Journal of Research in Environmental Health

Volume 6, Issue 1, Spring 2021

Simulation of Groundwater Level and Salinity in Ramhormoz Plain Using Artificial Neural Network Model and Optimized Artificial Neural Network Model

Ali Reza Karimiyan
MSc., Student, Department of Civil Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran.

Aslan Egdernezhad
* Assistant Professor, Department of Water Sciences and Engineering, Ahvaz Branch, Islamic Azad University, Ahvaz, Iran. (Corresponding Author: Email: a_eigder@ymail.com)

Received: 2021/03/23
Accepted: 2021/05/12

Document Type: Research article

ABSTRACT

Background and Aim: Because of their high effectiveness and fewer expenses than other methods, groundwater models have been developed and used by hydrogeologists as water resource management tools. In this regard, many models have been developed, which propose better management to protect water resources. Most of these models require input parameters that are hardly available or their measurements are time-consuming and expensive. Among them, Artificial Neural Network (ANN) models inspired by the human brain are a better choice.

Materials and Methods: The present study simulated the groundwater level and salinity in Ramhormoz plain using ANN and ANN+PSO models and compared their results with the measured data. The data collected as inputs of the two models included minimum temperature, maximum temperature, average temperature, wind speed at 2 m altitude, minimum relative humidity, maximum relative humidity, average relative humidity, and sunshine hours gathered from 2011 to 2017.

Results: The results indicated that the highest prediction accuracy of groundwater level and salinity was achieved by the ANN-PSO model with the logarithm sigmoid activation function. Thus, the MAE and RMSE statistics had the minimum and R^2 had the maximum value for the model.

Conclusion: Considering the high efficiency of artificial neural network models with Particle Swarm Optimization algorithm training, it can be used to make managerial decisions, ensure the results of monitoring, and reduce costs.

Keywords: Groundwater Level; Simulation; Groundwater Salinity; Artificial Neural Networks Model

▶ **Citation:** Karimiyan A, Egdernezhad A. Simulation of Groundwater Level and Salinity in Ramhormoz Plain Using Artificial Neural Network Model and Optimized Artificial Neural Network Model. *Iranian Journal of Research in Environmental Health*. Spring 2021; 7(1): 17-26.

شبیه‌سازی پارامترهای شوری و سطح آب زیرزمینی دشت رامهرمز با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده

علیرضا کریمیان
دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران.
اصلان اگدرنژاد
استادیار، گروه علوم و مهندسی آب، واحد اهواز، دانشگاه آزاد اسلامی، اهواز، ایران. (نویسنده مسئول):
پست الکترونیک:a_eigder@ymail.com

تاریخ دریافت: ۱۴۰۰/۰۱/۰۳
تاریخ پذیرش: ۱۴۰۰/۰۲/۲۲
نوع مقاله: مقاله اصیل پژوهشی

چکیده

زمینه و هدف: مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی به‌دلیل کارایی بالا و هزینه‌های کم‌تر نسبت به روش‌های دیگر، به‌عنوان ابزار مدیریتی منابع آب مورد توجه قرار گرفته است. در این راستا تعداد زیادی مدل در زمینه مدیریت بهتر برای حفظ منابع آب گسترش یافته است. بیشتر این مدل‌ها نیازمند پارامترهای ورودی هستند که یا دسترسی به آن‌ها مشکل است و یا اینکه اندازه‌گیری آن‌ها محتاج صرف هزینه و زمان زیادی می‌باشد. در این میان مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی که با الهام از ساختار مغز بشر عمل می‌نمایند، به‌عنوان گزینه‌ای برتر معرفی می‌شوند. مطالعه حاضر با هدف شبیه‌سازی پارامترهای شوری و سطح آب زیرزمینی دشت رامهرمز انجام شد.

مواد و روش‌ها: پژوهش حاضر به منظور شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی دشت رامهرمز با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده و در نهایت مقایسه نتایج آن‌ها با داده‌های اندازه‌گیری شده، انجام گرفت. اطلاعات جمع‌آوری شده برای ورودی به دو مدل‌ها شامل بارندگی، حداقل دما، حداکثر دما، میانگین دما، حداقل رطوبت نسبی، حداکثر رطوبت نسبی، میانگین رطوبت نسبی، سرعت باد در ارتفاع ۲ متری و مجموع ساعات آفتابی طی سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۶ بود.

یافته‌ها: بر اساس نتایج، بالاترین دقت پیش‌بینی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی مربوط به مدل ANN+PSO با تابع محرک تانژانت سیگموئیدی بود؛ به‌طوری‌که مقدار آماره‌های جذر میانگین مربعات خطا و میانگین خطا مطلق کمترین مقدار و ضریب تعیین بیشترین مقدار را برای مدل مذکور داشت.

نتیجه‌گیری: 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 کرد.

کلید واژه‌ها: سطح آب زیرزمینی، شبیه‌سازی، شوری آب زیرزمینی، مدل شبکه عصبی مصنوعی

◀ **استناد:** کریمیان ع، اگدرنژاد الف. شبیه‌سازی پارامترهای شوری و سطح آب زیرزمینی دشت رامهرمز با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده. *فصلنامه پژوهش در بهداشت محیط*. بهار ۱۴۰۰؛۷(۱): ۱۷-۲۶.

مقدمه

آب‌های زیرزمینی همیشه یک منبع مهم برای تأمین آب آشامیدنی و کشاورزی هستند. این منابع معمولاً دارای کیفیت بالا هستند، نیازی به عمل‌آوری شیمیایی ندارند و فاقد عوامل بیماری‌زا می‌باشند. همه این دلایل، آب‌های زیرزمینی را به یک منبع مهم و قابل اعتماد برای کاربران مختلف تبدیل می‌کند (۱). برای اعمال یک مدیریت صحیح، نیاز به شناسایی و به مدل درآوردن و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی در دشت‌ها جهت برنامه‌ریزی‌های بلندمدت و استفاده بیش‌تر و بهتر از پتانسیل‌های آبی دشت‌ها عمیقاً احساس می‌شود. فاکتورها و عوامل مختلفی بر روی سطح آب زیرزمینی تأثیرگذار است که از جمله آن‌ها، عوامل آب‌وهوایی (حرارت، میزان بارندگی، تبخیر)، میزان تخلیه و تغذیه از سفره و ... می‌باشند که تحلیل این پدیده را مشکل می‌سازند. مدل‌های فیزیکی مفهومی، رگرسیونی و سری‌های زمانی، از معمول‌ترین روش‌های تحلیل آب زیرزمینی می‌باشند، ولی استفاده از شبکه عصبی در شبیه‌سازی و پیش‌بینی متغیرهای منابع آبی از جمله آب زیرزمینی به‌طور گسترده رو به افزایش است. در طی دهه اخیر از شبکه‌های عصبی مصنوعی به‌طور روزافزونی در حیطه منابع آبی به‌ویژه آب‌های زیرزمینی در سراسر دنیا استفاده شده است. احمدی و همکاران به پیش‌بینی عمق سطح آب زیرزمینی آبخوان‌های نجف‌آباد با استفاده از شبکه عصبی آموزش دیده با الگوریتم تجمع ذرات پرداختند و بیان کردند که می‌توان از مدل الگوریتم تجمع ذرات به‌عنوان یک مدل شبیه‌ساز به مدل‌های بهینه‌سازی یا جهت پیش‌بینی سناریوهای مختلف منابع آب استفاده کرد (۲). صیادی شهرکی و همکاران به شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و مدل SEAWAT در کشت و صنعت نیشکر دعبل خزاعی پرداختند. نتایج آن‌ها نشان داد که بالاترین دقت در پیش‌بینی شوری آب زیرزمینی مربوط به مدل شبکه عصبی با آموزش الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات می‌باشد (۳). عبادی و همکاران برای میان‌یابی سطح تراز آب زیرزمینی دشت شبستر- صوفیان از مدل شبکه عصبی مصنوعی و زمین آمار استفاده کردند. نتایج این پژوهش حاکی از توانایی و انعطاف بیش‌تر مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد سطح تراز ایستابی در منطقه مورد مطالعه بود (۴). سبقتی و غلامی با استفاده از تلفیق قابلیت‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم اطلاعات جغرافیایی به شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی سواحل جنوبی خزر پرداختند. نتایج این پژوهشگران در مرحله ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی و همچنین تحلیل هم‌پوشانی مقادیر برآوردی و مقادیر مشاهداتی، دلالت بر دقت و کارایی بالای مدل شبکه عصبی مصنوعی بود (۵). نصر و زهران از اسیدیته به‌عنوان ابزاری برای پیش‌بینی شوری آب زیرزمینی برای اهداف آبیاری با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی استفاده نمودند و به این نتیجه رسیدند که شبیه‌سازی با این روش می‌تواند برای ورود داده‌های جدید مورد استفاده قرار گیرد (۶). گونگ و همکاران به پیش‌بینی و مدل‌سازی سطح تراز آب زیرزمینی با استفاده از آمار ۱۰ ساله مربوط به دو چاه نزدیک دریاچه اوکه چوبه فلوریدا با استفاده از مدل‌های هوشمند پرداختند. ارزیابی مدل‌های مورد استفاده، نشان‌دهنده دقت و توانایی بالای مدل محاسباتی هوش مصنوعی در پیش‌بینی تغییرات سطح آب بود (۷). با توجه به اهمیت پارامترهای آب زیرزمینی و همچنین بررسی دقت مدل شبکه عصبی تلفیقی با الگوریتم‌های بهینه‌سازی، مطالعه حاضر با هدف شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی دشت رامهرمز با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (ANN[1]) و مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات (ANN+PSO[2]) انجام گرفت.

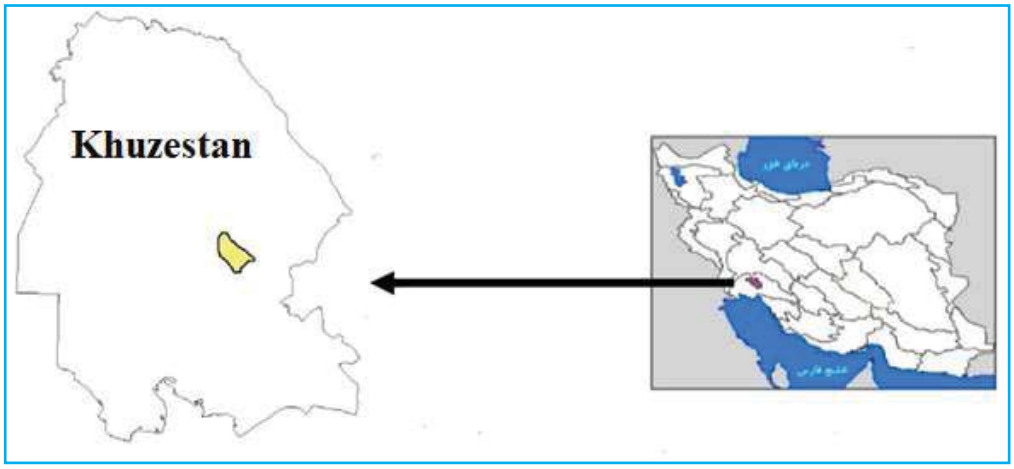
روش کار

منطقه مورد مطالعه

دشت رامهرمز با مساحت ۴۴۶/۹ کیلومتر مربع، در طول

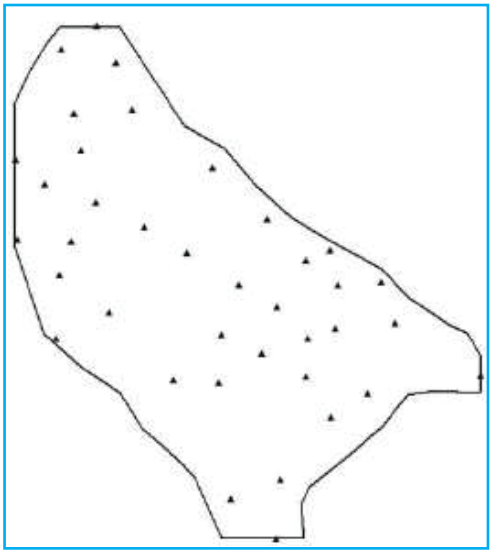
1. Artificial Neural Network
2. Optimized Artificial Neural Network model by Particle Swarm Optimization

جغرافیایی ۴۹ درجه و ۲۲ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۳۸ دقیقه شرقی و عرض جغرافیایی ۳۱ درجه و ۱۰ دقیقه تا ۳۱ درجه و ۲۶ دقیقه شمالی، در فاصله ۹۰ کیلومتری شهرستان اهواز قرار دارد و رودخانه الله در جنوب این دشت جریان دارد. متوسط بارندگی سالانه در ایستگاه رامهرمز که در این دشت واقع شده است، در طول دوره آماری درازمدت در حدود ۳۱۶ میلی‌متر است. بیش‌ترین مقدار بارندگی در این دشت مربوط به فصل زمستان می‌باشد که ۶۰/۷٪ کل بارش سالانه را تشکیل می‌دهد. ۳۲/۵٪ از بارش سالانه در فصل پاییز، حدود ۶/۸٪ در فصل بهار و تقریباً میزان بارش در فصل تابستان صفر می‌باشد. در این ایستگاه میانگین دما ۲۶/۱ درجه سانتی‌گراد و تبخیر و تعرق پتانسیل ۱۸۷۱ میلی‌متر می‌باشد. میانگین تراز آب زیرزمینی در این دشت، طی دوره تحقیق برابر ۱۰۳/۸۵ متر می‌باشد. شکل ۱، موقعیت منطقه مورد مطالعه را در استان خوزستان نشان می‌دهد.



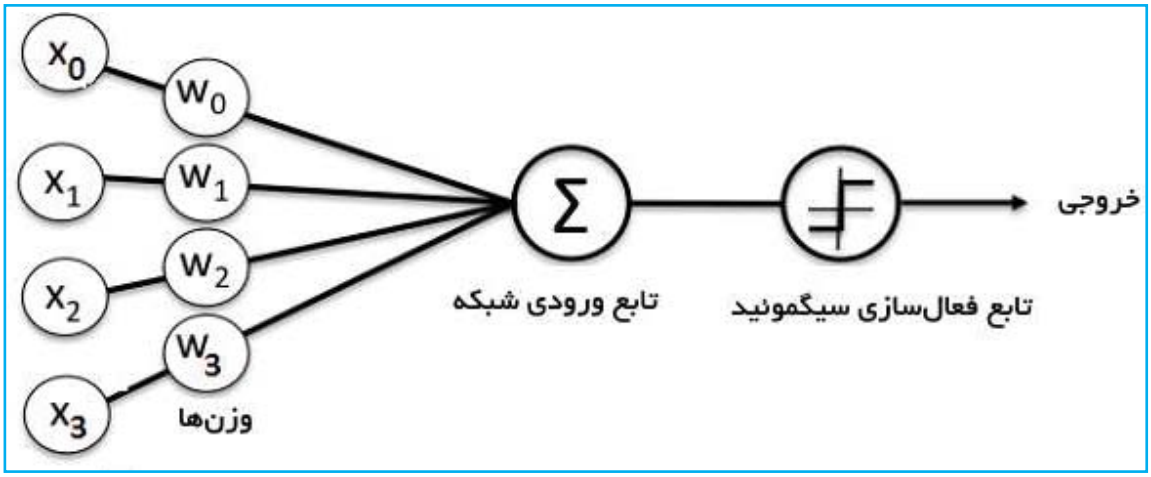
شکل ۱. موقعیت شهرستان رامهرمز در استان خوزستان

از آنجایی که برای رسیدن به دقت بالای مدل‌ها و اهداف تحقیق نیاز به اندازه‌گیری بلندمدت داده می‌باشد، تمام پارامترهای ورودی مدل شامل سطح آب زیرزمینی، شوری آب زیرزمینی و پارامترهای هواشناسی به‌صورت ماهانه از دشت رامهرمز طی سال‌های ۱۳۹۱ تا ۱۳۹۶ از سازمان آب و برق خوزستان دریافت گردید. با استفاده از دو مدل ANN و ANN+PSO، پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی شبیه‌سازی گردید. سپس دقت پیش‌بینی‌های دو مدل محاسبه و با مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده، مقایسه گردید. در این تحقیق اطلاعات سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی از ۳۸ حلقه چاه مشاهده‌ای موجود در دشت رامهرمز استفاده شد. اطلاعات جمع‌آوری شده برای ورودی به دو مدل ANN و ANN+PSO شامل بارندگی، حداقل دما، حداکثر دما، میانگین دما، حداقل رطوبت نسبی، حداکثر رطوبت نسبی، میانگین رطوبت نسبی، سرعت باد در ارتفاع ۲ متری و مجموع ساعات آفتابی بود. نحوه پراکنش چاه‌های منطقه مورد مطالعه در شکل ۲ نشان داده شده است.



شکل ۲. نحوه پراکنش چاه‌های منطقه مورد مطالعه

مدل شبکه عصبی مصنوعی[1]: شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری و با استفاده از پردازشگرهایی به‌نام نرون تلاش می‌کند تا با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. لایه یا لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بینند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌گردد. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل قبولی باشد. با دست‌یابی به این شرایط، فرآیند یادگیری محقق شده است. این وزن‌ها حافظه و دانش شبکه را بیان می‌کنند. شبکه عصبی آموزش دیده می‌تواند برای شبیه‌سازی خروجی‌های متناسب با مجموعه جدید داده‌ها به‌کار رود (۸). با توجه به ساختار شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی‌های عمده آن، سرعت بالای پردازش، توانایی یادگیری الگو به روش اراده الگو، توانایی تعمیم دانش پس از یادگیری، انعطاف‌پذیری در برابر خطاهای ناخواسته و عدم ایجاد اخلال قابل توجه در صورت بروز اشکال در بخشی از اتصال‌ها به‌دلیل توزیع وزن‌های شبکه است (۹). مراحل آموزش به کمک این الگوریتم شامل: الف- اختصاص ماتریس وزن تصادفی به هر یک از اتصالات، ب- انتخاب بردار ورودی و خروجی متناسب با آن، پ- محاسبه خروجی نرون در هر لایه و در نتیجه محاسبه خروجی نرون‌ها در لایه خروجی، ت- بهنگام‌سازی وزن‌ها به روش انتشار خطای شبکه به لایه‌های قبل که خطای یاد شده ناشی از اختلاف بین خروجی واقعی و خروجی محاسبه شده است، ث- ارزیابی عملکرد شبکه آموزش دیده به کمک برخی شاخص‌های تعریف شده مانند جذر میانگین مربعات خطا و سرانجام برگشت به قسمت پ یا پایان آموزش می باشد (۸، ۹). تابع انتقال، مجموع ورودی وزن‌دار را به خروجی نرون نگاشت می‌کند. به این تابع، بدین‌دلیل تابع انتقال گفته می‌شود که آغازی که در آن نرون فعال می‌شود را کنترل کرده و سیگنال خروجی را قدرت می‌بخشد. شکل ۳، نمایی از یک شبکه پرسپترون چند لایه را نشان می‌دهد.



شکل ۳. نمایی از یک شبکه پرسپترون چند لایه

یکی از چالش‌های موجود در شبکه های عصبی مصنوعی، مسئله آموزش آن می‌باشد. شبکه می‌بایست ابتدا آموزش ببیند و سپس بر اساس اندوخته‌هایش عمل نماید. روش‌های آموزش آماری همچون پس‌انتشار خطا[2] دارای سرعت پایین و همگرایی به بهینه محلی می‌باشد. یکی از روش‌های مناسب برای رفع این مشکل، استفاده از سیستم‌های ترکیبی است؛ بدین ترتیب که شبکه

1. Artificial Neural Network

2. Back Propagation

عصبی مصنوعی با استفاده از یک روش بهینه‌سازی مناسب آموزش داده می‌شود (۳). در انجام این پژوهش با استفاده از آموزش به روش الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات تلاش می‌شود این مشکل برطرف شود. همان‌طور که گفته شد، نحوه آموزش مدل و تابع محرک، از مهم‌ترین پارامترهایی هستند که می‌توانند در خروجی مدل شبکه عصبی مصنوعی تأثیرگذار باشند. در این پژوهش به منظور شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی به مقایسه دو مدل ANN و ANN+PSO پرداخته شد. خروجی هر کدام از مدل‌ها برای هر دو پارامتر هدف به ازای دو تابع محرک به‌دست آمد. سپس با توجه به معیارهای ارزیابی مدل، سناریویی که دارای کمترین مقدار خطا در دوره‌های آموزش و تست بود، به‌عنوان ساختار بهینه انتخاب شد. همچنین ۷۵٪ داده‌ها برای آموزش، ۱۰٪ صحت‌سنجی و ۱۵٪ برای تست در نظر گرفته شد.

الگوریتم بهینه‌سازی ازدحام ذرات (PSO)[1]: الگوریتم PSO، با ایجاد یک جمعیت تصادفی شروع می‌شود. هر جزء در جمعیت مجموعه مختلف از متغیرهای تصمیم می‌باشند که مقدار بهینه آنها باید تأمین شود و در واقع هر ذره، یک بردار را در فضای حل مسئله نشان می‌دهد (۱۰). در این الگوریتم هر گونه کنش و واکنش در حرکت گروه تأثیر گذاشته و در نهایت هر یک از اعضای گروه می‌توانند از اکتشافات و مهارت‌های سایر اعضاء بهره‌مند شوند. تفاوت اساسی این الگوریتم با سایر الگوریتم‌های بهینه‌سازی در این است که در این الگوریتم هر ذره علاوه بر داشتن بردار حرکت، دارای یک بردار سرعت نیز می‌باشد که اعضای مجموعه را به تغییر موقعیت در فضای جستجو وادار می‌کند. این بردار سرعت خود برآیند دو بردار به نام‌های p و می‌باشد. p بهترین موقعیتی است که یک ذره تاکنون به آن رسیده و بهترین موقعیتی است که بهترین ذره در همسایگی آن ذره تاکنون به آن رسیده است. در این الگوریتم هر کدام از اعضای مجموعه در هر تکرار یک راه‌حل را ارائه می‌دهند. در جستجوی یک فضای d بعدی، مکان iامین ذره به‌وسیله یک بردار D بعدی موقعیت به نام و سرعت هر ذره به‌وسیله یک بردار D بعدی سرعت به نام

1. Particle Swarm Optimization

نشان داده می‌شود. سرانجام جمعیت، با استفاده از روابط زیر و به صورت هدفمند به سمت نقطه بهینه حرکت می‌کند.

$$V_{id}^{n+1} = \chi(\omega.v_{id}^{n} + c_1 r_1^{n}(p_{id}^{n} - x_{id}^{n}) + c_2 r_{id}^{n}(p_{pg}^{n} - x_{id}^{n})) \quad (۲)$$

$$x_{id}^{n+1} = x_{id}^{n} + v_{id}^{n+1} \quad (۳)$$

که در آن X: فاکتور انقباض که از آن برای نرخ کارایی و سرعت همگرا شدن استفاده می‌شود، r^1 و r^2 : اعداد تصادفی در بازه[۰ ۱] با توزیع یکنواخت می‌باشد، N : شماره تکرارها؛ : مؤلفه شناختی، بهترین راه‌حلی که یک ذره به‌دست می‌آورد و : مؤلفه اجتماعی، بهترین راه‌حلی که توسط کل گروه تشخیص داده می‌شود، می‌باشد.

نرم‌افزارهای مورد استفاده: کدنویسی، آماده‌سازی داده‌ها، محاسبه شاخص‌های آماری و شبیه‌سازی پارامترهای هدف در محیط نرم‌افزار MATLAB صورت گرفت. همچنین انجام آزمون‌های آماری و رسم نمودارها به‌ترتیب توسط نرم‌افزارهای SPSS و اکسل انجام گرفت.

معیارهای ارزیابی مدل‌ها: برای تعیین میزان دقت مدل‌ها از مقادیر ریشه میانگین مربعات خطا[2] ، میانگین خطا مطلق[3] و ضریب تعیین[4] استفاده شد. هرچه مقادیر و به صفر نزدیک‌تر و مقادیر به ۱ نزدیک‌تر باشد، دقت مدل در شبیه‌سازی بیش‌تر است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum(y_{observed} - y_{predicted})^2} \quad (۴)$$

$$MAE = 100 * \frac{1}{n}\sum|y_{observed} - y_{predicted}| \quad (۵)$$

$$R^2 = 1 - \frac{\Sigma(y_{predicted} - y_{observed})}{\Sigma y_{predicted}^2 - \frac{\Sigma y_{observed}^2}{n}} \quad (۶)$$

که در آن‌ها : مقادیر پیش‌بینی شده، : مقادیر مشاهداتی و n: تعداد داده‌ها است.

یافته‌ها

در این پژوهش به منظور مدل‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی از داده‌های هواشناسی دشت رامهرمز طی

2. Root Mean Square Error
3. Mean Absolute Error
4. Coefficient of Determination

سال‌های ۱۳۹۰ تا ۱۳۹۶ استفاده شد. اطلاعات جمع‌آوری شده برای ورودی به دو مدل ANN و ANN+PSO شامل بارندگی، حداقل دما، حداکثر دما، میانگین دما، حداقل رطوبت نسبی، حداکثر رطوبت نسبی، میانگین رطوبت نسبی، سرعت باد در ارتفاع ۲ متری و مجموع ساعات آفتابی بود. پس از محاسبه ضریب همبستگی، پارامترهایی که ضریب همبستگی بالاتری نسبت به سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی داشته باشند، شناخته و به‌عنوان ورودی مدل در نظر گرفته شدند. جدول ۱ نتایج حاصل از آزمون همبستگی پیرسون بین سطح آب زیرزمینی، شوری آب زیرزمینی و پارامترهای هواشناسی در منطقه مورد مطالعه را نشان می‌دهد.

جدول ۱. همبستگی بین سطح آب زیرزمینی، شوری آب زیرزمینی و پارامترهای هواشناسی

پارامتر	سطح آب زیرزمینی	شوری آب زیرزمینی
بارندگی	۰/۸۴۵**	-۰/۸۱۷**
حداکثر دما	-۰/۵۱۱**	۰/۳۰۷
حداقل دما	۰/۵۹۴**	-۰/۵۲۴**
میانگین دما	-۰/۶۷۱**	۰/۵۰۷**
حداقل رطوبت نسبی	۰/۲۰۱	۰/۴۹
حداکثر رطوبت نسبی	۰/۳۹	۰/۳۳۲
میانگین رطوبت نسبی	۰/۲۲۷	۰/۲۷۱
سرعت باد در ارتفاع ۲ متری	-۰/۱۱۴	۰/۰۴۹
مجموع ساعات آفتابی	-۰/۲۶	۰/۵۴۵**

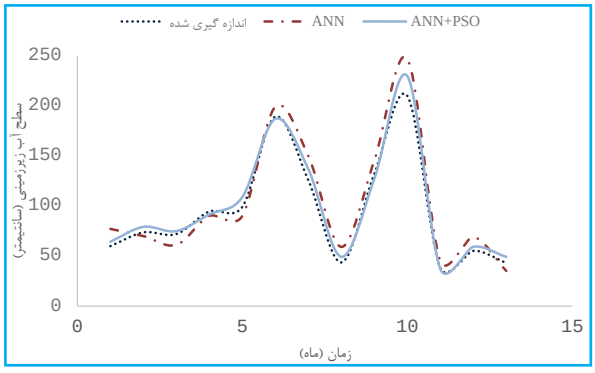
** معنی‌داری در سطح ۱٪

در این پژوهش به منظور شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی به مقایسه دو مدل ANN و ANN+PSO پرداخته شد. خروجی هر کدام از مدل‌ها برای هر دو پارامتر سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی برای دو تابع محرک به‌دست آمد، سپس با توجه به معیارهای ارزیابی مدل، سناریویی که دارای کمترین مقدار خطا در دوره‌های آموزش، صحت‌سنجی و آزمون بود، به‌عنوان ساختار بهینه انتخاب شد. مقادیر ، و سه پارامتر مذکور با استفاده از دو مدل ANN و ANN+PSO با دو تابع محرک تانژانت سیگموئید و لگاریتم سیگموئید در سه مرحله آموزش، صحت‌سنجی و آزمون در جدول ۲ نشان داده شده است.

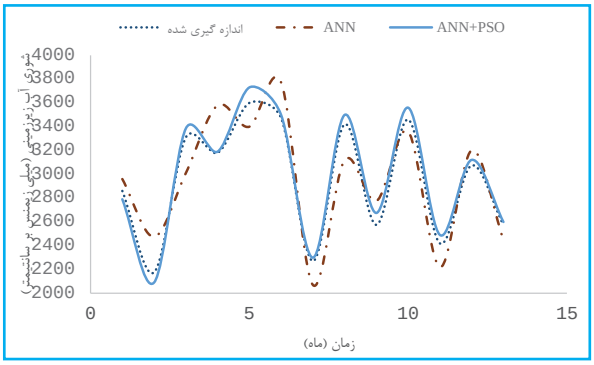
جدول ۲. نتایج حاصل از مدل‌های ANN و ANN+PSO در شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی

			آزمون			صحت‌سنجی	آموزش
	مدل	تابع محرک	RMSE	MAE	R^2	R^2	R^2
سطح آب زیرزمینی	ANN	Tan sig	۱۲/۴۲	۱۴/۵	۰/۸۹	۰/۹۳	۰/۹۳
		Log sig	۱۵/۶۲	۱۵/۹۸	۰/۸۵۹	۰/۸۹	۰/۹۱
	ANN+PSO	Tan sig	۱۰/۴	۹/۲۲	۰/۹۶۸	۰/۹۸۵	۰/۹۸
		Log sig	۱۳/۷۱	۱۱/۱۴	۰/۹۲۴	۰/۹۴	۰/۹۵۷
شوری آب زیرزمینی	ANN	Tan sig	۱۵/۳۱	۱۷/۰۱	۰/۹۱	۰/۹۳۳	۰/۹۴۲
		Log sig	۱۸/۷	۲۰/۲۱	۰/۸۵	۰/۸۹۹	۰/۹۱۲
	ANN+PSO	Tan sig	۱۳/۲۷	۱۳/۵۲	۰/۹۸	۰/۹۸۴	۰/۹۹
		Log sig	۱۶/۴۹	۱۷/۰۷	۰/۹۱۳	۰/۹۴۵	۰/۹۶

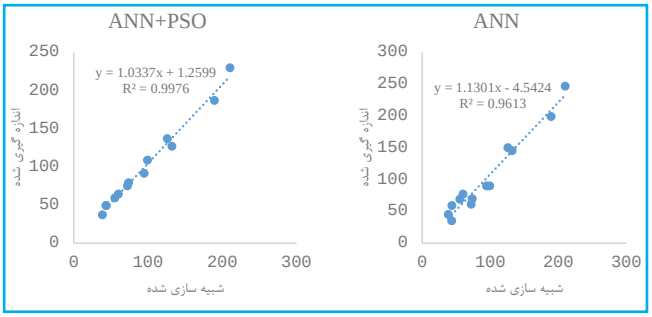
نمودارهای ۱ تا ۴ به‌ترتیب نتایج شبیه‌سازی و برازش منحنی بین نقاط اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های ANN و ANN+PSO را نشان می‌دهد.



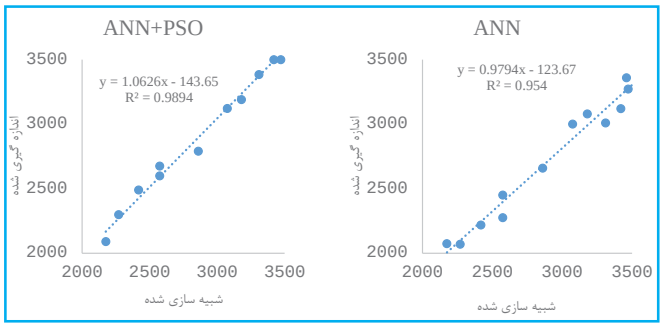
نمودار ۱. نتایج حاصل از شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از دو مدل ANN و ANN+PSO



نمودار ۲. نتایج حاصل از شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی با استفاده از دو مدل ANN و ANN+PSO



نمودار ۳. نمودار پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده سطح آب زیرزمینی بر حسب سانتیمتر



نمودار ۴. نمودار پراکندگی داده‌های اندازه‌گیری و شبیه‌سازی شده شوری آب زیرزمینی بر حسب میلی زیمنس بر سانتیمتر

بحث

با توجه به جدول ۱، بالاترین ضریب همبستگی سطح آب زیرزمینی به‌ترتیب مربوط به پارمترهای هواشناسی بارندگی، میانگین، حداکثر و حداقل دما بود. همچنین بالاترین ضریب همبستگی شوری آب زیرزمینی به‌ترتیب مربوط به پارامترهای بارندگی، مجموع ساعات آفتابی و حداکثر و میانگین دما بود. بنابراین پارامترهای مذکور به‌عنوان ورودی برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی توسط مدل‌های ANN و ANN+PSO در نظر گرفته شد. رحمانی، برای شبیه‌سازی منابع آب زیرزمینی دشت عقیلی توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی از پارامترهای هواشناسی و دبی کانال‌های آبیاری به‌عنوان ورودی مدل استفاده نمود. نتایج ضرایب همبستگی آن نشان داد، دو پارامتر دبی کانال آبیاری و بارندگی، بیش‌ترین تأثیر را در سطح آب زیرزمینی دارند (۱۱). هم‌چنین کماسی و همکاران بارش، دما و دبی رودخانه‌ها را به‌عنوان عوامل مؤثر بر تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت سیلاخور در نظر گرفتند (۱۲). ژانگ، عمق آب زیرزمینی، بارش، تبخیر، نفوذپذیری خاک و فاصله از دریا را به‌عنوان پارامترهای مؤثر در شوری آب زیرزمینی معرفی نمود (۱۳).

با توجه به جدول ۲، در هر کدام از مدل‌های ANN و ANN+PSO به‌طور جداگانه دقت شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی، در مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید بالاتر از تابع محرک لگاریتم سیگموئید بود؛ به‌طوری‌که مقدار RMSE و MAE کمترین مقدار و شاخص R^2 بیشترین

مقدار را داشت. بنابراین مدل بهینه برای تخمین پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی، ANN+PSO با تابع محرک تانژانت سیگموئیدی می‌باشد. علیپور، سطح آب زیرزمینی دشت مهیار شمالی را با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی پیش‌بینی کرد. الگوریتم یادگیری بهینه بر اساس کمترین میانگین مربعات خطا لونبرگ- مارکوارت به‌دست آمد. تابع محرک لایه مخفی و خروجی لگاریتم سیگموئید و خطی به‌دست آمد (۱۴). در پژوهشی دیگر سلطانی محمدی و همکاران، شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت رامهرمز را با استفاده از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی ANN و ANN+PSO انجام دادند. نتایج آن‌ها نشان داد بالاترین دقت پیش‌بینی پارامترهای کیفی EC، SAR و (در صورت امکان معادل فارسی کلمات نوشته شود و لاتین آنها کامل زیرنویس شود) TDS مربوط به مدل ANN+PSO با تابع محرک تانژانت سیگموئیدی می‌باشد (۱۵). کیخسروی و همکاران از مدل شبکه عصبی مصنوعی پرسپترون و پایه شعاعی برای پیش‌بینی گردوغبار کارخانه سیمان سبزوار استفاده کردند. نتایج حاکی از دقت بالاتر مدل شبکه عصبی پرسپترون نسبت به مدل پایه شعاعی در پیش‌بینی میزان گردوغبار بود (۱۶).

همچنین همان‌طور که در نمودارهای ۱ تا ۴ مشاهده می‌گردد، بیشترین هم‌پوشانی با مقادیر اندازه‌گیری شده هر دو پارامتر سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی مربوط به مدل ANN+PSO است. در مدل شبکه عصبی مصنوعی برای آموزش از روش پس‌انتشار خطا استفاده می‌شود. این روش معمولاً برای پیش‌بینی، نتایج نسبتاً خوبی دربردارد؛ اما اشکال آن، گیر افتادن در بهینه محلی و سرعت پایین در رسیدن به جواب می‌باشد. مدلی دیگر از شبکه عصبی که برای آموزش از روش الگوریتم بهینه‌سازی ذرات (PSO) استفاده می‌کند، بر اساس جست‌وجو عمل کرده و در این‌صورت می‌تواند تا حدودی برای هرچه بیشتر تصادفی شدن انتخاب نقاط با یک روش غیرقطعی تلاش کند. ذرات در این روش برحسب موقعیت‌ها و سرعت‌هایشان تلاش می‌کنند، بهینه‌ترین نقاط را در هر تکرار انتخاب و به‌روز کنند و به‌همین علت نتایج شبیه‌سازی با دقت بالایی ارائه می‌شود. با توجه به اینکه الگوریتم PSO یک روش بهینه‌سازی ساده، سریع، دارای پارامترهای تنظیم کم و غیردیفرانسیلی می‌باشد، استفاده از این الگوریتم و ترکیب آن با شبکه عصبی مصنوعی به‌منظور آموزش بهینه شبکه عصبی مصنوعی، منجر به دستیابی به نتایج دقیق در شبیه‌سازی می‌شود. حامد و ایلکی از ترکیب الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات و شبکه عصبی، برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی در عربستان استفاده نموده و بیان کردند که نتایج شبیه‌سازی شبکه عصبی به‌خوبی با مقادیر واقعی تطابق دارند (۱۷). در پژوهش آهنین‌جان و اگدرنژاد نیز که به‌منظور شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی دشت بهبهان شامل SAR، EC و TDS با استفاده از مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه شده با الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات انجام شد، نتایج برتری مدل شبکه عصبی ترکیب شده با الگوریتم بهینه‌سازی تجمع ذرات را در شبیه‌سازی پارامترهای کیفی آب زیرزمینی نشان داد (۱۸).

نتیجه گیری

مدل‌سازی آب‌های زیرزمینی به کمک مدل شبکه عصبی مصنوعی به‌دلیل دارا بودن قابلیت یادگیری از طریق مثال و بدون نیازمندی به معادلات حاکم بر پدیده، جایگاه ویژه‌ای دارد. پژوهش حاضر به‌منظور شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی دشت رامهرمز با استفاده از مدل‌های ANN و ANN+PSO در محیط نرم‌افزار MATLAB و در نهایت مقایسه نتایج آن‌ها با داده‌های اندازه‌گیری شده، انجام شد. در ابتدا بر اساس نتایج حاصل از محاسبه ضریب همبستگی، بالاترین ضریب همبستگی سطح آب زیرزمینی به‌ترتیب مربوط به پارمترهای هواشناسی بارندگی، میانگین، حداکثر و حداقل دما بود. همچنین بالاترین ضریب همبستگی شوری آب زیرزمینی به‌ترتیب مربوط به پارامترهای بارندگی، مجموع ساعات آفتابی و حداکثر و میانگین دما بود. بنابراین پارامترهای مذکور به‌عنوان ورودی برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی در نظر گرفته شدند. در ادامه نتایج حاصل از عملکرد مدل شبکه عصبی مصنوعی نشان داد در هر کدام از مدل‌های ANN و ANN+PSO به‌طور جداگانه، دقت شبیه‌سازی پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب

زیرزمینی در مدل با تابع محرک تانژانت سیگموئید بالاتر از تابع محرک لگاریتم سیگموئید بود، بنابراین مدل بهینه برای تخمین پارامترهای سطح آب زیرزمینی و شوری آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه، ANN+PSO با تابع محرک تانژانت سیگموئیدی می‌باشد.

ملاحظات اخلاقی

نویسندگان کلیه نکات اخلاقی شامل عدم سرقت ادبی، انتشار دوگانه، تحریف داده‌ها و داده‌سازی را در این مقاله رعایت کرده‌اند. همچنین هرگونه تضاد منافع حقیقی یا مادی که ممکن است بر نتایج یا تفسیر مقاله تأثیر بگذارد را رد می‌کنند.

تشکر و قدردانی

این مقاله بخشی از پایان نامه مقطع کارشناسی ارشد رشته مهندسی عمران گرایش مدیریت منابع آب با کد شناسایی ۱۰۶۲۹۱۹۷۱۶۴۸۹۹۱۱۳۹۸۱۳۴۶۹۹ در دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز می‌باشد. بدین وسیله از مسئولین محترم دانشگاه آزاد اسلامی واحد اهواز جهت همکاری در انجام این پژوهش تشکر و قدردانی می‌شود.

References

1. Feeroozkoohi, R. Simulation of groundwater resources in Aghili Gotvand plain using mathematical model of finite differences. [Doctorate Thesis]. University of shahid chamran, Ahvaz, Iran. 2011; 127 pp [In Persian].
2. Ahmadi Z, Safavi H. R, Zekti M, Bijami, A. Predicting the depth of groundwater water table using particle optimization algorithm. 10ed Int. Conf. International Civil Engineering, Tabriz, Iran. 2015. pp. 1-6. [In Persian].
3. Sayadi Shahraki A, Soltani Mohammadi A, Naseri A. A, Mokhtaran A. Simulation of groundwater salinity using Artificial Neural Network (ANN), Particle Swarm Optimization (PSO) and model SEAWAT (Case study: Debal khazaie sugarcane plantation). Journal of Water and Soil Conservation. 2017; 23(5): 307-316 [In Persian].
4. Ebadi Y, Javdan J, Rezaei Moghaddam M. H. Assessing the Accuracy of Artificial Neural Networks and Geostatistics in Measuring Groundwater Level Case Study: Shabestar Plain – Sufian. Journal of Geographic Information. 2019; 28(110): 133-145 [In Persian].
5. Sebghati M, Gholami V. Groundwater salinity simulation by combining the capabilities of artificial neural network and GIS on the southern shores of the Caspian Sea. Journal of Irrigation Science and Engineering. 2019; 42(4): 181-194 [In Persian].
6. Nasr M, Zahran H. F. Using of pH as a tool to predict salinity of groundwater for irrigation purpose using artificial neural network. Egyptian Journal of Aquatic Research. 2014; 40(2): 111-115.
7. Gong Y, Zhang Y, Lan S, Wang H. A comparative study of artificial neural networks, support vector machines and adaptive neuro fuzzy inference system for forecasting groundwater levels near Lake Okeechobee, Florida. Water resources management. 2016; 30(1): 375-391.
8. Dayhoff J. E. Neural Network Principles. Prentice-Hall International, U.S.A.1990.
9. Khanna T. Foundation of neural networks. Addison-Wesley Publishing Company, U.S.A. 1990.
10. Arumugam M.S, Rao M.V.C. On the improved performances of the particle swarm optimization algorithms with adaptive parameters, cross-over operators and root mean square (RMS) variants for computing optimal control of a class of hybrid systems. Applied Soft Computing Journal. 2008; 8: 324–336.
11. Rahmani Gh. R. Simulation of Aghili Plain Groundwater Resources Using Artificial Neural Networks and Its Comparison with the Results of the Finite Difference Mathematical Model. [Msc Thesis]. University of shahid chamran, Ahvaz, Iran. 2011; 150 pp [In Persian].
12. Kamasi M, Sharghi S, Nourani V. Identification of Factors Affecting Groundwater Level Reduction Using Wavelet-Entropy Criterion (Case Study: Silakhor Plain Aquifer). Hydrogeomorphology. 2016; 9 (4): 63-86 [In Persian].
13. Zhang M. Information-Stataistics evaluation on the effects of ground water buried depth to upper soil and groundwater salinity, China postdoctoral preceding science press, Beijng,China. 2001; 221-224 pp.
14. Alipour Z. Evaluation of Adaptive Fuzzy-Neural Inference System and Neural Network in Groundwater Level Prediction (North Mahyar Plain). [Msc Thesis]. University of shahid chamran, Ahvaz, Iran. 2012; 177 pp [In Persian].
15. Soltani Mohammadi A, Sayadi Shahraki A, Naseri A.A. Simulation of Groundwater Quality Parameters Using ANN and ANN+PSO Models (Case Study: Ramhormoz Plain). Journal of Pollution. 2016; 3(2): 191-200.
16. Keykhosravi S. S, Nejadkoorki F, Amintoosi M. Estimation of Artificial Neural Networks Accuracy in Anticipation of the Dust of the Sabzevar Cement Factory. Journal of Research in Environmental Health. 2019; 5(1): 43-52.
17. Hamed Y, Elkili M. Prediction of future groundwater level using artificial Neural Network, southernriyadh, ksa (CASE STUDY). International Water Technology Journal. 2015; 5: 149-162.
18. Ahaninjan K, Egdernezhad A. Modeling Qualitative Parameters of SAR, EC, and TDS in Groundwater using Optimized Artificial Neural Network Model (Case Study: Behbahan Plain). Journal of Environment and Water Engineering. 2020; 6(2): 161-172 [In Persian].