

پایداری، توسعه و محیط زیست، دوره سوم، شماره ۱، بهار ۱۴۰۱، صص ۶۳-۷۸

## مدل‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و

زمین آمار (مطالعه موردی: دشت زیدون)

عبدالمیر عچرش زاده<sup>۱</sup>

اصلان اگدرنژاد<sup>\*۲</sup>

[a\\_eigder@ymail.com](mailto:a_eigder@ymail.com)

تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۰۵/۱۲

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۲/۱۰

### چکیده

**زمینه و هدف:** امروزه یکی از موانع توسعه و گسترش جوامع، کیفیت نامناسب آب می‌باشد. بررسی کیفیت و روند تغییرات کیفی آب زیرزمینی در مدیریت پایدار منابع آب هر منطقه، اهمیت زیادی دارد. اندازه‌گیری این پارامترها در یک سطح وسیع، هزینه‌بر و زمان‌بر بوده و برای مدل‌سازی آن‌ها، روش‌های تخمین‌گر مورد نیاز است. هدف از پژوهش حاضر مدل‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون با استفاده از مدل‌های ANN+PSO و زمین آمار می‌باشد.

**روش بررسی:** بدین منظور از اطلاعات ۴۲ حلقه چاه مشاهده‌ای موجود در دشت زیدون به صورت ماهانه طی ۷ سال، استفاده شده است. ورودی‌های مدل شبکه عصبی شامل پارامترهای کیفی  $\text{SO}_4^{2-}$ ، pH،  $\text{HCO}_3^{2-}$ ،  $\text{Na}^+$ ،  $\text{Mg}^{2+}$ ،  $\text{Ca}^{2+}$ ، SAR، TDS و EC در نظر گرفته شد.

**یافته‌ها:** نتایج حاصل از شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از مدل ANN+PSO نشان داد، در مدل شبیه‌ساز SAR بیشترین دقت شبیه‌سازی مربوط به مدل با تابع لگاریتم سیگموئید، در مدل شبیه‌ساز EC هم بیشترین دقت شبیه‌سازی مربوط به مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید می‌باشد. همچنین در مدل شبیه‌ساز TDS هم بیشترین دقت شبیه‌سازی مربوط به مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید به دست آمد. به طوری که مقدار RMSE و MAE کمترین مقدار و شاخص  $R^2$  بیشترین مقدار را دارد. همچنین نتایج حاصل از شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی با استفاده از مدل زمین آمار نشان داد، بالاترین دقت مدل کریجینگ در شبیه‌سازی به ترتیب مربوط به پارامترهای EC، SAR و TDS است.

**بحث و نتیجه‌گیری:** در نهایت، مقایسه نتایج حاصل از مقایسه نتایج مدل ANN+PSO و مدل کریجینگ نشان داد که مدل ANN+PSO دقت بیشتری در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون نسبت به مدل کریجینگ دارد. همچنین نتایج

۱- دانشجوی کارشناسی ارشد مدیریت منابع آب، گروه مهندسی عمران، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

۲- استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.

این پژوهش نشان داد، تلفیق مدل‌های هوشمند با الگوریتم‌های بهینه‌سازی با معماری صحیح و ورودی‌های کامل مدل، به عنوان ابزاری مفید برای شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی کاربرد دارند.

**کلمات کلیدی:** آب زیرزمینی، پارامترهای کیفی، زمین آمار، شبیه‌سازی، مدل شبکه عصبی مصنوعی.

## **Modeling of Groundwater Quality Parameters Using Artificial Neural Network and Geostatistics Models (Case Study: Zeidoun plain)**

**Abdol Amir Echreshzadeh <sup>1</sup>**

**Aslan Egdernezhad <sup>1\*</sup>**

[a\\_eigder@ymail.com](mailto:a_eigder@ymail.com)

Received: August 3, 2022

Accepted: April 30, 2022

### **Abstract**

**Background and Aim:** One of the obstacles to develop sustainable is the poor quality of water. The assessment of water quality is usually based on chemical decomposition and measurement of chemical parameters of water. Measuring these parameters in big area is costly and time-consuming, as result it required to estimating methods for prediction of those parameters. The purpose of this study is to model the groundwater quality parameters of Zeydoon plain using ANN+PSO and geostatistics models.

**Methods:** For this purpose, the information of 42 observation wells in Zeidoon plain on a monthly basis for 7 years has been used. Neural network model inputs including qualitative parameters  $SO_4^{2-}$  , pH ,  $HCO_3^{2-}$  ,  $Na^+$  ,  $Mg^{2+}$  ,  $Ca^{2+}$  , TDS , SAR and EC were considered.

**Findings:** The results of simulation of groundwater quality parameters using ANN + PSO model showed that in SAR simulator model the highest simulation accuracy is related to the model with sigmoid logarithm function, in EC simulator model the highest accuracy is similar. The construction is related to the model with the stimulus function of the sigmoid tangent. Also, in the TDS simulator model, the highest simulation accuracy of the model with the sigmoid tangent stimulus function was obtained. As RMSE and MAE have the lowest value and  $R^2$  index has the highest value. The results of simulation of groundwater quality parameters using the geostatistical model showed that the highest accuracy of the kriging model in the simulation is related to EC, SAR and TDS parameters, respectively.

**Discussion and Conclusion:** Finally, comparing the results of comparing the results of ANN + PSO model and Kriging model showed that ANN + PSO model is more accurate in simulating groundwater quality parameters of Zidon plain than Kriging model. Also, the results of this research showed that the combination of intelligent models with optimization algorithms with correct architecture and complete model inputs are used as a useful tool for simulating groundwater quality parameters.

**Keywords:** Groundwater, Quality Parameters, Geostatistics, Simulation, Artificial Neural Networks model.

---

1- M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

2- Assistant Professor, Department of Water Engineering and Sciences, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

## مقدمه

مقدار آب موجود در طبیعت در بخش‌های مختلف (سطح، زیر و بالای زمین) ثابت نمی‌باشد. آب شیرین فقط ۲/۵ درصد کل آب موجود در کره زمین را تشکیل می‌دهد ولی تمام این مقدار هم برای استفاده در دسترس نمی‌باشد. در این میان آب زیرزمینی بخش عمده‌ای از آب شیرین در دسترس را تشکیل می‌دهد و به همین دلیل از مهم‌ترین منابع آب، به‌شمار می‌رود (۱).

تغییرات کمی و کیفی آب زیرزمینی نقش مهمی در آینده اقتصادی یک منطقه ایفا می‌کند، از این رو مدیریت و برنامه‌ریزی مناسب منابع آب زیرزمینی مستلزم شناخت صحیح کلیه فاکتورها و عوامل موثر بر آن و نیز برقراری ارتباط منطقی بین هر یک از این عوامل است. مدیریت موثر منابع آب زیرزمینی مستلزم توانایی پیش‌بینی و کنترل مقادیر کمی و کیفی می‌باشد. مدل کردن پارامترهای کمی و کیفی آب زیرزمینی می‌تواند از نظر ایجاد سازه‌های مهندسی، مطالعات هیدرولوژی و مدیریتی، مصارف کشاورزی و دستیابی به آب‌های زیرزمینی با کیفیت مناسب، دارای اهمیت باشد. دستیابی به مدل‌های دقیق و قابل اطمینان، می‌تواند به استفاده پایدار از آب‌های زیرزمینی کمک به‌سزایی نماید.

در سال‌های اخیر روش‌های آماری، ریاضی و کامپیوتری بسیاری به منظور شبیه‌سازی و برآورد پارامترهای هیدرولیکی آبخوان و همچنین پارامترهای کمی و کیفی آب زیرزمینی مورد توجه قرار گرفته است. مرآت‌ی و همکاران (۱۳۹۶)، در پژوهشی به مدل‌سازی کیفی منابع آب زیرزمینی حوضه آبخیز سلیمان‌شاه استان کرمانشاه، با استفاده از روش‌های زمین‌آمار پرداختند. نتایج این پژوهش برتری مدل کریجینگ نسبت به روش وزن‌دهی معکوس فاصله را برای درون‌یابی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد (۲). صیادی شهرکی و همکاران (۱۴۰۰)، برای شبیه‌سازی عمق آب زیرزمینی کشت و صنعت نیشکر سلمان فارسی از روش‌های زمین‌آمار، وزن‌دهی معکوس فاصله و مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج نشان داده که بالاترین دقت بر اساس کم‌ترین خطا مربوط به مدل شبکه عصبی مصنوعی و

همچنین در بین مدل‌های آماری، مدل کریجینگ دقت بیشتری نسبت به مدل وزن‌دهی معکوس فاصله داشته است (۳). معاشری و همکاران (۲۰۱۲)، با استفاده از روش ترکیبی زمین‌آمار و شبکه عصبی مصنوعی مقدار نسبت جذب سدیم را در دشت بیرجند برآورد نمودند. نتایج بدست آمده، قابلیت بالای این روش را در تخمین مقدار نسبت جذب سدیم نشان داد (۴). نصر و فاروک (۲۰۱۴)، مدل شبکه عصبی مصنوعی را برای تخمین میزان شوری آب زیرزمینی جهت آبیاری مزارع آلکساندریا مصر توسعه دادند. نتایج حاصل از این تحقیق نشان داد مدل شبکه عصبی مصنوعی تطبیق خوبی با مقادیر اندازه‌گیری شده و مورد انتظار شوری آب زیرزمینی دارد (۵). حسن و همکاران (۲۰۱۶)، تغییرات مکانی عمق آب زیرزمینی را در بخش شمال غربی بنگلادش با استفاده از روش‌های قطعی و زمین‌آمار بررسی کردند. نتایج این پژوهش نشان داد که ورودی‌های مدل به شدت در سطح آب زیرزمینی تاثیرگذارند (۶).

در مجموع با توجه به پژوهش‌های انجام شده و همچنین اهمیت دشت زیدون از لحاظ شرب و کشاورزی، شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی به‌منظور پیش‌بینی و اقدامات مدیریتی، بیش از پیش ضروری است. در پژوهش حاضر شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون، با استفاده از روش‌های زمین‌آمار و مدل شبکه عصبی مصنوعی انجام گردیده است.

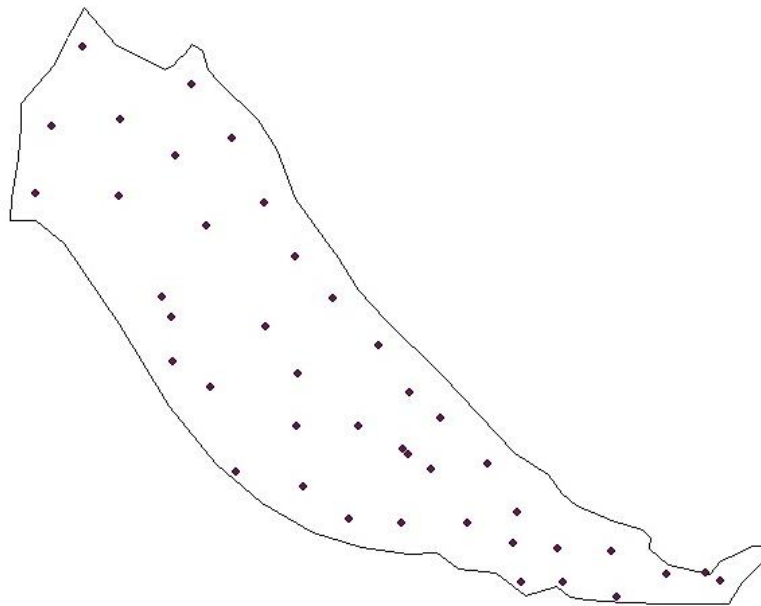
## مواد و روش‌ها

حوضه آبریز زیدون در مختصات جغرافیایی  $42^{\circ} 49'$  تا  $15^{\circ} 50'$  عرض شمالی و  $30^{\circ} 16'$  تا  $30^{\circ} 41'$  طول شرقی در جنوب غرب شهرستان بهبهان و فاصله تقریباً ۱۸۰ کیلومتری شهرستان اهواز در استان خوزستان واقع شده است. محدوده مطالعاتی با مساحتی در حدود ۱۱۷۸ کیلومتر مربع، به ۵۰ زیرحوضه تقسیم می‌گردد. رودخانه زهره و خیرآباد مهم‌ترین اصلی‌ترین رودخانه‌های این حوضه هستند. رودخانه خیرآباد

### روش کار

کلیه پارامترهای ورودی مدل شامل هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم، اسیدیته، سولفات، کلسیم، منیزیم، سدیم، مقدار کل نمک‌های محلول، بی کربنات از دشت زیدون طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ از ۴۲ حلقه چاه مشاهده‌ای به صورت ماهانه از سازمان آب و برق خوزستان دریافت گردید. با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی ترکیب شده با الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و مدل کریجینگ پارامترهای کیفی آب زیرزمینی شامل SAR، EC و TDS شبیه‌سازی شد. سپس دقت پیش‌بینی‌های دو مدل محاسبه و با مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده، مقایسه گردید. نحوه پراکنش چاه‌های منطقه مورد مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است.

پس از تلاقی با رودخانه زهره با نام رود زهره (هندیجان)، با روند تقریباً جنوب‌شرقی-شمال‌غربی از مرکز دشت زیدون عبور می‌نماید. منطقه مورد مطالعه از شمال به محدوده مطالعاتی بهبهان، از شرق به محدوده مطالعاتی خیرآباد، از جنوب به استان بوشهر و از غرب به محدوده مطالعاتی هندیجان، محدود می‌گردد. بلندترین نقطه ارتفاعی در این حوضه آبریز در ارتفاع ۴۹۰ متری از سطح دریا می‌باشد. پست‌ترین نقطه ارتفاعی در این حوضه آبریز با ارتفاع ۵ متر از سطح دریا در قسمت خروجی دشت واقع شده است.



شکل ۱- نحوه پراکنش چاه‌های مشاهده‌ای در منطقه مورد مطالعه

Figure 1- The distribution of observation wells in the study area

پردازش داده‌ها به صورت موازی انجام می‌شود و برای ایجاد رابطه بین داده‌های ورودی و خروجی به فرمول‌های پیچیده ریاضی نیازی نیست. شبکه عصبی مصنوعی یک سامانه پردازشی داده است که از مغز انسان الگو گرفته و پردازش داده-ها را به عهده پردازنده‌های کوچک و بسیار زیادی سپرده که به

### مدل شبکه عصبی مصنوعی<sup>۱</sup>

شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان یک مدل غیرخطی که حساسیت کمتری به خطای داده‌های ورودی دارند، در سال‌های اخیر کاربرد فراوانی در مدل‌سازی داشته است. در این مدل‌ها،

1- Artificial Neural Network

صورت شبکه‌ای به هم پیوسته و موازی با یکدیگر رفتار می‌کنند تا یک مسئله را حل کنند.

یک مدل شبکه عصبی معمولاً از لایه ورودی، لایه میانی (مخفی) و لایه خروجی تشکیل شده است. لایه ورودی یک لایه انتقال دهنده و وسیله‌ای برای تهیه کردن داده‌ها می‌باشد. آخرین لایه یا لایه‌های خروجی شامل مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله مدل می‌باشد و بنابراین خروجی مدل را معرفی می‌کند و لایه‌های میانی و مخفی که از گره‌های پردازشگر تشکیل شده‌اند، محل پردازش داده‌ها است. تعداد لایه‌های مخفی و تعداد گره‌ها در هر لایه مخفی به طور معمول به وسیله روش آزمون و خطا مشخص می‌شوند (۷).

### الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات<sup>۱</sup>

الگوریتم مجموعه ذرات که یکی از روش‌های فراکاوشی است، این قابلیت را داراست که در بسیاری از مسائل بهینه‌سازی مهندسی مورد استفاده قرار گیرد.

در الگوریتم PSO، تعدادی از موجودات وجود دارند که به آنها ذره گفته می‌شود و در فضای جستجوی تابعی که قصد کمینه کردن یا بهینه کردن آن هست، پخش شده‌اند. هر ذره مقدار تابع هدف را در موقعیتی از فضا که در آن قرار گرفته است، محاسبه می‌کند. سپس با استفاده از ترکیب اطلاعات محل فعلی‌اش و بهترین محلی که در گذشته در آن بوده است و همچنین اطلاعات یک یا چند ذره از بهترین ذرات موجود در جمع، جهتی را برای حرکت انتخاب می‌کند. همه‌ی ذرات جهتی برای حرکت انتخاب می‌کنند و پس از انجام حرکت، یک مرحله از الگوریتم به پایان می‌رسد. این مراحل چندین بار تکرار می‌شود تا آن که جواب مورد نظر به دست بیاید. در واقع انبوه ذرات مقدار کمینه یک تابع را جستجو می‌کند. بهینه‌سازی با

PSO ساده و نیاز به حافظه پایین دارد (۸). مانند همه الگوریتم‌های هوشمند، روش بهینه‌سازی مبتنی بر روش اجزای جمعی در حالت عمومی با ایجاد یک جمعیت تصادفی از افراد شروع می‌شود، و هر جزء در جمعیت شامل راه‌حل‌های بالقوه می‌باشد که باید مقدار بهینه آنها تعیین شود. در واقع هر جزء

یک نقطه از فضای راه‌حل را ارائه می‌دهد. مزیت اصلی این روش بر استراتژی‌های بهینه‌سازی دیگر این است که، تعداد فراوان ذرات ازدحام‌کننده، باعث انعطاف روش در برابر مشکل پاسخ بهینه محلی می‌گردد.

### ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات (ANN+PSO)

مفهوم آموزش شبکه عصبی در حقیقت تعیین مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها در شبکه است. در شبکه عصبی معمول از روش پس انتشار خطا برای آموزش شبکه استفاده می‌شود که اصلی‌ترین عیب آن همگرایی زودرس به بهینه محلی و بالا بودن مقدار خطای شبیه‌سازی می‌باشد. در بهینه‌سازی با استفاده از الگوریتم تجمع ذرات، متغیرهای بهینه‌سازی در آموزش یک شبکه عصبی شامل وزن‌ها و بایاس‌های مربوط به شبکه می‌شوند.

### روش کریجینگ

کریجینگ<sup>۲</sup> یک روش کارآمد درون‌یابی است که می‌توان آن را دقیق یا غیردقیق (هموار) در نظر گرفت که این خود بستگی به مدل خطای اندازه‌گیری دارد. این شیوه انعطاف‌پذیری بالایی دارد و این امکان را می‌دهد که کاربر گراف‌های خودهمبستگی مکانی را بررسی نماید. روش کریجینگ از مدل‌های آماری استفاده می‌کند که این امکان را فراهم می‌سازد تا گستره‌ای از نقشه‌های خروجی شامل پیش‌بینی، پیش‌بینی استاندارد، احتمال و... فراهم گردد. انعطاف‌پذیری این روش توسط نیاز این روش به تعداد زیادی تصمیم‌گیری کاربر، فراهم شده است. کریجینگ فرض می‌کند داده‌ها از یک فرآیند تصادفی مانا<sup>۳</sup> می‌آیند و از توزیع نرمال پیروی می‌کنند. روش کریجینگ بر مبنای تئوری متغیرهای ناحیه‌ای<sup>۴</sup> (RVT) می‌باشد و همبستگی مکانی بین داده‌ها نقش اساسی را در آن ایفا می‌کند.

کریجینگ نوعی شیوه تخمین می‌باشد که در این تخمین هم از پارامترهای واریوگرام (که قبلاً مشخص شده) و هم از داده‌های معلومی که در اطراف نقطه مجهول وجود دارد، استفاده می‌-

2-Kriging

3-Stationary Stochastic process

4- Regionalized variable theory

1-Particle Swarm Optimization

در رابطه بالا  $y_{predicted}$  : مقادیر پیش‌بینی شده  
 $y_{observed}$  : مقادیر مشاهداتی و  $n$ : تعداد داده‌ها است. هر  
 چه  $RMSE$  و  $MAE$  به صفر نزدیک‌تر، و مقدار  $R^2$  به یک  
 نزدیک‌تر باشد، دقت مدل در پیش‌بینی بهتر است.

#### نتایج و بحث

در این پژوهش به منظور شبیه‌سازی پارامترهای کیفی SAR، EC و TDS از داده‌های کیفیت آب زیرزمینی دشت زیدون طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۷ استفاده شد. اطلاعات جمع‌آوری شده برای طراحی دو مدل ANN+PSO و کریجینگ شامل شامل هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم، اسیدیته، سولفات، کلسیم، منیزیم، سدیم، مقدار کل نمک‌های محلول، بی کربنات می‌باشد. مشخصات پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون در جدول (۱) ارائه شده است.

گردد. فاصله نقاطی که باید در آن‌ها تخمین صورت گیرد بر اساس طرز قرارگیری داده‌های مجهول نسبت به داده‌های معلوم تعریف می‌شود.

#### معیارهای ارزیابی مدل‌ها

برای تعیین میزان دقت مدل‌ها از مقادیر آماره‌های ریشه میانگین مربعات خطا ( $RMSE$ )، میانگین مطلق خطا ( $MAE$ ) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) استفاده شد:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum (y_{observed} - y_{predicted})^2} \quad (1)$$

$$MAE = 100 * \frac{1}{n} \sum |y_{observed} - y_{predicted}| \quad (2)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_{predicted} - y_{observed})}{\sum y_{predicted}^2 - \frac{y_{observed}}{n}} \quad (3)$$

#### جدول ۱- مشخصات آماری پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون

Table 1- Statistical characteristics of underground water quality parameters of Zaydon Plain

پارامترهای کیفی آب	واحد	کمینه	بیشینه	میانگین	انحراف معیار
SAR	...	۰/۷۴	۱۵/۲۱	۹/۱۵	۷/۰۵
EC	μmo/cm	۱۴۴۰	۶۹۷۸	۴۷۰/۸۵	۱۱۵/۷
Ca <sup>2+</sup>	mg/lit	۱۱۲/۲۵	۳۴۱/۴۱	۱۹/۸۱	۳۳/۸۷
Mg <sup>2+</sup>	mg/lit	۲۷/۱	۷۰/۵۱	۵/۶۳	۴/۷۳
SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	mg/lit	۱۷/۴۵	۸۷/۸۲	۴۶/۲۲	۱۱/۰۶
HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	mg/lit	۲/۰۱	۸/۱۲	۴/۴۳	۱/۵
Na <sup>+</sup>	mg/lit	۰/۴۲	۱۲/۳	۸/۰۷	۹/۱۱
TDS	mg/lit	۱۰۵۱	۴۷۷۶	۲۹۷۱	۷۱۵/۸۱
pH	...	۵/۰۴	۷/۹	۷/۶۳	۰/۴۱

در جدول (۲) همبستگی بین متغیرهای اندازه‌گیری شده با پارامترهای SAR، TDS و EC در منطقه مورد مطالعه نشان داده شده است. بر این اساس بیشترین همبستگی پارامتر EC در سطح اطمینان ۰/۹۹ به ترتیب مربوط به کلسیم، منیزیم، سولفات، سدیم و نسبت جذب سدیم و همچنین بیشترین همبستگی به پارامتر TDS به ترتیب مربوط به سدیم، هدایت الکتریکی، کلسیم، منیزیم، سولفات و نسبت جذب سدیم است.

با مروری بر منابع موجود نظیر موسوی جهرمی و گلابی (۲۰۰۸) و بانژاد و همکاران (۲۰۱۳)، می‌توان نتیجه گرفت که انتخاب پارامترهایی نظیر pH،  $SO_4^{2-}$ ،  $Na^+$ ،  $HCO_3^{2-}$ ،  $Ca^{2+}$ ،  $Mg^{2+}$ ، TDS، SAR و EC در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی مورد بحث، نتایج خوبی را ارائه نموده است. لذا از ترکیب‌های مختلف همین پارامترها به عنوان ورودی مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده گردید.

و نسبت جذب سدیم و برای پارامتر کیفی SAR شامل سدیم، کل نمک‌های محلول، بی‌کربنات، کلسیم و منیزیم و برای پارامتر کیفی EC شامل کلسیم، منیزیم، سولفات، سدیم و نسبت جذب سدیم است.

برای پارامتر کیفی SAR هم بالاترین میزان همبستگی مربوط به سدیم، کل نمک‌های محلول، بی‌کربنات، کلسیم و منیزیم می‌باشد. بنابراین پارامترهای ورودی مدل‌ها برای پارامتر کیفی TDS شامل سدیم، هدایت الکتریکی، کلسیم، منیزیم، سولفات

جدول ۲- میزان همبستگی بین EC، TDS و SAR با پارامترهای ورودی مدل‌ها

Table 2- The degree of correlation between EC, TDS and SAR with the input parameters of the models

SAR	TDS	EC	pH	HCO <sub>3</sub> <sup>-</sup>	SO <sub>4</sub> <sup>2-</sup>	Mg <sup>2+</sup>	Ca <sup>2+</sup>	Na <sup>+</sup>	متغیر
۰/۶۴۰**	۰/۴۲۱	۱	-۰/۲۰۵	۰/۴۸۰	۰/۸۰۱**	۰/۸۲۵**	۰/۹۰۱**	۰/۷۹۵**	EC
۰/۵۵۷**	۱	۰/۷۴۰**	۰/۱۱۹	۰/۲۱۰	۰/۵۹۹**	۰/۶۰۱**	۰/۶۹۸**	۰/۸۸۹**	TDS
۱	۰/۶۲۶**	۰/۳۷۰	-۰/۳۰۰	۰/۶۰۰**	۰/۰۴۵	۰/۵۰۸**	۰/۵۴۷**	۰/۷۷۰**	SAR

\*\* معنی‌داری در سطح یک درصد

نتایج عددی مدل‌سازی پارامترهای SAR، TDS و EC با

استفاده از مدل ANN+PSO

در این پژوهش به منظور شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی شامل SAR، EC و TDS از مدل ANN+PSO استفاده شد. خروجی هرکدام از مدل‌ها برای هر سه پارامتر SAR، EC و TDS برای دو تابع محرک بدست آمد سپس با توجه به معیارهای ارزیابی مدل، سناریویی که دارای کمترین مقدار خطا در دوره‌های آموزش، صحت‌سنجی و آزمون بود، به عنوان ساختار بهینه انتخاب گردید. مقادیر  $RMSE$ ،  $MAE$  و  $R^2$  سه پارامتر مذکور با استفاده از مدل ANN+PSO با دو تابع محرک تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید در سه مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون در جدول (۳) تا (۵) نشان داده شده است.

سلطانی محمدی (۲۰۱۶) در پژوهشی در دشت رامهرمز گزارش نمودند که بیشترین همبستگی پارامتر EC در سطح اطمینان ۰/۹۹ به ترتیب مربوط به کلسیم و سولفات و همچنین بیشترین همبستگی به پارامتر TDS به ترتیب مربوط به سدیم، کلسیم، هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم و سولفات و بیشترین همبستگی SAR هم مربوط به سدیم و کل نمک‌های محلول می‌باشد. در پژوهش آهنین‌جان و اگدرنژاد (۱۳۹۹) در دشت بهبهان، پارامترهای ورودی مدل‌ها برای پارامتر کیفی TDS شامل هدایت الکتریکی، نسبت جذب سدیم، سولفات، کلسیم، منیزیم و برای پارامتر کیفی SAR شامل مقدار کل نمک‌های محلول، سدیم، بی‌کربنات و برای پارامتر کیفی EC شامل سولفات، کلسیم، منیزیم، نسبت جذبی سدیم است.

جدول ۳- نتایج حاصل از مدل ANN+PSO در شبیه‌سازی پارامتر SAR

Table 3- The results of ANN+PSO model in the simulation of SAR parameter

مدل	تابع محرک	تست			صحت‌سنجی	آموزش
		RMSE	MAE	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>
ANN-PSO	Tan sig	۱۲/۲۷	۱۲/۴۵	۰/۹۴	۰/۹۵	۰/۹۵
ANN-PSO	Log sig	۱۰/۱۱	۱۰/۵۹	۰/۹۶	۰/۹۷	۰/۹۸



جدول ۴- نتایج حاصل از مدل ANN+PSO در شبیه سازی پارامتر EC

Table 4- The results of ANN+PSO model in the simulation of EC paramete

مدل	تابع محرک	تست			صحت سنجی	آموزش
		RMSE	MAE	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>
ANN-PSO	Tan sig	۱۰/۹۵	۱۱/۸۱	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۹۸
ANN-PSO	Log sig	۱۳/۱۳	۱۳/۷۹	۰/۹۵	۰/۹۶	۰/۹۷۶

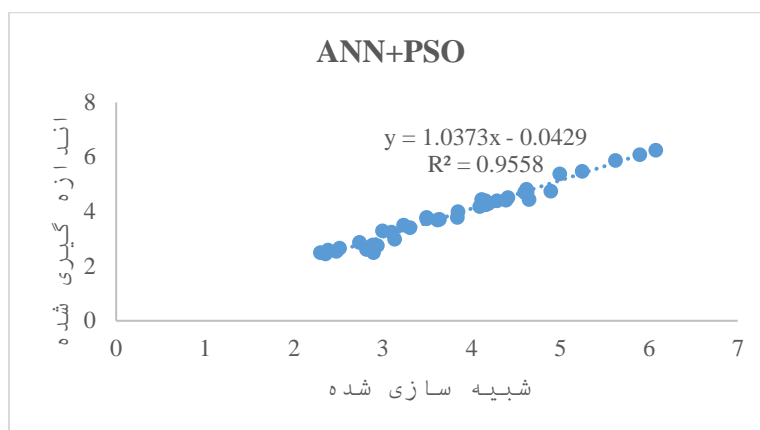
جدول ۵- نتایج حاصل از مدل ANN+PSO در شبیه سازی پارامتر TDS

Table 5- The results of ANN+PSO model in the simulation of TDS parameter

مدل	تابع محرک	تست			صحت سنجی	آموزش
		RMSE	MAE	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>	R <sup>2</sup>
ANN-PSO	Tan sig	۹/۰۱	۱۰/۱۲	۰/۹۷	۰/۹۸	۰/۹۹
ANN-PSO	Log sig	۱۱/۲۱	۱۱/۱۱	۰/۹۵	۰/۹۷	۰/۹۷

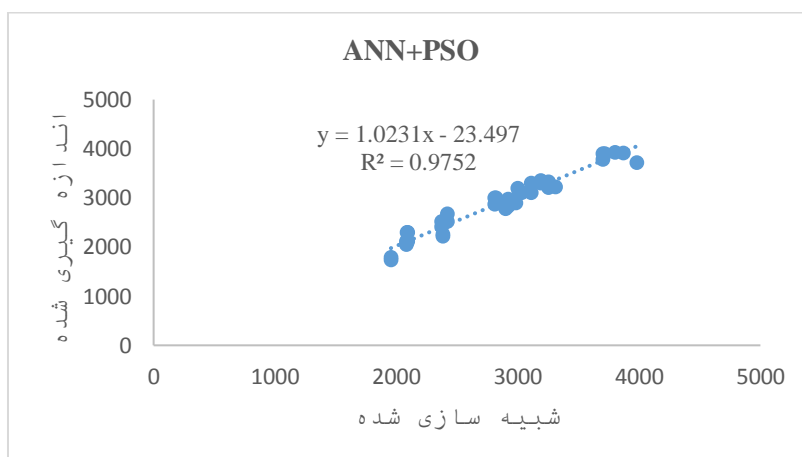
صیادی شهرکی و همکاران (۱۳۹۵)، برای شبیه سازی شوری آب زیرزمینی کشت و صنعت نیشکر دعبل خزاعی، مدل شبکه عصبی تلفیق شده با الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات را به عنوان مدل بهینه، معرفی نمودند. زحمتکش و همکاران (۱۳۹۶)، از مدل شبکه عصبی مصنوعی و ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات و ژنتیک برای تخمین پارامترهای مخزنی استفاده نمودند که نتایج آن‌ها نشان داد بالاترین دقت تخمین مربوط به ترکیب مدل شبکه عصبی مصنوعی با الگوریتم بهینه سازی تجمع ذرات بود. برازش منحنی بین نقاط شبیه سازی شده و اندازه گیری شده پارامترهای کیفی آب زیرزمینی در اشکال (۲) تا (۴) نشان داده شده است.

در مدل شبیه ساز SAR بیشترین دقت شبیه سازی مربوط به مدل با تابع لگاریتم سیگموئید و در مدل شبیه ساز EC هم بیشترین دقت شبیه سازی مربوط به مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید می باشد. همچنین در مدل شبیه ساز TDS هم بیشترین دقت شبیه سازی مربوط به مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید به دست آمد. به طوری که مقدار RMSE و MAE کمترین مقدار و شاخص R<sup>2</sup> بیشترین مقدار را دارد. آهین جان و اگدرنژاد (۱۳۹۹)، در هر کدام از مدل های ANN و ANN+PSO به طور جداگانه دقت شبیه سازی پارامترهای EC و TDS، در مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید بالاتر از تابع محرک لگاریتم سیگموئید می باشد و دقت شبیه سازی SAR، در مدل با تابع محرک لگاریتم سیگموئید بیشتر است.



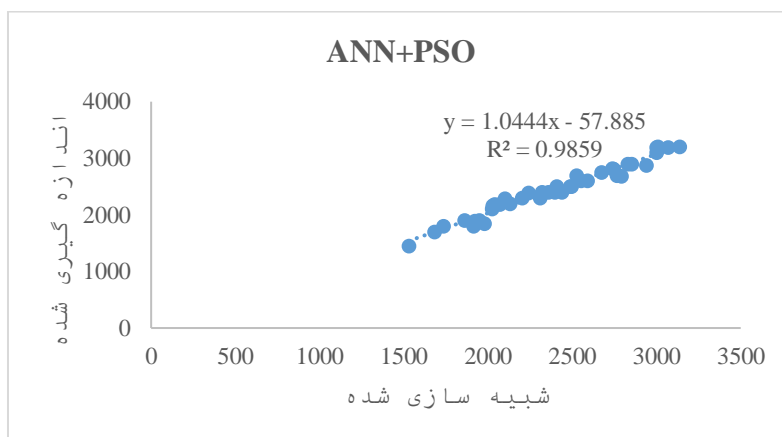
شکل ۲- برازش منحنی بین نقاط شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده پارامتر کیفی SAR با استفاده از مدل ANN+PSO

**Figure 2- Curve fitting between simulated and measured points of SAR quality parameter using ANN+PSO model**



شکل ۳- برازش منحنی بین نقاط شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده پارامتر کیفی EC با استفاده از مدل ANN+PSO

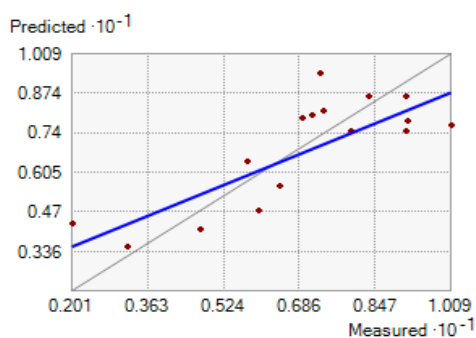
**Figure 3- Curve fitting between simulated and measured points of EC quality parameter using ANN+PSO model**



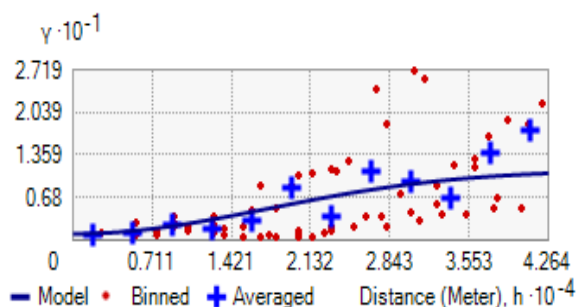
شکل ۴- برازش منحنی بین نقاط شبیه‌سازی شده و اندازه‌گیری شده پارامتر کیفی TDS با استفاده از مدل ANN+PSO

**Figure 4- Curve fitting between the simulated and measured points of TDS quality parameter using ANN+PSO model**

نتایج حاصل از شبیه‌سازی پارامترهای SAR، TDS و EC با استفاده از مدل کریجینگ را نشان می‌دهند. با توجه به جدول (۶)، بالاترین دقت مدل کریجینگ در شبیه‌سازی به ترتیب مربوط به پارامترهای EC، SAR و TDS است. اشکال (۸) تا (۱۰)، نقشه پیش‌بینی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه با استفاده از روش کریجینگ را نشان می‌دهد.

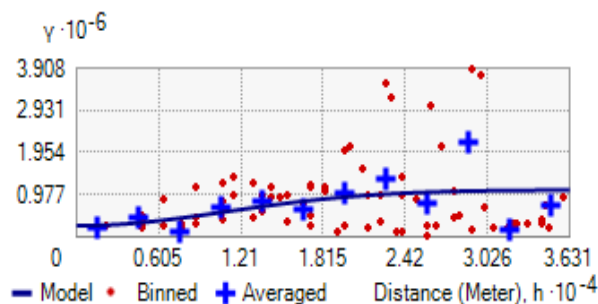
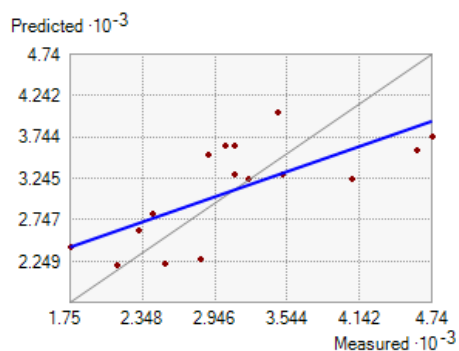


نتایج مدل‌سازی پارامترهای SAR، TDS و EC با استفاده از مدل کریجینگ  
 قبل از شروع درون‌یابی در نرم‌افزار GIS، ابتدا برای اطمینان از نرمال بودن داده‌ها از هیستوگرام و نمودار Q-Q plot استفاده شد. سپس از قسمت Geostatistical Wizard روش کریجینگ انتخاب و درون‌یابی پارامترهای کیفی انجام شد. شکل (۵) تا (۷)، نمودار پیش‌بینی و تغییرنا و جدول (۶)



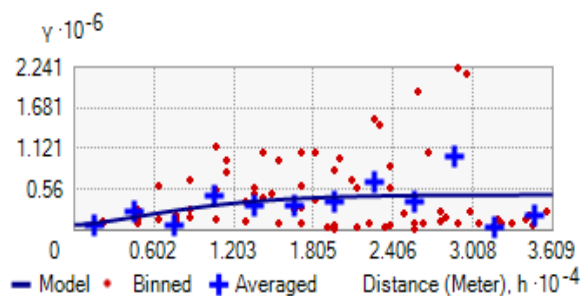
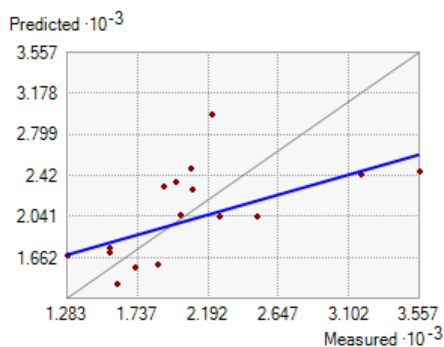
شکل ۵- نمودار پیش‌بینی و تغییرنا پارامتر کیفی SAR با استفاده از مدل کریجینگ

Figure 5- Prediction chart and change of SAR quality parameter using kriging model



شکل ۶- نمودار پیش‌بینی و تغییرنا پارامتر کیفی EC با استفاده از مدل کریجینگ

Figure 6- Prediction chart and change of EC quality parameter using Kriging model



شکل ۷- نمودار پیش‌بینی و تغییرنا پارامتر کیفی TDS با استفاده از مدل کریجینگ

Figure 7- Prediction chart and change of TDS quality parameter using Kriging model

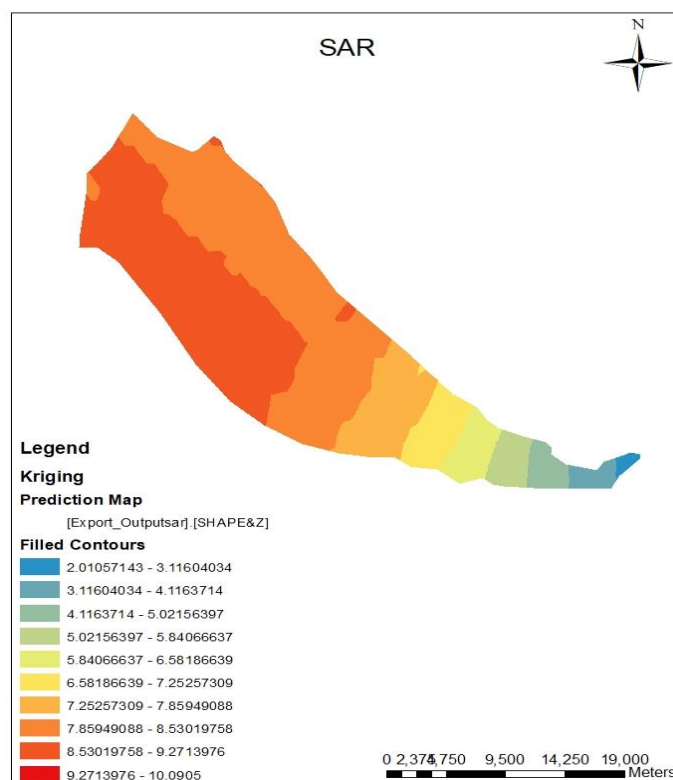
جدول ۶- نتایج حاصل از شبیه‌سازی پارامترهای SAR، TDS و EC با استفاده از مدل کریجینگ

Table 6- The results of simulation of SAR, TDS and EC parameters using kriging model

مقادیر آماره‌های مورد بررسی			پارامتر کیفی آب زیرزمینی
R <sup>2</sup>	MAE	RMSE	
۰/۹۲۸	۱/۲۱۰	۱/۱۷۰	SAR
۰/۹۴۳	۱/۰۷۰	۰/۹۵۰	EC
۰/۹۰۱	۱/۵۵۰	۱/۵۹۰	TDS

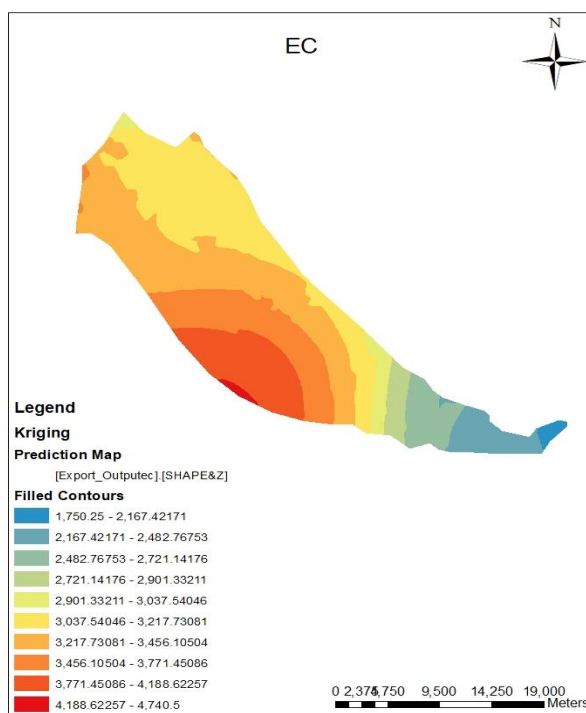
با توجه به اشکال (۸) تا (۱۰)، مقادیر SAR، TDS و EC در قسمت جنوب شرقی منطقه حداقل مقدار را دارد. اما در بخش‌های مرکزی و در مجاورت رودخانه زهره به علت افزایش مسیر حرکت آب زیرزمینی و حضور رسوبات و کانی-های تبخیری حاصل از سازندهای اطراف دشت، مقدار املاح آب افزایش می‌یابد. بالاترین مقدار SAR در مجاورت سازندهای بختیاری، میشان و گچساران می‌باشد. همچنین بیشترین مقدار پارامترهای کیفی مورد بررسی، در قسمت غرب و جنوب غرب دشت زیدون مشاهده گردید.

با مقایسه نتایج حاصل از جداول (۳) تا (۶)، می‌توان دریافت که مدل ANN+PSO دقت بیشتری در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون نسبت به مدل کریجینگ دارد که با نتایج پژوهش‌های جمشیدی و ابراهیمی (۱۳۹۱)، رجائی و همکاران (۱۳۹۴)، حبیبی و همکاران (۱۳۹۵)، عیسی‌زاده و همکاران (۱۳۹۵)، عبادی و همکاران (۱۳۹۸)، نورانی و همکاران (۲۰۱۱) و غفاری و همکاران (۲۰۱۵) مطابقت دارد.



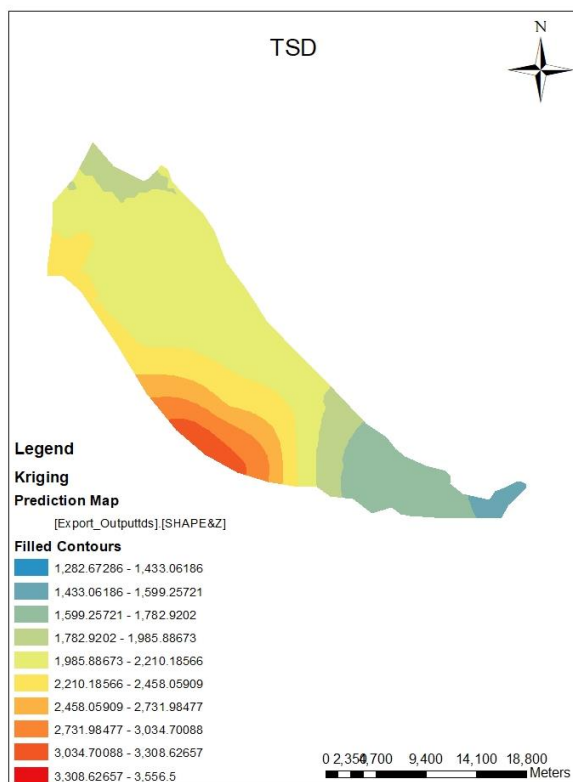
شکل ۸- نقشه پیش‌بینی پارامتر کیفی SAR با استفاده از مدل کریجینگ

Figure 8- SAR qualitative parameter prediction map using kriging model



شکل ۹- نقشه پیش‌بینی پارامتر کیفی EC با استفاده از مدل کریجینگ

Figure 9- EC qualitative parameter prediction map using kriging model



شکل ۱۰- نقشه پیش‌بینی پارامتر کیفی TDS با استفاده از مدل کریجینگ

Figure 10- TDS qualitative parameter prediction map using kriging model

## نتیجه‌گیری

مدل کردن پارامترهای کمی و کیفی آب زیرزمینی می‌تواند از نظر ایجاد سازه‌های مهندسی، مطالعات هیدرولوژی و مدیریتی، مصارف کشاورزی و دستیابی به آب‌های زیرزمینی با کیفیت مناسب، دارای اهمیت باشد. دستیابی به مدل‌های دقیق و قابل اطمینان، می‌تواند به استفاده پایدار از آب‌های زیرزمینی کمک به‌سزایی نماید. هدف از این پژوهش شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی شامل SAR، EC و TDS با استفاده از مدل ANN+PSO و مدل کریجینگ بوده است. نتایج این پژوهش نشان داد که مدل ANN+PSO دقت بیشتری در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت زیدون نسبت به مدل کریجینگ دارد. همچنین با توجه به کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی با آموزش الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات می‌توان از این مدل جهت اتخاذ تصمیمات مدیریتی و حصول اطمینان از نتایج پایش و کاهش هزینه استفاده نمود.

## منابع

- Estimation Spatial distribution of Sodium adsorption ratio (SAR) in Groundwater Using ANN and Geostatitics Methods, the case of Birjand Plain, Iran. International Conference on Chemical, Ecology and Environmental Sciences (ICEESB2012), Bankok.
- 5- Nasr, M. and Farouk, H. 2014. Using of pH as a tool to predict salinity of groundwater for irrigation purpose using artificial neural network. The Egyptian Journal of Aquatic Research, vol. 40, pp. 111-115.
  - 6- Hassan, I., Lawal, IM., Mohammed, A. and Abubakar, S. 2016. Analysis of geostatistical and deterministic techniques in the spatial variation of groundwater depth in the northwestern part of Bangladesh. American Journal of Engineering Research, vol. 5, pp. 29-34.
  - 7- Rahmani, Gh. 2011. Simulating the underground water resources of Aghili Plain using artificial neural networks and comparing it with the results of the finite difference mathematical model. Master's thesis, Shahid Chamran University, Ahvaz. (In Persian)
  - 8- Eberhart, R.C., Simpson, P. and Dobbins, R. 1996. Computational Intelligence PC Tools. Academic Press.
  - 9- Musavi-Jahromi, SH. and Golabi, M. 2008. Application of artificial neural networks in the river water quality modeling: Karoon river, Journal of Applied Sciences, vol. 8, pp. 2324-2328.
  - 1- Maidment, D. R. 1993. Handbook of Hydrology. McGraw Hill, New York, NY.
  - 2- Merati, E., Taheri, A., Parsafar, N. 2017. Qualitative Zoning of Groundwater Resources Using Geostatistical and GIS Methods (Case Study: Soleymanshah Watershed). Water and Soil Science, 27(2), 237-248. (In Persian)
  - 3- Sayadi Shahraki, A., Boroomand Nasab, S., Naseri, A.A. and Soltani Mohammadi, A. 2021. Evaluation and Accuracy of Artificial Intelligence, Geostatistics and Inverse distance weighting Methods in Simulation the Groundwater Depth. Water Resources Engineering, 14(50), 63-74. (In Persian)
  - 4- Moasheri, S. A., Tabatabai S. M., Sarani N. and Alai Y. 2012.

- 15- Jamshidi Avanaki, M. and Ebrahimi, K. 2012. Comparison of artificial neural networks and geostatistical approach in predicting underground water level (case study: Mashhad plain aquifer). The second environmental planning and management conference, University of Tehran, Tehran. (In Persian)
- 16- Rajayee, T. and Pouraslan, F. 2015. Spatiotemporal Groundwater Level Forecasting in Davarzan Plain. *Hydrogeomorphology*, 2(4), 1-19. (In Persian)
- 17- habibi, M., Nadiri, A., Asghari Moghdam, A. and Naderi, K. 2016. Combination of geostatistical and artificial intelligence methods for predicting spatiotemporal water level in the Hadishahr plain. *Iranian Journal of Watershed Management Science and Engineering (jwmseir)*. 10 (32), 27-32. (In Persian)
- 18- Isazadeh, M., Arabzadeh, R. and Darbandi, S. 2016. Performance Evaluation of Geostatistical Methods and Artificial Neural Network in Estimation of Aquifer Quality Parameters (Case Study: Qorveh Dehghan Plain). *JWSS*. 20 (77), 197-210. (In Persian)
- 19- Ebadi, Y., Javdan, J., Rezaei Moghaddam, M. 2019. Estimating accuracy of Artificial Neural Networks (ANN) and Geo Statistical Methods in interpolating Groundwater Levels Case study: Shabestar - Sufian Plain. *Scientific Research Quarterly of Geographical Data (SEPEHR)*, 28(110), 133-145. (In Persian)
- 20- Nourani, V; Goli Ejlali, R. and Alami, M.T. 2011. Spatiotemporal Groundwater Level Forecasting in
- 10- Banejad H., Kamali M., Amirmoradi K. and Olyaie F. (2013). 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). *Journal Health & Environ.*, vol. 6, pp. 277-294.
- 11- Soltani Mohammadi, A., Sayadi Shahraki, A. and Naseri, A.A. 2016. Simulation of Groundwater Quality Parameters Using ANN and ANN+PSO Models (Case Study: Ramhormoz Plain). *Journal of Pollution*, vol. 3, pp. 191-200.
- 12- Ahaninjan, K., Egdernezhad, A. 2020. Modeling Qualitative Parameters of SAR, EC, and TDS in Groundwater using Optimized Artificial Neural Network Model (Case Study: Behbahan Plain), *Environment and Water Engineering*, 6(2), pp. 161-172. (In Persian)
- 13- Sayadi Shahraki, A., Soltani Mohammadi, A., Naseri, A.A. and Mokhtaran, A. 2016. Simulation of groundwater salinity using Artificial Neural Network (ANN), Particle Swarm Optimization (PSO) and SEAWAT model. (Case study: Debal khazaie sugarcane plantation). *Journal of Water and Soil Conservation*, 23(5), 307-316. (In Persian)
- 14- Zahmatkesh, I., Mohsenipour, A. and Amraei, A. 2020. Estimation of reservoir rock properties from conventional well log data by using a hybrid particle swarm optimization and neural network approach. *Advanced Applied Geology*, 10(1), 96-109. (In Persian)

21- Ghaffari Razin, M. R., Voosoghi, B. and Mohammadzadeh, A. 2015. Efficiency of artificial neural networks in map of total electron content over Iran. *Acta Geodaetica et Geophysica*, vol. 51, pp. 541-555.

Coastal Aquifers by Hybrid Artificial Neural Network-Geostatistics Model: A Case Study. *Environmental Engineering Science*, vol. 28, pp. 217-228.