculated using partitioning software. PCA was applied to some water quality parameters, including total dissolved solids (TDS), electrical conductivity (EC), water reaction (pH), carbonate (CO₃), bicarbonate (HCO₃), chlorine (Cl), sulfate (SO₄), calcium

1- Department of Soil Science, Ahv.C., Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

2- Department of Soil Science, Tehran Science and Research Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran.

3- Department of Water Engineering, Faculty of Agriculture, Shahrood University, Shahrood, Iran.

4- Department of Soil and Water Sciences, Islamic Azad University, Khorasgan Branch, Isfahan, Iran.

* Corresponding Author: k.mohsenifar@iauhvaz.ac.ir

Received: 2024/11/21

Accepted: 2025/01/09

(Ca), magnesium (Mg), sodium (Na), potassium (K), and sodium absorption ratio (SAR), as well as discharge. This was done to reduce the main data arrays affecting the water quality of the Zayandeh-Rood River and to identify pollution sources using XLSTAT 2018 software. To check the suitability of the dataset for PCA, the Kaiser-Meyer-Olkin test and the Bartlett sphericity test were used. After extracting land use and rainfall data for the Zayandeh-Rood basin, modeling was performed using MATLAB software, with 60% of the data randomly selected for network training and the remaining 40% for validation and entered into the network. The effect of these two factors on some river water properties was analyzed using the backpropagation algorithm, and by changing the number of neurons and layers, the mean square error, coefficient of determination, and Mean Absolute Error (MAE) were calculated for each factor.

Result and Discussion:

According to the results, PCA can clarify the order of the data in detail by eliminating unimportant data as the Kaiser Meyer Olkin (KMO) sample adequacy index was 0.618 and Bartlett's Sphericity test was 0.001, indicating that the number of samples for the test was sufficient. The results of PCA analysis showed that the first six components accounted for 94.8% of the total variance. This indicates that PCA is effective in reducing the slope of change among variables. Because the sum of the variances of the first six components is close to one. This implies a linear correlation among variables, because PCA uses a linear transformation to transform variables into principal components. The ANN results showed that the total coefficient of determination was 0.79 and the root mean square error was 0.20, and the coefficient of determination for SAR, TDS, EC, and Na were 0.88, 0.84, 0.83, and 0.83, respectively, indicating the high accuracy of the network predictions. The lowest coefficient of determination for the three factors pH, CO₃, and discharge (0.16, 0.10, and 0.43, respectively), were all below 0.50, and for other water quality factors, the coefficient of determination was above 0.50. The results indicated that the coefficient of determination for land use and rainfall on the three factors of discharge, pH and CO₃ is very weak and the model provides very little explanation of the variance of the dependent variable. The results of the Nash-Sutcliffe coefficient showed that it is appropriate for all measured factors (except pH, CO₃ and discharge) and is above 0.6 and this value indicates that the model has been able to explain the observed changes well and provide relatively accurate predictions. The outcomes also revealed that the reduced values in PCA are the same factors predicted with the highest coefficient of determination in the ANN model.

Keywords: River, Nash coefficient, Artificial Neural Network, water quality.

Citation: Mohsenifar, K., Pazira, E., Tabatabaei, S. H. and Najafi, P., 2025. Reducing water quality parameters of Zayandeh-Rood River using principal component analysis and simulating the impact of land use and rainfall on water quality parameters. *Iranian Water Research Journal*, 56, pp. 19-32.
<https://dx.doi.org/10.22034/IWRJ.2025.15017.2642>



مقاله پژوهشی

کاهش پارامترهای کیفی آب زاینده‌رود با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و شبیه‌سازی اثر کاربری اراضی و بارش روی برخی فاکتورهای کیفیت آب

کامران محسنی^{۱*}، ابراهیم پذیرا^۲، سید حسن طباطبائی^۳ و پیام نجفی^۴

چکیده

کیفیت آب رودخانه‌ها و پایش آن از نظر محیط زیست و کشاورزی از اهمیت بالایی برخوردار است. در این پژوهش به منظور کاهش پارامترهای ارزیابی کیفیت آب رودخانه از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و برای شبیه‌سازی تأثیر کاربری اراضی و بارندگی بر برخی از خصوصیات آب رودخانه زاینده‌رود از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) استفاده شد. برای این منظور برخی اطلاعات مربوط به کیفیت آب ۱۲ ایستگاه در مسیر رودخانه جمع‌آوری شده و تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی برای کاهش آرایه‌های داده اصلی مؤثر بر کیفیت آب رودخانه زاینده‌رود اعمال شد. پس از استخراج کاربری اراضی و بارندگی در حوضه زاینده‌رود مدل‌سازی اثر این دو فاکتور روی برخی از خصوصیات آب رودخانه (۴۶۰۸ عدد) با استفاده از الگوریتم پس‌انتشار انجام و میانگین مربعات خطا محاسبه شد. نتایج آنالیز PCA نشان داد که شش مؤلفه اول ۹۴/۷۸ درصد کل واریانس را شامل می‌شود. در نتایج مدل ANN ضریب تعیین کل معادل ۰/۷۹ و مجذور متوسط مربعات خطا برابر ۰/۲۰ برآورد شد. نتایج نشان داد ضریب تعیین برای SAR، TDS، EC و Na به ترتیب ۰/۸۸، ۰/۸۴، ۰/۸۳ و ۰/۸۳ است که نشان‌دهنده دقت بالای پیش‌بینی‌های مدل است. نتایج ضریب نش-ساتکلیف نیز برای همه فاکتورهای اندازه‌گیری شده (به جز pH، CO₃ و دی) مناسب و بالای ۰/۶ بدست آمد. این مقدار نشان می‌دهد که مدل توانسته است به خوبی تغییرات مشاهده‌شده را توجیه کند و پیش‌بینی‌های نسبتاً دقیقی ارائه دهد.

واژه‌های کلیدی: رودخانه، ضریب نش، شبکه عصبی مصنوعی، کیفیت آب.

ارجاع: محسنی‌فر، کامران، پذیرا، ابراهیم، طباطبائی، سید حسن، و نجفی، پیام، ۱۴۰۴. کاهش پارامترهای کیفی آب زاینده‌رود با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی و شبیه‌سازی اثر کاربری اراضی و بارش روی برخی فاکتورهای کیفیت آب. *مجله پژوهش آب ایران*، ۵۶، صص. ۳۲-۱۹.

<https://dx.doi.org/10.22034/IWRJ.2025.15017.2642>

۱- دانشیار گروه خاکشناسی، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

۲- استاد گروه خاکشناسی، واحد علوم و تحقیقات، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران.

۳- استاد گروه مهندسی آب، دانشگاه شهرکرد، شهرکرد، ایران.

۴- دانشیار گروه آب، واحد اصفهان، دانشگاه آزاد اسلامی، اصفهان، ایران.

* نویسنده مسئول: k.mohsenifar@iauhvaz.ac.ir

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۳/۱۰/۲۰

تاریخ دریافت: ۱۴۰۳/۰۹/۰۱

مقدمه

رودخانه‌ها برای اهداف مختلفی مانند مصارف خانگی، فعالیت‌های صنعتی، گردشگری، تولید برق آبی و فعالیت‌های کشاورزی مورد بهره‌برداری قرار می‌گیرند. آلودگی رودخانه‌ها مسئله‌ای پیچیده است که باید توسط همه متخصصان در سراسر دنیا مورد توجه جدی و سریع قرار گیرد، زیرا آب یکی از اساسی‌ترین متغیرهایی است که زندگی به کیفیت آن وابستگی زیادی دارد (Fuller et al., 2022). آلودگی آب به هرگونه تغییر در کیفیت آب از جنبه‌های فیزیکی، شیمیایی و بیولوژیکی اطلاق می‌شود که می‌تواند انسان را تحت تأثیر قرار دهد و به محیط زیست آسیب برساند (Ma and Jia, 2022). عوامل مختلفی روی آلوده شدن رودخانه‌ها مؤثر است به طوری که کاربری اراضی اطراف رودخانه‌ها یکی از عوامل مهم در آلودگی آن‌ها به‌شمار می‌آید. بنابراین دفن مواد زاید و زباله‌ها در خاک، کشاورزی و استفاده از کودها و سموم مختلف منجر به آلودگی رودخانه می‌شود (Singh et al., 2005). تغییرات مکانی و زمانی در کیفیت شیمیایی آب رودخانه‌ها به عوامل مختلفی بستگی دارد. ناهمگونی فضایی درون رودخانه‌ها به دلیل شرایط محیطی (دما، نور، دبی و سرعت آب) است که در طول زمان تغییر می‌کند و در قسمت‌های مختلف از محلی به محل دیگر متفاوت است؛ در حالی که درجه تغییرات کیفیت آب، تابعی از نوع رودخانه از نظر خاک، سنگ بستر و کاربری اراضی کنار رودخانه است (Qadir et al., 2008). با توجه به این‌که ایران دارای اقلیمی خشک و نیمه‌خشک است، در تامین آب با چالش‌های بزرگی مواجه است (Khalili et al., 2022). در کنار کمبود منابع آب، پیشرفت صنعت سبب بهره‌برداری روزافزون از منابع آبی شده است (Haghnadri et al., 2018). امروزه جامع‌نگری و برخورد سیستمی در مدیریت کمی و کیفی منابع آب به علت افزایش مؤلفه‌های سیستم‌ها و پیچیدگی ارتباطات و آثار متقابل آن‌ها از اهمیت ویژه برخوردار است (Soleimani et al., 2021).

به دلیل اهمیت پارامترهای کمی برای تعیین واکنش قابل انتظار رودخانه بر اثر ورود پساب‌ها، اندازه‌گیری این پارامترها با استفاده از مدل‌ها ضروری است. اندازه‌گیری این پارامترها در حجم بالا زمان‌بر و پرهزینه و نیازمند دقت بالایی است بدین سبب ضرورت انجام برخی روش‌های غیرمستقیم برای تخمین این پارامترها بیش از

پیش نمایان می‌شود (Ibrahim et al., 2023). تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی (Principal Component Analysis) یکی از روش‌های مورد استفاده برای غلبه بر این مشکل است به طوری که در مسائل زیست‌محیطی توجه روزافزونی به آن شده و کاربرد آن در حال گسترش است (Ibrahim et al., 2023; Juahir et al., 2018; Looi et al., 2013; Simeonov et al., 2003; Yüksel et al., 2021). تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی داده‌هایی را در مورد اساسی‌ترین پارامترهایی که بیشتر مجموعه اطلاعاتی را به تصویر می‌کشد، ارائه می‌دهد به طوری که با تحمل هزینه کمتر و با کمترین اطلاعات به درست‌ترین پاسخ می‌رسد (Helena et al., 2000). شبکه‌های عصبی مصنوعی (Artificial Neural Networks) نیز به دلیل توانایی حل مسائل غیرخطی در مقایسه با تکنیک‌های معمولی برای ارزیابی کیفیت آب مناسب هستند (Helena et al., 2000). یکی از مزیت‌های مهم شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی مدیریت مقادیر بزرگ و کوچک داده‌های پارامتریک و غیرپارامتریک، با یا بدون فرضیات محدود در مورد ارتباط بین متغیرهای وابسته و مستقل است (Al-Maqaheh et al., 2016). مطالعات نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی روش بسیار مفیدی در پیش‌بینی و مدل‌سازی موضوع‌های زیست‌محیطی از جمله آلودگی آب و خاک است (Mohsenifar et al., 2010).

(Khalili et al., 2022) در بررسی رودخانه تالار استان مازندران با استفاده از ترکیب شاخص‌های کیفیت آب و مدل‌سازی چندمتغیره و استفاده از شاخص کیفیت آب به این نتیجه رسیدند که بیش‌تر آب‌های سطحی منطقه مورد بررسی برای مصارف آشامیدنی مناسب نیستند. همچنین در ارتباط با مدل‌سازی کیفیت آب با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی برای رودخانه کینتا مالزی، Ibrahim et al. (2023) نشان داد که ۶ مؤلفه اصلی ۶۵/۴۰ درصد کل واریانس داده‌ها شبکه را شامل می‌شود و در مقایسه با شبکه عصبی مصنوعی با دقت بالاتری (ضریب تعیین ۰/۹۹) شبکه آموزش پیدا کرد. همچنین عنوان نمود که PCA و ANNs می‌توانند به عنوان ابزاری برای تصمیم‌گیری و حل مسئله برای مدیریت بهتر کیفیت رودخانه استفاده شوند. (Satari et al., 2024) در بررسی کاهش شاخص‌های کیفیت آب رودخانه قزل‌اوزن با استفاده از PCA تعداد پارامترهای مورد نیاز برای محاسبه

می‌گیرد. بخش عمده حوضه زاینده‌رود، در معرض جریان‌های باران‌زای غربی زاگرس قرار گرفته است. توده‌های مرطوبی که به این منطقه می‌رسند، بخش مهمی از بار رطوبتی خود را در حوضه‌های غربی کشور از دست می‌دهد و بارندگی حوضه، جز در مناطق کوهستانی غرب، ناچیز است. منشأ عمده بارندگی‌های حوضه زاینده‌رود کم فشارهای باران‌زای مهاجر غربی هستند که از سمت مدیترانه (۶۴/۵ درصد) و بالاخره اطلس شمالی و دریای سیاه (۱۲/۶ درصد) به منطقه می‌رسند و با اثر کوهستانی در بخش‌های غربی حوضه تلفیق می‌گردد و بارش‌های سنگین در سرشاخه‌های زاینده‌رود و بارندگی‌های متعارف، جبهه‌هایی را در بخش‌های دیگر حوضه ایجاد می‌کند (Jamab, 1998).

جمع‌آوری اطلاعات

اطلاعات و داده‌ها از سازمان آب، محیط زیست، اداره کل منابع طبیعی و آبخیزداری و مرکز تحقیقات استانداری از دو استان چهارمحال و بختیاری و اصفهان برای رودخانه زاینده‌رود در یک دوره زمانی ۱۰ ساله (۱۳۸۰-۱۳۹۰) از ۱۲ ایستگاه هیدرولوژی به صورت روزانه جمع‌آوری شد. موقعیت مکانی ۱۲ ایستگاه مورد بررسی در جدول ۱ ملاحظه می‌شود.

جدول ۱- موقعیت ایستگاه‌های هیدرولوژی در حوضه زاینده‌رود

ردیف	ایستگاه	X	Y	ردیف	ایستگاه	X	Y
۱	تونل ۱	50/1308	32/4567	۷	پل کله	51/2306	32/3731
۲	تونل ۲	50/1511	32/4575	۸	دیزچه	51/5197	32/3733
۳	چشمه دیمه	50/2161	32/5011	۹	لنج	51/5636	32/3922
۴	قلعه شاهرخ	50/4581	32/6581	۱۰	موسیان	51/5258	32/5767
۵	سد تنظیمی	50/7875	32/715	۱۱	پل چوم	51/77	32/5856
۶	پل زمانخان	50/8947	32/4983	۱۲	ورزنه	52/6472	32/4275

نرم‌افزارهای MapInfo و ArcGIS از روی نقشه Dem، نقشه توپوگرافی و خطوط تراز حوضه زاینده‌رود مشخص

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

برخی اطلاعات مربوط به کیفیت آب شامل کل املاح محلول^۱ (TDS)، هدایت الکتریکی^۲ (EC)، واکنش آب (pH)، کربنات (CO₃)، بی‌کربنات (HCO₃)، کلر (Cl)، سولفات

شاخص کیفی را از ۱۲ به دو کاهش و نشان داد از بین روش‌های کاهش بعد، روش تحلیل مؤلفه‌های اصلی نسبت به روش تحلیل مؤلفه‌های مستقل کارایی بهتری دارد. (Ali et al. (2023) در بررسی کیفیت آب رودخانه دجله عراق نشان داد PCA می‌تواند با دقت بالا پارامترهای کیفیت آب رودخانه را به ۴ فاکتور کاهش دهد. هدف از این تحقیق بررسی کارایی کاهش پارامترها با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و اثر کاربری اراضی و بارش روی برخی از فاکتورهای کیفیت آب رودخانه زاینده‌رود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) است.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوضه آبریز زاینده‌رود با مساحت ۴۱۵۲۴ کیلومتر مربع در بخش میانی فلات مرکزی ایران قرار دارد. زاینده‌رود در مجموع ۰/۸ میلیارد متر مکعب آب را از استان چهارمحال و بختیاری خارج می‌کند. این حوضه بین عرض‌های جغرافیایی ۳۱ تا ۳۴ درجه جغرافیایی قرار گرفته است و به علت طیف گسترده ارتفاعی آن که از ۱۴۶۶ تا ۳۹۷۴ متر را شامل می‌شود، سیمای اقلیمی آن نمونه‌های مختلف آب و هوایی از فرا خشک تا بسیار مرطوب را در بر

نقشه حوضه آبریز زاینده‌رود (Jamab, 1998) اسکن و با استفاده از نرم‌افزار MapInfo ژئورفرنس شد. با استفاده از شد و با توجه به نقشه آبراهه‌ها و ۱۲ ایستگاه هیدرولوژی پایش کیفیت آب رودخانه از بالادست تا پایین‌دست حوضه رودخانه زاینده‌رود، به ۱۲ زیر حوضه تقسیم (شکل ۱) و مساحت هر زیر حوضه توسط نرم‌افزار محاسبه شد.

1- Total Dissolved Solid
2- Electrical Conductivity

مساحت آن‌ها محاسبه شد. اطلاعات مربوط به کیفیت آب شامل دبی، کل املاح محلول، هدایت الکتریکی، pH، کربنات، بی‌کربنات، کلر، سولفات، کلسیم، منیزیم، سدیم، پتاسیم و نسبت جذبی سدیم در ایستگاه‌های هیدرولوژی جمع‌آوری شد. پس از نرمال کردن اطلاعات با استفاده از نرم‌افزار متلب، ۶۰ درصد اطلاعات به صورت تصادفی برای آموزش شبکه و ۴۰ درصد بقیه برای صحت‌سنجی انتخاب و وارد مدل شدند (Mohsenifar et al., 2011). با تغییر تعداد نرون‌ها و لایه‌ها، میانگین مربعات خطا^۵ (MSE) (معادله (۲))، ضریب تعیین (R^2) و خطا^۶ (MAE) (معادله (۳)) برای هر فاکتور محاسبه شد.

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{j=1}^q (y_j(t) - d_j(t))^2 \quad (2)$$

$$E_t = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^q (y_j(t) - d_j(t))^2 \quad (3)$$

که در آن $E(t)$: خطای مدل در زمان t : تعداد نرون در لایه خروجی، (S_2) j : تعداد نرون در $y_j(t)$: مقادیر واقعی لایه خروجی در زمان t : $d_j(t)$: مقادیر برآورد شده توسط شبکه در لایه خروجی و n : تعداد ورودی‌ها یا خروجی‌ها است (Argatov, 2019).

ضریب نش-سانتکلیف^۷ (NSE) نیز برای هر فاکتور محاسبه شد. NSE یکی از معیارهای ارزیابی عملکرد مدل‌های پیش‌بینی و شبیه‌سازی است که به خصوص در هیدرولوژی و علوم زیست‌محیطی کاربرد دارد. این ضریب به عنوان یک معیار آماری برای سنجش دقت پیش‌بینی‌های مدل نسبت به داده‌های مشاهده‌شده است (معادله (۴)).

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (Q_{m,i} - Q_{s,i})^2}{\sum_{i=1}^n (Q_{m,i} - Q_m)^2} \quad (4)$$

که در آن: Q_{si} و Q_{mi} به ترتیب مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده و Q_m میانگین مقادیر اندازه‌گیری شده است. مقدار NSE از یک تا منفی بی‌نهایت متغیر است و هر چه به یک نزدیک‌تر باشد بیانگر آن است که مدل برآورد بهتری داشته است. اگر این شاخص بیشتر از ۰/۷۵ باشد کارایی مدل عالی، اگر بین ۰/۵ تا ۰/۷۵ باشد رضایت‌بخش و اگر کمتر از ۰/۵ باشد مدل غیرقابل قبول است (Nash and Sutcliffe, 1970). فلوچارت و مراحل انجام تحقیق در شکل ۲ آمده است.

(SO_4)، کلسیم (Ca)، منیزیم (Mg)، سدیم (Na)، پتاسیم (K) و نسبت جذب سدیم^۱ (SAR) و همچنین دبی^۲ مربوط به ده سال جمع‌آوری و از نظر نرمال بودن بررسی شدند. داده‌های گمشده به کمک نزدیک‌ترین همسایه^۳ جایگزین شدند (Junninen et al., 2004).

حجم نمونه عامل تعیین کننده‌ای در صحت خوشه‌بندی عناصر با تکنیک تحلیل عاملی اکتشافی است. یکی از روش‌های بررسی کفایت نمونه برای تحلیل عاملی محاسبه شاخص کفایت نمونه است. برای بررسی مناسب بودن مجموعه داده برای PCA، از آزمون کایسیر مایر اولکین^۴ (KMO) و آزمون کرویت بارلت استفاده شد. KMO اندازه‌گیری کفایت نمونه‌گیری است که نسبت واریانس ناشی از مؤلفه‌های اصلی زیربنایی را نشان می‌دهد (Kang et al., 2024). به طور کلی، مقدار بالاتر (نزدیک به ۱) نشان می‌دهد که مجموعه داده برای PCA مناسب‌تر است.

برای ارزیابی ویژگی‌های نامعلوم با استفاده از مقادیر شناخته شده در نقاط مجاور از معادله (۱) استفاده شد. این معادله در تبدیل داده‌ها همچنین به استانداردسازی کل مجموعه داده‌ها برای دستیابی به فرض تجزیه و تحلیل مؤلفه‌های اصلی کمک می‌کند.

$$y = y_1 \text{ if } x \geq x_1 + [(x_2 - x_{1/2})] \quad (1)$$

$$y = y_1 \text{ if } x \leq x_1 + [(x_2 - x_{1/2})]$$

که در آن: y : درون‌یابی، x : نشان‌دهنده نقطه زمانی درون‌یابی است، y_1 و x_1 نقاط اولیه و y_2 و x_2 نقاط پایانی درون‌یابی هستند.

PCA برای تغییر متغیرهای اصلی (پارامترها در این مطالعه) به متغیرهای جدید و غیرهمبسته به نام مؤلفه اصلی (PCs) در نظر گرفته شده است که ترکیبی خطی از متغیرهای اولیه هستند. تجزیه و تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) روی داده‌های نرمال شده، برای کاهش آرایه‌های داده اصلی و همچنین شناسایی منابع آلودگی مؤثر بر کیفیت آب رودخانه زاینده‌رود با استفاده از XLSTAT 2018 انجام شد.

شبیه‌سازی کیفیت آب رودخانه با شبکه عصبی مصنوعی

پس از اصلاح اطلاعات و برش نقشه بر اساس ایستگاه‌های هیدرولوژی حوضه زاینده‌رود با استفاده از نرم‌افزار MapInfo، کاربری‌های اراضی منطقه مورد مطالعه و

5- Mean Squared Error

6- Mean Absolute Error

7- Nash-Sutcliffe Efficiency Coefficient

1- Sodium Adsorption Ratio

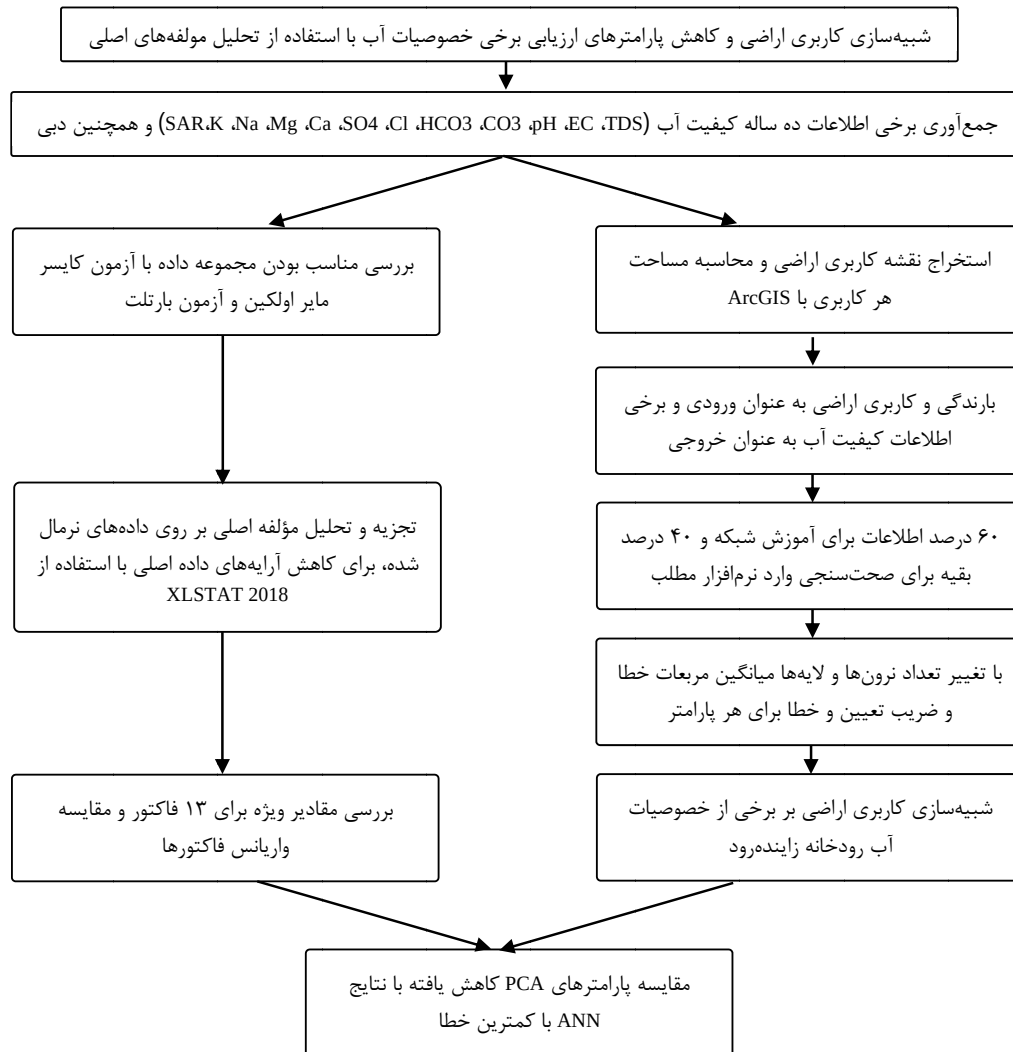
2- Discharge

3- Closest neighbor strategy

4- Kaiser-Meyer-Olkin



شکل ۱- موقعیت حوضه زاینده‌رود و ۱۲ ایستگاه هیدرولوژی



شکل ۲- فلوچارت تحقیق

نتایج و بحث

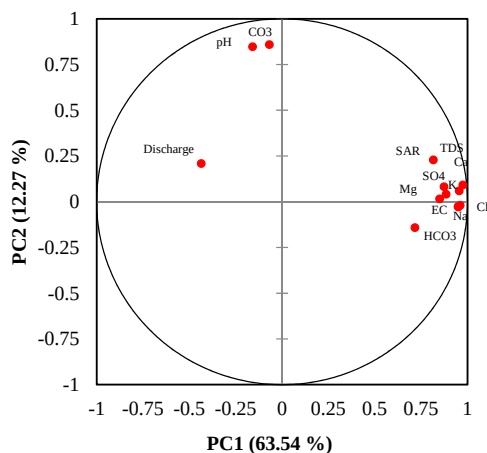
تحلیل مؤلفه‌های اصلی پارامترهای کیفیت آب

شاخص کفایت نمونه کایسر مایر اولکین (KMO) 0.618 به‌دست آمد که نشان می‌دهد تعداد نمونه‌ها برای آزمون کافی است. آزمون کرویت بارتلت^۱ نیز 0.01 محاسبه شد. بنابراین PCA می‌تواند با حذف داده‌های غیرمهم، ترتیب فاکتورهای ورودی را با جزئیات روشن کند. شاخص KMO باید بالای 0.7 باشد، البته بین 0.5 تا 0.7 نیز با احتیاط قابل قبول است؛ در حالی که آزمون کرویت بارتلت باید کمتر از 0.05 باشد (Xie et al., 2009). آزمون کرویت بارتلت نشان می‌دهد که داده‌های کیفیت آب به فرض کرویت بودن داده‌ها ($P < 0.05$) دست یافتند.

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) روی ۱۳ پارامتر کیفیت آب رودخانه در ۱۲ ایستگاه و ۱۲ ماه سال انجام شد ($12 \times 12 \times 13$). هر مؤلفه دارای نمره کیفیت به نام مقادیر ویژه^۲ است. فقط مؤلفه‌هایی با مقادیر ویژه بزرگ، احتمالاً نمایانگر یک عامل اصلی واقعی هستند. نمودار اسکری^۳ (شکل ۲) نشان می‌دهد که ۳ فاکتور اول دارای مقادیر ویژه بیش از یک هستند. این عوامل مؤثر، در مدل‌سازی و تشکیل مدل‌های آماری به کار برده می‌شوند. در مؤلفه‌های بعد از ۳، مقادیر ویژه مربوطه، به طرز چشمگیری افت می‌کند. افت شدید بین مؤلفه‌های ۱ تا ۳ و مؤلفه‌های ۳ تا ۵ نشان‌دهنده مناسب بودن ۳ عامل اولیه، است.

نتایج (جدول ۲) نشان می‌دهد که ۶ مؤلفه اول 94.8% کل واریانس را شامل می‌شوند. این مطلب بیانگر این است که آنالیز مؤلفه‌های اصلی در کاستن شیب تغییر در بین متغیرها مؤثر است. چون مجموع واریانس شش مؤلفه اول نزدیک به یک است، این مفهوم همبستگی خطی در بین متغیرها را نشان می‌دهد، چون آنالیز مؤلفه‌های اصلی از یک تبدیل خطی برای تبدیل متغیرها به مؤلفه‌های اصلی استفاده می‌کند (Çamdevýren et al., 2005; Parinet et al., 2004). نتایج مشابه (Ibrahim et al., 2023) در مدل‌سازی کیفیت آب رودخانه نشان داد شش مؤلفه اول 65.40% درصد کل واریانس داده‌های شبکه را شامل می‌شود. در تحقیق حاضر PCA، 94.78% درصد از کل واریانس مجموعه داده‌های کیفیت آب را توضیح می‌دهد. بر اساس

طبقه‌بندی مقادیر مؤلفه‌های اصلی (< 0.75 قوی، $0.50 - 0.75$ متوسط و $0.30 - 0.50$ ضعیف) (Liu et al., 2003)، و همانطور که در جدول ۳ و شکل ۳ نشان داده شده است مؤلفه اول 63.54% درصد از واریانس کل برای EC، TDS، Na ، Cl ، Mg ، SO_4 مؤلفه قوی و برای SAR، K ، HCO_3 مؤلفه متوسط است. این مؤلفه‌ها ارتباط بین پارامترها در آلودگی و تغییر کیفیت آب رودخانه را نشان می‌دهد به طوری که منعکس کننده لایه‌های زمین‌شناسی حوضه رودخانه است که از ویژگی‌های سنگی که احتمالاً از مواد جامد متلاشی شده مارن، ماسه سنگ، خاک گچ و سنگ آهک است (Al-Tamir et al., 2005). علاوه بر این علت افزایش EC و TDS می‌تواند ناشی از ورود پساب‌های کشاورزی و ورود انواع کودهای شیمیایی به آب رودخانه است (Ding et al., 2023).



شکل ۳- مؤلفه‌های اصلی اول و دوم

مؤلفه دوم 12.27% درصد واریانس کل را به خود اختصاص داد که برای pH و CO_3 همبستگی بالا را نشان داد. pH یکی از مهم‌ترین پارامترهای کیفیت آب است. بر اساس نتایج مشاهده شده میانگین pHهای رودخانه در ماه‌های مختلف سال در نوسان است و همواره بالای ۷ است؛ ولی به مرور در ایستگاه‌های پایین‌دست رودخانه نوسانات و تغییرات pH افزایش می‌یابد که دلیل آن احتمالاً اضافه شدن پساب‌های شهری و کشاورزی است (Benti and Kebede, 2024). کربنات از هوازدگی معدنی کربن معدنی حاصل می‌شود که عمدتاً به صورت یون کربنات در آب با pH 6.5 تا 10 رخ می‌دهد. کربنات می‌تواند به عنوان منبع کربن زیستی در دسترس برای تولیدکنندگان اولیه آبزیان

1- Bartlett's Sphericity test

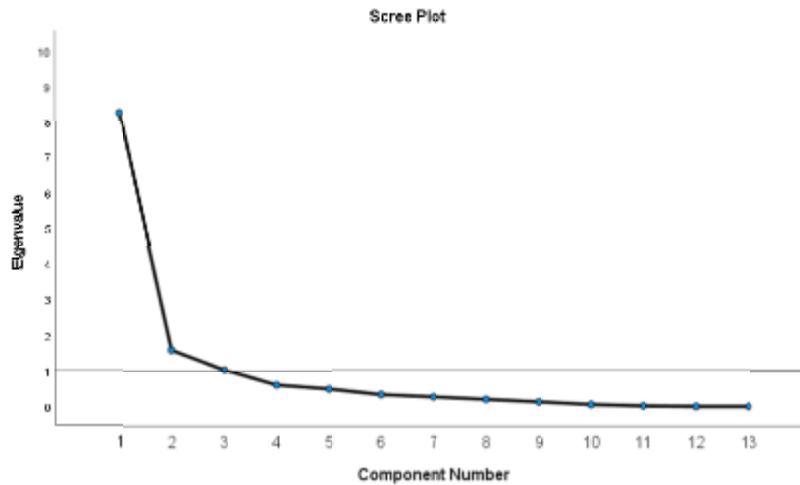
2- Eigenvalue

3- Scree Plot

نشان داد. دبی رودخانه در ایستگاه‌های پایین دست با توجه به سد زاینده‌رود ارتباط کمتری با سایر فاکتورها نشان داد.

از طریق فرآیند فتوسنتز تبدیل شود (Kang et al., 2024). بیشترین مقدار کربنات در ایستگاه‌های پایین‌دست رودخانه (ورزنه) است.

مؤلفه سوم ۷/۹۵ درصد واریانس کل را به خود اختصاص داده و برای دبی با واریانس ۰/۴۹ همبستگی ضعیف را



شکل ۴- مقادیر ویژه برای ۱۳ فاکتور

جدول ۲- آمار توصیفی مؤلفه‌های اصلی

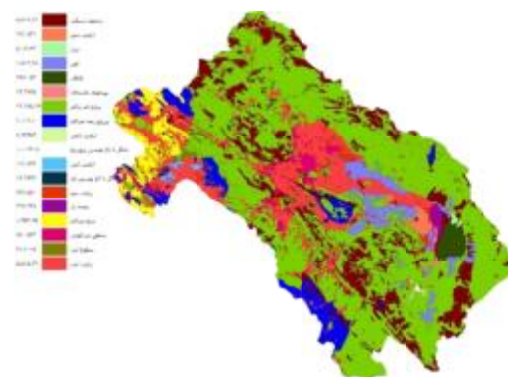
مؤلفه اصلی	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
مقادیر ویژه (Eigenvalue)	8/26	1/59	1/03	0/6۰	0/49	0/34
Variability (%)	63/53	12/27	7/95	4/65	3/79	2/58
Cumulative %	63/53	75/81	83/75	88/4	92/19	94/78

جدول ۳- واریانس ۶ مؤلفه اصلی

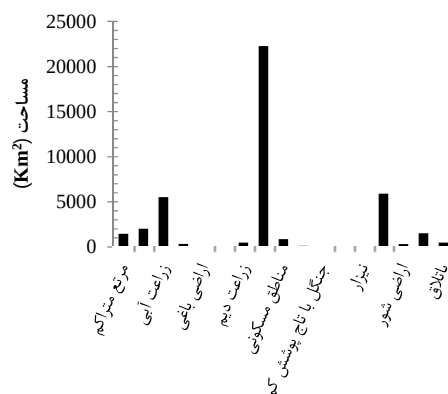
پارامترها	PC1	PC2	PC3	PC4	PC5	PC6
TDS	0/95	0/01	0/01	0/۰۰	0/۰۰	0/۰۰
EC	0/92	0/۰۰	0/02	0/02	0/01	0/۰۰
Ca	0/91	0/۰۰	0/03	0/01	0/۰۰	0/۰۰
Na	0/9۰	0/۰۰	0/02	0/02	0/01	0/01
Cl	0/9۰	0/۰۰	0/03	0/03	0/01	0/۰۰
Mg	0/78	0/۰۰	0/04	0/04	0/01	0/04
SO4	0/76	0/01	0/01	0/03	0/01	0/04
K	0/72	0/۰۰	0/01	0/۰۰	0/۰۰	0/2۰
SAR	0/67	0/05	0/14	0/02	0/۰۰	0/۰۰
HCO3	0/51	0/02	0/23	0/13	0/01	0/01
Discharge	0/19	0/04	0/49	0/27	0/01	0/۰۰
pH	0/03	0/72	0/01	0/۰۰	0/22	0/01
CO3	0/01	0/74	0/01	0/02	0/21	0/01

شبیه‌سازی تاثیر کاربری اراضی بر کیفیت آب رودخانه

به منظور بررسی اثر انواع کاربری اراضی روی کیفیت آب رودخانه زاینده‌رود با استفاده از تصاویر ماهواره‌ای توسط نرم‌افزار MapInfo در حوضه مورد مطالعه ۱۸ کاربری مختلف استخراج (شکل ۵) و مساحت هر کاربری محاسبه شد (شکل ۶). همچنین مقدار بارندگی ماهانه و فاکتورهای کیفیت آب رودخانه در ۱۲ ایستگاه هیدرولوژی کنار رودخانه جمع‌آوری شد. داده‌ها پس از نرمال شدن وارد شبکه عصبی مصنوعی در نرم‌افزار متلب شد که با تغییرات لایه‌ها و نرون‌ها بهترین شبیه‌سازی با میانگین مربعات کمتر و ضریب تعیین بیشتر به دست آمد.



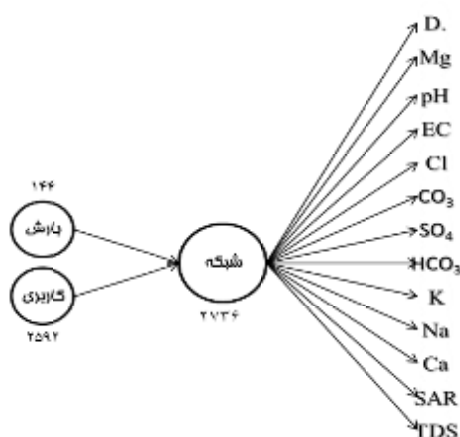
شکل ۵- نقشه کاربری اراضی حوضه زاینده‌رود



شکل ۶- مساحت کاربری اراضی در حوضه زاینده‌رود

این شبکه، از الگوریتم پس انتشار^۲ (BP) استفاده شد. در طی آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام شد. سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار یافت.

مقدار بارندگی در دوازده زیر حوضه به صورت ماهانه مجموع ۲۷۳۶ عدد به عنوان ورودی (Input) و ۱۲ فاکتور کیفیت رودخانه و دبی در ۱۲ ایستگاه در مجموع ۱۸۷۲ عدد به عنوان خروجی (Output) وارد شبکه شد (شکل ۷). آموزش شبکه عصبی با کمترین خطا با تعداد سه لایه و ۳۳ نرون در لایه اول و ۱۷ نرون در لایه دوم حاصل شد. ضریب تعیین برای مرحله آموزش ۰/۸۲، اعتبارسنجی ۰/۷۵، آزمون ۰/۸۱ و کل برابر ۰/۷۹ و مجذور میانگین مربعات خطا برابر ۰/۲۰ به دست آمد (شکل ۷). با توجه به این‌که ضرایب تعیین به دست آمده بین ۰/۷۵ تا ۱ است؛ بنابراین مدل توضیح بسیار خوبی از واریانس متغیر وابسته ارائه می‌دهد و تقریباً همه واریانس را پوشش می‌دهد (Chicco et al., 2021). نتایج بدست آمده مشابه (Mohsenifar and Tabatabaei, 2010) است به طوری که در بررسی اثر خشکسالی روی آلودگی رودخانه زاینده‌رود، نشان دادند شبکه‌های عصبی مصنوعی با توضیح بسیار مناسبی می‌تواند آلودگی رودخانه را پیش‌بینی نماید.



شکل ۷- ورودی و خروجی برای کاربری اراضی و بارش

جدول ۴ ضریب تعیین برای آموزش شبکه، صحت سنجی و کل را نشان می‌دهد با توجه به این جدول کمترین ضریب تعیین برای سه فاکتور pH، CO₃ و دبی (به ترتیب

شبکه مورد استفاده پرسپترون چند لایه^۱ (MLP) با کمترین خطا است. این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. برای آموزش

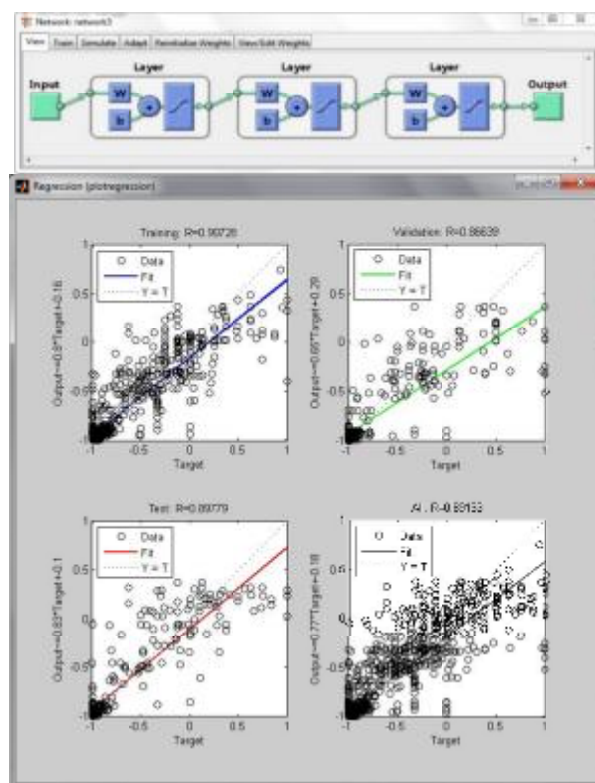
خطای مربوط به مقدار اندازه‌گیری شده و محاسباتی هر فاکتور محاسبه شد که به صورت درصد در شکل ۸ نشان داده شده است. همان‌طور که در شکل ۹ ملاحظه می‌شود برای پارامترهای Mg , Na , SO_4 , TDS, SAR روند مشابهی را نشان می‌دهند. مقدار خطا تا ایستگاه ۱۱ کمتر از ۱۸ درصد است ولی به یکباره در ایستگاه ۱۲ تا ۱۰۰ درصد افزایش می‌یابد. علت آن احتمالاً ورود پساب‌های مربوط به کشاورزی و شهر اصفهان به رودخانه است. از ایستگاه ۱ تا ایستگاه ۷ مقدار خطا کمتر از ۲ درصد است ولی در ایستگاه ۸ (دیزچه) درصد خطا حداقل به دو برابر، خود افزایش یافت. علت این است که در ایستگاه ۸ ورود پساب کارخانه ذوب‌آهن به داخل رودخانه اتفاق می‌افتد. ولی برای دی، HCO_3 , pH و K مقدار درصد خطا برای اکثر ایستگاه‌ها زیاد است. در مورد دی تا ایستگاه شماره ۳ مقدار خطا حداکثر ۲۶ درصد است ولی در ایستگاه شماره ۴ خطا به ۱۰۰ درصد افزایش می‌یابد چون در این فاصله به دلیل وجود سد زاینده‌رود دی تحت تأثیر بارندگی قرار ندارد و توسط سد کنترل می‌شود. نتایج مشابه (Safari et al., 2024) نیز نشان داد از بین روش‌های مورد استفاده در مدل‌سازی، روش شبکه عصبی پرسپترون چندلایه با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی با ضریب تعیین ۰/۹۹ و جذر میانگین مربعات خطا برابر ۴۴/۷۹ بهترین عملکرد را دارد.

۰/۱۶، ۰/۱۰ و ۰/۴۳) کمتر از ۰/۵۰ است و برای سایر فاکتورهای کیفیت آب ضریب تعیین بالای ۰/۵۰ است. نتایج نشان داد ضریب تعیین برای کاربری اراضی و بارندگی روی سه فاکتور دی، pH و CO_3 خیلی ضعیف و ضعیف است و مدل توضیح بسیار کمی از واریانس متغیر وابسته را ارائه می‌دهد. بالاترین مجذور میانگین مربعات خطا برای pH، Cl و دی به ترتیب ۰/۴۰، ۰/۳۲ و ۰/۲۸ به دست آمد. که نشان‌دهنده دقت کم (۰/۵-۱) برای این سه فاکتور است (Legates and McCabe Jr., 1999).

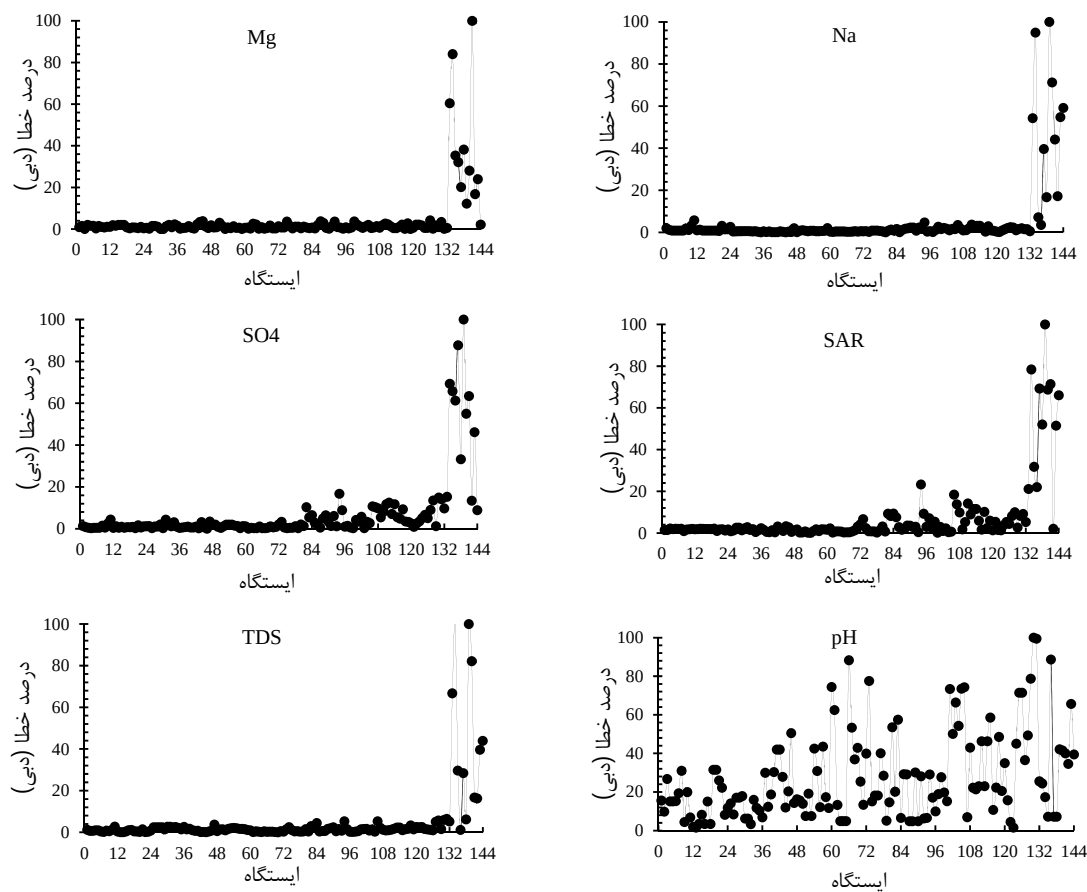
ضریب نش-ساتکلیف نشان داد نتایج برای همه فاکتورهای اندازه‌گیری به جز pH، CO_3 و دی مناسب است. ضریب نش-ساتکلیف کمتر از ۰/۵ نشان می‌دهد که مدل در پیش‌بینی مقادیر pH، CO_3 و دی آب رودخانه دقت کافی ندارد و عملکرد آن ضعیف‌تر از میانگین ساده داده‌های مشاهده‌شده است در حالی که برای سایر فاکتورها بالای ۰/۶ است و این مقدار نشان می‌دهد که مدل توانسته است به خوبی تغییرات مشاهده‌شده را تعیین کند و پیش‌بینی‌های نسبتاً دقیقی ارائه دهد (Nash and Sutcliffe, 1970). خطای محاسبه شده برای هر فاکتور نشان داد بالاترین خطا برای pH و دی به ترتیب ۱۰/۴۰ و ۷/۳۰ است (جدول ۴).

جدول ۴- مجذور میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین شبکه عصبی

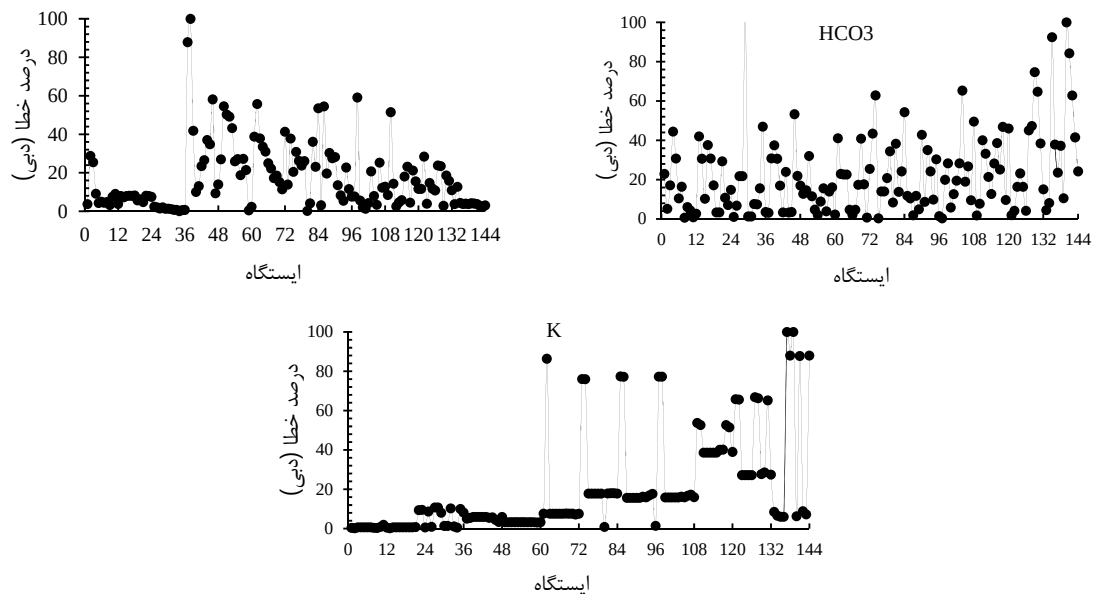
فاکتور	نرون	مجذور میانگین مربعات خطا RMSE	ضریب تعیین (R^2)			خطا	ضریب نش
			صحت سنجی	آموزش	کل		
pH	3	0/40	0/23	0/20	0/16	10/40	0/13
EC	3	0/11	0/87	1/00	0/83	1/47	0/80
Cl	3	0/32	0/84	0/69	0/67	1/65	0/80
CO_3	4	0/17	0/11	0/00	0/10	5/14	0/06
SO_4	3	0/12	0/62	0/93	0/70	1/81	0/72
HCO_3	4	0/17	0/74	0/47	0/62	3/23	0/61
K	4	0/21	0/73	0/86	0/72	3/68	0/68
Na	3	0/09	0/85	0/92	0/83	1/43	0/80
Mg	4	0/14	0/82	0/87	0/79	1/26	0/75
Ca	3	0/15	0/75	0/77	0/76	1/37	0/68
SAR	3	0/14	0/87	0/96	0/88	1/29	0/86
TDS	3	0/13	0/88	0/74	0/84	1/36	0/81
Discharge	3	0/28	0/54	0/27	0/43	7/30	0/44



شکل ۸ - تعداد لایه‌ها و ضریب تعیین برای مراحل مختلف شبکه نرم‌افزار MATLAB



شکل ۹ - درصد خطا برای ایستگاه‌های مختلف



ادامه شکل ۱۰- درصد خطا برای ایستگاه‌های مختلف

نتیجه‌گیری

در بررسی اثربخشی کاهش پارامترها با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و مقایسه آن با شبکه عصبی مصنوعی (ANNs) بر روی فاکتورهای کیفیت آب رودخانه زاینده‌رود، نتایج نشان داد که شاخص کفایت نمونه PCA می‌تواند با حذف داده‌های غیرضروری، ساختار داده‌ها را به‌طور شفاف‌تری تبیین کند. PCA می‌تواند ۱۲ فاکتور کیفیت آب رودخانه و دبی را به ۳ فاکتور کاهش دهد به طوری که ۹۴/۷۸ درصد از کل واریانس کیفیت آب را توضیح دهد. نتایج نشان داد در مدل‌سازی کاربری اراضی و بارندگی با استفاده از شبکه عصبی، ضریب تعیین کل ۰/۷۹ و مجذور مربعات خطا برابر ۰/۲ به‌دست آمد. نتایج نشان داد کاربری اراضی و بارندگی روی سه فاکتور کیفیت آب شامل دبی، pH و CO_3 اثر کمتری دارد؛ در حالی که بالاترین مقدار ضریب تعیین به‌ترتیب برای SAR, TDS, EC, Na بدست آمد. نتایج نشان داد کاهش پارامترها در PCA همان فاکتورهای به‌دست آمده از شبکه عصبی با بالاترین ضریب تعیین است و بنابراین PCA ابزاری برای تصمیم‌گیری و حل مسئله برای مدیریت بهتر کیفیت آب رودخانه به‌منظور کاهش اندازه‌گیری‌ها است.

ضریب تعیین کل (R^2) برابر با ۰/۷۹ است که نشان می‌دهد مدل توانسته است تغییرات داده‌های واقعی را به درستی توضیح دهد و دقت مناسبی را نشان می‌دهد.

مجذور متوسط مربعات خطا (RMSE) نیز برابر با ۰/۲۰ و نشان‌دهنده میانگین خطاهای مدل در پیش‌بینی مقادیر واقعی است. در مجموع، این نتایج بیانگر عملکرد خوب مدل ANN در پیش‌بینی و شبیه‌سازی تأثیرات کاربری اراضی و بارندگی بر کیفیت آب رودخانه است؛ به طوری که مدل توانسته است با دقت مناسبی تغییرات مشاهده‌شده را توضیح دهد و پیش‌بینی‌های دقیقی ارائه کند.

تقدیر و تشکر

نویسندگان از سازمان آب و برق و محیط زیست استان‌های چهارمحال و بختیاری و اصفهان به خاطر در اختیار قرار دادن اطلاعات و داده‌های رودخانه زاینده‌رود تشکر و قدردانی می‌نمایند.

تضاد منافع نویسندگان

در این مقاله هیچ‌گونه تضاد منافی وجود ندارد و این مسئله مورد تایید همه نویسندگان است.

دسترسی به داده‌ها

داده‌های این تحقیق از سازمان آب استان‌های چهارمحال و بختیاری و اصفهان بدست آمده و مستخرج از پایان‌نامه دکتری نویسنده اول است. داده‌ها استفاده شده در این

<https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.06.043>.

7. Chicco, D., Warrens, M. J. and Jurman, G., 2021. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. *Peer J. Comput Sci.*, 7, e623. <https://doi.org/10.7717/peerj-cs.623>.
8. Fuller, R., Landrigan, P. J., Balakrishnan, K., Bathan, G., Bose-O'Reilly, S., Brauer, M., Caravanos, J., Chiles, T., Cohen, A. and Corra, L., 2022. Pollution and health: a progress update. *The Lancet Planetary Health*, 6(6), pp. e535-e547. [https://doi.org/10.1016/s2542-5196\(22\)00090-0](https://doi.org/10.1016/s2542-5196(22)00090-0).
9. Haghmadri, F., Mirzaei, R. and Afzali, A., 2018. Environmental Vulnerability Assessment of Lorestan Province Using Multi Criteria Decision Analysis. *Geography and Environmental Sustainability*, 7(4), 19-34. https://ges.razi.ac.ir/article_868 [In Persian]
10. Helena, B., Pardo, R., Vega, M., Barrado, E., Fernandez, J.M. and Fernandez, L., 2000. Temporal evolution of groundwater composition in an alluvial aquifer (Pisuerga River, Spain) by principal component analysis. *Water Research*, 34(3), pp. 807-816. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0043-1354\(99\)00225-0](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0043-1354(99)00225-0)
11. Ibrahim, A., Ismail, A., Juahir, H., Ilyasu, A. B., Wailare, B. T., Mukhtar, M. and Aminu, H., 2023. Water quality modelling using principal component analysis and artificial neural network. *Marine Pollution Bulletin*, 187, 114493. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2022.114493>.
12. Jamab. 1998. Comprehensive water plan of the country Zayandehroud catchment area. Jamab Consulting Engineers Company affiliated with the Ministry of Energy. [In Persian].
13. Juahir, H., Ghazali, A., Ismail, A., Mohamad, M., Mohamad Hamzah, F., Lokman, M., Mohd Lasim, M. L., Shahriz, M., Elfithri, R., Sunardi, S. and Syaukat, Y., 2018. Spatial and Temporal Assessment of Titiwangsa Lake Water Quality Using Chemometrics Analysis. *International Journal of Engineering and Technology (UAE)*, 7, pp. 20-25. <https://doi.org/10.14419/ijet.v7i3.14.16856>
14. Junninen, H., Niska, H., Tuppurainen, K., Ruuskanen, J. and Kolehmainen, M., 2004. Methods for imputation of missing values in

پژوهش از طریق مکاتبه با نویسنده مسئول در اختیار قرار خواهد گرفت.

مشارکت نویسندگان

کامران محسنی‌فر به‌عنوان مجری تحقیق و انجام مدل‌سازی، ابراهیم پذیرا و سید حسن طباطبایی به‌عنوان اساتید راهنما پیش‌نویس نهایی مقاله را مرور و تأیید کرده‌اند و پیام نجفی به‌عنوان مشاور در این پژوهش مشارکت داشتند.

اصول اخلاقی

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این اثر عملی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آن‌ها است.

منابع

1. Ali, S. H., Cook, T., Ewaid, S. H. and Gamagedara, S., 2023. Development of a Water Quality Index Using Sparse Principal Component Analysis for the Tigris River in Iraq. *Water Resources*, 50(1), pp. 152-167. <https://doi.org/10.1134/S0097807823010037>
2. Al-Maqaleh, B. M., Al-Mansoub, A. A. and Al-Badani, F. N., 2016. Forecasting using artificial neural network and statistics models. *International Journal Education and Management Engineering*, 3, pp. 20-32. <https://doi.org/10.5815/ijeme.2016.03.03>
3. Al-Tamir, M., 2005. water quality index for a group of wells in northwest of mosul city. *Rafidain Journal of Science*, 16(6), pp. 27-40. <https://doi.org/10.33899/rjs.2005.41816>
4. Argatov, I., 2019. Artificial Neural Networks (ANNs) as a Novel Modeling Technique in Tribology. *Frontiers in Mechanical Engineering*, 5. <https://doi.org/10.3389/fmech.2019.00030>.
5. Benti, F. and Kebede, B. 2024. Modeling the impacts of extreme climate scenarios on soil acidity (pH and exchangeable aluminum) in Abbay River Basin, Ethiopia. *Heliyon*, 10, e33448. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e33448>.
6. Çamdevýren, H., Demýr, N., Kanik, A. and Keskýn, S., 2005. Use of principal component scores in multiple linear regression models for prediction of Chlorophyll-a in reservoirs. *Ecological Modelling*, 181(4), pp. 581-589.

- on Pollution of LENJ Station of Zayandeh Rood River by Artificial Neural Network (ANN) and Effect of Salinity in This Region Agriculture. *International Journal of Agronomy and Plant Production*, 1, pp. 55-60.
23. Mohsenifar, K., Pazira, E., Tabatabaei, S.-H., Najafi, P., and Yarali, N. 2011. Evaluation of landuse and rainfall on Zayanderood river water quality using ANN. *Advances in Environmental Biology*, 5, pp. 756-764.
 24. Nash, J. E. and Sutcliffe, J.V., 1970. River flow forecasting through conceptual models part I — A discussion of principles. *Journal of Hydrology*, 10(3), pp. 282-290. [https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0022-1694\(70\)90255-6](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/0022-1694(70)90255-6)
 25. Parinet, B., Lhote, A. and Legube, B., 2004. Principal Component Analysis: An Appropriate Tool for Water Quality Evaluation and Management-Application to a Tropical Lake System. *Ecological Modelling*, 178, 295-311. <https://doi.org/10.1016/j.ecolmodel.2004.03.007>.
 26. Qadir, A., Malik, R. N. and Husain, S. Z., 2008. Spatio-temporal variations in water quality of Nullah Aik-tributary of the river Chenab, Pakistan. *Environmental Monitoring and Assessment*, 140(1), 43-59. <https://doi.org/10.1007/s10661-007-9846-4>
 27. Satari, M., shirini, k. and javidan, S., 2024. Evaluating the efficiency of parameter reduction methods in improving the accuracy of water quality index modeling in Qezal Ozen River using machine learning algorithms. *Water and soil modeling and management*, 4(2), 89-104. <https://doi.org/10.22098/mmws.2023.12434.1241> [In Persian]
 28. Simeonov, V., Stratis, J. A., Samara, C., Zachariadis, G., Voutsas, D., Anthemidis, A., Sofoniou, M. and Kouimtzis, T., (2003). Assessment of the surface water quality in Northern Greece. *Water Research*, 37(17), pp. 4119-4124.
 29. Singh, K. P., Malik, A. and Sinha, S., 2005. Water quality assessment and apportionment of pollution sources of Gomti river (India) using multivariate statistical techniques—a case study. *Analytica Chimica Acta*, 538(1), pp. 355-374. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.aca.2005.02.006>.
 30. Soleimani, P., Hoseini, A. and Sabzzadeh, I., 2021. Water quality modeling of Abdanan river using HEC-RAS model the 4th National Conference on Technology Development of Water Science, Watershed air quality data sets. *Atmospheric Environment*, 38(18), pp. 2895-2907. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.atmosenv.2004.02.026>
 15. Kang, S., Kim, J. H., Ryu, J., Bong, Y. and Shin, K., 2024. Contribution of carbonate-derived dissolved inorganic carbon into autochthonous particulate organic carbon in two small temperate Korean rivers (Geum and Seomjin). *Heliyon*, 10, e31154. <https://doi.org/10.1016/j.heliyon.2024.e31154>.
 16. Khalili, R., Sabzehmeidani, M. M., Parvinnia, M. and Ghaedi, M., 2022. Removal of hexavalent chromium ions and mixture dyes by electrospun PAN/graphene oxide nanofiber decorated with bimetallic nickel-iron LDH. *Environmental Nanotechnology, Monitoring and Management*, 18, 100750. 2022.100750 [In Persian] <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.enmm.2022.100750>
 17. Legates, D. R. and McCabe Jr., G.J., 1999. Evaluating the use of “goodness-of-fit” Measures in hydrologic and hydroclimatic model validation. *Water Resources Research*, 35(1), pp. 233-241.
 18. Liu, C.W., Lin, K.H. and Kuo, Y.M., 2003. Application of factor analysis in the assessment of groundwater quality in a blackfoot disease area in Taiwan. *Science of The Total Environment*, 313(1), pp. 77-89. <https://doi.org/https://doi.org/10.1029/1998WR900018>.
 19. Looi, L. J., Aris, A. Z., Wan Johari, W. L., Md. Yusoff, F. and Hashim, Z., 2013. Baseline metals pollution profile of tropical estuaries and coastal waters of the Straits of Malacca. *Marine Pollution Bulletin*, 74(1), pp. 471-476. <https://doi.org/https://doi.org/10.1016/j.marpolbul.2013.06.008>.
 20. Ma, G. and Jia, L., 2022. Heavy Metal Water Pollution: Transport and Transformation, Impacts and Treatment Technologies. In K. Ujikawa, M. Ishiwatari, and E. v. Hullebusch, Environment and Sustainable Development Singapore. https://doi.org/10.1007/978-981-19-1704-2_10.
 21. Mohsenifar, K. and Tabatabaei, S., 2010. Effect of drought on pollution of LENJ station of Zaynedood River by artificial neural network. XVIIth World Congress of the International Commission of Agricultural Engineering (CIGR), CSBE/SCGAB, Quebec City, Canada.
 22. Mohsenifar, K., Pazira, E., Panahpour, E. and Beni, Z.H.M., 2010. Effect of Drought

- Management and River Engineering.,
[https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0043-1354\(03\)00398-1](https://doi.org/https://doi.org/10.1016/S0043-1354(03)00398-1) [In Persian]
31. Xie, H., Ma, F. and Bai, Q., 2009. Prediction of Indoor Air Quality Using Artificial Neural Networks. 2009 Fifth International Conference on Natural Computation, <https://doi.org/10.1109/ICNC.2009.502>
32. Yüksel, B., Ustaoglu, F. and Arica, E., 2021. Impacts of a Garbage Disposal Facility on the Water Quality of Çavuşlu Stream in Giresun, Turkey: A Health Risk Assessment Study by a Validated ICP-MS Assay. *Aquatic sciences and engineering*, 36, pp. 181-192.
<https://doi.org/10.26650/ASE2020845246>.