

Groundwater level forecasting in Tassuj Plain-East Azarbaijan by artificial neural networks

Jaefar Nikbakht^{*1}, Mina Zolfaghari², Mortaza Najib³

Abstract

The purpose of this study was groundwater level forecasting in Tassuj-Azarbaijan Plain in the future by artificial neural networks. Used data was from October 2002 to September 2013 (11 years). After determining boundaries of Tassuj plain, water and observation wells located out of the boundaries, were deleted. Then by Tissen method, polygons of observation wells were determined and input and output water into each polygon through rainfall, evaporatin and water wells were calculated. Finally, by designing 4 different architectures, the best network to forecast groundwater level was determined. Multilayer perceptron with back propagation error algorithm was used to simulate and forecate groundwater level. The results showed, considering monthly air temperature as input data in networks, confused them. Network with 1 to 5 time lags in input data was the best. On the best network, R^2 values between calculated and observed data in 10 observation wells were greater than 90% and RMSE values were less than 80 cm. Finally, groundwater level was predicted for the future 24 months (from October 2013 to September 2015). On the forecasting data, falling the groundwater level will be continued in the future 24 months as much as 1.3m.

Keywords: Atificial neural networks, Groundwater level forecasting, Multilayer perceptron, Tissen polygonization.

Received: 2016/01/14
Accepted: 2016/04/26

پیش بینی سطح آب زیرزمینی دشت تسوج - آذربایجان شرقی با کمک شبکه های عصبی مصنوعی

جعفر نیکبخت^{۱*}، مینا ذوالفقاری^۲، مرتضی نجیب^۳

چکیده

هدف از این پژوهش، پیش بینی سطح آب زیرزمینی آبخوان دشت تسوج آذربایجان شرقی با کمک شبکه های عصبی مصنوعی در آینده بود. به این منظور از داده های ۱۱ ساله قابل دسترس منطقه (مهر ۱۳۸۱ تا شهریور ۱۳۹۲) استفاده شد. ابتدا مرزهای آبخوان دشت تسوج مشخص شد. سپس چاه های بهره برداری و مشاهده ای قرار گرفته در خارج از محدوده حذف شد. با روش مثلث بندی تیسن، پلی گون های چاه های مشاهده ای تعیین شده و میزان آب ورودی و خروجی از هر پلی گون از طریق بارش، تبخیر و چاه های بهره برداری محاسبه شد. در نهایت با تعریف ۴ معماری مختلف، بهترین شبکه منطبق بر داده های قابل دسترس جهت پیش بینی سطح آب زیرزمینی تعیین شد. در این پژوهش از توپولوژی پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا جهت شبیه سازی و پیش بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شد. نتایج نشان داد که در نظر گرفتن دمای متوسط هوا به عنوان ورودی در شبکه، موجب اغتشاش آن شد. شبکه ای که در معماری آن یک تا پنج تأخیر زمانی برای داده های ورودی در نظر گرفته شده بود بهترین شبکه بود. بر اساس بهترین شبکه طراحی شده، در کلیه چاه های مشاهده ای مقدار R^2 بین مقادیر تخمینی با شبکه های عصبی مصنوعی و داده های واقعی بیش تر از ۹۰ درصد بود و RMSE کمتر از ۸۰ سانتی متر بود. در نهایت سطح آب زیرزمینی برای ۲۴ ماه آینده (مهر ۱۳۹۲ تا شهریور ۱۳۹۴) پیش بینی شد. پیش بینی ها نشان داد روند افت سطح آب زیرزمینی دشت در ۲۴ ماه آینده ادامه خواهد یافت به طوری که در انتهای این مدت افت آن ۱/۳ متر افزایش خواهد یافت.

واژه های کلیدی: پرسپترون چند لایه، پلی گون بندی تیسن، پیش بینی سطح آب زیرزمینی، شبکه های عصبی مصنوعی.

تاریخ دریافت مقاله: ۱۳۹۴/۱۰/۲۴
تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۵/۰۲/۰۷

1- Associate Professor, Department of Water Engineering, University of Zanjan.

E-mail: Nikbakht.jaefar@znu.ac.ir

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

3- Groundwater expert at East Azarbaijan Regional Water Authority & Ph.D Student of Hydrogeology, Department of Earth Sciences, University of Tabriz.

*- Corresponding Author

۱- دانشیار و عضو هیات علمی گروه مهندسی آب دانشگاه زنجان.

۲- دانش آموزخته آبیاری و زهکشی دانشگاه زنجان.

۳- کارشناس آبهای زیرزمینی شرکت آب منطقه ای آذربایجان شرقی و دانشجوی دکتری هیدروژئولوژی، دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز.

*- نویسنده مسئول

مقدمه

با توجه به قرار گرفتن سرزمین ایران در اقلیم خشک و نیمه خشک، اصلی‌ترین منبع تأمین آب در اکثر مناطق آن، ذخایر زیرزمینی می‌باشد. به همین جهت مطالعه وضعیت فعلی و آینده این منبع آب شیرین، جایگاه ویژه‌ای در مطالعات منابع آب توسط متخصصین دارد (نورانی و صالحی، ۱۳۸۷؛ فیلیپ پلامب و همکاران، ۲۰۰۵). مطالعات یک سیستم آب زیرزمینی به منظور شناخت رفتار آن، نیازمند حفر تعدادی زیادی چاه اکتشافی و انجام عملیات پمپاژ، آزمایشات ژئوفیزیک و انجام یک‌سری تحقیقات طولانی مدت می‌باشد که با صرف هزینه‌های فراوان عملی می‌گردد. به همین دلیل، امروزه شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی توسط مدل‌های ریاضی و کامپیوتری که یک روش غیرمستقیم مطالعه آب زیرزمینی می‌باشد، با صرف هزینه کمتر صورت می‌گیرد (نورانی و صالحی، ۱۳۸۷). کد کامپیوتری Modflow جامع‌ترین مدل ریاضی ارائه شده در زمینه شبیه‌سازی آب‌های زیرزمینی می‌باشد که پس از انجام ویرایش جامع در سال ۱۹۸۴، در غالب یک برنامه واحد ارائه شد (کارثیکیان و همکاران، ۲۰۱۳). این کد کامپیوتری در بسیاری از پژوهش‌ها همانند پژوهش‌های صورت گرفته توسط فضل اولی و همکاران (۱۳۸۵)، میرعباسی نجف‌آبادی و رهنما (۱۳۸۶)، شاکلی و آدلوی (۲۰۰۷)، یوسف و همکاران (۲۰۱۲) و... استفاده شد. عدم وجود داده‌های کافی برای توسعه مدل‌های ریاضی (به علت محدودیت‌های زمانی و هزینه‌ای) و هم چنین زمان زیاد لازم جهت اجرای مکرر این مدل‌ها خصوصاً در شرایط ترکیب با مدل‌های بهینه‌سازی به منظور یافتن سناریوی بهینه مدیریت آب زیرزمینی، کاربرد مدل‌های ریاضی را با محدودیت مواجه می‌کند (امیری ده‌احمدی و حسامی کرمانی، ۱۳۹۱؛ فیلیپ پلامب و همکاران، ۲۰۰۵). در چنین شرایطی، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند جایگزین مناسبی به شمار آیند. در این نوع شبکه‌ها، با انجام پردازش‌های موازی روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در داده‌ها به ساختار شبکه منتقل شده و بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی آن‌ها فرا گرفته می‌شود (رانی سثی و همکاران، ۲۰۱۰). پژوهش‌های زیادی برای شبیه‌سازی آبخوان به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی صورت گرفته است. دالیاکوپولوس و

همکاران (۲۰۰۵)، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با معماری پیشرو و الگوریتم آموزش لوببرگ-مارکوورت^۱، مقادیر سطح آب زیرزمینی دره مسارا در جزیره کرت در جنوب یونان را تا ۱۸ ماه آینده پیش‌بینی نمودند. فنگ و همکاران (۲۰۰۸) با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشرو با الگوریتم پس انتشار گرادیان مزدوج، تغییرات سطح آب زیرزمینی منطقه مین‌کین در شمال غربی چین را شبیه‌سازی و پیش‌بینی نمودند. بر اساس نتایج پژوهش اسریکنت و همکاران (۲۰۰۹) مقادیر تراز آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی در حوضه ماهشوارام در ایالت حیدرآباد هندوستان و مقادیر واقعی بیان‌گر تطابق خوب مدل طراحی شده با واقعیت بود. نیکمنش و رخشنده‌رو (۱۳۸۹) در تحقیقی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی تراز آب‌های زیرزمینی محدوده سعادت شهر در استان فارس را شبیه‌سازی نموده سپس تراز آب زیرزمینی را برای بازه زمانی دو ساله ۱۳۸۵-۱۳۸۳ پیش‌بینی کردند. پورمحمدی و همکاران (۱۳۹۲) کارایی تکنیک شبکه عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی (آریما) را در پیش‌بینی سطح ایستابی آب زیرزمینی در یکی از زیرحوضه‌های بختگان مورد بررسی قرار دادند. نتایج بیان‌گر کارایی و دقت بالای هر دو تکنیک در پیش‌بینی سطح ایستابی چاه‌های منطقه بود. نتایج پژوهش خاشعی سیوکی و همکاران (۱۳۹۲) نشان داد که دقت مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و ANFIS در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت نیشابور نسبت به مدل‌های رگرسیونی بالاتر بود. نتایج شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با دو مدل عددی (مادفلو) و شبکه‌های عصبی مصنوعی در منطقه اودیشا هندوستان نشان داد که پیش‌بینی‌های مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی در بازه زمانی کوتاه مدت از مادفلو بهتر بود (موهانتی و همکاران، ۲۰۱۳). نتایج پژوهش زارع ابیانه و بیات ورکشی (۱۳۹۲) در تخمین مقادیر نقطه‌ای سطح ایستابی در دشت همدان- بهار با کمک روش‌های هوشمند عصبی (شبکه عصبی پرسپترون چندلایه، تابع پایه شعاعی، عصبی فازی و عصبی ژنتیک) نشان داد که بالاترین دقت (بر حسب خطای کمتر) به روش‌های عصبی ژنتیک، پرسپترون چندلایه، تابع پایه شعاعی و عصبی فازی (به ترتیب) تعلق داشت. ندیری و همکاران (۱۳۹۲) در پژوهشی با

1- Levenberg-Marquardt

تک تک مدل‌ها برای تخمین مقادیر هدایت هیدرولیکی، یک ماشین کمیته هوشمند ناظر^۳ طراحی و توسعه داده و با هر مدل ترکیب کردند. نتایج بیانگر افزایش قابل قبول تخمین‌ها بود. چیت‌سازان و همکاران (۲۰۱۵) با در نظر گرفتن مقادیر بارش، تبخیر، رطوبت نسبی، درجه حرارت، دبی کانال آبیاری و تغذیه آب زیرزمینی به عنوان داده ورودی و سطح آب زیرزمینی آینده به عنوان داده‌های خروجی، سطح آب زیرزمینی منطقه عقیلی در جنوب غربی ایران را با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی با معماری FFN-LM پیش‌بینی کردند. مقایسه نتایج سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل عددی اجزای محدود نشان دهنده دقت بالای شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برای آینده بود. ژوروچ و همکاران (۲۰۱۵) طی پژوهشی جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ساحل چپ رودخانه دانوب در استان وجودینا در شمال صربستان از دو مدل ANFIS و ANN استفاده کردند. نتایج نشان داد که از هر دو مدل می‌توان به عنوان ابزاری مفید برای مدل‌سازی سطح آب زیرزمینی با دقت بالا استفاده کرد. سان و همکاران (۲۰۱۵) به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی جنگل‌های باتلاقی سنگاپور با کمک شبکه عصبی از معماری پرسپترون چند لایه با الگوریتم لونیبرگ-مارکوارت و فقط مقادیر سطح آب برکه‌ها و میزان بارندگی استفاده کردند. نتایج حاکی از صحت مقادیر پیش‌بینی شده تا ۷ روز آینده بود ولی با طولانی‌تر شدن زمان پیش‌بینی دقت مقادیر کاهش یافت. نتایج پژوهش میرزاوند و همکاران (۱۳۹۴) نشان داد شبکه‌های عصبی با ساختار پرسپترون چندلایه نسبت به مدل‌های تابع شعاعی و رگرسیون چند متغیره نتیجه بهتری در پیش‌بینی غلظت کلر در ۱۱ سال آینده داشت. لوهانی و کریمشان (۲۰۱۵) به منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی مناطق آمريتسار و گورداسپور ایالت پنجاب هند، انواع معماری‌ها و الگوریتم‌های آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی را مورد بررسی و مقایسه قرار دادند. نتایج نشان داد که شبکه پیش‌خور استاندارد با تابع آموزش لونیبرگ-مارکوارت بهترین نتایج را داشت. نتایج شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب آبخوان جنوب ریاض با شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان داد که افت سطح آب این آبخوان در آینده بیش

کمک مدل‌های منطق فازی، شبکه‌های عصبی مصنوعی و نوروفازی مقادیر قابلیت انتقال سفره آب زیرزمینی دشت تسوج را برآورد نمودند. ایشان در ادامه پژوهش با طراحی مدلی ترکیبی از مدل‌های هوش مصنوعی، مقادیر خروجی از هر یک از مدل‌های فوق را با در نظر گرفتن وزن بهینه شده با روش الگوریتم بهینه‌سازی شده با جامعه ذرات وارد مدل ترکیبی نمودند. نتایج نشان داد که مقادیر قابلیت انتقال برآورد شده با مدل ترکیبی دقیق‌تر از تک تک مدل‌های اولیه بود. نتایج مقایسه عملکرد سه روش هوش مصنوعی (شبکه‌های عصبی مصنوعی، سامانه استنتاج تطبیقی فازی-عصبی و برنامه‌ریزی بیان ژن) برای پیش‌بینی نوسانات تراز آب زیرزمینی در حوضه زرینگل در استان گلستان نشان داد هر سه روش به‌طور موفقیت‌آمیزی برای پیش‌بینی نوسانات سطح ایستابی مورد استفاده قرار گیرند اما بهترین عملکرد مربوط به مدل برنامه‌ریزی بیان ژن بود (ابارشی و همکاران، ۱۳۹۳). ندیری و همکاران (۲۰۱۴) طی پژوهشی از ۳ مدل هوش مصنوعی شامل منطق فازی تاکاگی-سوگنو، شبکه‌های عصبی مصنوعی و نرو-فازی، برای تخمین هدایت هیدرولیکی آبخوان تسوج-آذربایجان شرقی استفاده کردند. به منظور افزایش دقت تخمین‌ها، تک‌تک مدل‌ها با روش BAIMA (متوسط مدل بی‌زی برای هوش مصنوعی)^۱ ترکیب شد. گرچه انتظار می‌رفت مدل نرو-فازی به دلیل استفاده از هر دو مدل شبکه عصبی و منطق فازی برای تخمین‌ها، بهترین مدل باشد ولی بر اساس اصل صرفه‌جویی^۲ این مدل کنار گذاشته شد. بر اساس نتایج، با وجود مقادیر هدایت هیدرولیکی تخمینی کاملاً متفاوت از طریق دو مدل شبکه عصبی و منطق فازی، ولی این دو مدل اهمیت یکسانی نشان دادند. به منظور تخمین مقادیر هدایت هیدرولیکی آبخوان تسوج-آذربایجان شرقی، تایفور و همکاران (۲۰۱۴) از مدل‌های هوش مصنوعی شامل منطق فازی سوگنو، منطق فازی مامدانی، شبکه‌های عصبی پرسپترون چند لایه ترکیبی با تابع لونیبرگ-مارکوارت و نرو-فازی، استفاده کردند. بر اساس نتایج، کارایی مدل‌های نرو-فازی و منطق فازی سوگنو قابل قبول بود در حالی که تخمین‌های شبکه‌های عصبی و منطق فازی مامدانی ضعیف بود. ایشان به منظور افزایش دقت

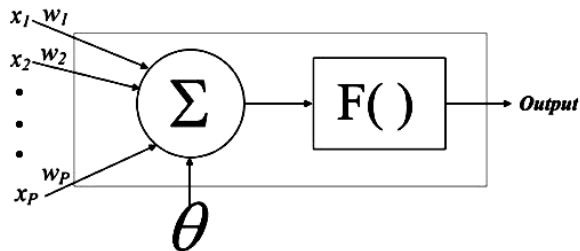
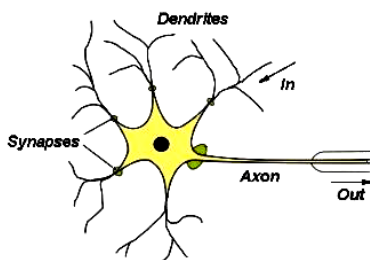
1- Bayesian artificial intelligence model averaging

2- The parsimony principle

3- A supervised intelligent committee machine

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه‌های عصبی مصنوعی نامی نوین در علوم مهندسی است که به طور ابتدایی و آغازین در سال ۱۹۶۲ توسط فرانک روزن بلات و در شکل جدی و تأثیرگذار در سال ۱۹۸۶ توسط رومل‌هارت و مک‌کلند با ابداع و ارائه مدل پرسپترون بهبود یافته، به جهان معرفی شد. این شیوه از ساختار نرونی و هوشمند، با الگوبرداری مناسب از نرون‌های موجود در مغز انسان، سعی می‌کند تا از طریق توابع تعریف شده ریاضی، رفتار درون سلولی نرون‌های مغز را شبیه‌سازی کند و از طریق وزن‌های محاسباتی موجود در خطوط ارتباطی نرون‌های مصنوعی، عملکرد سیناپسی را در نرون‌های طبیعی به مدل در آورد. ساختار عادی یک شبکه عصبی مصنوعی معمولاً از لایه ورودی، لایه‌های میانی (مخفی) و لایه خروجی تشکیل شده است (البرزی، ۱۳۸۹). شکل ۱ ساختار شبکه‌های عصبی طبیعی و مصنوعی را نشان می‌دهد.



x_1, \dots, x_p : ماتریس ورودی با P عضو؛ w_1, \dots, w_p : ماتریس وزن؛

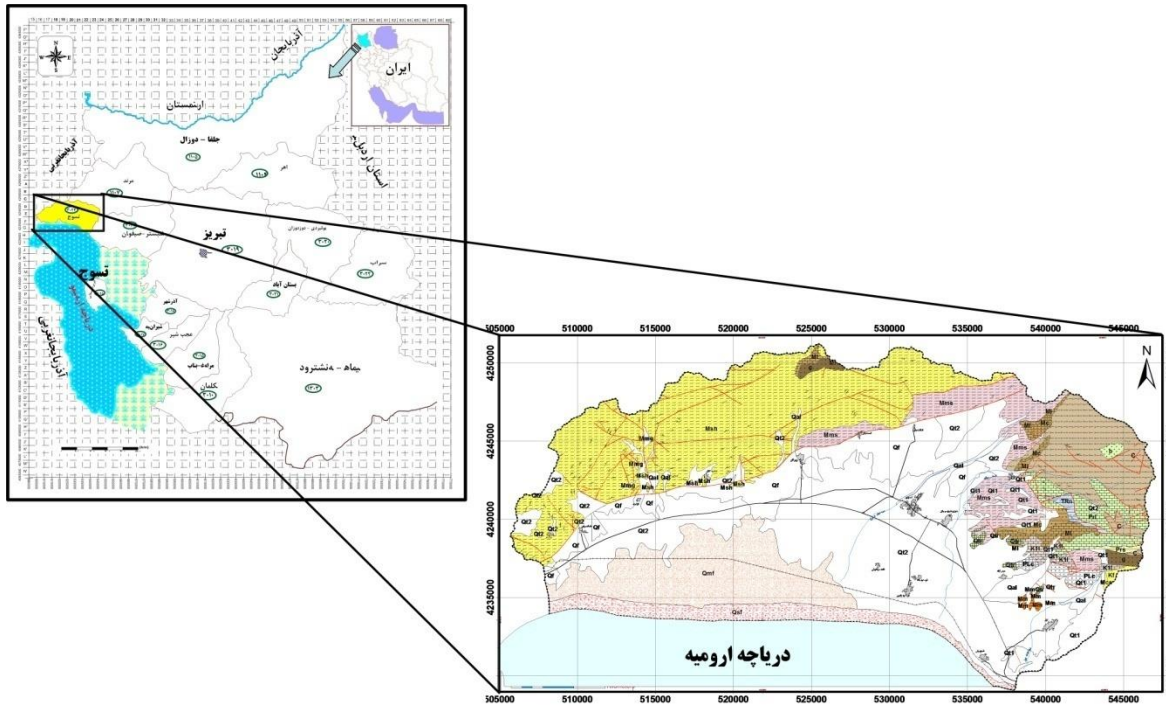
θ : بایاس؛ $F()$: تابع تبدیل؛ output: خروجی

شکل ۱- ساختار شبکه‌های عصبی طبیعی و مصنوعی.

پست‌ترین نقطه منطقه نسبت به سطح دریاهای آزاد به ترتیب برابر با ۲۶۵۰ و ۱۲۷۸ متر می‌باشد (علی‌نژاد و همکاران، ۱۳۸۴). موقعیت محدوده مطالعاتی دشت تسوج در شکل ۲ نشان داده شده است. هم‌چنین جدول ۱، متوسط پارامترهای هواشناسی منطقه را نشان می‌دهد. اقلیم منطقه مطالعاتی در سیستم طبقه‌بندی دومارتن، از نوع نیمه خشک و در روش طبقه‌بندی آمبرژه، از نوع نیمه خشک سرد تعیین شد.

مواد و روش‌ها

دشت تسوج با وسعت کل ۵۵۹ کیلومتر مربع در غرب استان آذربایجان شرقی و در محدوده ۵۰۵۵۰۰ تا ۵۴۷۰۰۰ متر طول شرقی و ۴۲۲۸۰۰۰ تا ۴۲۵۶۵۰۰ متر عرض شمالی از نظر مختصات U.T.M واقع گردیده است. این دشت از شمال به دشت مرند، از غرب به دشت سلماس، از شرق به دشت شبستر و از جنوب به دریاچه ارومیه محدود می‌شود. ارتفاع بلندترین و



شکل ۲- موقعیت جغرافیایی دشت تسوج در ایران و استان آذربایجان شرقی.

جدول ۱- میانگین سالانه دراز مدت پارامترهای اقلیمی دشت تسوج.

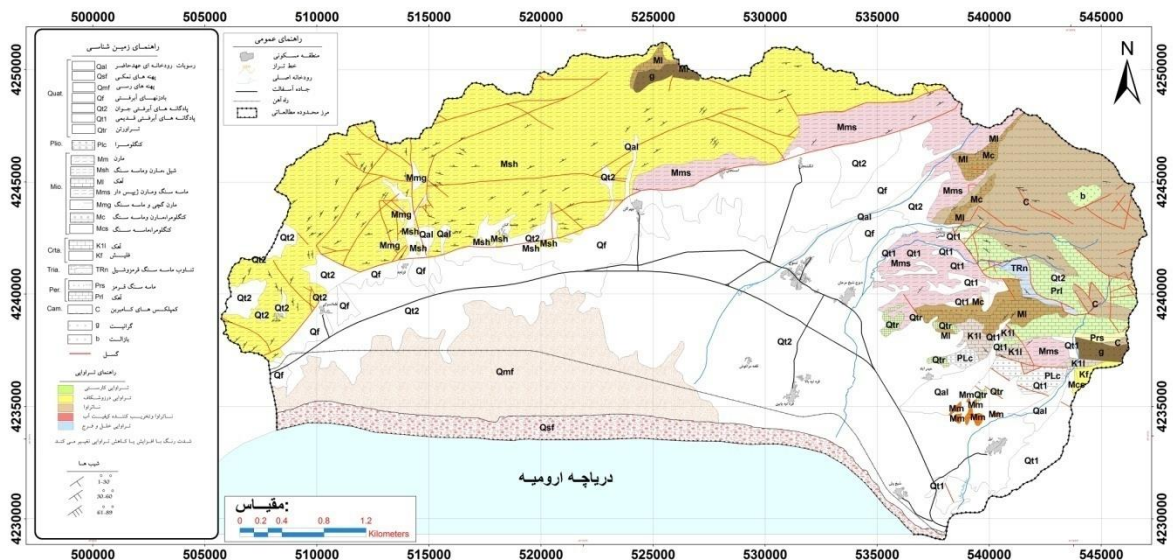
بارندگی (mm)	تبخیر از تشک (mm)	دمای حداقل (°C)	دمای حداکثر (°C)	دمای متوسط (°C)
۲۳۵	۱۹۷۶/۲	۷/۸۶	۱۹/۲۹	۱۳/۵۷

۱۱ ساله (۱۳۲ ماه) از مهر ماه سال ۱۳۸۱ تا شهریور ماه سال ۱۳۹۲ انتخاب گردید. بر اساس داده‌های قابل دسترس، حداکثر، حداقل و متوسط سطح آب زیرزمینی مشاهده شده در چاه‌های مشاهده‌ای انتخاب شده در طی ۱۱ سال به ترتیب ۱۲۸۳/۹، ۱۳۵۵/۷ و ۱۳۱۹/۸ متر بود. سپس بر اساس موقعیت جغرافیایی چاه‌های مشاهده‌ای و محدوده آبخوان، به کمک روش مثلث‌بندی تیسن، سطح دشت تسوج با استفاده از نرم‌افزار ArcGIS 10.0 پلی‌گون‌بندی گردید به طوری که هر چاه مشاهده‌ای منحصراً در درون یک پلی‌گون قرار گرفت (شکل ۴). در این پژوهش مدل‌سازی و پیش‌بینی آب‌های زیرزمینی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی، به صورت مستقل برای هر پلی‌گون، صورت گرفت (محتشم و همکاران، ۱۳۸۹). لازم به توضیح است عدم پلی‌گون‌بندی گستره دشت و استفاده از کل اطلاعات محدوده دشت به صورت یکپارچه جهت مدل‌سازی، به علت تعداد زیاد داده‌های ورودی، امکان دستیابی

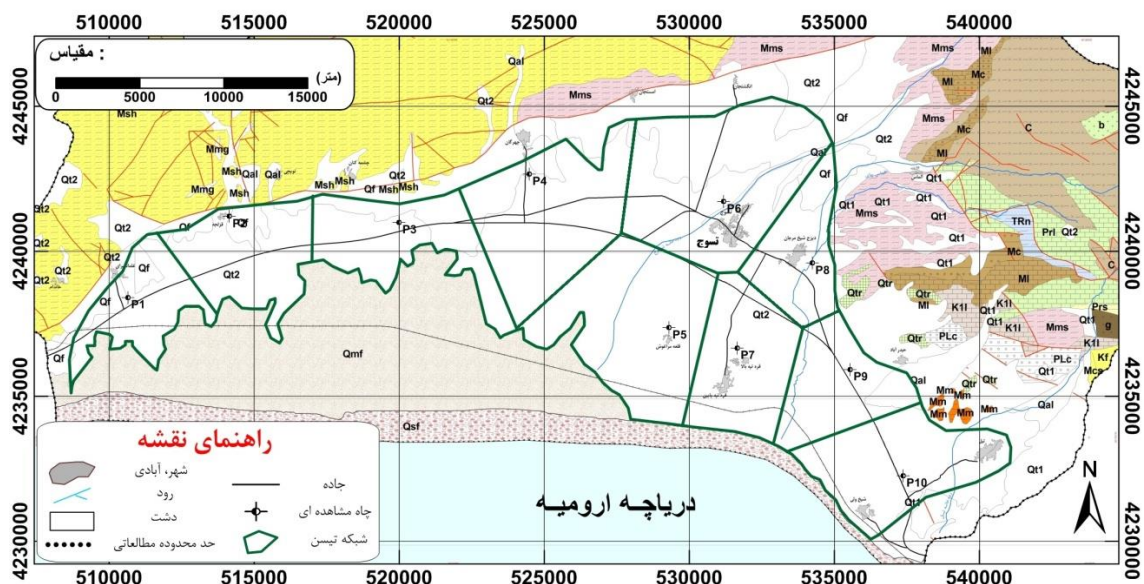
بر اساس آماربرداری صورت گرفته از منابع آب زیرزمینی دشت تسوج در سال ۱۳۸۸ در قالب طرح آماربرداری از منابع آب استان آذربایجان شرقی، در دشت مذکور تعداد ۱۱۱ حلقه چاه عمیق با تخلیه ۱۴/۵ میلیون مترمکعب، تعداد ۳ حلقه چاه نیمه‌عمیق با تخلیه ۰/۲۳ میلیون مترمکعب، تعداد ۴۶ دهنه چشمه دایر با تخلیه ۴/۷۵ میلیون مترمکعب و تعداد ۵۷ رشته قنات دایر با تخلیه ۵/۹۵ میلیون مترمکعب بود (نجیب، ۱۳۹۰). در تحقیق حاضر پس از جمع‌آوری اطلاعات لازم، ابتدا با استفاده از نقشه زمین‌شناسی منطقه تسوج، محدوده دریاچه ارومیه و هم‌چنین نقشه هم‌تراز سطح آب زیرزمینی، مرزهای آبخوان دشت تسوج جهت انجام مدل‌سازی مشخص گردید (شکل ۳).

در مرحله بعد آمار و اطلاعات کلیه چاه‌های مشاهده‌ای محدوده دشت بررسی شده و چاه‌های با آمار طولانی مدت از بقیه جدا گردید که در نهایت ۱۰ چاه مشاهده‌ای با آمار

به شبکه بهینه را مشکل می‌سازد مخصوصاً در حالتی که تعداد سری زمانی قابل دسترس، بیشتر گردد (معمار و همکاران، ۱۳۹۲).



شکل ۳- نقشه زمین‌شناسی دشت تسوج و محدوده آبخوان (بی‌نام، ۱۳۹۰).

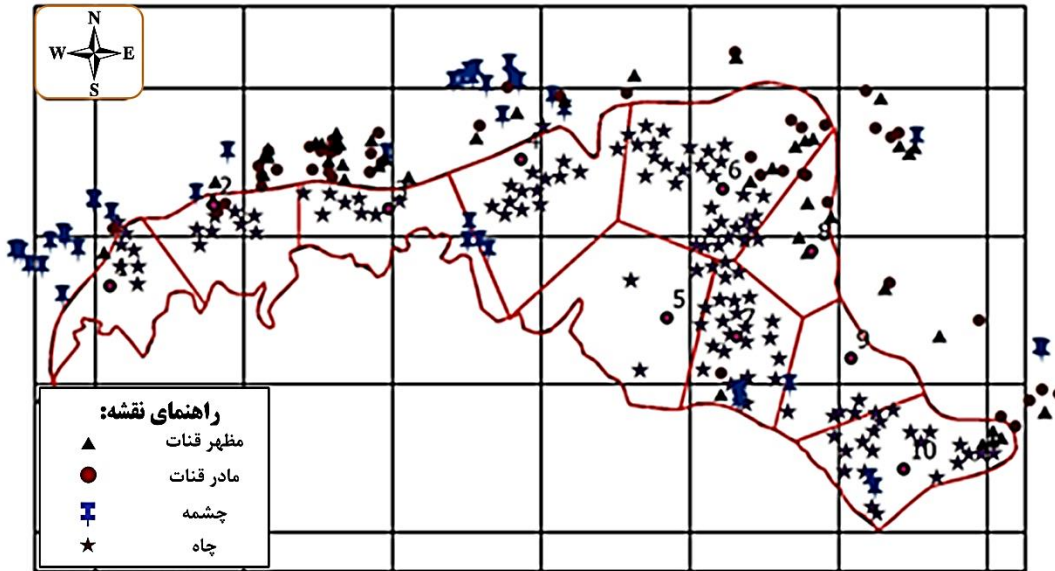


شکل ۴- موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای و پلی‌گون‌های مربوط به هر چاه در محدوده آبخوان دشت تسوج.

بهره‌برداری قرار گرفته در داخل هر پلی‌گون به صورت ماهانه محاسبه شد. هم چنین حجم آب ورودی به هر پلی‌گون از طریق چشمه و مظهر قنات نیز به صورت ماهانه محاسبه شد. جمع جبری حجم آب ورودی و خروجی از هر پلی‌گون، به عنوان تخلیه تأثیرگذار بر سطح آب چاه قرار گرفته در داخل آن

با توجه به مختصات جغرافیایی چاه، چشمه و قنات (مادر چاه و مظهر قنات)، موقعیت آنها را بر روی نقشه رقمی محدوده مورد مطالعه تعیین گردیده و مواردی که خارج از محدوده مطالعاتی بود حذف شد (شکل ۵). سپس بر اساس اطلاعات موجود، مجموع حجم آب برداشتی از طریق چاه‌های

لحاظ شد. بر اساس مقادیر ماهانه بارندگی و تبخیر از تشت ثبت شده در منطقه مورد مطالعه (ایستگاه تسوج) و هم چنین مساحت هر پلی گون، حجم آب ورودی به هر پلی گون از طریق بارندگی و خروجی از آن از طریق تبخیر محاسبه شد. لازم به ذکر است که به دلیل متفاوت بودن سطح هر پلی گون، این مقادیر نیز برای هر پلی گون متفاوت بود. پس از آماده سازی داده ها اولیه، با کمک شبکه های عصبی مصنوعی، تراز آب زیرزمینی در هر چاه پیش بینی شد.



شکل ۵- موقعیت منابع آب زیرزمینی (چاه ها، چشمه ها و قنوات) موجود در محدوده دشت تسوج.

در این پژوهش به منظور پیش بینی سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه های عصبی مصنوعی، ترکیبی از اطلاعات هواشناسی ماهانه و منابع آب منطقه تسوج با معماری و ساختار متفاوت طراحی شد. جدول ۲ معماری های متفاوت زیرزمینی را نشان می دهد.

جدول ۲- معماری های در نظر گرفته شده برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه های عصبی مصنوعی.

نام شبکه	پارامترهای بردار ورودی	پارامتر بردار خروجی
$ANN_{5;4;1}$	دمای حداکثر هوا، دمای حداقل هوا، بارندگی، تبخیر از تشت، تخلیه خالص تأثیرگذار	
$ANN_{4;4;1}$	دمای متوسط هوا، بارندگی، تبخیر از تشت، تخلیه خالص تأثیرگذار	تراز سطح آب زیرزمینی
$ANN_{3;4;1}$	بارندگی، تبخیر از تشت، تخلیه خالص تأثیرگذار	
$ANN_{i;4;1}$	پارامترهای ورودی معماری سوم با این تفاوت که برای هر پارامتر چندین گام زمانی تأخیر لحاظ شد	

i: ورودی به دلیل در نظر گرفتن تأخیر متفاوت بود

استفاده قرار می گیرد ایجاد گردد (نیکبخت و همکاران، ۱۳۹۱). در این پژوهش برای نرمال سازی داده ها از رابطه ۱ استفاده شد.

$$\bar{X} = 0.5 \left(\frac{x_i - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \right) + 0.5 \quad [1]$$

که در آن \bar{X} داده نرمال شده، x_i داده مورد استفاده و x_{min} و x_{max} حداقل و حداکثر داده ها در سری مورد استفاده می باشد

پس از آماده سازی داده های اولیه و قبل از وارد کردن داده ها به نرم افزار شبکه های عصبی، به منظور انجام مدل سازی، داده ها نرمال سازی شد. نرمال سازی داده ها موجب می شود تا هماهنگی بین محدوده داده های شبکه با توابع محرکی که مورد

$$R^2 = \frac{\left[\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2} \quad [2]$$

n: تعداد نمونه‌ها، x_i : مقدار سطح آب زیرزمینی برآورد شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی (متر)، y_i : مقدار سطح آب زیرزمینی اندازه‌گیری شده (متر)، \bar{x} : میانگین مقدار سطح آب زیرزمینی برآورد شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی (متر)، \bar{y} : میانگین مقدار سطح آب زیرزمینی اندازه‌گیری شده (متر).

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (\bar{y}_i - y_i)^2}{n-1}} \quad [3]$$

RMSE: ریشه میانگین مربعات خطا (متر)، n: تعداد نمونه‌ها، y_i : مقدار سطح آب زیرزمینی برآورد شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی (متر)، \bar{y}_i : مقدار سطح آب زیرزمینی اندازه‌گیری شده (متر) می‌باشد. هرچه مقدار عددی RMSE به صفر و R^2 به یک نزدیک‌تر گردد جواب مطلوبی برای مدل حاصل شده است (دالیاکوپولوس و همکاران، ۲۰۰۵). پس از تعیین بهترین معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی برای هر چاه مشاهده‌ای، تراز آب زیرزمینی برای دوره ۲۴ ماه آینده (مهرماه سال ۱۳۹۲ تا شهریور ماه ۱۳۹۴) پیش‌بینی شد.

نتایج و بحث

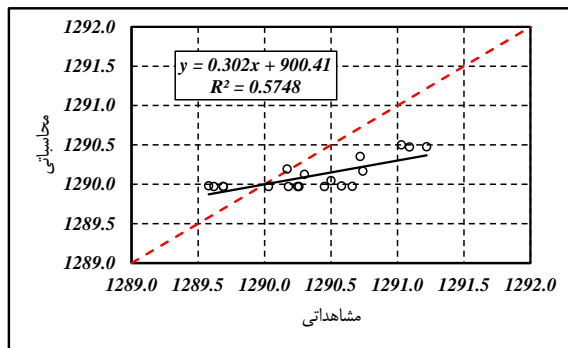
همان‌طور که در جدول ۲ اشاره شد در این پژوهش برای دستیابی به بهترین شبکه با استفاده از اطلاعات قابل دسترس، ۴ معماری متفاوت تعریف شد. نتایج نشان داد که در معماری‌های ۱، ۲ و ۳، علی‌رغم در نظر گرفتن توابع یادگیری و انتقال مختلف و هم‌چنین تعداد نرون‌های متفاوت در هر لایه و انجام سعی و خطاهای بسیار، نتایج، تأمین‌کننده دقت لازم نبودند به طوری که حداکثر مقدار R^2 به دست آمده بین مقادیر سطح آب زیرزمینی تخمینی در مرحله آزمون و اندازه‌گیری شده در کلیه چاه‌های مشاهداتی از ۰/۷۵ بیش‌تر نشد. شکل‌های ۶ تا ۸ به طور نمونه مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی (مرحله آزمون) در چاه شماره ۵ را نشان می‌دهد. با توجه به شکل‌ها، عدم تمرکز نقاط در اطراف خط ۱:۱ و پراکندگی زیاد آن‌ها و هم‌چنین مقدار کم آماره R^2 دلیل بر عدم آموزش مناسب شبکه‌ها می‌باشد. بیش‌ترین

(معمار و همکاران، ۱۳۹۲). پس از نرمال‌سازی داده‌ها، کل داده‌ها به ۳ بخش تفکیک شد. از ۷۰ درصد کل داده‌ها برای آموزش شبکه بهره گرفته شد. برای کنترل و نظارت بر یادگیری صحیح شبکه، ۱۵ درصد مابقی داده‌ها به عنوان داده‌های صحت‌سنجی به شبکه معرفی گردید و در نهایت از ۱۵ درصد بقیه داده‌ها به عنوان داده‌های آزمون جهت ارزیابی عملکرد شبکه و بررسی دقت پیش‌بینی مدل پیشنهادی استفاده شد. پس از تفکیک داده‌ها، با کمک نرم‌افزار Neurosolutions 5.0 طراحی و اجرای شبکه‌های معماری شده صورت گرفت. در مطالعه اخیر به منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت تسوج، از روش آموزش تحت نظارت (سرپرستی) استفاده شد. هم‌چنین از بین ساختارهای گوناگون شبکه‌های عصبی مصنوعی، با استناد به مطالعات پیشین انجام شده و مرتبط با این پژوهش (امیری ده‌احمدی و همکاران، ۱۳۹۱؛ جهان‌شاهی و مقدم‌نیا، ۱۳۹۱؛ زارع ابیانه و همکاران، ۱۳۹۰)، از توپولوژی پرسپترون چند لایه (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شد. برای آموزش شبکه از تابع آموزشی لونیبرگ-مارکوات که بهترین روش برای آموزش شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده در زمینه منابع آب بوده و سرعت بالاتری نسبت به دیگر توابع آموزشی می‌باشد، استفاده شد (زارع ابیانه و همکاران، ۱۳۹۰). هم‌چنین برای دستیابی به ساختار بهینه، تلاش شد تا تمامی توابع تبدیلگر (سیگموئید آکسون، تانژانت آکسون، سیگموئید آکسون خطی، تانژانت آکسون خطی، بایاس آکسون و آکسون) به شکل سعی و خطا مورد آزمون قرار گیرد. لازم به توضیح است که در این پژوهش تعداد نرون‌های لایه‌های ورودی، میانی و خروجی و توابع تبدیلگر لایه‌ها یکسان در نظر گرفته شدند. یکسان در نظر گرفتن توابع تبدیلگر و تعداد نرون‌ها در هر ۳ لایه نسبت به متفاوت بودن آن‌ها، منجر به نتایج بهتری می‌شود (زارع ابیانه و همکاران، ۱۳۹۰). برای ارزیابی کارایی مدل‌ها از آماره‌های ضریب رگرسیون (R^2) و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) استفاده گردید.

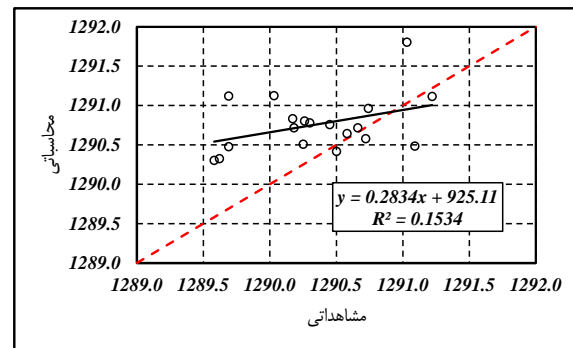
1- Multilayer Perceptron
2- Back Propagation

نقاط به طور یکنواخت در اطراف خط ۱:۱ پراکنده شده‌اند. این حالت موجب گردید تا اختلاف بین شیب بهترین خط عبوری از میان نقاط مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و محاسباتی و خط ۱:۱، حدود ۰/۰۶ گردد ($a=0/9392$). در نظر گرفتن گام‌های زمانی پیشین برای هر متغیر، در فرآیند توسعه مدل‌ها نقش اساسی داشته و فرآیند مدل‌سازی شبکه‌های عصبی مصنوعی را آسان‌تر می‌سازد (نایاک و همکاران، ۲۰۰۶).

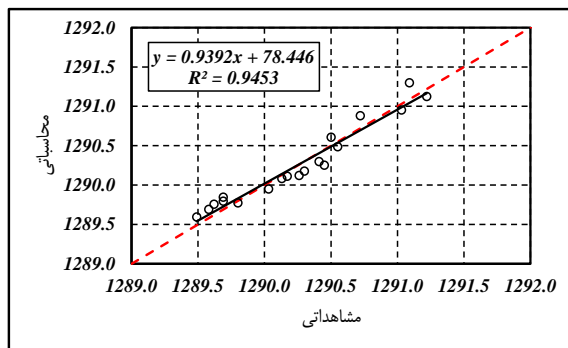
مقدار R^2 حاصل در این چاه در معماری ۲ و برابر با ۰/۵۸ بود. شکل ۹ مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۵ برای معماری ۴ را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۹، با طراحی معماری چهارم و در نظر گرفتن یک تا پنج تأخیر زمانی برای داده‌های ورودی شبکه طراحی شده در معماری سوم (تعداد گام‌های تأخیری در نظر گرفته شده برای هر پارامتر متغیر بود) خطا کاهش یافت به طوری که مقدار R^2 در چاه شماره ۵ از ۰/۵۸ به ۰/۹۴۵۳ افزایش یافت. هم چنین



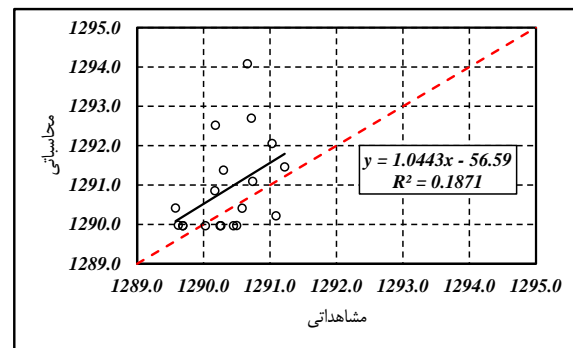
شکل ۷- مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۵ برای معماری ۲.



شکل ۶- مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۵ برای معماری ۴.



شکل ۹- مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۵ برای معماری ۵.



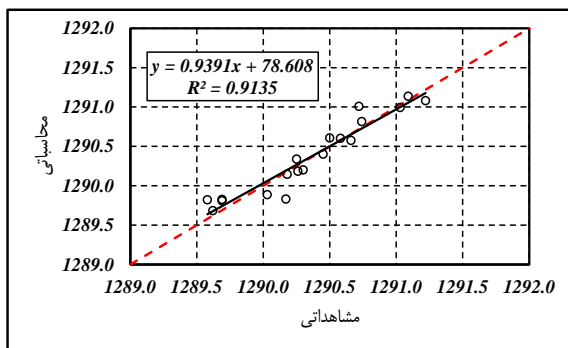
شکل ۸- مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۵ برای معماری ۳.

یکدیگر و افزایش همبستگی آن‌ها گردید. شکل‌های ۱۰ و ۱۱ به عنوان نمونه، نتایج به دست آمده در این رابطه برای چاه مشاهده‌ای ۲ در معماری ۴ را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۱۰ مشاهده می‌شود که مقدار R^2 برای شبکه با ورودی دمای متوسط هوا به همراه بقیه ورودی‌ها، ۰/۷۳ حاصل شد و مقادیر محاسباتی و مشاهداتی با یکدیگر ۰/۱۱ اختلاف داشتند ($a=0/8914$) در حالی که پس از حذف این پارامتر از بین سایر

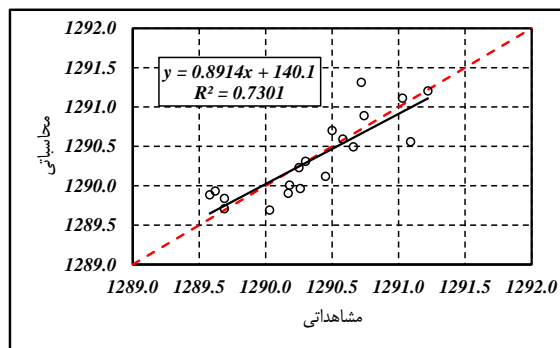
از نتایج دیگری که پس از طراحی و اجرای شبکه‌های عصبی مصنوعی با معماری متفاوت حاصل شد، رخداد اغتشاش در شبکه‌هایی بود که دمای متوسط ماهانه به همراه بقیه پارامترها به عنوان ورودی تعریف گردید. این حالت حتی در شبکه‌هایی که در آن‌ها برای ورودی‌ها تأخیر زمانی در نظر گرفته شد نیز مشاهده شد. حذف این پارامتر از ورودی‌ها موجب نزدیکی مقادیر پیش‌بینی شده و اندازه‌گیری شده به

مقایسه با سایر داده‌های ورودی و هم چنین پائین بودن مقدار آنها نسبت به بقیه داده‌های ورودی، می‌تواند از دلایل ایجاد اغتشاش در شبکه‌های با ورودی دمای متوسط هوا باشد.

ورودی‌ها، مقدار R^2 به $0/9135$ افزایش یافته و اختلاف بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نیز به حدود $0/06$ رسید ($a=0/9391$) هم چنین نقاط در اطراف خط $1:1$ تمرکز یافت (شکل ۱۱). عدم یکسان بودن جنس داده‌های متوسط دما در



شکل ۱۱- مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۲ برای معماری ۴ بدون در نظر گرفتن دمای متوسط هوا.



شکل ۱۰- مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در چاه شماره ۲ برای معماری ۴ با در نظر گرفتن دمای متوسط هوا.

انتقال برای کلیه چاه‌های مشاهده‌ای یکسان بود. این حالت به دلیل یکسان بودن فیزیک داده‌های ورودی در تمام معماری‌ها بود.

جدول ۳، مشخصات بهترین شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده در این پژوهش برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ۱۰ چاه مشاهده‌ای بر اساس معماری ۴ را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۳ مشاهده می‌شود که تابع آموزش و

جدول ۳- مشخصات بهترین شبکه طراحی شده برای چاه‌های مشاهده‌ای دشت تسوج.

شماره چاه مشاهده‌ای	قانون آموزش	تابع انتقال	R^2 *	RMSE*	تعداد لایه پنهان	تعداد نرون	بهترین دور آموزشی
۱	L-M	TanhAxon	۰/۹۹۷۵	۰/۱۲۸۴	۱	۴	۱۰۰۰
۲	L-M	TanhAxon	۰/۹۱۳۵	۰/۴۲۹۴	۱	۴	۱۰۰۰
۳	L-M	TanhAxon	۰/۹۶۱۰	۰/۶۱۴۳	۱	۳	۱۰۰۰
۴	L-M	TanhAxon	۰/۹۷۲۷	۰/۵۱۰۳	۱	۴	۱۰۰۰
۵	L-M	TanhAxon	۰/۹۴۵۳	۰/۱۶۳۰	۱	۵	۱۰۰۰
۶	L-M	TanhAxon	۰/۹۹۷۰	۰/۱۳۴۱	۱	۴	۱۰۰۰
۷	L-M	TanhAxon	۰/۹۹۴۵	۰/۱۳۷۳	۱	۳	۱۰۰۰
۸	L-M	TanhAxon	۰/۸۹۸۴	۰/۷۸۱۸	۱	۴	۱۰۰۰
۹	L-M	TanhAxon	۰/۹۶۲۲	۰/۲۸۲۲	۱	۳	۱۰۰۰
۱۰	L-M	TanhAxon	۰/۹۶۰۵	۰/۳۲۵۵	۱	۵	۱۰۰۰

L-M: لونیگ-مارکوات *مقادیر R^2 و RMSE محاسبه شده برای مرحله آزمون می‌باشد.

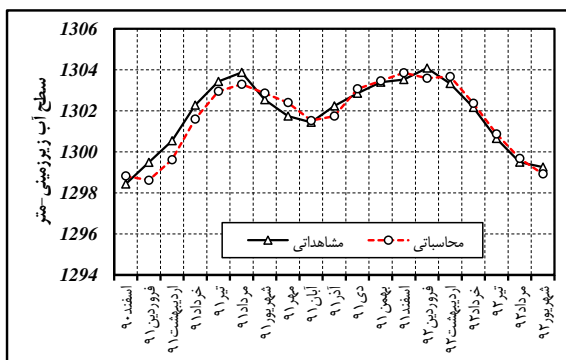
رگرسیون مشاهده شده در بین ۱۰ چاه مشاهده‌ای در چاه شماره ۸ واقع در شرق دشت ($0/8984$) و بیشترین ضریب رگرسیون در چاه شماره یک ($0/9975$) واقع در غرب دشت و

با توجه به نتایج جدول ۳، ضریب رگرسیون کلیه شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه طراحی شده برای ۱۰ چاه مشاهده‌ای، حدود $0/90$ و بیش‌تر بود. کمترین ضریب

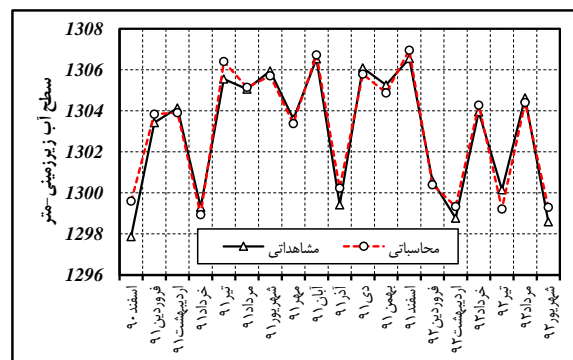
سانتی‌متر بود (بیش‌ترین مقدار ۰/۷۸۱۸ متر و مربوط به چاه شماره ۸ بود). بنابراین نتیجه می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده در این پژوهش به خوبی آموزش یافته و می‌توان با دقت قابل قبول از آنها جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آینده استفاده کرد.

شکل ۱۲، تغییرات سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی و اندازه‌گیری شده در ۱۰ عدد چاه‌های مشاهده‌ای مورد مطالعه را نشان می‌دهد. با توجه به شکل، مشاهده می‌شود مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی در کلیه ماه‌ها مطابقت خوبی با مقادیر مشاهده شده دارد به طوری که افت‌ها و خیز آب زیرزمینی در ماه‌های مختلف به طور کامل پیش‌بینی شده است.

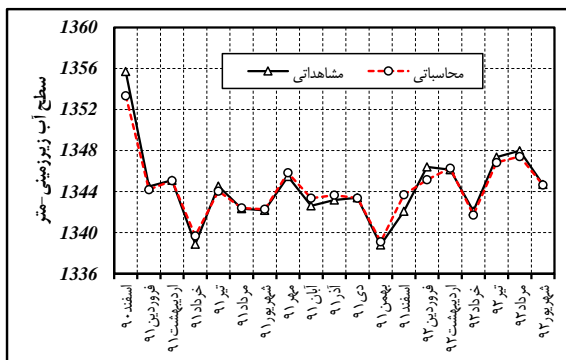
خروجی آن به دست آمد (حدود ۱۰ درصد اختلاف). علت اختلاف بیش‌تر مقادیر محاسباتی نسبت به مقادیر مشاهده‌ای در چاه مشاهده‌ای شماره ۱۰ در مقایسه با سایر چاه‌های مشاهده‌ای را می‌توان به وجود تغذیه بیش‌تر در این پلی‌گون در قیاس با تخلیه صورت گرفته از آن به دلیل مجاورت این چاه مشاهده‌ای با کوه‌ها (شکل ۴) و هم‌چنین تعداد اندک چاه بهره‌برداری و تعداد زیاد مظهر قنات (در مقایسه با چاه بهره‌برداری) در داخل محدوده پلی‌گون این چاه مشاهده‌ای (شکل ۵) مربوط دانست. این شرایط در بقیه پلی‌گون‌های چاه‌های مشاهده‌ای منطقه مشاهده نشد (شکل ۵). هم‌چنین با توجه به مقادیر آماره RMSE مندرج در جدول ۳، در کلیه چاه‌های مشاهده‌ای، مقدار خطای حاصل بین مقادیر تخمینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی و داده‌های ثبت شده، کمتر از ۸۰



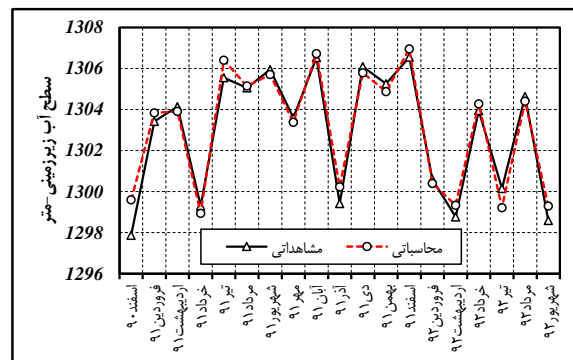
چاه مشاهده‌ای شماره ۲.



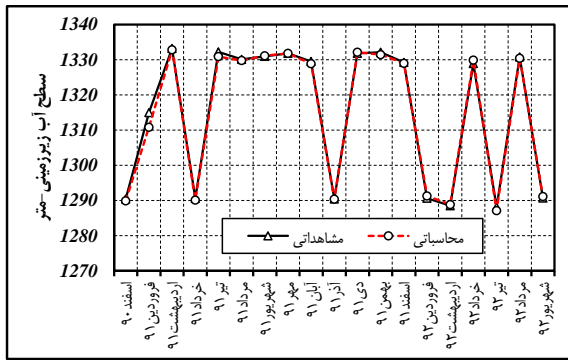
چاه مشاهده‌ای شماره ۱.



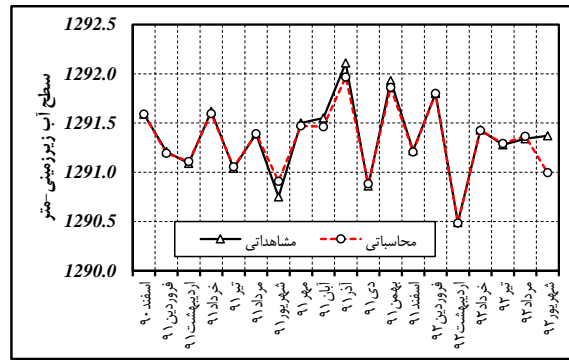
چاه مشاهده‌ای شماره ۴.



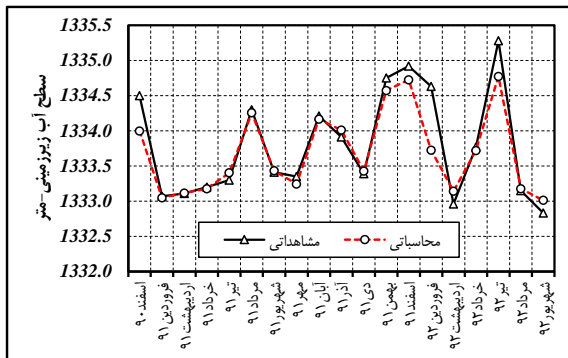
چاه مشاهده‌ای شماره ۳.



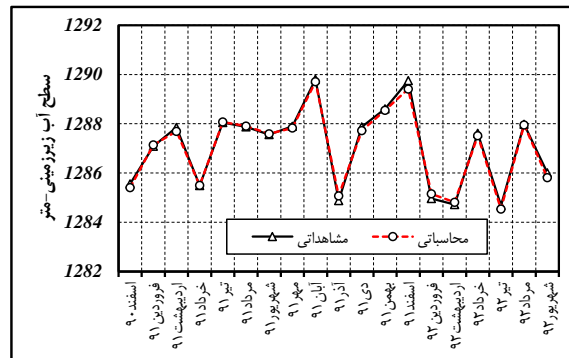
چاه مشاهده‌ای شماره ۶



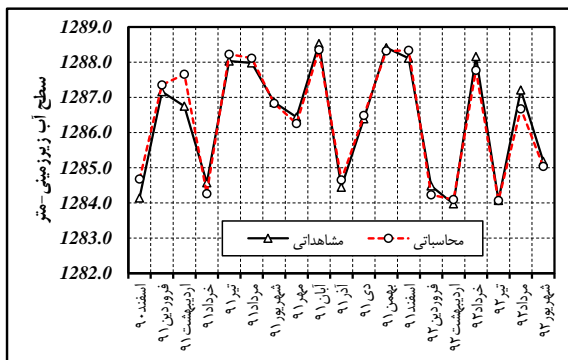
چاه مشاهده‌ای شماره ۵



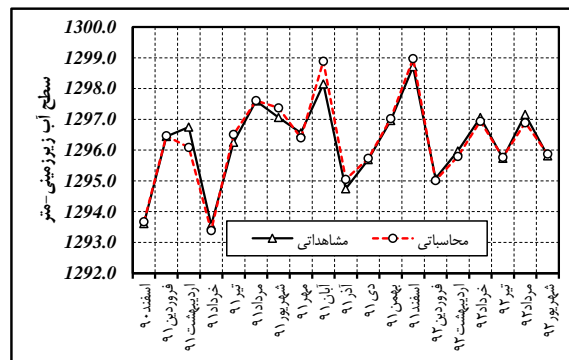
چاه مشاهده‌ای شماره ۸



چاه مشاهده‌ای شماره ۷



چاه مشاهده‌ای شماره ۱۰



چاه مشاهده‌ای شماره ۹

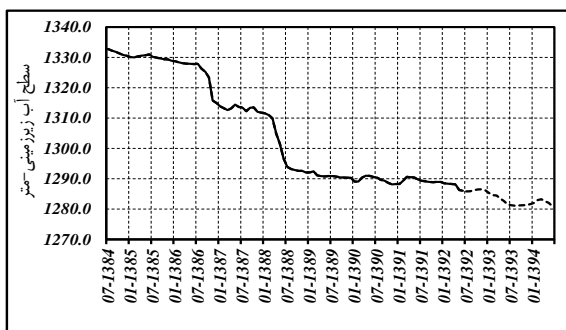
شکل ۱۲- تغییرات سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی در ۱۰ چاه مشاهده‌ای دشت تسوج.

ایشان به قابلیت بالای شبکه‌های عصبی مصنوعی در تخمین سطح آب زیرزمینی در آینده به منظور مطالعه تغییرات آن و نیز بررسی گزینه‌های مختلف مدیریتی اشاره داشتند. در ادامه پژوهش، پس از تعیین بهترین معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی، سطح آب زیرزمینی برای دوره زمانی مهر ماه ۱۳۹۲ تا شهریور ماه ۱۳۹۴ (۲۴ ماه) در کلیه ۱۰ چاه مشاهده‌ای تخمین زده شد. شکل‌های ۱۳ تا ۱۶ به عنوان نمونه تغییرات سطح آب زیرزمینی ثبت شده در طول

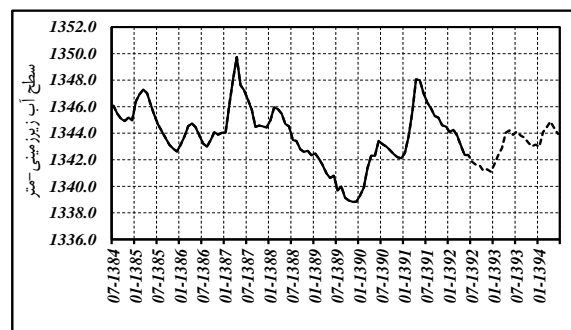
نتایج این بخش از پژوهش با نتایج پژوهش صورت گرفته توسط رانی سیتی و همکاران (۲۰۱۰)، ابراهیمی و همکاران (۱۳۹۰)، تیریکاکس و همکاران (۲۰۱۱)، زارع ایبانه و همکاران (۱۳۹۰)، جهانشاهی و همکاران (۱۳۹۱)، کارتیکیان و همکاران (۲۰۱۳) و معمار و همکاران (۱۳۹۲) هم خوانی داشت. در تمام این پژوهش‌ها، مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی در منطقه مورد مطالعه کمترین اختلاف را با مقادیر مشاهداتی داشت. بنابراین

سطح آب زیرزمینی آبخوان دره مسارا در جزیره کرت در جنوب یونان را تا ۱۸ ماه آینده پیش‌بینی کنند. نیک‌منش و رخشنده‌رو (۱۳۸۹) پس از تعیین بهترین معماری شبکه‌های عصبی مصنوعی، با کمک آن سطح آب‌های زیرزمینی محدوده سعادت شهر در استان فارس را برای بازه زمانی دو ساله ۱۳۸۳-۱۳۸۵ پیش‌بینی نمودند. محتشم و همکاران (۱۳۸۹) با شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند با کمک بهترین شبکه عصبی مصنوعی، تراز آب زیرزمینی را برای ۱۲ ماه آینده پیش‌بینی نمودند.

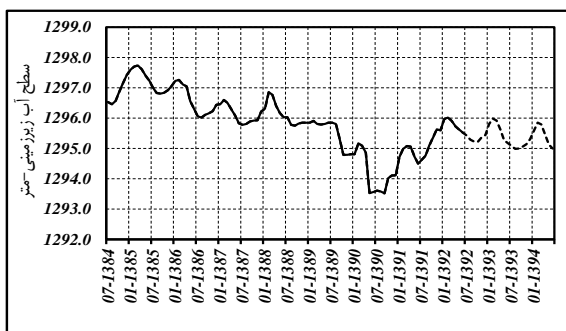
۱۰ سال گذشته (خط ممتد) و تخمینی برای ۲ سال آینده (خط چین) در چاه‌های مشاهده‌ای ۴، ۶، ۸ و ۹ را نشان می‌دهد. با توجه به شکل‌های ۱۳ تا ۱۶، نتیجه می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده با معماری ۴ پس از آموزش به خوبی توانست روند تغییرات سطح آب زیرزمینی در چاه‌های مشاهده‌ای نصب شده در دشت تسوج را در ۲۴ ماه آینده پیش‌بینی نماید. دالیاکوپولوس و همکاران (۲۰۰۵)، پس از تعیین بهترین شبکه از بین هفت نوع معماری مختلف تعریف شده برای شبکه‌ها و الگوریتم‌های آموزش، توانستند تغییرات



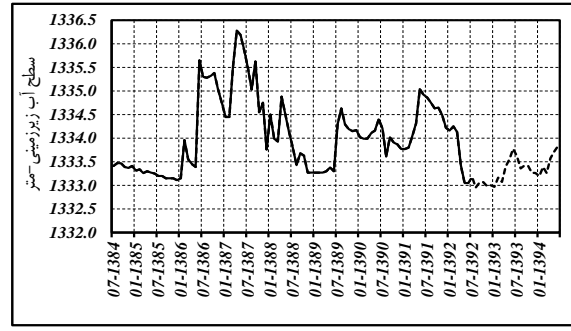
شکل ۱۴- تغییرات ثبت شده و تخمینی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای شماره ۶.



شکل ۱۳- تغییرات ثبت شده و تخمینی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای شماره ۴.



شکل ۱۶- تغییرات ثبت شده و تخمینی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای شماره ۹.



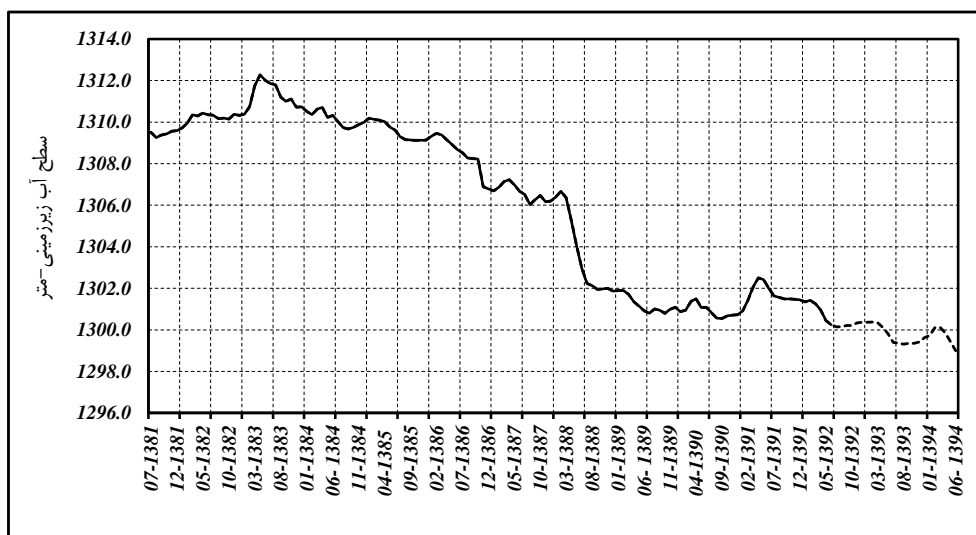
شکل ۱۵- تغییرات ثبت شده و تخمینی سطح آب زیرزمینی در چاه مشاهده‌ای شماره ۸.

نیز مشخص است، بر اساس دوره آماری ثبت شده در این دشت، سطح متوسط آب زیرزمینی دشت تسوج در طول ۱۳۲ ماه گذشته دچار افت شده است. مقدار افت رخ داده در این مدت ۹/۸۴ متر محاسبه گردید. هم‌چنین با توجه به شکل ۱۷ و بر اساس مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده، ادامه روند کنونی در بارش‌های منطقه و هم‌چنین بهره‌برداری از

پس از تخمین و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در ۱۰ چاه مشاهده‌ای دشت تسوج برای ۲۴ ماه آینده، در ادامه تحقیق حاضر بر اساس سطح پلی‌گون هر چاه و سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده، متوسط ماهانه سطح آب زیرزمینی کل دشت تسوج محاسبه گردید و در نهایت هیدروگراف معرف آبخوان ترسیم گردید (شکل ۱۷). همان‌طور که در شکل ۱۷

فرونشست زمین‌های بالای آبخوان و ... می‌گردد. بنابراین لازم است تا راه‌کارهای مدیریتی در جهت ممانعت از این مسئله باید اتخاذ شود. از راه‌کارهای مدیریتی می‌توان به اجرای روش‌های تعادل بخشی آبخوان‌ها اشاره نمود. در این شرایط ذخیره آبخوان افزایش خواهد یافت. از روش‌های تعادل بخشی می‌توان به صرفه‌جویی در مصرف آب در بخش‌های مصرف (شهری، صنعت، کشاورزی و ...)، پخش سیلاب در دشت‌ها و تغذیه مصنوعی و ... نام برد (نیکبخت و همکاران، ۱۳۹۱).

آبخوان دشت تسوج، موجب تداوم افت سطح آب زیرزمینی دشت خواهد شد به طوری که سطح آب زیرزمینی از ۱۳۰۰/۳ متر در شهریور ۱۳۹۲ (انتهای دوره آماری قابل دسترس) به ۱۲۹۹/۰ متر در شهریور ۱۳۹۴ (انتهای دوره پیش‌بینی) کاهش خواهد یافت (۱/۳ متر افت). کاهش سطح آب زیرزمینی موجب خشک شدن قنات‌ها و چشمه‌ها، پیش‌روی آب شور به طرف آب شیرین و کاهش کیفیت آن به مرور زمان در مناطق ساحلی، افزایش هزینه‌های پمپاژ آب از چاه‌های بهره‌برداری



شکل ۱۷- هیدروگراف معرف آبخوان دشت تسوج بر اساس مقادیر ثبت شده و پیش‌بینی شده سطح آب زیرزمینی.

عنوان خروجی بهترین شبکه بود. به طوری که ضریب رگرسیون کلیه شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه طراحی شده برای ۱۰ چاه مشاهده‌ای، حدود ۰/۹۰ و بیش‌تر بود هم چنین RMSE بین مقادیر تخمینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی و داده‌های ثبت شده، کمتر از ۸۰ سانتی‌متر بود. در نهایت سطح آب زیرزمینی برای ۲۴ ماه آینده پیش‌بینی شد. بر اساس نتایج، پیش‌بینی می‌شود متوسط سطح آب زیرزمینی دشت تسوج در ۲۴ ماه آینده ۱/۳ متر افت خواهد کرد. با توجه به نتایج مشاهده شده در این پژوهش و صرف وقت زیاد برای دستیابی به مقادیر دقیق‌تر، می‌توان با ترکیب چند روش هوش مصنوعی با یکدیگر در زمان انجام محاسبات صرفه‌جویی نموده و سریع‌تر به مقادیر دقیق‌تر دست یافت.

نتیجه‌گیری

در پژوهش حاضر سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی برای آبخوان دشت تسوج در آذربایجان شرقی پیش‌بینی شد. ابتدا سطح دشت بر اساس موقعیت چاه‌های مشاهده‌ای به روش تیسن، پلی‌گون‌بندی شد. سپس حجم آب ورودی و خروجی به هر پلی‌گون محاسبه شد. با تعریف ۴ معماری متفاوت برای شبکه‌های عصبی مصنوعی، بهترین شبکه بر اساس آماره‌های R^2 و RMSE جهت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در هر پلی‌گون تعیین شد. نتایج نشان داد که معماری ۴ برای شبکه با ورودی‌های بارندگی، تبخیر از تشت، تخلیه خالص تأثیرگذار و سطح آب زیرزمینی با چند ماه تأخیر زمانی، یک لایه پنهان و سطح آب زیرزمینی به

منابع و مراجع

- ابارشی، ف.، مفتاح هلقی، م.، ثانی خانی، ه.، دهقانی، ا.ا. ۱۳۹۳. مقایسه عملکرد سه روش هوشمند به منظور پیش‌بینی نوسانات سطح ایستابی (مطالعه موردی: دشت زرینگل). پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، دوره ۲۱، شماره ۱، ۱۶۳-۱۸۰.
- ابراهیمی، م.، فتحی، پ.، محمودی، ص. ۱۳۹۰. پیش‌بینی نوسانات سطح ایستابی با استفاده از مدل سری زمانی هوشمند (مطالعه موردی: دشت دهگلان). چهارمین کنفرانس مدیریت منابع آب، ۱۳-۱۴ شهریور، دانشگاه صنعتی امیرکبیر تهران.
- امیری ده‌احمدی، ف.، حسامی کرمانی، م.ر. ۱۳۹۱. بررسی پیش‌بینی نوسانات آب زیرزمینی با استفاده از هوش مصنوعی. همایش ملی مهندسی آب و فاضلاب، ۸-۹ اسفند، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- البرزی، م. ۱۳۸۹. آشنایی با شبکه‌های عصبی. چاپ چهارم، انتشارات دانشگاه صنعتی شریف، تهران، ۱۳۸ ص.
- بی‌نام، ۱۳۹۰. مطالعات نیمه‌تفصیلی آبهای زیرزمینی تحت پوشش شرکت سهامی آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی در محیط GIS. گزارش شماره ۵-۱، مطالعات آبهای زیرزمینی دشت تسوج، مهندسین مشاور یکم.
- پورمحمدی، س.، ملکی‌نژاد، ح.، پورشرعیاتی، ر. ۱۳۹۲. مقایسه کارایی روش‌های شبکه عصبی و سری‌های زمانی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: زیرحوضه بختگان استان فارس). حفاظت آب و خاک، دوره ۲۰، شماره ۴، ۲۵۱-۲۶۲.
- جهانشاهی، ا.، مقدم‌نیا، ع.ر. ۱۳۹۱. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت شهر بابک-استان کرمان). دومین کنفرانس برنامه‌ریزی و مدیریت محیط زیست، ۲۶-۲۷ اردیبهشت، دانشکده محیط زیست دانشگاه تهران.
- خاشعی سیوکی، ع.، قهرمان، ب.، کوچک‌زاده، م. ۱۳۹۲. مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ANFIS و رگرسیون در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور. آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۷، شماره ۱، ۱۰-۲۲.
- زارع ایبانه، ح.، بیات ورکشی، م. ۱۳۹۲. توسعه و کاربرد مدل‌های عصبی، فازی، الگوریتم ژنتیک و زمین‌آمار در برآورد توزیع مکانی سطح ایستابی. پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، دوره ۲۰، شماره ۴، ۱-۲۵.
- زارع ایبانه، ح.، بیات ورکشی، م.، معروفی، ص.، ایلدرومی، ع. ۱۳۹۰. شبیه‌سازی دشت ملایر بر اساس داده‌های هواشناسی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، دوره ۴۳، شماره ۷۸، ۱۷-۲۸.
- علی‌نژاد، ع.، درختی، ک.، نجیب، م. ۱۳۸۴. گزارش توجیهی برای تمدید محدودیت دشت تسوج. شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی.
- فضل اولی، ر.، شریفی، ف.، بهنیا، ع. ۱۳۸۵. بررسی تأثیر پخش سیلاب در تغذیه مصنوعی سفره آب زیرزمینی دشت موسیان. منابع طبیعی ایران، دوره ۵۹، شماره ۱، ۵۷-۷۴.
- 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، دوره ۴، شماره ۷، ۹۹-۱۰۹.
- محتشم، م.، دهقانی، ا.ا.، اکبرپور، ا.، مفتاح هلقی، م.، اعتباری، ب. ۱۳۸۹. پیش‌بینی سطح ایستابی آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). آبیاری و زهکشی ایران، دوره ۴، شماره ۱، ۱-۱۰.
- معمار، م.، حسینی، خ.، کرمی، ح. ۱۳۹۲. پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی (مطالعه موردی: دشت سمنان). اولین همایش ملی بحران آب، ۲۵-۲۶ اردیبهشت، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خوراسگان.
- میرزاوند، م.، قاسمیه، ه.، ساداتی‌نژاد، س.ج.، اکبری، م. ۱۳۹۴. مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره در تخمین تغییرات کیفی آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان کاشان). دانش آب و خاک، دوره ۲۵، شماره ۲، ۲۰۷-۲۲۰.

- affected by human activities. *Groundwater*, 46(1), 80-90.
- 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.
- Karthikeyan, L., Kumar, D.N., Grailot, D., Gaur, Sh. 2013. Prediction of groundwater levels in the uplands of a tropical coastal riparian wetland using artificial neural networks. *Water Resources Management*, 27(3), 871-883.
- 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.
- Mohanty, S., Jha, M.K., Kumar, A., Panda, D.K. 2013. Comparative evaluation of numerical model and artificial neural network for simulating groundwater flow in Kathajodi-Surua Interbasin of Odisha, India. *Journal of Hydrology*, 495, 38-51.
- Nadiri, A., Chitsazan, N., Tsai, F.T.-C., Asghari Moghaddam, A. 2014. Bayesian artificial intelligence model averaging for hydraulic conductivity estimation. *Journal of Hydrologic Engineering*, 19(3), 520-532.
- 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.
- Philip Plumb, A., Rowe, R.C., York, P., Brown, M. 2005. Optimisation of the predictive ability of artificial neural network (ANN) models: A comparison of three ANN programs and four classes of training algorithm. *European Journal of Pharmaceutical Sciences*, 25(5), 395-405.
- Rani Sethi, R., Kumar, A., Sharma, S.P., Verma, H.C. 2010. Prediction of water table depth in a hard rock basin by using artificial neural network. *International Journal of Water Resources and Environmental Engineering*, 2(4), 95-102.
- Shaki, A.A., Adeloye, A.J. 2007. Mathematical modeling of effects of Irawan irrigation project water abstractions on the Murzuq aquifer systems in Libya. *Journal of Arid Environments*, 71, 133-156.
- Sreekanth, P.D., Geethanjali, N., Sreedevi, P.D., Ahmed, S., Kumar, N.R., Jayanthi, P.D.K. 2009. Forecasting groundwater level using artificial neural networks. *Current science*, 96(7), 933-939.
- Sun, Y., Wendi, D., Kim, D.E., Liang, 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.
- Tayfur, G., Nadiri, A., Asghari Moghaddam, A. 2014. Supervised intelligent committee machine method for hydraulic conductivity estimation. *Water Resources Management*, 28, 1173-1184.
- میرعباسی نجف‌آبادی، ر.، رهنما، م.ب. ۱۳۸۶. شبیه‌سازی آبخوان دشت سیرجان با استفاده از مدل Modflow و بررسی اثرات احداث سد تنگ‌ویه بر آن. پژوهش آب ایران، دوره ۱، شماره ۱، ۹-۱.
- نجیب، م. ۱۳۹۰. گزارش توجیهی برای تمدید ممنوعیت دشت تسوج. شرکت آب منطقه‌ای آذربایجان شرقی، دفتر مطالعات پایه منابع آب، نشریه شماره ۱۷۴۹.
- ندیری، ع.، اصغری مقدم، ا.، عبقری، ه.، فیجانی، ا. ۱۳۹۲. توسعه مدل‌های هوش مصنوعی مرکب در برآورد قابلیت انتقال آبخوان، مطالعه موردی: دشت تسوج. تحقیقات منابع آب ایران، دوره ۹، شماره ۱، ۱-۱۴.
- نورانی، و.، صالحی، ک. ۱۳۸۷. مدل‌سازی بارش-رواناب با استفاده از روش شبکه عصبی فازی تطبیقی و مقایسه آن با روش‌های شبکه عصبی و استنتاج فازی. چهارمین کنگره ملی مهندسی عمران، ۱۳-۱۴ آبان، دانشگاه تهران.
- نیکبخت، ج.، نجیب، ز.، حسن پور اقدم، م.ع. ۱۳۹۱. اثر تبدیل سیستم‌های آبیاری سنتی به تحت فشار بر افزایش ذخیره و سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت عجب‌شیر، آذربایجان شرقی). اولین کنفرانس ملی راهکارهای دستیابی به توسعه پایدار، ۲۰ اسفند، پژوهشکده سوانح طبیعی، تهران.
- 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.
- 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.
- Daliakopoulos, I.N., Coulibaly, P., Tsanis, I.K. 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 309(4), 229-240.
- Djurovic, N., Domazet, N., Stricevic, R., Pocuca, V., Spalevic, V., Pivic, R., Gregoric, E., Domazet, U. 2015. Comparison of groundwater level models based on artificial neural networks and ANFIS. *The Scientific World Journal*, 2015, 1-14.
- Feng, S., Kang, S., Huo, Z., Chen, S., Mao, X. 2008. Neural networks to simulate regional groundwater levels

- forecasting. Environmental Earth Science, 75, 396-408.*
- Youssef, T., Gad, M.L., Ali, M.M. 2012. Assessment of groundwater resources management in Wadi El-Farigh area using MODFLOW. IOSR Journal of Engineering, 10, 2250-3021.*
- Trichakis, I.C., Nikolos, I.K., Karatzas, G.P. 2011. Artificial neural network (ANN) based modeling for karstic groundwater level simulation. Water Resources Management, 25(4), 1143-1152.*
- Yan, Q., Ma, C. 2016. Application of integrated ARIMA and RBF network for groundwater level*