

## Monitoring the Quality of Groundwater using Artificial Neural Network Methods, a Case Study of Qorveh and Dehgolan Counties

Shahoo Mohamadi<sup>1</sup>, Seyed Morsal Ghavami<sup>1\*</sup> 

<sup>1</sup>Department of GIS, Engineering Faculty, University of Zanjan, Zanjan, Iran.

### Article Info

#### Article type:

Research Article

#### Article history:

Received: 03May2025

Revised: 04August2025

Accepted: 02September2025

Published online: 29March2026

#### Keywords:

Groundwater Quality

Water Quality Index

Artificial Neural Network

Multilayer Perceptron

Radial Basis Function

### ABSTRACT

**Objective:** The Water Quality Index (WQI) is a comprehensive metric that assesses groundwater quality using a set of physical, chemical, biological, and microbiological parameters. These parameters include magnesium, calcium, sodium, potassium, chloride, sulfate, nitrate, bicarbonate, electrical conductivity, total dissolved solids, hardness, and acidity. In this study, WQI was calculated using seasonal sampling data collected from the cities of Qorveh and Dehgolan in Kurdistan Province.

**Methods:** One of the main challenges of the WQI is the large number of parameters required for its calculation. The innovation of this research lies in combining statistical methods and artificial neural networks to identify optimal parameter settings for estimating WQI values. In this study, the correlation between parameters in water wells was first assessed, and based on this, the number of independent initial parameters was input into two known artificial neural network models: Multilayer Perceptron (MLP) and Radial Basis Function (RBF) as inputs and WQI as the output parameter.

**Results:** The results indicated that reducing the number of parameters to eight enabled the neural network model to predict WQI with very high accuracy (correlation coefficient of 0.996 and RMSE of 7.83). Furthermore, the Multilayer Perceptron model outperformed the Radial Basis Function model.

**Conclusions:** The quality of groundwater in Dehgolan is predominantly in the good to very good range, whereas in Qorveh, water quality declines significantly from west to east and Southeast, changing from very good to very poor.

\*corresponding author, Email: [ghavami@znu.ac.ir](mailto:ghavami@znu.ac.ir)

**Cite this article:** Mohammadi, Shaho & Ghavami, Seyed Morsal. (2025). Monitoring the Quality of Groundwater using Artificial Neural Network Methods, a Case Study of Qorveh and Dehgolan Counties. *Journal of New Approaches in Water Engineering and Environment*. <http://doi.org/10.22034/nawee.2025.520885.1154>



© The Author(s).

Publisher: Gonbad Kavous University.

DOI: <http://doi.org/10.22034/nawee.2025.520885.1154>



## پایش کیفیت آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطقه مورد مطالعه: شهرستان‌های قروه و دهگلان

شاهو محمدی<sup>۱</sup>، سید مرسل قوامی<sup>۱\*</sup>

<sup>۱</sup>گروه سیستم‌های اطلاعات مکانی (GIS)، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه زنجان، زنجان، ایران.

| اطلاعات مقاله  | چکیده (B Nazanin 12)  |
|--|---|
| نوع مقاله:<br>مقاله پژوهشی   | مقدمه: شاخص کیفیت آب (WQI) معیاری جامع است که با بهره‌گیری از مجموعه‌ای از پارامترهای فیزیکی، شیمیایی، بیولوژیکی و میکروبیولوژیکی، کیفیت آب‌های زیرزمینی را ارزیابی می‌کند. این پارامترها شامل منیزیم، کلسیم، سدیم، پتاسیم، کلرید، سولفات، نیترات، بی‌کربنات، هدایت الکتریکی، کل جامدات محلول، سختی و خاصیت اسیدی است. برای محاسبه شاخص WQI در این مطالعه، از داده‌های نمونه‌برداری در شهرستان‌های قروه و دهگلان استان کردستان استفاده شده است. یکی از مشکلات اصلی شاخص WQI، تعداد پارامترهای زیاد برای محاسبه آن است. نوآوری این تحقیق استفاده از ترکیبی از روش‌های آماری و شبکه عصبی مصنوعی برای یافتن پارامترهای بهینه در برآورد مقادیر WQI است. |
| تاریخ دریافت: ۱۴۰۴/۰۲/۱۳   | <b>مواد و روش‌ها:</b> در این پژوهش، ابتدا میزان همبستگی پارامترها در چاه‌های آب ارزیابی می‌شود و براساس آن، تعداد پارامترهای اولیه مستقل به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی شناخته شده، یعنی پرسپترون چندلایه (MLP) و تابع پایه شعاعی (RBF) به‌عنوان پارامترهای ورودی و مقدار WQI به‌عنوان پارامتر خروجی معرفی شدند.  |
| تاریخ بازنگری: ۱۴۰۴/۰۵/۱۳  | <b>نتایج و بحث:</b> نتایج این مطالعه نشان داد که با کاهش تعداد پارامترها به هشت عدد، مدل شبکه عصبی قادر بود با دقت بسیار زیاد (ضریب همبستگی ۰/۹۹۶ و RMSE برابر با ۷/۸۳) مقدار شاخص WQI را پیش‌بینی کند.   |
| تاریخ پذیرش: ۱۴۰۴/۰۶/۱۱  | همچنین، مدل پرسپترون چندلایه عملکرد بهتری نسبت به مدل تابع پایه شعاعی ارائه داد.  |
| تاریخ انتشار: ۱۴۰۵/۰۱/۰۹   | <b>نتیجه‌گیری:</b> بر اساس مقادیر شاخص WQI کیفیت آب‌های زیرزمینی در شهرستان دهگلان عمدتاً در محدوده کیفیت خوب و خیلی خوب قرار دارد؛ درحالی‌که در شهرستان قروه از غرب به سمت شرق و جنوب شرقی، کیفیت آب به‌شدت کاهش یافته و از خیلی خوب به خیلی بد تغییر می‌کند.  |
| <b>کلیدواژه‌ها:</b><br>شبکه عصبی مصنوعی<br>کیفیت آب‌های زیرزمینی<br>شاخص کیفیت آب<br>پرسپترون چندلایه<br>تابع پایه شعاعی |   |

\* نویسنده مسئول، Email: ghavami@znu.ac.ir

استناد: محمدی، شاهو، و قوامی، سید مرسل (۱۴۰۴). پایش کیفیت آب‌های زیرزمینی با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، منطقه مورد مطالعه: شهرستان‌های قروه و دهگلان. *رویکردهای نوین در مهندسی آب و محیط زیست*.

<http://doi.org/10.22034/nawee.2025.520885.1154>



## مقدمه

آب یکی از نیازهای اولیه انسان و تمام موجودات دیگر بر روی کره زمین است. اگرچه بیشتر از ۷۰ درصد مساحت کل کره زمین را آب تشکیل داده است، اما بخش زیادی از این آبها قابل مصرف برای زندگی روزمره نیست. همچنین با افزایش جمعیت، توسعه شهرنشینی و زندگی ماشینی، تغییرات آب و هوایی و افزایش گرمای کره زمین و غیره، نیاز به دسترسی به آبهای شیرین افزایش یافته است. بنابراین کمبود منابع آب از یک سو و افزایش تقاضا برای استفاده از آن از سوی دیگر، فشار بر روی منابع آب به خصوص منبع آب زیرزمینی را افزایش داده است که یکی از پیامدهای آن قرار گرفتن در معرض آلودگی این آبها است (Baki and Ghavami, 2023). بنابراین مدیران و تصمیم‌گیران باید به پایش مداوم کمیت و کیفیت آبهای زیرزمینی بپردازند تا از دسترس بودن آبهای سالم برای نسل حاضر و نسل‌های آتی مطمئن شد و به اهداف توسعه پایدار نزدیک گردید (Goodarzi et al., 2022).

آبهای زیرزمینی در معرض آسیب‌های مختلفی قرار دارند. از آنجاکه منبع اصلی تأمین آنها، نفوذ آب حاصل از بارش برف و باران به زیرسطح زمین است، توپوگرافی، زمین‌شناسی و نفوذپذیری خاک منطقه تأثیر مهمی در آسیب‌پذیری آبهای زیرزمینی به آلودگی‌های محیطی دارد. از سوی دیگر کاربری بالای سطح زمین نظیر کشاورزی که در آن از سموم و کودهای شیمیایی استفاده می‌شود، موجب نفوذ این سموم در خاک و در نهایت موجب آلودگی آبهای زیرزمینی می‌شود (Yousefi et al., 2018). دفن نامناسب پسماندهای صنعتی نیز از دیگر عوامل آلودگی آبهای زیرزمینی است. علاوه بر این بهره‌برداری بیش از حد و استفاده بی‌رویه از آبهای زیرزمینی برای مصارف شهری، کشاورزی، صنعتی و غیره نیز باعث کاهش کیفیت آنها شده است. این نکته قابل ذکر است که کاهش کیفیت یا آلودگی آبهای زیرزمینی بر سلامتی و رفاه اجتماعی انسان‌ها تأثیر منفی خواهد داشت (Zahedi et al., 2017). این امر در مناطق خشک و نیمه‌خشک دنیا که با مشکل کم‌آبی یا بی‌آبی مواجه هستند، نمود بیش‌تر و از اهمیت بالاتری برخوردار است (Kouadri et al., 2021).

روش‌های متداول و سنتی در اواخر دهه ۱۹۵۰ میلادی برای ارزیابی کیفیت آبهای زیرزمینی ارائه شد که عبارتند از: حجمی<sup>۱</sup>، کدورت سنجی<sup>۲</sup>، رنگ سنجی<sup>۳</sup> که عملاً این روش‌ها دشوار و پرهزینه بودند (Machiwal et al., 2018). پس از آن تحقیقات زیادی در زمینه ارتقا و بهبود روش‌های ارزیابی کیفی آبهای زیرزمینی انجام شده است که منجر به ارائه روش‌های جدیدی در این زمینه شد روش‌های ارزیابی کیفیت آبهای زیرزمینی عبارتند از (Machiwal et al., 2018): مدل‌سازی شیمیایی (شامل روش‌های مدل‌سازی معکوس و پیش‌رو و روش واکنش انتقال شیمیایی)، روش‌های هوش مصنوعی (شامل روش‌های الگوریتم ژنتیک، شبکه عصبی مصنوعی و ماشین‌بردار پشتیبان)، روش‌های شاخص‌مبنا (شامل روش‌های شاخص‌های کیفیت آب)، روش‌های آماری (شامل روش‌های چندمتغیره، تحلیل مولفه اصلی، خوشه‌ای و متمایز) و روش‌های گرافیکی (شامل دیگرام‌های کالینز، استیف، پایپر و ویلکاکس). در این مطالعه با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی که یکی از روش‌های هوش مصنوعی است، به ارزیابی کیفیت آبهای زیرزمینی پرداخته خواهد شد. همچنین از شاخص کیفیت آب (WQI) به عنوان یکی از پرکاربردترین و شناخته شده‌ترین روش‌های شاخص‌مبنا استفاده خواهد شد. شاخص کیفیت آب، معیاری است که با استفاده از مجموعه‌ای از پارامترها و عوامل فیزیکی، شیمیایی، بیولوژیکی و میکروبیولوژیکی محیط آب، به پایش کیفیت آب می‌پردازد. شاخص کیفیت آب شامل ۱۲ پارامتر مختلف شامل منیزیم<sup>۴</sup>، کلسیم<sup>۵</sup>، سدیم<sup>۶</sup>، پتاسیم<sup>۷</sup>، کلرید<sup>۸</sup>؛

<sup>1</sup> Volumetric

<sup>2</sup> Turbidimetric

<sup>3</sup> Colorimetric

<sup>4</sup> Water Quality Index

<sup>5</sup> Mg<sup>2+</sup>

<sup>6</sup> Ca<sup>2+</sup>

<sup>7</sup> Na<sup>+</sup>

<sup>8</sup> K<sup>+</sup>

<sup>9</sup> Cl<sup>-</sup>

سولفات، نیترات، بی‌کربنات، هدایت الکتریکی آب، کل جامدات محلول و سختی آب و خاصیت اسیدی آب است. یکی از مشکلات اصلی استفاده از شاخص WQI، تعداد زیاد پارامتر برای محاسبه آن است؛ بدین منظور برخی از محققان روش‌های مختلفی برای کاهش تعداد پارامترهای مورد نیاز ارائه داده‌اند، یکی از این روش‌ها، استفاده از روش‌های آماری نظیر تحلیل مؤلفه اصلی (PCA) و تحلیل فاکتور (FA) است. برای نمونه، در مطالعه‌ای که توسط Ghaffari و همکاران (۲۰۲۱) در محدوده سه‌سهند تبریز در شمال غرب ایران انجام شد، از تکنیک‌های آماری چندمتغیره برای تعیین میزان همبستگی مابین پارامترهای هیدروشیمیایی، از تحلیل خوشه‌ای برای طبقه‌بندی بهتر خروجی‌ها و از PCA برای کاهش تعداد پارامترهای مورد نظر برای محاسبه شاخص WQI و رسیدن به تعداد پارامترهای بهینه استفاده کردند (Ghaffari et al., 2021). در مطالعه‌ای دیگر Zhang و همکاران (۲۰۲۴) از روش PCA برای کاهش تعداد پارامترهای مورد نظر برای محاسبه شاخص WQI و رسیدن به پارامترهای بهینه استفاده کردند. مطالعه آن‌ها نشان داد که با حفظ دقت، PCA قادر به کاهش پارامترها تا ۷ عدد است (Zhang et al., 2024). Singh و همکاران (۲۰۲۵) نیز از PCA استفاده کردند و آن‌ها نیز به این نتیجه رسیدند که با کاهش تعداد پارامترها به ۹ عدد می‌توان با دقت خوبی به برآورد مقدار WQI در منطقه‌ای در هند رسید. اگرچه روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای پیش‌بینی مورد استفاده قرار می‌گیرند، ولی می‌توان با انتخاب ترکیب‌های مختلف از پارامترها به‌عنوان ورودی مدل و همچنین مقادیر شاخص WQI به‌عنوان خروجی مدل، به انتخاب ترکیب بهینه از پارامترها برای محاسبه WQI رسید. محققان مختلف از ANN به‌منظور انتخاب پارامترهای بهینه برای محاسبه WQI استفاده کرده‌اند. برای نمونه، در مطالعه‌ای دیگر Kouadri و همکاران (۲۰۲۱) از روش‌های ANN برای تعیین تعداد بهینه پارامترها برای محاسبه شاخص WQI استفاده کردند. آن‌ها ابتدا شاخص WQI را با استفاده از ۱۳ پارامتر برای ۳۷ چاه عمیق در منطقه ال‌مرک جنوب شرقی الجزایر محاسبه کردند. سپس از ANN برای پیش‌بینی شاخص WQI استفاده کردند. در این مطالعه پارامترهای کانی‌سازی، سختی آب، نیترات و نیتریت به‌عنوان ۵ پارامتر ورودی و لایه WQI به‌عنوان خروجی مدل تعیین شد. آن‌ها از مدل پرسپترون چندلایه (MLP) برای پیش‌بینی استفاده کردند (Kouadri et al., 2021). همچنین Kulisz و همکاران (۲۰۲۱) با استفاده از ANN توانستند به تعداد بهینه ۵ پارامتر شامل سختی آب، کلرید، نیترات، منگنز و کل جامدات محلول با حفظ دقت مناسب برسند (Kulisz and Kujawska, 2021). در این مطالعه به ارزیابی استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی نظیر مدل MLP و تابع پایه شعاعی (RBF) برای برآورد تعداد بهینه پارامترهای مورد نیاز برای محاسبه WQI پرداخته می‌شود. برای این منظور، ابتدا با استفاده از روش نقشه حرارتی میزان همبستگی اولیه پارامترها نسبت به هم ارزیابی می‌شود و در گام بعدی از روش شبکه عصبی مصنوعی میزان کارآمدی پارامترهای انتخاب‌شده برای محاسبه WQI ارزیابی می‌گردد و پارامترهای بهینه شناسایی می‌شوند.

1  $SO_4^{2-}$

2  $NO_3^-$

3  $HCO_3^-$

4 Electrical conductivity

5 Total dissolved solids

6 Total Hardness

7. Power of Hydrogen

8. Principal Component Analysis

9. Factor Analysis

1. Artificial Neural Network 0

1. MultiLayer Perceptron 1

1. Radial Basis Function 2

## مواد و روش‌ها

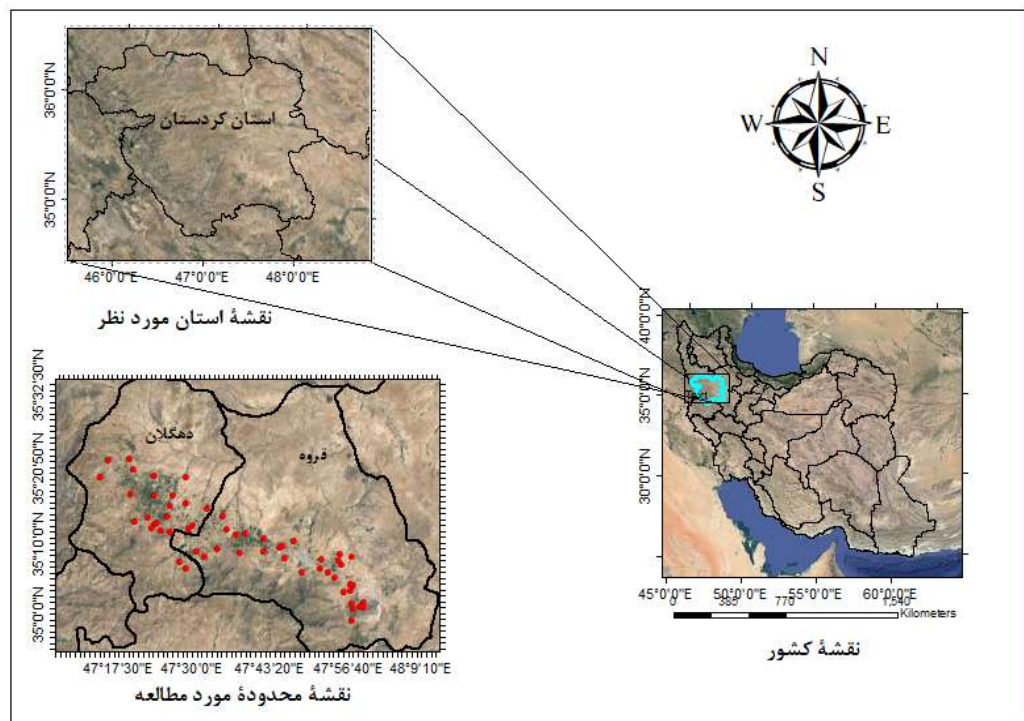
### منطقه مورد مطالعه و داده‌ها

استان کردستان یکی از استان‌های ایران به مرکزیت شهر سنندج است که در غرب کشور واقع شده است. مساحت استان کردستان ۲۹۵۰۰ کیلومتر مربع معادل ۱/۷ درصد از مساحت کل کشور است. این استان از شمال به استان‌های آذربایجان غربی و زنجان، از شرق به همدان و زنجان، از جنوب به کرمانشاه و از غرب به اقلیم کردستان در کشور عراق محدود است. مشخصات کلی این مناطق به صورت جدول ۱ است.

جدول ۱- اطلاعات کلی شهرستان قروه و دهگلان

| شهرستان | جمعیت (نفر) | ارتفاع از سطح دریا (متر) | میزان بارش سالیانه (میلی متر) |
|---------|-------------|--------------------------|-------------------------------|
| قروه    | ۷۸۲۷۶       | ۱۸۵۰                     | ۵۵۰                           |
| دهگلان  | ۸۵۰۰۰       | ۱۸۰۰                     | ۳۵۰                           |

در این پژوهش از ۶۳ چاه استفاده شده است که تعداد پارامترهای اندازه‌گیری شده طی سال‌های ۱۳۸۷ تا ۱۴۰۰ برابر نیستند. در واقع تعداد حداقل و حداکثر پارامتر اندازه‌گیری شده بین ۹ تا ۱۲ در سال‌های مذکور هستند. در واقع برای بررسی کیفیت آب‌های زیرزمینی به صورت زمانی باید تعداد پارامترها ثابت باشد تا بتوان به تفسیر و تحلیل کیفیت آب پرداخت. شایان ذکر است که این پارامترها از شرکت آب منطقه استان کردستان گرفته شده است که واحد اندازه‌گیری آن‌ها بر حسب میلی‌اکی والان بر لیتر است و برای محاسبه شاخص WQI باید این پارامترها بر حسب میلی‌گرم بر لیتر باشند. به این ترتیب باید مقدار اندازه‌گیری هر پارامتر (میلی‌اکی والان بر لیتر) در جرم مولی آن ضرب شود تا واحد آن پارامتر به میلی‌گرم بر لیتر تبدیل شود. سپس با استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی نظیر MLP و RBF، شاخص WQI برای تعداد کم‌تر پارامترها پیش‌بینی خواهد شد. نقشه منطقه مورد مطالعه در شکل ۱ نشان داده شده است.



شکل ۱- نقشه محدوده مورد مطالعه

### شاخص WQI

شاخص WQI معیاری است که با استفاده از مجموعه‌ای از پارامترها و عوامل فیزیکی، شیمیایی، بیولوژیکی و میکروبیولوژیکی محیط آب، به پایش کیفیت آب می‌پردازد. شاخص کیفیت آب شامل ۱۲ پارامتر مختلف است که برای محاسبه آن گام‌های زیر باید طی شود (Kouadri et al., 2021):

گام اول: محاسبه وزن نسبی ( $W_i$ )

$$W_i = \frac{w_i}{\sum_{k=1}^n w_k} \quad (1)$$

که در آن  $W_i$  وزن نسبی پارامتر نام است که مقداری مابین ۰ تا ۱ دارد.  $w_i$  وزن تخصیصی ابتدایی به پارامتر موردنظر است.  $w_k$  وزن تخصیصی به هریک از پارامترهای موثر در شاخص WQI و  $n$  تعداد کل پارامترها است. گام دوم: رتبه‌بندی کیفیت ( $q_i$ ) برای هر پارامتر.

$$q_i = \frac{C_i}{S_i} \times 100 \quad (2)$$

که در آن  $C_i$  غلظت پارامتر نام در هر نمونه آب بر حسب میلی‌گرم در لیتر و  $S_i$  استاندارد آب آشامیدنی برای همان پارامتر بر حسب میلی‌گرم در لیتر بر اساس دستورالعمل سازمان بهداشت جهانی (Organization, 2008) است. گام سوم: محاسبه زیر شاخص پارامتر نام ( $SI_i$ )

$$SI_i = W_i * q_i \quad (3)$$

گام چهارم: محاسبه نهایی شاخص WQI

$$WQI = \sum_{i=1}^n SI_i \quad (4)$$

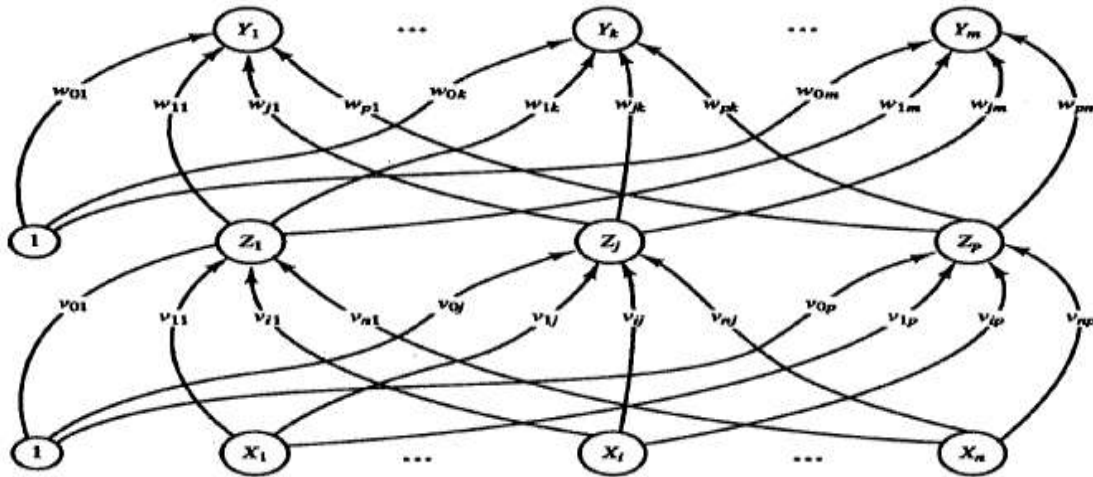
همان‌گونه که در گام اول و دوم ذکر شد، یکسری اوزان به همراه استاندارد باید برای هر یک از پارامترها تعیین شود که مقادیر مربوط به آن در جدول ۲ بیان شده است.

جدول ۲- وزن‌های نسبی و استانداردهای جهانی برای محاسبه شاخص WQI (Brown et al., 1970)

| پارامتر     | $w_i$ | $S_i$ | وزن نسبی ( $W_i$ ) |
|-------------|-------|-------|--------------------|
| EC          | ۳     | ۲۵۰   | ۰/۰۷۱۴۲            |
| PH          | ۵     | ۷/۵   | ۰/۱۱۹۰۴            |
| TDS         | ۵     | ۵۰۰   | ۰/۱۱۹۰۴            |
| TH          | ۳     | ۵۰۰   | ۰/۰۷۱۴۲            |
| $Ca^{2+}$   | ۲     | ۱۰۰   | ۰/۰۴۷۶۱            |
| $Mg^{2+}$   | ۲     | ۵۰    | ۰/۰۴۷۶۱            |
| $Na^+$      | ۴     | ۲۰۰   | ۰/۰۹۵۲۳            |
| $K^+$       | ۱     | ۲۰    | ۰/۰۲۳۸۰            |
| $HCO_3^-$   | ۳     | ۳۰۰   | ۰/۰۷۱۴۲            |
| $Cl^-$      | ۴     | ۲۵۰   | ۰/۰۹۵۲۳            |
| $SO_4^{2-}$ | ۵     | ۲۵۰   | ۰/۱۱۹۰۴            |
| $NO_3^-$    | ۵     | ۵۰    | ۰/۱۱۹۰۴            |

### پرسپترون چندلایه

شبکه عصبی پرسپترون چندلایه از یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و یک یا چند لایه پنهان تشکیل شده‌اند. به لایه‌هایی که بین لایه ورودی و خروجی قرار دارند، لایه پنهان گفته می‌شود. همه لایه‌ها به‌جز لایه خروجی، یک بایاس دارند (Fausett, 2006). ساختار کلی شبکه عصبی پرسپترون چندلایه به صورت شکل ۲ است.



شکل ۲- ساختار الگوریتم پرسپترون چندلایه (Fausett, 2006)

الگوریتم یادگیری شبکه عصبی پرسپترون چندلایه از چندین مرحله تشکیل شده است.

۱. استانداردسازی مقادیر ورودی به همراه مقداردهی وزن‌های اولیه؛
۲. ارسال هر پارامتر ورودی به تمام نورون‌های لایه بعد؛
۳. ضرب هر پارامتر ورودی در وزن هر نورون و اعمال تابع فعال‌سازی؛

$$Z_j \cdot \text{in}_j = v_{0j} + \sum_{i=1}^n X_i V_{ij} \quad Z_j = f(z \cdot \text{in}_j) \quad (5)$$

که  $X_i$  مقدار پارامتر ورودی  $i$ ام،  $V_{ij}$  وزن ارتباطی پارامتر  $i$ ام به نورون  $j$ ام، مقدار بایاس اولیه نورون  $j$ ام و  $f$  تابع فعال‌سازی است؛

۴. محاسبه ورودی‌های لایه مخفی و اعمال تابع فعال‌سازی؛

$$Y_k \cdot \text{in}_k = w_{0k} + \sum_{i=1}^n Z_i W_{jk} \quad Y_k = f(Y \cdot \text{in}_k) \quad (6)$$

به طریق قبلی،  $Z_i$  مقدار بدست آمده از مرحله قبل،  $W_{jk}$  وزن اتصالی نورون  $k$ ام به نورون  $j$ ام در لایه قبل و  $w_{0k}$  مقدار بایاس اولیه نورون  $k$ ام است.

۵. محاسبه خطا در لایه خروجی؛

$$\delta_k = (t_k - Y_k) f'(Y \cdot \text{in}_k) \quad (7)$$

که در این رابطه،  $t_k$  داده‌های واقعی است که در این مطالعه مقادیر WQI است. همچنین  $\delta_k$  مقدار خطای به‌دست آمده است؛

۶. آپدیت کردن وزن‌های لایه خروجی؛

$$\Delta w_{jk} = \alpha \delta_k Z_j \quad (8)$$

که در این رابطه،  $\alpha$  نرخ یادگیری است.

۷. آپدیت کردن بایاس‌های لایه خروجی؛

$$\Delta w_{0k} = \alpha \delta_k \quad (9)$$

۸. در این مرحله، برای آپدیت کردن وزن‌های لایه قبل (لایه مخفی)، مقدار خطای محاسبه‌شده در وزن لایه خروجی ضرب می‌شوند؛

$$\delta_{in_j} = \sum_{k=1}^m \delta_k w_{jk} \quad (10)$$

سپس در مشتق تابع فعال‌سازی ضرب می‌شود، برای مقدار خطای مربوط به هر نورون.

$$\delta_j = \delta_{in_j} f'(Z_{in_j}) \quad (11)$$

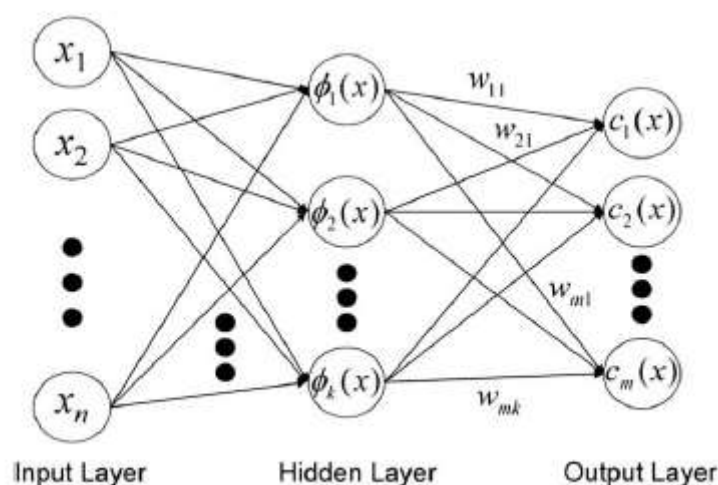
۹. به‌روزر کردن وزن‌ها و بایاس‌های لایه ورودی.

$$\Delta v_{ij} = \alpha \delta_j x_i \quad \Delta v_{0j} = \alpha \delta_j \quad (12)$$

درواقع مراحل ذکر شده برای یک ورودی است و به طریقه مشابه برای همه ورودی‌ها انجام خواهد شد. روند کلی به این صورت است که ابتدا با یک سری از داده‌ها آموزش داده می‌شوند و یک سری داده‌های که آموزش ندیده‌اند، تست می‌شوند و مقدار خطا به دست می‌آید و سپس وزن‌های مربوط به هر نورون آپدیت می‌شود و دوباره خطا محاسبه می‌شود. این روند تا زمانی که به دقت مطلوب دست پیدا نکند، ادامه خواهد داشت. البته شایان ذکر است که تعداد لایه‌های مخفی، تعداد نورون‌های هر لایه، وزن‌های اولیه، تابع فعال‌سازی و نرخ یادگیری در اجرای سرعت و دقت مورد نظر تاثیرگذار خواهند بود.

### تابع پایه شعاعی

شبکه عصبی تابع پایه شعاعی همانند پرسپترون چندلایه دارای ساختار سه لایه ورودی، مخفی و خروجی است. لایه ورودی به صورت مستقیم و بدون اینکه وزنی بین دو لایه باشد، به لایه مخفی وصل است. نورون‌های لایه پنهان شبکه به عنوان یک کرنل غیرخطی گوسی عمل می‌کنند و وظیفه نگاشت داده از فضای غیرخطی به فضای خطی را برعهده دارند (Haykin, 2009). ساختار شبکه عصبی شعاع مینا به صورت شکل ۳ است.



شکل ۳- ساختار الگوریتم شعاع مینا (Kashaninejad et al., 2009)

به صورت کلی مجهولات این شبکه عصبی مصنوعی، مراکز و پراکندگی توابع گوسی و وزن‌های لایه مخفی به لایه خروجی هستند که وزن‌ها با استفاده از معادله زیر محاسبه می‌شود (Haykin, 2009).

$$y = \sum_{i=1}^m W_i \Phi_i \quad (13)$$

که در این رابطه،  $\Phi_i$  توابع گوسی شامل پارامترهای مراکز و پراکندگی و  $y$  هدف‌ها هستند. به این ترتیب وزن‌های لایه مخفی به لایه خروجی محاسبه خواهد شد.

### معیارهای ارزیابی مدل

#### خطای جذر میانگین مربعات

خطای جذر میانگین مربعات (RMSE) معیاری است که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی را اندازه‌گیری می‌کند. از نظر ریاضی، RMSE برابر با انحراف معیار «مقادیر باقیمانده» است. مقادیر باقیمانده نشان‌دهنده فاصله بین خط رگرسیونی و نقاط داده واقعی هستند. به عبارت دیگر، RMSE میزان پراکندگی مقادیر باقیمانده را اندازه‌گیری می‌کند و نشان‌دهنده نزدیکی مقادیر واقعی به مقادیر پیش‌بینی شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum (x_i - \hat{x}_i)^2}{n-1}} \quad (14)$$

که در آن  $x_i$  مقدار واقعی و  $\hat{x}_i$  مقدار پیش‌بینی شده داده نام است و  $n$  تعداد کل داده‌ها است.

به عبارت دیگر، RMSE نمایانگر دقت یک مدل است و هرچه مقدار آن کمتر باشد، نشان‌دهنده دقت بالاتر مدل در پیش‌بینی است. همچنین، ضریب همبستگی به عنوان ابزاری آماری برای تعیین نوع و شدت رابطه بین دو متغیر کمی مورد استفاده قرار می‌گیرد. این ضریب یکی از معیارهای کلیدی در تحلیل همبستگی است و شدت و نوع رابطه (مستقیم یا معکوس) را مشخص می‌کند. مقدار این ضریب بین ۱- و ۱- متغیر است و در صورت عدم وجود رابطه بین دو متغیر، برابر با صفر خواهد بود (Chicco et al., 2021).

#### میانگین خطای مطلق

میانگین خطای مطلق (MAE) معیاری است که برای ارزیابی دقت پیش‌بینی‌ها به کار می‌رود. در محاسبه MAE، از تفاضل مطلق بین داده‌های واقعی و پیش‌بینی شده میانگین گرفته می‌شود. معمولاً از این معیار زمانی استفاده می‌شود که بخواهیم کیفیت پیش‌بینی‌ها را بر اساس اندازه مطلق آن‌ها بررسی کنیم، نه اندازه نسبی‌شان.

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad (15)$$

که در آن  $x_i$  مقدار واقعی و  $\hat{x}_i$  مقدار پیش‌بینی شده داده نام است و  $n$  تعداد کل داده‌ها است.

#### روش تحقیق

داده‌های مورد استفاده این تحقیق از شرکت آب منطقه‌ای استان کردستان اخذ شده است. این داده‌ها در چند سال، ۱۲ پارامتر کیفیت آب اندازه‌گیری شده بود. این اندازه‌گیری‌ها در دو ماه خرداد و مهرماه هر سال بودند ولی برای بیش‌تر سال‌ها، تعداد پارامترهای اندازه‌گیری کم‌تر بود. در واقع با نقصان متغیرهای اندازه‌گیری شده مواجه بودیم، برای ارزیابی مدل‌های معرفی شده،

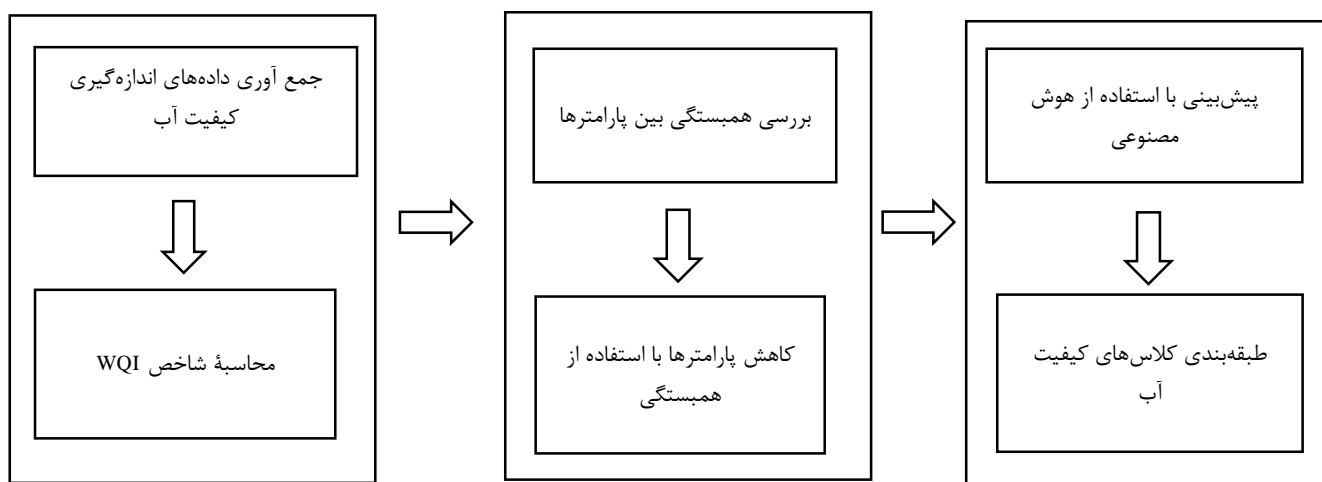
<sup>1</sup> Root Mean Square Error

<sup>2</sup> Mean Absolute Error

سالی که با بیش‌ترین تعداد پارامتر اندازه‌گیری بود؛ یعنی داده‌های فصل بهار سال ۱۳۹۹ مربوط به ۶۳ چاه به‌عنوان داده‌های ورودی مدل‌های شبکه عصبی انتخاب شد. برای استفاده از شبکه عصبی، مجموعه داده‌ها به‌صورت تصادفی به سه دسته داده‌های آموزشی، ارزیابی و اعتبارسنجی تقسیم‌بندی شد. همچنین چاه‌هایی که تعداد پارامتر اندازه‌گیری در آن‌ها به تعداد کافی نبود از روند مدل‌سازی کنار گذاشته شد. برای این منظور، ابتدا براساس وزن‌های ذکر شده در جدول ۲ و مقادیر اندازه‌گیری شده برای ۱۲ پارامتر مورد اشاره، مقدار WQI برای چاه‌های مختلف اندازه‌گیری می‌شود. سپس با استفاده از تحلیل‌های آماری، همبستگی مابین پارامترها مورد ارزیابی قرار می‌گیرد. همبستگی بسیار بالا مابین دو پارامتر به این معنی است که در روند محاسبه شاخص WQI، می‌توان یکی از این دو پارامتر رو مورد استفاده قرار داد. بنابراین می‌توان تعدادی از پارامترها رو حذف کرد. سپس با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی نظیر MLP و RBF، به ارزیابی دقت مجموعه پارامترهای کاهش یافته در پیش‌بینی WQI پرداخت. کیفیت مدل‌های ساخته شده به عوامل متعددی بستگی دارد، از جمله:

- نحوه تخصیص داده‌ها به سه مجموعه آموزش، تست و اعتبارسنجی؛
- تعداد لایه‌های مخفی و تعداد نوروها در هر لایه؛
- تعداد تکرارها (اپوک‌ها) و نوع توابع فعال‌سازی (Activation Functions).

در این تحقیق، ابتدا داده‌ها به صورت استانداردسازی شده در بازه ۰ تا ۱ در آمدند. سپس تخصیص داده‌ها به صورت تصادفی ۸۰٪ آموزش (۵۱ چاه)، ۲۰٪ ارزیابی (۱۲ چاه) اعتبارسنجی انجام شد (Sivakumar et al., 2024). توابع فعال‌سازی purelin و tansig برای آموزش شبکه به کار گرفته شد و مدل با یک لایه مخفی، با نوروهای ابتدایی ۱ آغاز شد. این فرایند آموزش به صورت تکراری انجام گرفت، به‌طوری‌که پس از هر بار اجرای برنامه، دقت مدل ارزیابی و میانگین گرفته می‌شد. در صورتی که دقت به حد مطلوب نمی‌رسید، اول تعداد نوروها افزایش داده می‌شد تا به بهترین عملکرد دست یابند و در مرحله بعد تعداد لایه‌های مخفی افزایش داده شد. این روند با استفاده از نرم افزار MATLAB R2023b انجام پذیرفت. در نهایت پس از به‌دست‌آوردن دقت مناسب به طبقه‌بندی منطقه برحسب کیفیت آب پرداخت. شکل ۴ فرایند کلی این مطالعه را نمایش می‌دهد.

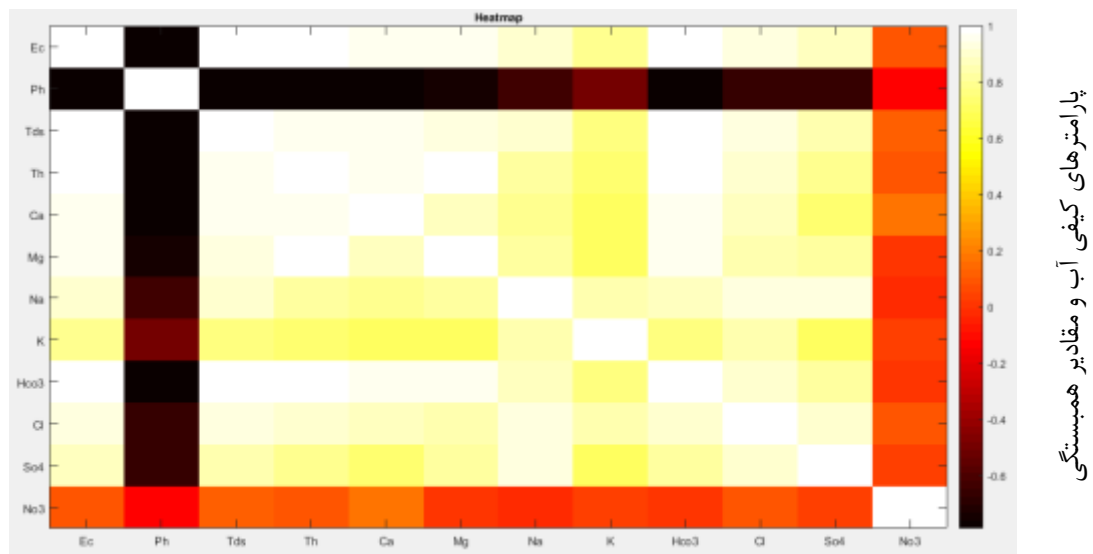


شکل ۴- روند کلی اجرای پژوهش

## نتایج و بحث

### تحلیل همبستگی پارامترها

همان‌گونه که بیان شد پس از به‌دست‌آوردن داده‌ها، میزان همبستگی داده‌ها باید به‌صورت دودویی با همدیگر ارزیابی شود. برای این منظور از مفهوم نقشه حرارتی استفاده می‌شود. نقشه حرارتی یک نمایش گرافیکی از داده‌ها است که به‌صورت ماتریسی ارائه می‌شود و درایه‌های این ماتریس به‌صورت رنگی هستند که هر یک از این رنگ‌ها مبین مقداری است (Lahari and Supriya, 2020). نقشه حرارتی این پژوهش در شکل ۵ نمایش داده شده است.



پارامترهای کیفی آب

شکل ۵- نقشه حرارتی بین پارامترهای محاسبه شاخص WQI

همان گونه که در شکل ۵ نمایش داده شده است، رنگ‌های مختلف درایه‌های ماتریس بیانگر مقادیر متفاوت همبستگی مابین پارامترها هستند. مشخص است که پارامتر اسیدی آب (PH) دارای همبستگی بسیار بالای منفی (رنگ سیاه در شکل) با سایر پارامترها است. این موضوع در مورد پارامتر نیترات ( $\text{NO}_3$ ) هم صدق می‌کند که دارای همبستگی نسبتاً بالای منفی (رنگ قرمز در شکل) با سایر پارامترها است.

### نتایج عملکرد مدل‌ها

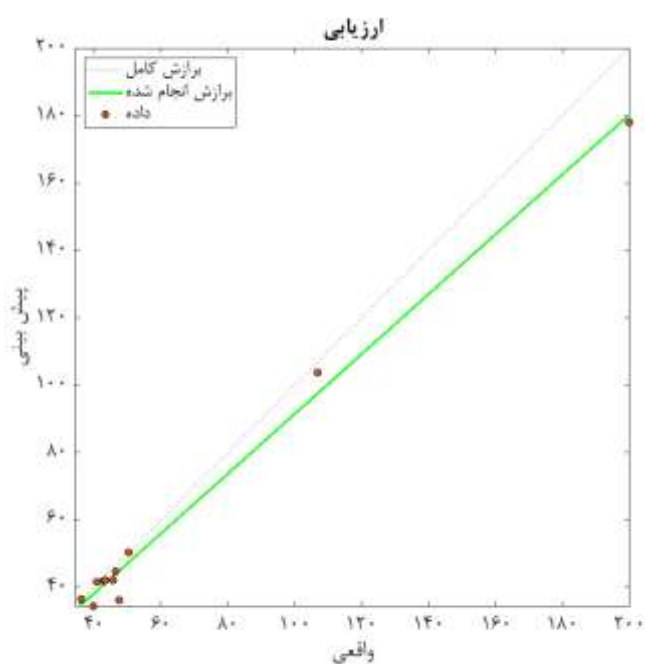
بهترین عملکرد برای مدل پرسپترون چندلایه با سه لایه مخفی و تعداد نورون‌های ۱۲ و ۱۲ در لایه‌های اول و دوم به دست آمد. جداول ۳ و ۴ نتایج دقیق ارزیابی این دو مدل را نشان می‌دهند. همچنین تعداد ۸ پارامتر بهینه که به‌عنوان ورودی شبکه عصبی انتخاب شدند، عبارتند از: کلسیم، سدیم، پتاسیم، کلرید، سولفات، نیترات، هدایت الکتریکی آب و خاصیت اسیدی آب. همچنین مقدار شاخص WQI به‌عنوان پارامتر خروجی شبکه عصبی مصنوعی معرفی گردید. با اجرای ۱۰ بار برنامه برای دو مدل RBF و MLP، بهترین نتیجه اجرای هر دو مدل در قالب نتایج جداول ۳ و ۴ و شکل ۶ نمایش داده شده است.

جدول ۳- نتایج مدل پرسپترون چند لایه

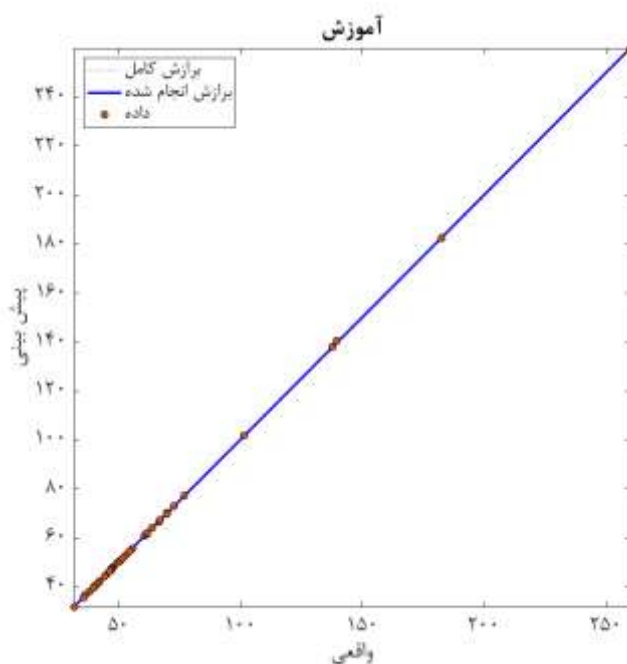
| خطای جذر میانگین<br>مربعات خطا | RMSE  | MAE   | ضریب همبستگی |
|--------------------------------|-------|-------|--------------|
| آموزش                          | ۰/۱۷۶ | ۰/۱۱۵ | ۱            |
| تست                            | ۷/۸۳۴ | ۴/۶۴۹ | ۰/۹۹۶        |

جدول ۴- نتایج مدل تابع پایه شعاعی

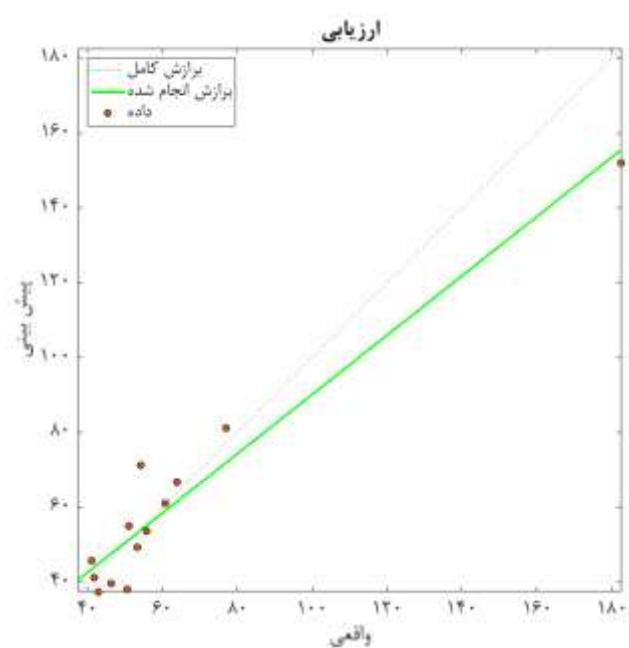
| خطای جذر میانگین<br>مربعات خطا | RMSE   | MAE    | ضریب همبستگی |
|--------------------------------|--------|--------|--------------|
| آموزش                          | ۰/۰۰۰۴ | ۰/۰۰۰۵ | ۱            |
| تست                            | ۱۰/۸۸۶ | ۷/۲۹۵  | ۰/۹۶۵۵       |



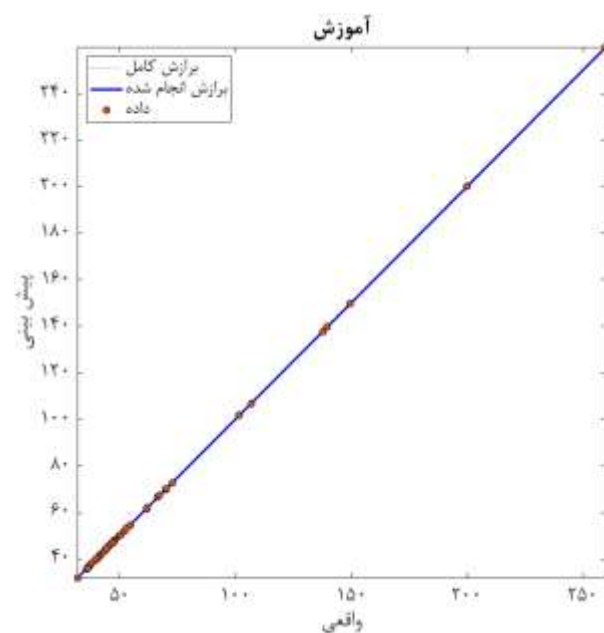
ب-ارزیابی MLP



الف- آموزش MLP



د-ارزیابی RBF

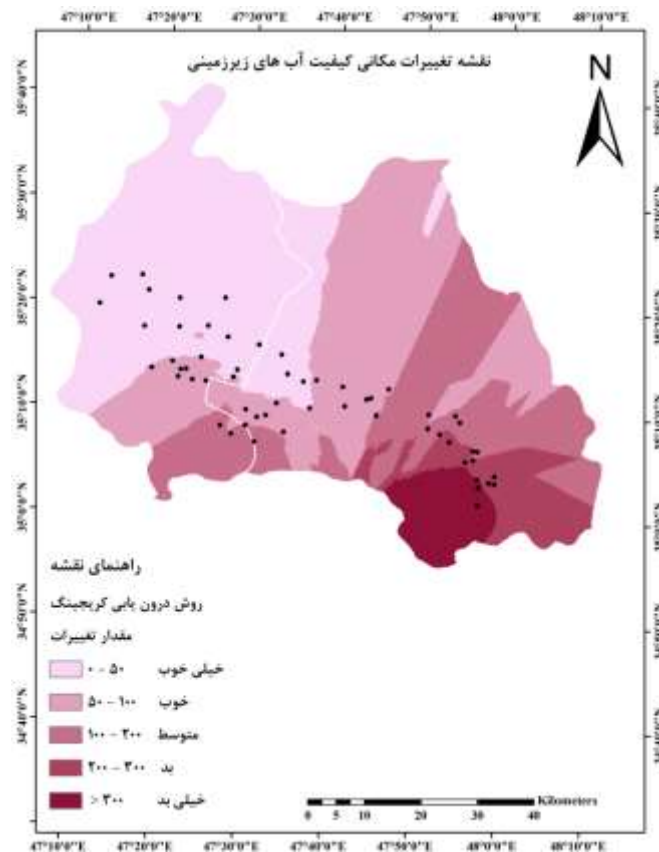


ج- آموزش RBF

شکل ۶- نمودار پراکندگی برای مدل‌های MLP و RBF برای داده‌های آموزش و ارزیابی

شکل ۶ نمایانگر نمودار پراکندگی (Scatter Plot) مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی برای داده‌های آموزشی و ارزیابی است. نمودار پراکندگی یک نوع نمودار گرافیکی است که ارتباط بین دو متغیر را به تصویر می‌کشد. این نمودار شامل نقاطی است که هر نقطه نشان‌دهنده یک جفت مقدار از دو متغیر است. از نمودار پراکندگی به منظور شناسایی الگوها، همبستگی‌ها و روندهای

موجود در داده‌ها استفاده می‌شود. همچنین از شکل ۶ و جداول ۳ و ۴ مشخص است، هر دو مدل شبکه عصبی مصنوعی عملکرد خیلی خوبی داشتند و مدل RBF عملکرد بهتری از MLP در زمینه آموزش داده‌ها داشته است، ولی مدل MLP در زمینه داده‌های ارزیابی نتایج بهتری برای این داده‌های مورد مطالعه داشته‌اند. یافته‌های جداول ۳ و ۴ به این معنی است که با تعداد پارامترهای کمتر (۸ پارامتر و کاهش ۵۰ درصدی پارامترها) با استفاده از مدل‌های پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی به دقت بسیار خوبی در برآورد شاخص کیفیت آب می‌توان دست یافت.



شکل ۷- نقشه تغییرات مکانی کیفیت آب‌های زیرزمینی با شاخص WQI

همان‌گونه که از شکل ۷ پیدا است، کیفیت آب‌های زیرزمینی در محدوده شهرستان دهگلان، به صورت کلی، در بازه خیلی خوب و خوب قرار دارد؛ اما کیفیت آب‌های زیرزمینی در محدوده شهرستان قروه، با حرکت از سمت غربی شهرستان، به سمت شرق و جنوب شرقی، به ترتیب از خیلی خوب به خیلی بد تغییر کرد. یکی از دستاوردهای مهم این مطالعه، کاهش ۳۳٪ تعداد پارامترهای ورودی از ۱۲ به ۸ پارامتر کلیدی (کلسیم، سدیم، پتاسیم، کلرید، سولفات، نترات، هدایت الکتریکی آب و اسیدی بودن آب) است که بدون افت قابل توجهی در دقت مدل‌ها همراه بود. این موضوع اهمیت انتخاب ویژگی‌های مناسب را در مدل‌سازی‌های پیش‌بینی نشان می‌دهد و می‌تواند باعث کاهش هزینه‌ها و زمان نمونه‌برداری در مطالعات مشابه شود. همچنین نتایج تحقیق حاضر نشان داد که مدل MLP با ضریب تعیین بالاتر و خطای کمتر، عملکرد بهتری در پیش‌بینی شاخص WQI نسبت به مدل RBF دارد. این موضوع ممکن است ناشی از ساختار چندلایه و انعطاف‌پذیری بالاتر MLP در یادگیری الگوهای پیچیده‌ی غیرخطی در داده‌های کیفیت آب باشد.

این یافته با نتایج Kouadri و همکاران (۲۰۲۱) هم‌راستا است که در منطقه جنوب الجزایر نیز عملکرد بهتر MLP نسبت به مدل‌های دیگر را گزارش کردند. همچنین یافته‌های این مطالعه با یافته‌های Khoi و همکاران (۲۰۲۲) هم انطباق دارد، آن‌ها به مطالعه عملکرد الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین در تعیین پارامترهای بهینه WQI پرداختند، در مطالعه آن‌ها نیز MLP با

هم می‌توان به مطالعه Shams و همکاران اشاره کرد که در آن MLP بهترین عملکرد را داشته و به  $R=0.998$  رسید.  $R=0.984$  و  $RMSE=0.132$  عملکردی برتر نسبت به RBF با  $R=0.887$ ،  $RMSE=0.360$  و سایر مدل‌ها داشت. از دیگر مطالعات

## نتیجه‌گیری

بحث بررسی کیفیت آب‌های زیرزمینی یکی از مسأله‌های حیاتی است که باید به‌صورت دقیق و مستمر به آن پرداخته شود. پایش مستمر کمیت و کیفیت این منابع که به راحتی قابل تجدید نیستند، یکی از اهداف مدیران و تصمیم‌گیران در این حوزه هستند. شاخص کیفیت آب یک شاخص بین‌المللی است که برای این هدف مورد استفاده قرار می‌گیرد که برای محاسبه این شاخص لازم است که تعداد پارامترهای زیادی گردآوری شود. در این مطالعه سعی شد تا این مشکل با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی شامل مدل‌های پرسپترون چندلایه و مدل تابع پایه شعاعی برطرف کرد. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد که شبکه‌های عصبی به نحو موثری قابلیت این را دارند که با تعداد پارامترهای کم‌تری به برآورد کیفیت آب‌های زیرزمینی با دقت بسیار خوب دست پیدا کرد. در واقع با استفاده از یافته‌های این پژوهش می‌توان ادعا کرد که برای بررسی کیفیت آب، اگر تعدادی از پارامترها در طی چندین سال برابر نبودند یا به صورت دقیق‌تر اگر برای چندین سال، کمبود تعداد پارامتر داشتیم، می‌توان با استفاده از همبستگی بین پارامترها، تعدادی از پارامترها را با حفظ دقت مناسب، حذف کرد و سپس به تعداد پارامتر ثابت برای سال‌های متممادی رسید. در این مطالعه همچنین دو مدل شبکه عصبی یعنی مدل‌های پرسپترون چندلایه و تابع پایه شعاعی با یکدیگر برای هدف موردنظر مقایسه شد که نتایج نشان داد که هر دو مدل عملکرد قابل توجهی در این زمینه را داشته‌اند.

## ملاحظات اخلاقی

نویسندگان اصول اخلاقی را در انجام و انتشار این پژوهش علمی رعایت نموده‌اند و این موضوع مورد تأیید همه آنهاست.

## مشارکت نویسندگان

جمع‌آوری داده‌ها: شاهو محمدی تهیه گزارش پژوهش: شاهو محمدی و سید مرسل قوامی تحلیل داده‌ها: شاهو محمدی و سید مرسل قوامی

مشارکت نویسندگان در مقاله مستخرج از پایان‌نامه تقریباً به شکل زیر باشد:

نویسنده اول: تهیه و آماده‌سازی نمونه‌ها، انجام آزمایش و گردآوری داده‌ها، انجام محاسبات، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، نویسنده دوم: استاد راهنمای پایان‌نامه، طراحی پژوهش، نظارت بر مراحل انجام پژوهش، انجام محاسبات، تجزیه و تحلیل آماری داده‌ها، تحلیل و تفسیر اطلاعات و نتایج، تهیه پیشنویس مقاله، بررسی و کنترل نتایج، اصلاح، بازبینی و نهایی‌سازی مقاله

## تعارض منافع

بنا بر اظهار نویسندگان این مقاله تعارض منافع ندارد.

## سپاسگزاری

از مدیرعامل و کارشناسان محترم شرکت آب منطقه‌ای استان کردستان که در فراهم کردن داده‌های مربوط به این تحقیق همکاری و مساعدت لازم را داشتند، کمال تشکر و قدردانی را داریم..

از خانم دکتر معصومه فراستی معاون سردبیر محترم برای زحمات و تلاش‌های ایشان در جهت تسریع در امر داوری و پذیرش مقاله تشکر و قدردانی می‌شود.

از داوران محترم به خاطر ارائه نظرهای ساختاری و علمی سپاسگزاری می‌شود.

## منابع

- سلگی ع، بیگ محمدی ف، احمدوند ر، باصر س. ۱۴۰۳. ارزیابی ریسک نیترات در آب آشامیدنی مناطق مختلف شهر ملایر. رویکردهای نوین در مهندسی آب و محیط‌زیست، دوره ۳ شماره ۲: ۱۱۷-۱۰۱
- قره محمودلو م، شیرزادنیا ج. ۱۴۰۲. ارزیابی و مقایسه کیفیت منابع آبی چشمه و چاه از نظر قابلیت شرب و آبیاری (مطالعه موردی: شرق دشت گرگان). رویکردهای نوین در مهندسی آب و محیط‌زیست، دوره ۲ شماره ۱: ۶۶-۴۷
- Baki, A.M., Ghavami, SM. A. 2023. modified DRASTIC model for groundwater vulnerability assessment using connecting path and analytic hierarchy process methods. Environmental Science and Pollution Research: 1-14.
- Brown, RM., McClelland, NI, Deininger RA, Tozer RG .1970. A water quality index-do we dare. Water and sewage works, 117.
- Chicco D, Warrens MJ, Jurman G. 2021. The coefficient of determination R-squared is more informative than SMAPE, MAE, MAPE, MSE and RMSE in regression analysis evaluation. Peerj computer science, 7: e623.
- Fausett LV. 2006. Fundamentals of neural networks: architectures, algorithms and applications: Pearson Education India.
- Ghaffari, M., Chavoshbashi, AA, Eslami, A., Hatami, H., Pourakbar, M., Hashemi, M. 2021. Spatial and temporal variation of groundwater quality around a volcanic mountain in northwest of Iran. Groundwater for Sustainable Development, 14: 100627.
- Gharemahmoodlu, M., Shirzadnia, J. 2023. Assessment and comparison of the spring and well water resources quality for Drinking and Irrigation Purposes (Case study: East of Gorgan plain). Journal of New Approaches in Water and Environmental Engineering, 2(1). 44-67.
- Goodarzi MR, Abedi MJ, Niknam ARR, Heydaripour M. 2022. Groundwater quality status based on a modification of water quality index in an arid area ,Iran. Water Supply, 22: 6245-6261.
- Haykin S. Neural networks and learning machines, 3/E: Pearson Education India, 2009.
- Kashaninejad M, Dehghani A, Kashiri M. 2009. Modeling of wheat soaking using two artificial neural networks (MLP and RBF). Journal of food engineering, 91: 602-607.
- Kouadri S, Kateb S, Zegait R. 2021. Spatial and temporal model for WQI prediction based on back-propagation neural network, application on EL MERK region (Algerian Southeast). Journal of the Saudi Society of Agricultural Sciences, 20: 324-336.
- Khoi, Dao Nguyen, et al. 2022. Using machine learning models for predicting the water quality index in the La Buong River, Vietnam. Water 14.10: 1552.
- Kulisz, M, Kujawska, J. 2021. Application of artificial neural network (ANN) for water quality index (WQI) prediction for the river Warta, Poland. Journal of Physics: conference series. 2130. IOP Publishing, 012028.
- Lahari, K., Supriya, M. 2020. Parallelized Heat Map Algorithm Using Multiple Cores. ICDSMLA 2019: Proceedings of the 1st International Conference on Data Science, Machine Learning and Applications. Springer, 602-610.

- Machiwal, D., Cloutier, V., Guler, C., Kazakis, N. 2018. A review of GIS-integrated statistical techniques for groundwater quality evaluation and protection. *Environmental Earth Sciences*; 77: 1-30.
- Organization, W.H. 2008. Guidelines for drinking-water quality: second addendum. Vol. 1, Recommendations.
- Sivakumar, M., Parthasarathy, S., Padmapriya, T. 2024. Trade-off between training and testing ratio in machine learning for medical image processing. *PeerJ Computer Science*; 10: e2245.
- Solgi, E. 2024. Beigmohammadi F, Ahmadvand R, Baser S. Nitrate risk assessment in drinking water in different areas of Malayer city. *Journal of New Approaches in Water and Environmental Engineering*; 3(2). 101-117.
- Yousefi, H., Zahedi, S., Niksokhan, MH. 2018. Modifying the analysis made by water quality index using multi-criteria decision making methods. *Journal of African Earth Sciences*, 138: 309-318.
- Zahedi, S., Azarnivand, A., Chitsaz, N. Groundwater quality classification derivation using multi-criteria-decision-making techniques. *Ecological Indicators* 78(7):201-243.
- Zhang, B., Hu, X., Li, B., Wu, P., Cai, X., Luo, Y.A. 2024. Groundwater Quality Assessment Model for Water Quality Index: Combining Principal Component Analysis, Entropy Weight Method, and Coefficient of Variation Method for Dimensionality Reduction and Weight Optimization, and Its Application. *Water Environment Research*, 96: 11155.