

## Groundwater level forecasting using Wavelet-Artificial Neural networks (Case study: Maragheh-Bonab Plain-East Azarbaijan)

Jaefar Nikbakht<sup>\*1</sup>, Samaneh Noury<sup>2</sup>

### Abstract

Understanding the behavior of the groundwater system and forecasting its fluctuations in the future are essential to achieve comprehensive and sustainable management of groundwater resources. The purpose of this study was clustering of Maragheh-Bonab Aquifer's observation wells and groundwater level prediction using Wavelet-Artificial Neural networks. Initially, 20 observation wells of Maragheh-Bonab Aquifer with 15 years and more groundwater level records were clustered using hierarchical-WARD clustering method. Cluster with 6 homogenous subcluster and representative well of each subcluster were selected. Using wavelet, input time series noise were removed. Then groundwater level of representative wells were forecasted by Artificial Neural Networks. Results showed, considering of temperature time series data as input was confused Artificial Neural Networks and Wavelet-Artificial Neural Networks. On results, taking 3 to 12 months consecutive time delay in input data decreased different between recorded and forecasted data. Minimum value of RMSE (0.03 m) and maximum value of  $R^2$  (0.999) were in WNN. Mentioned values in ANN were 0.32 m and 0.885 (respectively). Based on the results of this research, de-noising of input data decreased difference between recorded and forecasted data as 11 cm averagely.

**Keywords:** Groundwater level, Hierarchical-WARD clustering method, Maragheh-Bonab (East Azarbaijan) Plain, Wavelet-Artificial Neural Networks, Wavelet transform.

Received: 2016/02/23  
Accepted: 2016/04/17

پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های موجک-عصبی (مطالعه موردی: دشت مراغه-آذربایجان شرقی)

جعفر نیکبخت<sup>\*</sup>، سمانه نوری<sup>۲</sup>

### چکیده

لازمه دستیابی به مدیریت جامع و پایدار منابع آب زیرزمینی، شناخت رفتار سیستم آب زیرزمینی و پیش‌بینی نوسانات سطح آن در آینده می‌باشد. هدف از پژوهش حاضر خوشه‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای آبخوان دشت مراغه-بناب و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی به کمک شبکه‌های موجک-عصبی (WNN) می‌باشد. به دلیل تعداد زیاد چاه‌های مشاهده‌ای نصب شده در دشت، به کمک روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی-وارد ۲۰ چاه مشاهده‌ای محدوده دشت مراغه-بناب با طول دوره آماری بیش از ۱۵ سال خوشه‌بندی شد. سپس خوشه با ۶ زیرخوشه همگن انتخاب و نماینده هر زیرخوشه تعیین شد. با نوینزدایی از داده‌های ورودی با کمک روش موجک، مقادیر سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) پیش‌بینی شد. نتایج نشان داد در نظر گرفتن دمای متوسط هوا باعث اغتشاش شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های موجک-عصبی شد. هم‌چنین بر اساس نتایج با در نظر گرفتن تأخیر زمانی متوالی ۳ تا ۱۲ ماه در داده‌های ورودی، اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده و واقعی کاهش یافت. کم‌ترین مقدار RMSE و بیش‌ترین مقدار  $R^2$  در شبکه WNN به ترتیب ۰/۰۳ متر و ۰/۹۹۹ حاصل شد. این مقادیر در شبکه ANN به ترتیب ۰/۳۲ متر و ۰/۸۸۵ به‌دست آمد. بنابراین بر اساس نتایج پژوهش حاضر، با نوینزدایی از داده‌های ورودی اختلاف مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده و واقعی به طور متوسط به ۱۱ سانتی‌متر کاهش یافت.

واژه‌های کلیدی: تبدیل موجک، تراز آب زیرزمینی، خوشه‌بندی سلسله‌مراتبی وارد، دشت مراغه-بناب آذربایجان شرقی، شبکه‌های موجک-عصبی.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۱۲/۰۴  
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۱/۲۹

1- Associate professor, Department of Water Engineering, University of Zanjan. E-Mails: Nikbakht.jaefar@znu.ac.ir

2- Graduate Student of Irrigation and Drainage, University of Zanjan.

\*- Corresponding Author

۱- دانشیار، گروه مهندسی آب، دانشگاه زنجان.

۲- دانش‌آموخته آبیاری و زهکشی، دانشگاه زنجان.

\*- نویسنده مسئول

## مقدمه

برخوردار بودند. حامد و همکاران (۲۰۱۵) طی پژوهشی به منظور پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در ۴ چاه واقع در جنوب ریاض از شبکه‌های عصبی مصنوعی با معماری ۲-۶-۱ و تابع سیگموئید در لایه پنهان استفاده کرد. نتایج نشان داد افت سطح آب این آبخوان در آینده، از ۳۰ درصد افت رخ داده در ۳۰ سال گذشته تجاوز نخواهد کرد. چیت‌سازان و همکاران (۲۰۱۵) به منظور پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی منطقه عقیلی در جنوب غربی ایران از مدل عددی اجزای محدود و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج نشان داد سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی دقت بالایی نسبت به مدل عددی داشت. حبیبی و همکاران (۱۳۹۴) به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت هادیشهر-آذربایجان شرقی از روش‌های هوش مصنوعی نروفازی و برنامه‌ریزی ژنتیک و ترکیب آن‌ها استفاده کردند. بر اساس نتایج دقت مدل برنامه‌ریزی ژنتیک بیش‌تر بود. بنابراین در نهایت ایشان با ترکیب این مدل با مدل زمین آمار کریجینگ، پیش‌بینی زمانی-مکانی سطح آب زیرزمینی برای کل دشت را انجام دادند. کیانی سلمی و نظیفی (۱۳۹۴) به منظور پیش‌بینی میزان تخلیه آب زیرزمینی شرق جلگه اصفهان از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. نتایج مدل‌سازی و پیش‌بینی نشان داد تا سال ۱۳۹۴ میزان برداشت منطقه به ۵۱۹ میلیون متر مکعب افزایش خواهد یافت. سلطانی و همکاران (۱۳۹۳) به منظور تخمین نقشه‌های هم‌تراز سطح آب زیرزمینی در روزهای مختلف سال در دشت بهبهان، از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. ایشان پس از تخمین مقادیر سطح آب زیرزمینی با ضریب همبستگی ۰/۹۹ با داده‌های واقعی، نقشه خطوط هم‌تراز سطح ایستابی دشت را برای ۴ روز مختلف سال (هر نقشه برای یک فصل از سال ۱۳۸۴) ترسیم نمودند. لوهانی و کریمشان (۲۰۱۵) به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی مناطق آمریتسار و گورداسپور ایالت پنجاب هند، انواع معماری‌ها و الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی را مورد بررسی و مقایسه قرار دادند. بهترین نتایج از طریق شبکه پیش‌خور استاندارد با تابع آموزش لونبرگ-مارکوارت حاصل شد. سان و همکاران (۲۰۱۵) با شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی جنگل‌های باتلاقی

با توجه به اهمیت منابع آب زیرزمینی در تأمین آب شرب، صنعت و کشاورزی به ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، مطالعات این منبع آبی می‌تواند کمک شایانی به تصمیم‌سازی در برداشت بهینه و پایدار از این منبع آبی در دراز مدت داشته باشد (محتشم و همکاران، ۱۳۸۹؛ اسریکنک و همکاران، ۲۰۰۹). در همین راستا و به منظور شناخت مستقیم رفتار یک سیستم آب زیرزمینی، لازم است تعداد زیادی چاه اکتشافی حفر گردد و آزمایشات متعدد پمپاژ و ژئوفیزیک صورت پذیرد. هم چنین سطح آب زیرزمینی به صورت مداوم آماربرداری و ثبت گردد. کلیه موارد ذکر شده نیازمند صرف هزینه‌های فراوان می‌باشد. امروزه بر اساس پیشرفت‌های صورت گرفته در بخش سخت‌افزاری و نرم‌افزاری کامپیوتری، به منظور کاهش هزینه‌های مطالعات آب زیرزمینی، شبیه‌سازی شرایط طبیعی سفره و جریان آب زیرزمینی توسط مدل‌های ریاضی و کامپیوتری با استفاده از یک سری روابط ریاضی به عنوان یک روش غیرمستقیم مطالعه شبیه‌سازی می‌گردد (نکوآمال کرمانی و همکاران، ۱۳۸۶). با توجه به روابط غیرخطی و پیچیده حاکم بر جریان آب‌های زیرزمینی، امروزه جهت مدل‌سازی آبخوان و پیش‌بینی نوسانات تراز آب زیرزمینی در اثر اعمال شرایط مدیریتی متفاوت، از سیستم‌های هوش مصنوعی استفاده می‌شود. یکی از سیستم‌های هوشمند که در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی مورد استفاده قرار می‌گیرد، شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد (امیری ده‌احمدی و حسامی کرمانی، ۱۳۹۱؛ خاشعی سیوکی و همکاران، ۱۳۹۲). پژوهش‌های زیادی برای شبیه‌سازی آبخوان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفته است که به علت زیادی این تحقیقات در ادامه فقط به برخی از آن‌ها اشاره می‌شود. تائورمینا و همکاران (۲۰۱۲)، طی پژوهشی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا با الگوریتم آموزشی لونبرگ-مارکوارت با تابع فعال سازی تانژانت هایپربولیک با ۴ نرون در لایه پنهان، نوسانات ساعتی تراز آب زیرزمینی آبخوان ساحلی تالاب ونیز ایتالیا را مدل‌سازی نمودند. بر اساس نتایج پژوهش پورمحمدی و همکاران (۱۳۹۲) هر دو تکنیک شبکه عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی (آریمما) از دقت و کارایی بالایی در پیش‌بینی سطح ایستابی ۳۵ چاه مشاهده‌ای یکی از زیرحوزه‌های بختگان

قابلیت برازش بهتری را بر داده‌های مشاهداتی دارد (حسن‌زاده و همکاران، ۱۳۹۱). آداموسکی و فونگ چان (۲۰۱۱) طی پژوهشی به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی حوضه شاتوگه در ایالت کبک کانادا از ۳ مدل میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه (ARIMA)، شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه‌های موجک-عصبی استفاده کردند. بر اساس نتایج، مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه موجک-عصبی از دقت بالایی برخوردار بود. نخعی و صابری نصر (۲۰۱۲) به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت قروه-کردستان از شبکه‌های موجک-عصبی استفاده کردند. بر اساس نتایج، در این پژوهش بهترین تبدیل‌ها برای نویززدایی از داده‌های ورودی  $db2$ ،  $db4$  به دست آمد. هم چنین نتایج نشان داد که از مدل شبکه‌های موجک-عصبی می‌توان در زمان‌هایی که داده کافی برای مدل‌سازی با مدل عددی MODFLOW وجود ندارد برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده گردد. رحیمی و ملکی‌نژاد (۱۳۹۲) به منظور شبیه‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت نمدان فارس، از داده‌های نویززدایی شده و بدون نویززدایی و شبکه‌های عصبی پیش‌بینی استفاده نمودند. نتایج پژوهش نشان داد که هر دو مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و موجک-عصبی توانایی بالایی در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت داشت. نتایج پژوهش رضوی قهفرخی و همکاران (۱۳۹۲) نشان داد که اختلاف مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با مدل شبکه‌های موجک-عصبی نسبت به مقادیر واقعی اندازه‌گیری شده در دشت شهرکرد کم‌تر از پیش‌بینی‌های مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی بود. نتایج پژوهش رجایی و ابراهیمی (۱۳۹۳) نشان داد مقادیر سطح آب زیرزمینی (دشت قم) پیش‌بینی شده برای یک ماه آینده از طریق مدل ترکیبی موجک-عصبی نسبت به دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره تطابق بهتری با مقادیر واقعی داشت. نتایج پژوهش سورینارایانا و همکاران (۲۰۱۴) نشان داد کارایی مدل ترکیبی تبدیل موجک و ماشین بردار پشتیبان برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی ۳ چاه واقع در شهر یساخا پاتنام هند از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، ماشین بردار پشتیبان و ARIMA بهتر است. بروجردی و فریدونی (۱۳۹۴) طی پژوهشی با استفاده از مقادیر

سنگاپور با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی، نتیجه گرفتند که از این تکنیک می‌توان تراز آب زیرزمینی را تا ۷ روز آینده با دقت قابل قبول پیش‌بینی نمود ولی با طولانی‌تر شدن زمان پیش‌بینی دقت مقادیر کاهش یافت. حبیبی و همکاران (۱۳۹۵) به منظور پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی دشت هادیشهر از ترکیب مدل‌های هوش مصنوعی و زمین آمار استفاده کردند. در این پژوهش پس از دسته‌بندی پیرومترهای دشت با روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی، به کمک شبکه‌های عصبی و فازی ساجنو هر دسته از پیرومترها مدل‌سازی شد. بر اساس نتایج، مدل شبکه عصبی با الگوریتم لونبرگ-مارکوارت با میانگین  $RMSE=28cm$  کارایی بهتری داشت. در نهایت ایشان با کمک روش کریجینگ و کوکریجینگ عصبی سطح آب زیرزمینی دشت را پیش‌بینی نمودند. در این مرحله نیز مشاهده شد که مقدار  $RMSE$  روش کوکریجینگ ( $0.76$  متر) از روش کریجینگ ( $1.23$  متر) کم‌تر بود.

یکی از معایب شبکه‌های عصبی مصنوعی، محدودیت کار با داده‌های غیرایستا (داده‌های با خصوصیات آماری متغیر در زمان) می‌باشد. در علم هیدرولوژی، داده‌ها معمولاً غیرایستا هستند. برای رفع این مشکل، امروزه از تبدیل موجک استفاده می‌گردد. داده‌های غیرایستا ممکن است ترکیبی از چند داده‌ی ایستا باشند. با استفاده از تبدیل‌های موجک، می‌توان سری‌های زمانی غیرایستا را به چند سری زمانی ایستا تجزیه کرد و از این سری‌های جدید با خصوصیات ثابت در طول زمان می‌توان به عنوان ورودی شبکه‌های عصبی مصنوعی بهره گرفت (رجایی و ابراهیمی، ۱۳۹۳). تبدیل موجک یکی از مهم‌ترین تبدیلات ریاضی در حوضه‌ی پردازش سیگنال و تصویر است که ایده اصلی آن از تبدیل فوریه برگرفته شد. در تبدیلات موجک، برخلاف تبدیل فوریه، سیگنال‌ها، توأمان در دو بعد زمان و مقیاس مورد بررسی قرار می‌گیرد (نوری و همکاران، ۱۳۸۶؛ قیامی باجگیرانی و همکاران، ۱۳۸۹). پژوهش‌گران اخیراً به منظور افزایش عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی، مفاهیم شبکه‌های عصبی را با تئوری تبدیل موجک تلفیق نموده و شبکه جدیدی تحت عنوان شبکه‌های موجک-عصبی (ویونت<sup>۱</sup>) تولید می‌کنند. بر اساس نتایج مشاهده شده، مدل ترکیبی

داد (ایزدی و همکاران، ۱۳۸۷). خوشه به مجموعه ای از داده ها گفته می شود که به هم شباهت دارند. در خوشه بندی سعی می شود تا کل داده های موجود، به خوشه هایی تقسیم شوند که شباهت بین داده های درون هر خوشه بیشینه و شباهت بین داده های خوشه های متفاوت، کمینه شود. در خوشه بندی داده ها، بر خلاف طبقه بندی کلاسیک داده ها، تعداد خوشه ها از قبل معین نبوده (یادگیری بدون نظارت) بلکه از طریق داده ها استخراج می شوند (پیری و همکاران، ۱۳۹۲). ایزدی و همکاران (۱۳۸۷) به منظور پیش بینی سطح آب زیرزمینی دشت نیشابور، ابتدا چاه های موجود در سطح دشت (۵۰ عدد) را به کمک روش WARD، خوشه بندی نمودند. سپس با انتخاب یک چاه به عنوان نماینده هر خوشه، سطح آب زیرزمینی چاه نماینده را با کمک مدل داده های ترکیبی با اثرات مشترک، پیش بینی نمودند. هدف از پژوهش حاضر خوشه بندی چاه های مشاهده ای دشت مراغه-بناب و انتخاب نماینده برای هر خوشه بندی به منظور پیش بینی سطح آب زیرزمینی با کمک مدل شبکه های موجک-عصبی و مقایسه آن با شبکه های عصبی مصنوعی بود.

#### مواد و روش ها

این مطالعه بر روی آبخوان دشت مراغه-بناب با موقعیت جغرافیایی  $46^{\circ}$  تا  $11'$  تا  $46^{\circ}$  طول شرقی و  $37^{\circ}$  تا  $28'$  عرض شمالی و ارتفاع متوسط حدود  $1300$  متر از سطح آب های آزاد انجام گرفت. داده های مورد نیاز پژوهش شامل داده های هواشناسی ایستگاه سینوپتیک مراغه و کلیه اطلاعات منابع آب زیرزمینی دشت مراغه-بناب به ترتیب از سازمان هواشناسی کشور و شرکت آب منطقه ای استان آذربایجان شرقی تهیه شد. مرزهای آبخوان دشت مراغه-بناب جهت انجام مدل سازی از طریق نقشه زمین شناسی منطقه، محدوده دریاچه ارومیه و نقشه هم تراز سطح آب زیرزمینی، معین شد (شکل ۱). در مرحله بعد پس از مرتب سازی آمار و اطلاعات چاه های مشاهداتی محدوده آبخوان، ۲۰ چاه از بین ۱۳۱ چاه موجود که دارای آمار بیش از ۱۵ سال بودند (۱۳۷۷-۱۳۹۱) برای انجام مراحل بعدی پژوهش از بقیه چاه ها جدا شد. با آزمون ران-تست، تصادفی بودن مقادیر ماهانه تراز آب زیرزمینی ثبت شده در هر چاه در سطح احتمال ۹۵ درصد بررسی و داده های پرت اصلاح گردید. به منظور خوشه بندی مجموعه چاه های گستره

سطح آب زیرزمینی و بارش صورت گرفته در دشت شیراز، سطح آب زیرزمینی دشت را با کمک ۳ تکنیک فازی-عصبی، ماشین بردار پشتیبان و موجک-عصبی مدل سازی کردند. بر اساس نتایج، ضریب رگرسیون بین مقادیر پیش بینی شده و واقعی  $0/986$  برای فازی-عصبی،  $0/993$  موجک-عصبی و  $0/767$  ماشین بردار پشتیبان حاصل شد که بیان گر دقت بالای فازی عصبی و موجک-عصبی نسبت به ماشین بردار پشتیبان بود. مبارکی و فریدونی (۱۳۹۴) در پژوهشی کارایی مدل های استنتاج فازی-عصبی و تلفیقی موجک-فازی عصبی برای شبیه سازی تراز آب زیرزمینی دشت نی ریز را مورد بررسی قرار دادند. نتایج حاکی از کارایی بالای مدل تلفیقی موجک-فازی عصبی بود. نورانی و موسوی (۲۰۱۶) به منظور پیش بینی سطح آب زیرزمینی پیرومترهای نصب شده در دشت میان دو آب آذربایجان غربی، با نویزدایی از داده های ورودی، مقادیر تراز آب زیرزمینی دشت را با کمک شبکه های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی پیش بینی نمودند. نتایج نشان داد که نویزدایی از داده های ورودی موجب افزایش کارایی هر دو مدل تا  $13/4$  درصد شد. نورانی و همکاران (۲۰۱۵) طی پژوهشی کارایی مدل شبکه های عصبی پیش خور<sup>۳</sup>، مدل آماری میانگین متحرک خود همبسته یکپارچه با ورودی برون زاد (ARIMAX) و مدل ترکیب یافته شبکه عصبی پیش خور با تبدیل موجک را در دشت اردبیل مورد بررسی قرار دادند. نتایج نشان داد استفاده از تبدیل موجک در داده های سطح آب زیرزمینی باعث افزایش کارایی مدل شبکه های عصبی پیش خور از طریق آشکارسازی دوره های غالب فرایند عملیات تا به طور متوسط  $15/3$  درصد شد.

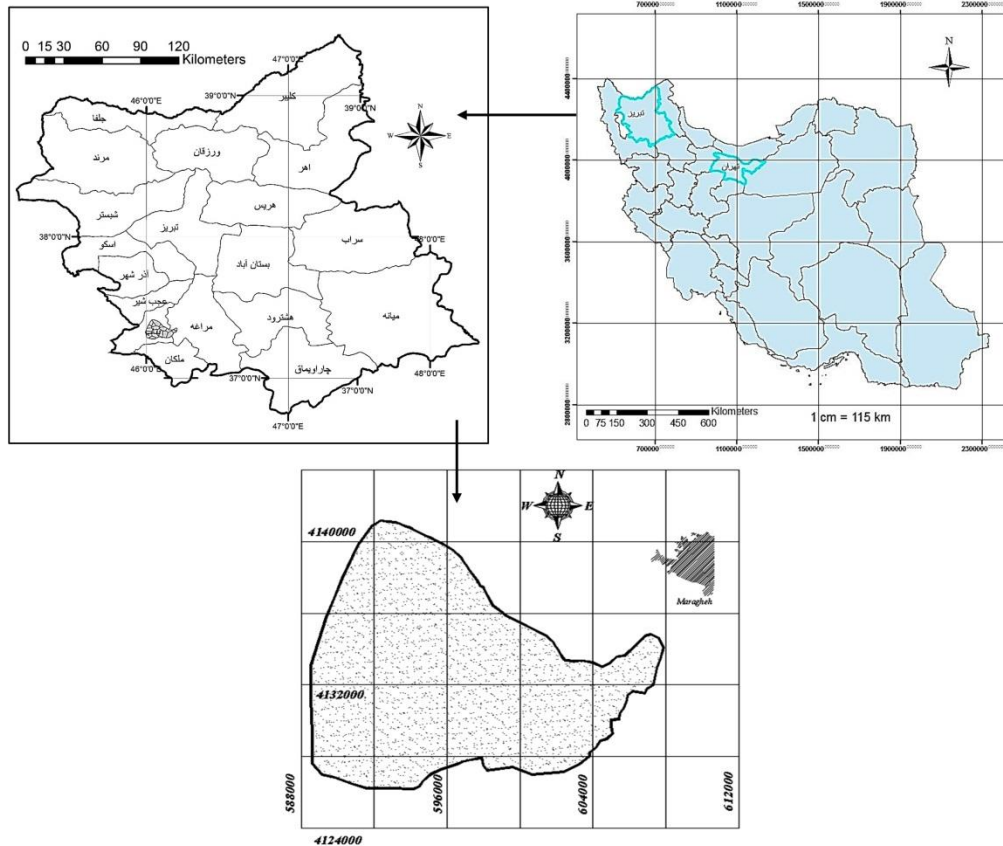
یکی از مشکلات مدل سازی آبخوان و پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی از طریق مدل های رگرسیونی و هوشمند، تعداد زیاد چاه های مشاهده ای نصب شده در گستره دشت و آبخوان می باشد که باعث می شود تحلیل تک تک آن ها مشکل و بسیار وقت گیر گردد. یکی از راه حل هایی که در این گونه مواقع می توان استفاده کرد، خوشه بندی مجموعه چاه ها و قرار دادن چاه های مشابه در یک خوشه می باشد. سپس رفتارهای یکسان را در قالب یک چاه مشاهده ای که به عنوان نماینده آن خوشه برگزیده می شود، مورد بررسی و تحلیل قرار

3- Feedforward Neural Network model

$$y = 0.5 * \frac{x - \bar{x}}{x_{\max} - x_{\min}} + 0.5 \quad [1]$$

$\bar{x}$ : میانگین سری داده‌های مشاهداتی،  $x$ : مقدار داده مشاهده‌ای،  $x_{\min}$  و  $x_{\max}$ : حداقل و حداکثر سری داده‌های مشاهده‌ای و  $y$ : داده نرمال شده می‌باشد (ستهی و همکاران، ۲۰۱۰).

دشت، مقادیر سطح آب زیرزمینی در هر چاه، به کمک رابطه ۱ نرمال‌سازی شده و برای انجام خوشه‌بندی وارد نرم‌افزار SPSS گردید. در این تحقیق از روش سلسله مراتبی WARD، برای انجام خوشه‌بندی استفاده شد. این روش دقیق‌ترین روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی بوده و اعضای قرار گرفته در یک خوشه، از نظر موقعیت جغرافیایی بر روی نقشه، در همسایگی یکدیگر واقع می‌شوند بنابراین پیوستگی جغرافیایی اقلیمی حفظ می‌شود (ستاری، ۱۳۹۱).



شکل ۱- موقعیت محدوده دشت مراغه-بناب.

دسترس آن، کم‌ترین اختلاف را از انحراف معیار کل زیرخوشه داشت به عنوان نماینده آن زیرخوشه انتخاب شد. پس از انتخاب چاه نماینده برای هر زیرخوشه، مقادیر سطح آب زیرزمینی در دو حالت شبکه‌های عصبی مصنوعی و شبکه موجک-عصبی مدل‌سازی و شبیه‌سازی شد. در پژوهش حاضر برای طراحی شبکه‌ها، ترکیبی از اطلاعات هواشناسی شامل بارندگی، تبخیر از تشتک، دمای متوسط هوا و منابع آب

بعد از انجام خوشه‌بندی، با در نظر گرفتن خصوصیات توپوگرافی دشت، متوسط سطح آب زیرزمینی چاه‌های مشاهده‌ای هر زیرخوشه و هم‌چنین نظر کارشناسی، تعداد زیرخوشه‌های مناسب جهت ادامه پژوهش انتخاب شد. هم‌چنین از بین چاه‌های عضو یک زیرخوشه، چاهی که انحراف معیار و ضریب تغییرات تراز آب زیرزمینی کل دوره آماری قابل

$$R^2 = \frac{[\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q}_i)(\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}_i)]^2}{\sum_{i=1}^n (q_i - \bar{q}_i)^2 \sum_{i=1}^n (\hat{q}_i - \bar{\hat{q}}_i)^2} \quad [2]$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i - \hat{q}_i)^2} \quad [3]$$

در این روابط،  $q_i$  مقدار سطح آب زیرزمینی مشاهده شده،  $\hat{q}_i$  مقدار سطح آب زیرزمینی برآورد شده با شبکه های عصبی مصنوعی،  $\bar{q}_i$  میانگین مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهداتی،  $\bar{\hat{q}}_i$  میانگین مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی،  $n$  تعداد داده ها می باشد (ستهی و همکاران، ۲۰۱۰).

### جدول ۱- معماری های در نظر گرفته شده برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی با کمک مدل های ANN و Wave-Net.

پارامتر	نام شبکه	پارامترهای بردار ورودی	بردار خروجی
	$ANN_{3;1;1}$	دمای متوسط، بارندگی و تبخیر از تشت	
	$ANN_{4;1;1}$	دمای متوسط، بارندگی، تبخیر از تشت و مقادیر تخلیه تأثیرگذار	سطح
ایستابی	$ANN_{i;1;1}$	پارامترهای معماری اول و دوم با در نظر گرفتن چندین گام زمانی تأخیر برای هر پارامتر هم چنین از تأخیر زمانی تراز ایستابی نیز به عنوان ورودی استفاده شد	

در مدل سازی سطح آب زیرزمینی با شبکه های موجک-عصبی، ابتدا داده های اولیه موجکی شده و به دو دسته تقسیم می شوند. دسته اول که تقریب نامیده می شوند، دارای فرکانس کم (پریود زیاد) بوده و نشان دهنده روند کلی داده های موجود می باشند. این دسته در محاسبات نقش بسیار مهمی ایفا می کنند. دسته دوم جزئیات نام دارند که فرکانس بالا (پریود کم) دارند و مبین تغییرات محدود در داده ها هستند (نوری و همکاران، ۱۳۸۶). قبل از تجزیه سری داده ها به سیگنال های جزئی، باید سطح تجزیه بهینه تعیین شود. برای این منظور از رابطه ۴ استفاده شد (وانگ و دینگ، ۲۰۰۳).

$$D.L. = \text{Int}(\log n) \quad [4]$$

DL: سطح تجزیه، Int: جزء صحیح، Log: لگاریتم در پایه ۱۰ و n: اندازه سری زمانی داده ها را نشان می دهد. با توجه

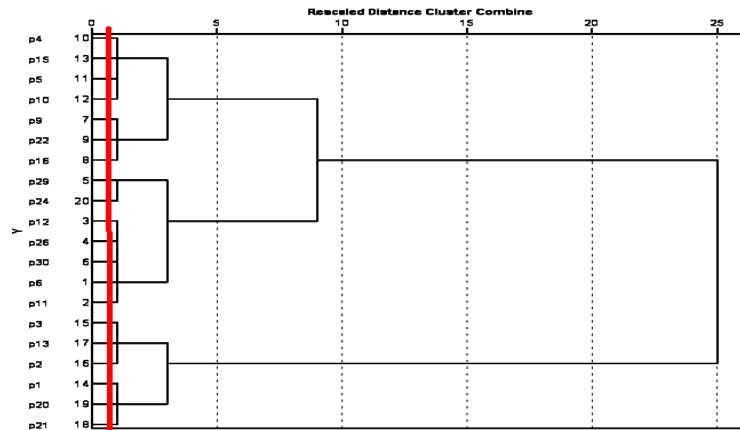
شامل تراز سطح ایستابی و آب برداشتی از آبخوان از طریق چاه استفاده شد. جدول ۱ معماری های متفاوت در نظر گرفته برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی در هر چاه برای مدل های ANN و Wave-Net را نشان می دهد. با توجه به جدول ۱ مشاهده می شود که در تمام معماری ها، خروجی شبکه ها، تراز ثبت شده سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده ای بود. هم چنین با توجه به جدول ۱، در معماری سوم برای هر پارامتر تأخیر زمانی، ۱، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماه و ترکیبی از آن ها (به عنوان نمونه ۳ و ۶ یا ۳، ۶، ۹ و ۱۲ یا ۶ و ۱۲ ماه تأخیر) در نظر گرفته شد. جهت محاسبه مقادیر تخلیه تأثیرگذار بر سطح آب هر چاه از روش پلی گون بندی استفاده گردید (محتشم و همکاران، ۱۳۸۹). به این منظور، مجموع مقادیر تخلیه آب توسط چاه های بهره برداری قرار گرفته در داخل پلی گون نماینده هر خوشه بعد از کسر آب برگشتی به آبخوان محاسبه و به عنوان تخلیه از آن پلی گون که بر سطح آب آن چاه مشاهده ای تأثیرگذار است لحاظ شد.

به منظور شناسایی ارتباط بین ورودی ها و خروجی های مدل با کمک شبکه های عصبی مصنوعی، ابتدا کل داده ها به ۳ بخش تفکیک شد. ۷۰ درصد کل داده ها برای آموزش، ۱۵ درصد برای صحت سنجی داده ها به منظور کنترل و نظارت بر یادگیری صحیح شبکه و ۱۵ درصد مابقی داده ها به عنوان داده های آزمون جهت ارزیابی عملکرد شبکه و بررسی دقت پیش بینی مدل پیشنهادی استفاده شد. نرم افزار مورد استفاده در این پژوهش NeuroSolutions 5.0 بود. بر اساس مطالعات صورت گرفته و نیز پیشنهاد محققین (زارع ایبانه و همکاران، ۱۳۹۰؛ امیری ده احمدی و حسامی کرمانی، ۱۳۹۱؛ پورمحمدی و همکاران، ۱۳۹۲)، در این پژوهش برای مدل سازی سطح آب زیرزمینی با ANN، از شبکه پیش خور (MLP) پس انتشار خطا (BP) (شبکه های پرسپترون چندلایه) با توابع آموزشی لونبرگ-مارکوات استفاده شد. برای تابع محرک جهت تعیین شبکه بهینه از کلیه توابع محرک تعریف شده در نرم افزار استفاده شد. برای ارزیابی کارایی شبکه های عصبی مصنوعی طراحی شده، از آمارهای ضریب تبیین (رابطه ۲) و جذر مربعات کمترین خطای میانگین (رابطه ۳) استفاده شد.

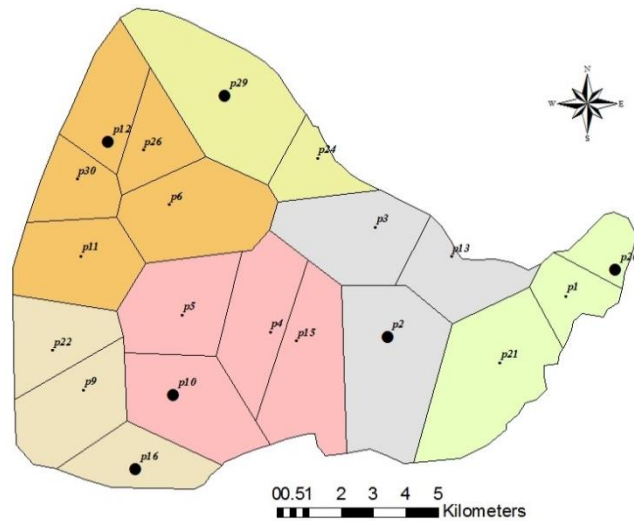
### نتایج و بحث

شکل ۲ دندروگرام حاصل از خوشه‌بندی ۲۰ چاه مشاهده‌ای مورد مطالعه دشت مراغه-بناب را با روش سلسله مراتبی-WARD نشان می‌دهد. در این پژوهش به‌منظور در نظر گرفتن بیشینه سطح دشت برای تحلیل‌های بعدی، خطی عمودی از فاصله مقیاس‌بندی شده ۱/۵ عبور داده شده و تعداد ۶ زیرخوشه برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با ANN و Wave-ANN انتخاب شد. شکل ۳ محدوده آبخوان دشت مراغه-بناب، پلی‌گون هر چاه مشاهده‌ای و چاه‌های هر زیرخوشه را نشان می‌دهد. چاه مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه، در شکل ۳، با دایره بزرگ‌تر نسبت به بقیه نشان داده شده است.

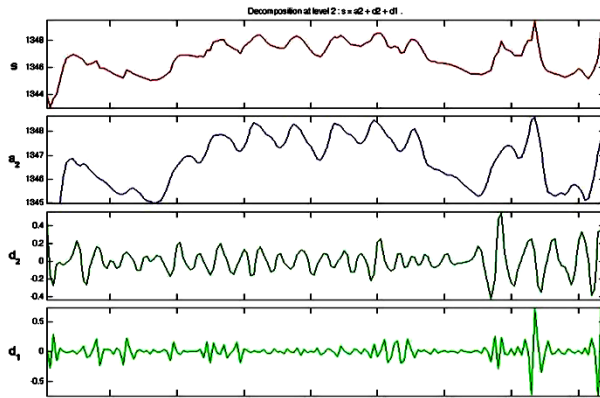
به طول سری زمانی داده‌های قابل دسترس در این پژوهش (۲۲۸ عدد)، سطح تجزیه ۲ در نظر گرفته شد. در این پژوهش، برای انجام تحلیل موجک از نرم‌افزار Matlab R2014a استفاده شد. ابتدا داده‌های کلیه سری‌های جدول ۱ با کمک رابطه ۱ نرمال‌سازی شد. سپس جهت نویززدایی وارد نرم‌افزار Matlab شد. به منظور تعیین بهترین نتیجه از تبدیل موجک، انواع موجک‌های مادر (db2, db4, dmey, Coif5 و Sym2) انتخاب شد که این مسئله منجر به خروجی‌های متفاوت گردید. به همین منظور بهترین سری داده نویززدایی شده بر اساس آماره‌های ۲ و ۳، انتخاب شد. در مرحله بعد، کلیه مراحل اجرا شده با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای داده‌های اولیه (بدون نویززدایی)، عیناً برای داده‌های نویززدایی شده انجام گرفت.



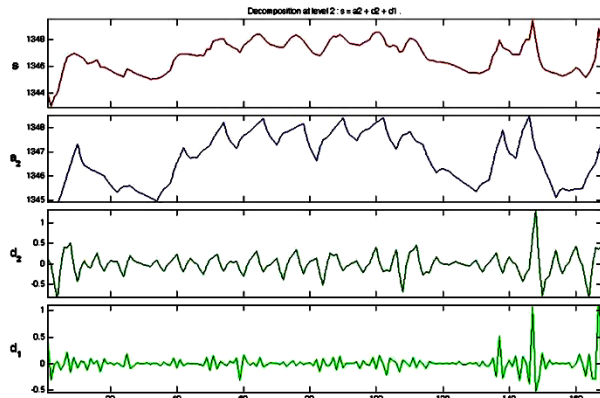
شکل ۲- دندروگرام خوشه‌بندی چاه‌های مشاهده‌ای دشت مراغه-بناب با روش سلسله مراتبی-WARD.



شکل ۳- محدوده آبخوان دشت مراغه-بناب، پلی گون هر چاه مشاهده ای و چاه های هر زیرخوشه.



شکل ۴- تجزیه سیگنال مقادیر سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای P29 با موجک مادر db4 با سطح تجزیه.



شکل ۵- تجزیه سیگنال مقادیر سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای P29 با موجک مادر Sym2 با سطح تجزیه.

همان طور که بیان شد، هر یک از سری زمانی داده های مورد استفاده در این پژوهش، با استفاده از انواع موجک مادر در ۲ سطح گسسته سازی شد. سپس بر اساس آماره های ۲ و ۳، بهترین موجک مادر تعیین شد. به عنوان نمونه جدول ۲ نتایج مقایسه آماری مقادیر واقعی و نویزدایی شده سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای P29 با کمک انواع موجک های مادر را نشان می دهد. با توجه به نتایج جدول ۲، برای داده های اخیر، موجک مادر db4 بهترین انطباق را با داده های اصلی داشت. هم چنین شکل های ۴ و ۵ به طور نمونه، نتایج تجزیه مقادیر سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای P29 را با دو موجک مادر db4 و sym2 (به ترتیب بهترین و بدترین موجک مادر) و دو سطح تجزیه نشان می دهد.

جدول ۲- مقایسه آماری مقادیر واقعی و نویزدایی شده با انواع P29 سطح آب زیرزمینی چاه مشاهده ای موجک های مادر مختلف.

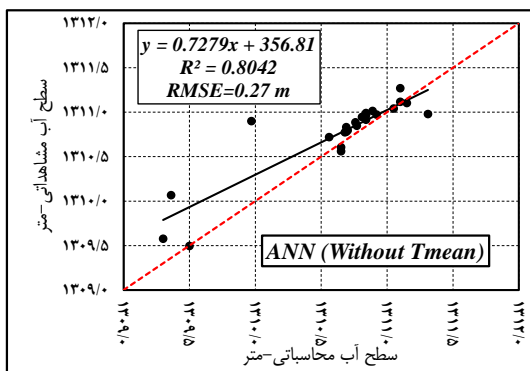
موجک مادر	$R^2$	RMSE (m)	a	b
db2	۰/۹۲	۰/۲۹	۱/۰۱	-۹/۸۰
<b>db4</b>	<b>۰/۹۶</b>	<b>۰/۲۰</b>	<b>۱/۰۰</b>	<b>۰/۸۰</b>
dmey	۰/۹۶	۰/۲۱	۱/۰۰	۴/۹۹
coif5	۰/۹۶	۰/۲۰	۱/۰۰	۴/۹۲
sym2	۰/۹۲	۰/۲۹	۱/۰۱	-۹/۸۰

a و b شیب و عرض از مبدا بهترین خط عبور از بین نقاط پیش بینی شده و واقعی می باشد.

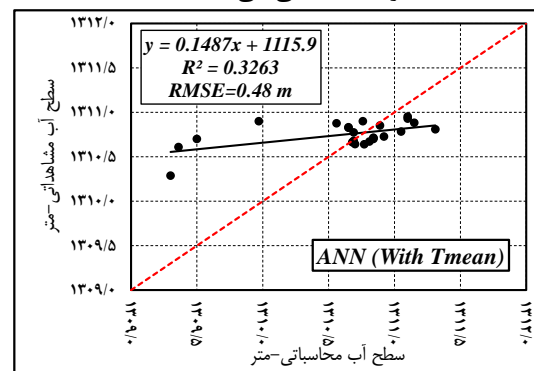


نتایج حاصل از اجرای معماری‌های مختلف (جدول ۱) نشان داد، در هر معماری با پارامترهای ورودی معین، در نظر گرفتن تأخیر زمانی برای پارامترهای ورودی، باعث کاهش اختلاف مقادیر پیش‌بینی شده با مقادیر واقعی گردید. جدول ۳ ورودی‌ها و خروجی‌های بهترین شبکه عصبی مصنوعی و شبکه‌های موجک-عصبی طراحی شده برای چاه مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه را نشان می‌دهد. با توجه به نتایج جدول ۳، مدت زمان تأخیر در بهترین شبکه‌ها، از ۳ ماه برای دو چاه P2 و P10 تا ۱۲ ماه برای چاه‌های P12، P16 و P29 متغیر بود. زمان تأخیر بهترین شبکه چاه P21 نیز ۹ ماه به‌دست آمد. هم‌چنین نتایج نشان داد که برای دستیابی به شبکه بهینه در هر دو روش ANN و WNN، بهتر است مقادیر سطح آب زیرزمینی ماه‌های قبل نیز به عنوان ورودی در شبکه‌ها در نظر گرفته شود. با توجه به جدول ۳، تأخیر زمانی در نظر گرفته شده برای این پارامتر در شبکه‌های بهینه، منطبق با سایر پارامترها بود.

هم‌چنین نتایج اجرای معماری‌های جدول ۱ نشان داد که در نظر گرفتن دمای متوسط ماهانه (حتی با تأخیر زمانی در معماری سوم) به‌همراه بقیه پارامترها به عنوان ورودی، باعث اغتشاش شبکه‌ها گردید. به عنوان نمونه نتایج حاصل از اجرای شبکه‌های عصبی مصنوعی با در نظر گرفتن دمای متوسط به عنوان ورودی و بعد از حذف آن از ورودی‌ها (سایر ورودی‌ها، بارندگی، تبخیر از تشت و مقادیر تخلیه تأثیرگذار بود) در چاه مشاهده‌ای P2 در شکل ۶ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۶، با حذف دمای متوسط هوا از ورودی‌ها، مقدار RMSE از ۰/۴۸ متر به ۰/۲۷ متر کاهش، مقدار ضریب تبیین  $(R^2)$  از ۰/۵۸ افزایش و شیب بهترین خط عبوری از بین مقادیر (a)، افزایش یافت. شکل ۷، مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده سطح آب زیرزمینی با WNN پس از نویززدایی از داده‌ها را نشان می‌دهد. ورودی‌ها و شرایط در نظر گرفته شده در شکل ۷ همانند شکل ۶ بود. نتایج شکل ۷ بیان‌گر بهتر شدن پیش‌بینی‌ها بعد از حذف داده‌های دما از ورودی‌های شبکه موجک-عصبی می‌باشد.

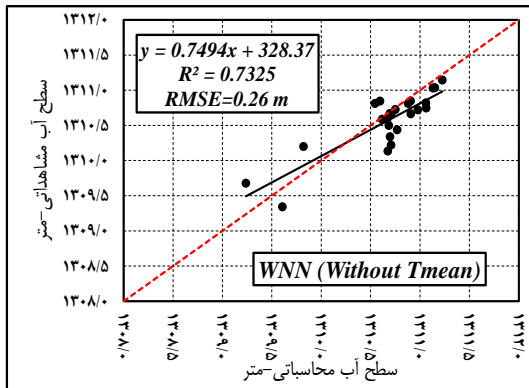


ب.

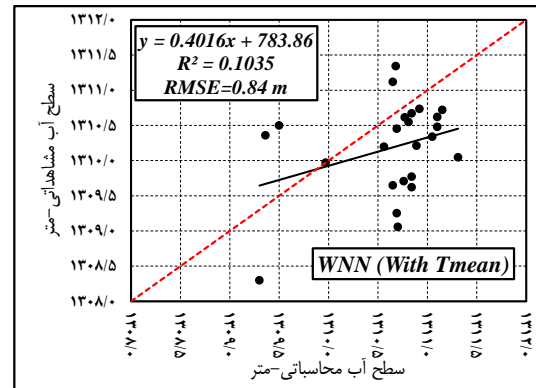


الف.

شکل ۶- مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی در چاه مشاهده‌ای P2 با در نظر گرفتن دمای متوسط به عنوان ورودی (الف) و حذف دمای متوسط از ورودی‌ها (ب).



ب.



الف.

شکل ۷- مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و پیش بینی شده با شبکه های موجک-عصبی در چاه مشاهده ای P2 با در نظر گرفتن دمای متوسط به عنوان ورودی (الف) و حذف دمای متوسط از ورودی ها (ب).

می گردد که به جز دو چاه P16 و P29 در بقیه چاه ها، توابع انتقال حاصل برای ANN و WNN متفاوت بود. یکسان نبودن توابع انتقال، همان گونه که در بخش مواد و روش ها نیز اشاره شد به دلیل استفاده از کلیه توابع انتقال تعریف شده در نرم افزار مورد کاربرد در این پژوهش بود. هم چنین با توجه به نتایج جدول ۴، تعداد لایه پنهان و تعداد نرون در بهترین شبکه ANN و WNN حاصل برای کلیه چاه ها برابر بود (به ترتیب یک لایه پنهان و ۴ عدد نرون). نتایج اجرای شبکه های طراحی شده با تعداد لایه مخفی و تعداد نرون بیش تر نشان داد که افزایش تعداد لایه های پنهان تأثیری در نتایج نداشته و فقط زمان محاسبات را افزایش داد و افزایش تعداد نرون در لایه پنهان نیز باعث افزایش اغتشاش در شبکه و افزایش اختلاف بین مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و محاسباتی گردید. فقیه (۱۳۸۹) در طی پژوهشی مشاهده کرد با افزایش تعداد لایه پنهان از یک لایه به ۴ لایه، مقادیر RMSE کاهش نیافت و کم ترین مقدار این آماره در شبکه با یک لایه پنهان مشاهده شد. هم چنین از بین شبکه های عصبی مصنوعی اجرا شده با تعداد ۱ تا ۱۲ نرون در لایه پنهان، شبکه با ۴ نرون کمترین مقدار RMSE را داشت.

جدول ۳- پارامترهای ورودی و خروجی بهترین شبکه ANN و WNN برای چاه های مشاهده ای نماینده.

شماره چاه مشاهده ای	ورودی	خروجی
P2	$\{P_i, P_{i-1}, P_{i-2}, P_{i-3}; E_i, E_{i-1}, E_{i-2}, E_{i-3}\}$	$\{O_i, O_{i-1}, O_{i-2}, O_{i-3}; W_{i-1}, W_{i-2}, W_{i-3}\}$
P10	$\{P_i, P_{i-1}, P_{i-2}, P_{i-3}; E_i, E_{i-1}, E_{i-2}, E_{i-3}\}$	$\{O_i, O_{i-1}, O_{i-2}, O_{i-3}; W_{i-1}, W_{i-2}, W_{i-3}\}$
P12	$\{P_i, P_{i-1}, \dots, P_{i-12}; E_i, E_{i-1}, \dots, E_{i-12}\}$	$\{O_i, O_{i-1}, \dots, O_{i-12}; W_{i-1}, \dots, W_{i-12}\}$
P16	$\{P_i, P_{i-1}, \dots, P_{i-12}; E_i, E_{i-1}, \dots, E_{i-12}\}$	$\{O_i, O_{i-1}, \dots, O_{i-12}; W_{i-1}, \dots, W_{i-12}\}$
P21	$\{P_i, P_{i-1}, \dots, P_{i-9}; E_i, E_{i-1}, \dots, E_{i-9}\}$	$\{O_i, O_{i-1}, \dots, O_{i-9}; W_{i-1}, \dots, W_{i-9}\}$
P29	$\{P_i, P_{i-1}, \dots, P_{i-12}; E_i, E_{i-1}, \dots, E_{i-12}\}$	$\{O_i, O_{i-1}, \dots, O_{i-12}; W_{i-1}, \dots, W_{i-12}\}$

P: بارندگی ماهانه، E: تبخیر ماهانه از تشت تبخیر، O: مقدار ماهانه تخلیه تأثیر گذار و WI: سطح ماهانه آب زیرزمینی.  
جدول ۴ مشخصات بهترین شبکه عصبی مصنوعی و شبکه موجک-عصبی طراحی شده برای چاه مشاهده ای نماینده هر زیرخوشه را نشان می دهد. با توجه به جدول ۴ ملاحظه

جدول ۴- مشخصات بهترین شبکه عصبی مصنوعی و موجک-عصبی طراحی شده برای چاه‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه.

شماره چاه مشاهده‌ای	نوع شبکه	قانون آموزش	تابع انتقال	تعداد لایه پنهان	تعداد نرون	تعداد تکرار
P2	ANN	LM	SigmoidAxon	۱	۴	۱۰۰۰
	WNN	LM	Axon	۱	۴	۱۰۰۰
P10	ANN	LM	TanhAxon	۱	۴	۱۰۰۰
	WNN	LM	Bias Axon	۱	۴	۱۰۰۰
P12	ANN	LM	Bias Axon	۱	۴	۱۰۰۰
	WNN	LM	SigmoidAxon	۱	۴	۱۰۰۰
P16	ANN	LM	Axon	۱	۴	۱۰۰۰
	WNN	LM	Axon	۱	۴	۱۰۰۰
P21	ANN	LM	SigmoidAxon	۱	۴	۱۰۰۰
	WNN	LM	Bias Axon	۱	۴	۱۰۰۰
P29	ANN	LM	Bias Axon	۱	۴	۱۰۰۰
	WNN	LM	Bias Axon	۱	۴	۱۰۰۰

کدام از چاه‌ها، مقدار آن از ۹۰ درصد بیش‌تر نشد در حالی که پس از نویززدایی از داده‌های ورودی، در تمام چاه مقدار  $R^2$  از ۹۰ درصد بیش‌تر شد (دامنه تغییرات بین ۰/۹۳۱ در چاه P2 تا ۰/۹۹۹ در چاه P12). بر اساس مقادیر آماره‌های جدول ۵ ملاحظه می‌شود پس از نویززدایی از داده‌های ورودی، ضریب زاویه بهترین خط عبوری از بین مقادیر محاسباتی و واقعی سطح آب زیرزمینی در هر چاه (a) به مقدار ۱/۰۰ نزدیک‌تر شد به گونه‌ای که در دو چاه P12 و P21 این مقدار دقیقاً برابر ۱/۰۰ شد.

نتایج آماره‌های مورد استفاده جهت مقایسه مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده سطح آب زیرزمینی با بهترین شبکه ANN و WNN در چاه‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه در جدول ۵ آورده شده است. لازم به توضیح است که مقادیر پیش‌بینی شده برای مرحله آزمون می‌باشد. با توجه به جدول ۵، بیش‌ترین و کم‌ترین مقدار RMSE حاصل در روش ANN به ترتیب با مقادیر ۰/۷۷ و ۰/۳۲ متر در چاه‌های P12 و P21 بود که بعد از نویززدایی از داده‌های ورودی، این مقادیر به ۰/۰۴ (P12) و ۰/۰۳ (P21) متر کاهش یافت (به ترتیب ۷۳ و ۲۹ سانتی‌متر کاهش). هم‌چنین در شبکه ANN، دامنه تغییرات مقدار  $R^2$  بین ۰/۷۱۶ (P21) تا ۰/۸۸۵ (P10) بود و در هیچ

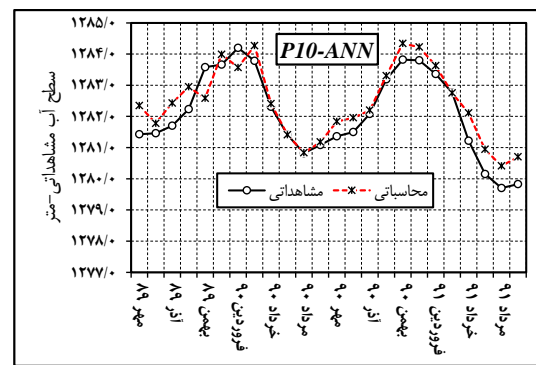
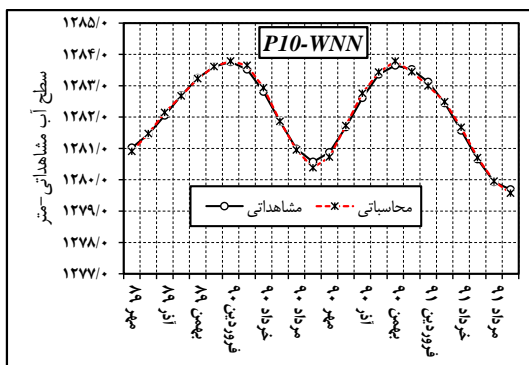
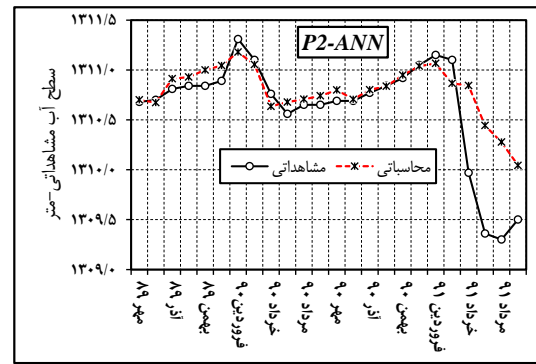
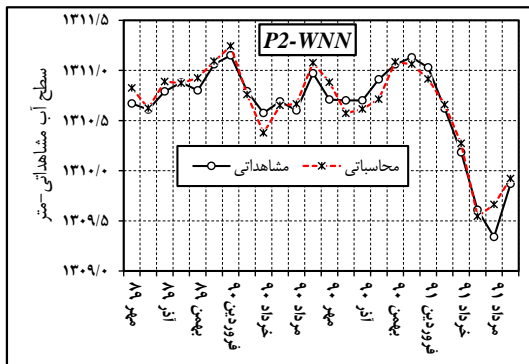
جدول ۵- نتایج مقایسه آماری مقادیر واقعی و پیش‌بینی شده سطح آب زیرزمینی با بهترین شبکه ANN و WNN.

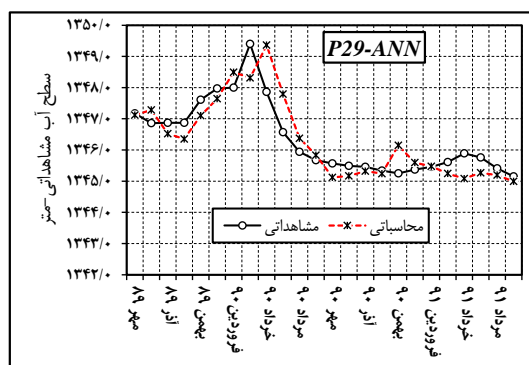
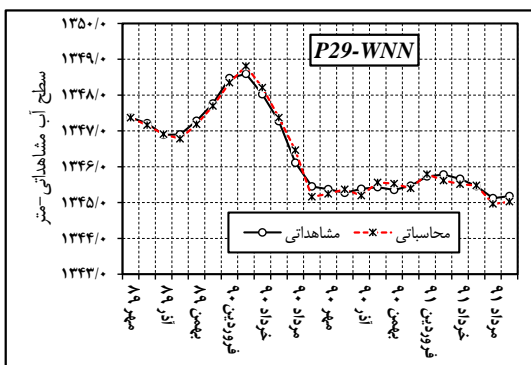
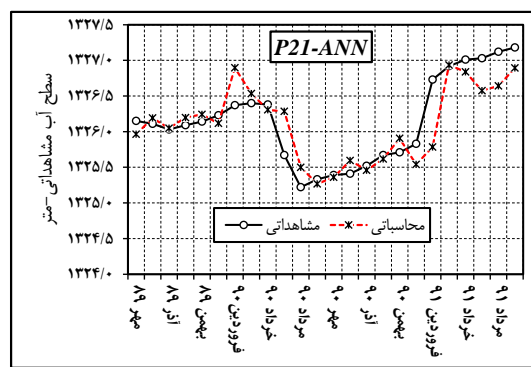
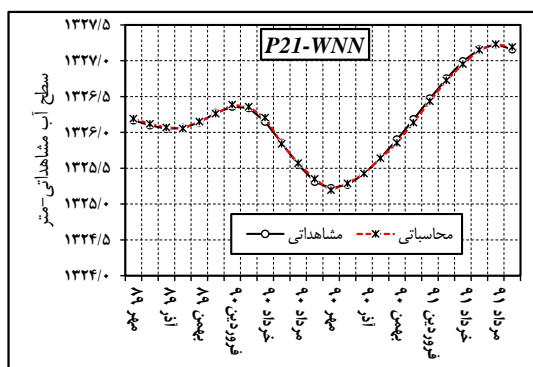
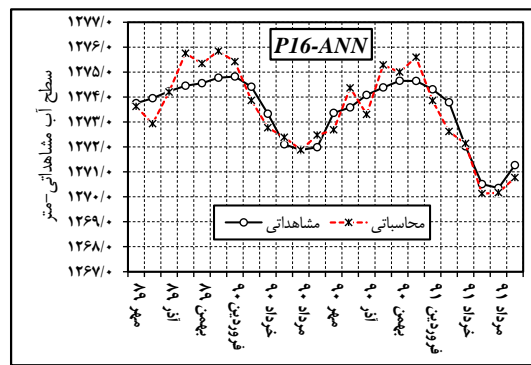
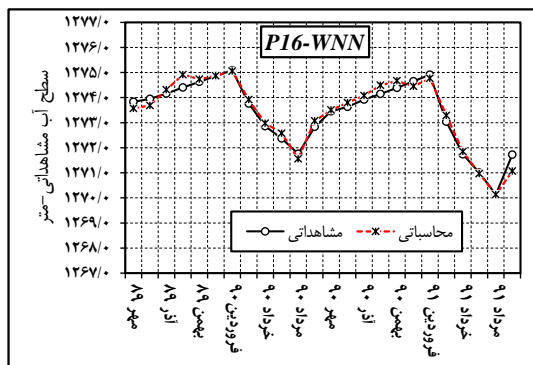
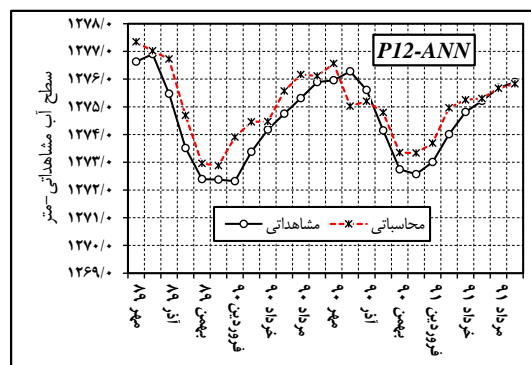
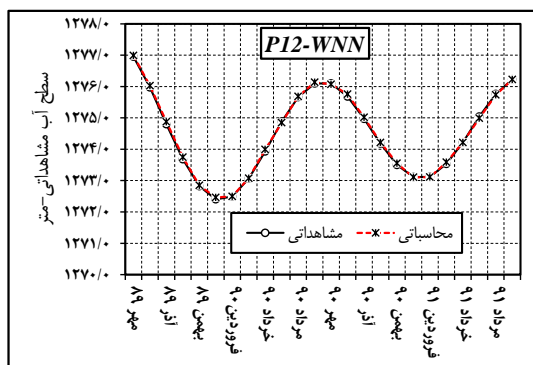
آماره	شبکه	P2	P10	P12	P16	P21	P29	متوسط
RMSE(m)	ANN	۰/۳۸	۰/۵۶	۰/۷۷	۰/۶۹	۰/۳۲	۰/۶۰	۰/۵۵
	WNN	۰/۱۲	۰/۰۹	۰/۰۴	۰/۲۴	۰/۰۳	۰/۱۵	۰/۱۱
	اختلاف (Cm)	۲۶	۴۶	۷۳	۴۴	۲۹	۴۵	۴۴
$R^2$	ANN	۰/۷۳۵	۰/۸۸۵	۰/۸۴۱	۰/۸۴۷	۰/۷۱۶	۰/۷۷۰	۰/۷۹۹
	WNN	۰/۹۳۱	۰/۹۹۶	۰/۹۹۹	۰/۹۷۱	۰/۹۹۸	۰/۹۸۴	۰/۹۸۰
	اختلاف (%)	۲۰	۱۱	۱۶	۱۲	۲۸	۲۱	۱۸
a	ANN	۱/۸۰	۱/۰۷	۱/۰۶	۰/۷۴	۰/۹۸	۰/۷۹	۱/۰۷
	WNN	۱/۰۲	۰/۹۷	۱/۰۰	۰/۹۴	۱/۰۰	۰/۹۵	۰/۹۸
	اختلاف (%)	۷۶	۱۱	۱	۲۱	۲	۱۷	۹

فاصله کاهش یافت. همان طور که در جدول ۵ نیز ملاحظه می شود در ۳ چاه مشاهده ای P10، P12 و P21 مقادیر  $R^2$  روش WNN از ۹۹ درصد بیش تر بود هم چنین مقادیر RMSE نزدیک صفر بود که این حالت بیان گر دقت بالای روش WNN در پیش بینی مقادیر سطح آب زیرزمینی بود. این مسئله در شکل ۸ از انطباق کامل داده های واقعی و پیش بینی شده کاملاً نمایان است.

نتایج پژوهش حاضر با نتایج تحقیق صورت گرفته توسط نخعی و صابری نصر (۲۰۱۲)، رضوی قهفرخی و همکاران (۱۳۹۲) و رجایی و ابراهیمی (۱۳۹۳) هم خوانی داشت. ایشان نیز در تحقیق خود از تلفیق شبکه های عصبی مصنوعی و موجک، برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند و به این نتیجه رسیدند مدل ترکیبی موجک-عصبی نتایج دقیق تری نسبت به مدل شبکه های عصبی مصنوعی و سایر مدل های عددی داشت.

تغییرات ماهانه سطح آب زیرزمینی اندازه گیری شده و پیش بینی شده در مرحله آزمون شبکه های ANN و WNN در چاه های مشاهده ای نماینده هر زیرخوشه در شکل ۸ نشان داده شده است. با توجه به شکل ۸، نتیجه می شود که در هر ۶ چاه نماینده، روند تغییرات ماهانه مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش بینی شده با ANN و WNN همانند روند تغییرات مقادیر واقعی بود فقط در برخی از ماه ها، مقادیر پیش بینی شده با ANN در مقایسه با مقادیر پیش بینی شده با WNN اختلاف بیش تری نسبت به مقادیر واقعی داشت که نشان دهنده تأثیر نویزدایی از داده های ورودی بر کاهش اختلاف بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده می باشد. دلیل اختلاف بین مقادیر واقعی و پیش بینی شده با ANN در مقایسه با WNN در جدول ۵، به وضوح در شکل ۸ قابل مشاهده می باشد. به عنوان نمونه، با توجه به شکل ۸ در چاه P2 مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش بینی شده با ANN در ۴ ماه آخر دوره پیش بینی از مقادیر واقعی فاصله داشت که پس از نویزدایی از داده های ورودی این





شکل ۸- تغییرات سطح آب زیرزمینی مشاهده شده نسبت به پیش بینی شده با WNN و ANN در چاه‌های مشاهده‌ای نماینده.

## نتیجه گیری

بروجدی، آ.، فریدونی، م. ۱۳۹۴. شبیه سازی تراز آب زیرزمینی با استفاده از مدل های بردار پشتیبان و مقایسه آن با مدل های عصبی فازی و موجک عصبی (مطالعه موردی دشت شیراز). کنفرانس و نمایشگاه مهندسی آب، ۲۵-۲۶ مهرماه، مرکز همایش های بین المللی شهید بهشتی، تهران.

پورمحمدی، س.، ملکی نژاد، ح.، پورشرعیاتی، ر. ۱۳۹۲. مقایسه کارایی روش های شبکه عصبی و سری های زمانی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: زیرحوضه بختگان استان فارس). حفاظت آب و خاک، شماره ۲۰، جلد ۴، ۲۵۱-۲۶۲.

پیری، ح.، عباس زاده، م.، راهداری، و.، ملکف س. ۱۳۹۲. ارزیابی تطبیقی ۴ نمایه خشکسالی هواشناسی با استفاده از روش تحلیل خوشه ای (مطالعه موردی استان سیستان و بلوچستان). مهندسی منابع آب، دوره ۶، شماره ۱۷، ۲۵-۳۶.

حبیبی، م.ح.، ندیری، ع.، اصغری مقدم، ا. ۱۳۹۴. ارائه مدل ترکیبی ژنتیک-کریجینگ برای پیش بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی. تحقیقات منابع آب ایران، دوره ۱۱، شماره ۳، ۸۵-۹۹.

حبیبی، م.ح.، ندیری، ع.، اصغری مقدم، ا.، نادری، ک. ۱۳۹۵. ترکیب روش های هوش مصنوعی و زمین آمار برای پیش بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی دشت هادیشهر. علوم و مهندسی آبخوانداری ایران، دوره ۱۰، شماره ۳۲، ۲۷-۳۲.

حسن زاده، ی.، عبدی کردانی، ا.، فاخری فرد، ا. ۱۳۹۱. پیش بینی خشک سالی با استفاده از الگوریتم ژنتیک و مدل ترکیبی شبکه عصبی-موجکی. مجله آب و فاضلاب، دوره ۲۳، شماره ۳، ۲۹-۴۱.

خاشعی سیوکی، ع.، قهرمان، ب.، کوچک زاده، م. ۱۳۹۲. مقایسه مدل های شبکه عصبی مصنوعی، ANFIS و رگرسیون در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور. نشریه آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۷، شماره ۱، ۱۰-۲۲.

رجایی، ط.، ابراهیمی، ه. ۱۳۹۳. مدل سازی نوسان های ماهانه آب زیرزمینی به وسیله تبدیل موجک و شبکه

به منظور بررسی تأثیر استفاده از شبکه های موجک-عصبی و عصبی بر پیش بینی سطح آب زیرزمینی، پژوهش حاضر بر روی آبخوان دشت مراغه-بناب اجرا شد. به دلیل تعداد زیاد چاه های مشاهده ای نصب شده در دشت، با انجام خوشه بندی، کلیه چاه های مشاهده ای با روش سلسله مراتبی-WARD در ۶ زیرخوشه، خوشه بندی شد. سپس یک چاه به عنوان نماینده هر زیرخوشه انتخاب شد. با نویزدایی از داده های ورودی با کمک روش موجک، مقادیر سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه های عصبی مصنوعی پیش بینی شد. نتایج نشان داد در نظر گرفتن دمای متوسط هوا باعث اغتشاش شبکه های عصبی مصنوعی و شبکه های موجک-عصبی می شود. هم چنین بر اساس نتایج با در نظر گرفتن تأخیر زمانی متوالی ۳ تا ۱۲ ماه در داده های ورودی، اختلاف مقادیر پیش بینی شده و واقعی کاهش یافت. نتایج مقایسه آماری مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش بینی شده و واقعی با ANN و WNN نشان داد مقادیر پیش بینی شده با WNN در مقادیر ANN با اختلاف کمتری با مقادیر واقعی داشت. با توجه به نتایج پژوهش حاضر در حالت کلی می توان چنین نتیجه گرفت که نویزدایی از داده های ورودی باعث افزایش کارایی تکنیک مورد استفاده جهت پیش بینی سطح آب زیرزمینی گردد که این حالت را می توان برای روش های هوش مصنوعی دیگر نیز مورد بررسی قرار داد.

## منابع و مراجع

اصغری مقدم، ا.، نورانی، و.، ندیری، ع. ۱۳۸۸. پیش بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی محدوده متروی شهر تبریز توسط روش کریجینگ عصبی. تحقیقات منابع آب ایران، دوره ۵، شماره ۱، ۱۴-۲۴.

امیری ده احمدی، ف.، حسامی کرمانی، م.ر. ۱۳۹۱. از بررسی پیش بینی نوسانات آب زیرزمینی با استفاده هوش مصنوعی. همایش ملی مهندسی آب و فاضلاب، ۸-۹ اسفند، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

ایزدی، ع.، داوری، ک.، علیزاده، ا.، قهرمان، ب. ۱۳۸۷. کاربرد مدل داده های ترکیبی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی. آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۲، شماره ۲، ۱۳۳-۱۴۴.

- عصبی پویا. مدیریت آب و آبیاری، شماره ۴، جلد ۱، ۸۷-۷۳.
- رحیمی، ا.، ملکی‌نژاد، ح.، ۱۳۹۲. بررسی و مقایسه مدل شبکه عصبی و شبکه عصبی-موجکی در پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت نمدان استان فارس). پنجمین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، ۲۹-۳۰ بهمن، دانشگاه شهید بهشتی، تهران.
- رضوی قهفرخی، س.ب.، کریمی گوغری، ش. و رهنما، م. ۱۳۹۲. مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت شهرکرد به وسیله شبکه‌های عصبی مصنوعی و آنالیز موجک. دومین کنفرانس بین‌المللی گیاه، آب، خاک و هوا، ۱۸-۱۹ اردیبهشت، مرکز بین‌المللی علوم و تکنولوژی پیشرفته و علوم محیطی کرمان.
- زارع ابیانه، ح.، بیات ورکشی، م.، معروفی، ص.، ایلدرومی، ع. ۱۳۹۰. شبیه‌سازی دشت ملایر بر اساس داده‌های هواشناسی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. مجله پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، دوره ۴۳، شماره ۷۸، ۱۷-۲۸.
- ستاری، ن. ۱۳۹۱. پهنه‌بندی مناطق همگن تبخیر و تعرق با روش‌های *PCA*، *WARD* و *GIS* (مطالعه موردی استان‌های آذربایجان شرقی، غربی و اردبیل). پایان‌نامه کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشگاه زنجان.
- سلطانی محمدی، س.، لک، م.، محمدی، س.، کر بلا، م.ا. ۱۳۹۳. تخمین ارتفاع سطح ایستابی در روزهای مختلف سال با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی شعاعی؛ مطالعه موردی: دشت بهبهان. محاسبات نرم، شماره ۵، جلد ۲، ۸۲-۹۳.
- فقیه، ه. ۱۳۸۹. ارزیابی کاربرد شبکه عصبی مصنوعی و بهینه‌سازی آن با روش الگوریتم ژنتیک در تخمین داده‌های بارش ماهانه (مطالعه موردی: منطقه کردستان). علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی، علوم آب و خاک، دوره ۱۴، شماره ۵۱، ۲۷-۴۲.
- قیامی باجگیرانی، ع.، شریفی، م.ب.، فغفور مغربی، م.، عارفی جمال، ع.ا. ۱۳۸۹. استفاده از تبدیلات فوریه و موجک برای استخراج هیدروگراف واحد لحظه‌ای.
- تحقیقات منابع آب ایران، دوره ۶، شماره ۲، ۲۷-۳۵.
- کیانی سلمی، ص.، نظیفی، م. ۱۳۹۴. کاربرد مدل شبکه عصبی در برآورد میزان برداشت از آب‌های زیرزمینی (نمونه موردی: شرق جلگه اصفهان). مهندسی اکوسیستم بیابان، شماره ۴، جلد ۷، ۹۹-۱۰۹.
- مبارکی، م.، فریدونی، م. ۱۳۹۴. شبیه‌سازی تراز آب زیرزمینی با استفاده از ترکیب مدل‌های موجک، فازی عصبی و مقایسه آن با مدل فازی عصبی (مطالعه موردی: دشت نی‌ریز). کنفرانس بین‌المللی عمران، معماری و زیرساخت‌های شهری، ۷-۸ مرداد، تبریز.
- محتشم، م.، دهقانی، ا.ا.، اکبرپور، ا.، مفتاح هلقی، م.، اعتباری، ب. ۱۳۸۹. پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۱، شماره ۴، ۱-۱۰.
- نکوآمال کرمانی، م.، کشکولی، ح.، رهنما، م. ۱۳۸۶. کاربرد نرم‌افزار *MODFLOW* در مطالعه نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بوچیر-حمیران. نهمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، ۱۶-۱۸ بهمن، دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- نوری، م.، میرحسینی، س.م.، زینال‌زاده، ک.، رهنما، م.ح. ۱۳۸۶. الگوی جدید بارش-رواناب حوضه آبریز للیل‌رود با استفاده از مدل هیبرید شبکه عصبی موجکی. زمین‌شناسی مهندسی، دوره ۲، شماره ۲، ۴۵۱-۴۷۲.
- نیک‌منش، م.ر.، رخشنده‌رو، غ.ر. ۱۳۸۹. ارزیابی توانایی شبکه‌های مختلف عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان محدوده سعادت شهر فارس. تحقیقات منابع آب ایران، دوره ۷، شماره ۱، ۸۲-۸۶.
- Adamowski, J., Fung Chan, H. 2011. A wavelet neural network conjunction model for groundwater level forecasting. *Journal of Hydrology*, 407, 28-40.
- Chitsazan, M., Rahmani, Gh., Neyamadpour, A. 2015. Forecasting groundwater level by artificial neural networks as an alternative approach to groundwater modeling. *Journal of Geological Society of India*, 85, 98-106.

- basin by using artificial neural network. *International Journal of Water Resources and Environmental Engineering* 2(4), 95-102.
- Sreekanth, P.D., Geethanjali, N., Sreedevi P.D., Shakeel, A., Ravi Kumar, N. and Kamala Jayanthi, P.D. 2009. Forecasting groundwater level using artificial neural networks. *Current Science*, 96(7), 933-939.
- Sun, Y., Wendi, D., Kim, D.E., Liong, S.Y. 2015. Application of artificial neural networks in groundwater table forecasting—a case study in Singapore swamp forest. *Hydrology and Earth System Science*, 12, 9317–9336.
- Suryanarayana, Ch., Sudheer, Ch. Mahammood, V., Panigrahi, B.K. 2014. An integrated wavelet-support vector machine for groundwater level prediction in Visakhapatnam, India. *Neurocomputing* 145, 324–335.
- Taormina, R., Chau K., Sethi, R., 2012. Artificial neural network simulation of hourly groundwater levels in a coastal aquifer system of the Venice lagoon. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 25(8), 1670–1676.
- Wang, W., Ding J. 2003. Wavelet Network Model and Its Application to the Prediction of Hydrology. *Nature and Science*, 1(1), 67-71.
- Hamed, Y., Elkiki, M., Al Gahtani, O.S. 2015. Prediction of future groundwater level using artificial neural networks, Southern Riyadh, KSA (Case Study). *International Water Technology Journal*, 5(2), 149-162.
- Lohani, A.K., Krishan, G. 2015. Application of artificial neural network for groundwater level simulation in Amritsar and Gurdaspur Districts of Punjab, India. *Journal of Earth Science and Climatic Change*, 6(4), 1-5.
- Nakhaei, M., Saberi Nasr, A. 2012. A combined Wavelet-Artificial Neural Network model and its application to the prediction of groundwater level fluctuations. *Geopersia*, 2(2), 77-91.
- Nayak, P., Satyaji Rao, Y.R., Sudheer, K.P. 2006. Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach. *Water Resources Management*, 2(1), 77-99.
- Nourani, V., Alami, M.T., Daneshvar Vousoughi, F. 2015. Wavelet-entropy data pre-processing approach for ANN-based groundwater level modeling. *Journal of Hydrology*, 524, 255–269.
- Nourani, V., Mousavi, Sh. 2016. Spatiotemporal groundwater level modeling using hybrid artificial intelligence-meshless method. *Journal of Hydrology* 536, 10–25.
- Sethi R.R., Kumar A., Sharma S.P., Verma, H.C. 2010. Prediction of water table depth in a hard rock