

خوشه‌بندی شبکه چاهک‌های مشاهده‌ای و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت مراغه)

جعفر نیکبخت*^۱، سمانه نوری^۲

تاریخ دریافت: ۹۵/۰۱/۲۴ تاریخ پذیرش: ۹۵/۱۰/۰۲

۱- دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان

۲- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، دانشکده کشاورزی، دانشگاه زنجان

* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: Nikbakht.jaefar@znu.ac.ir

چکیده

هدف از پژوهش حاضر خوشه‌بندی چاهک‌های مشاهده‌ای آبخوان دشت مراغه (آذربایجان شرقی) و پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی بود. ابتدا با کمک روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی-WARD ۲۰ چاهک مشاهده‌ای محدوده دشت مراغه با طول دوره آماری بیش از ۱۵ سال خوشه‌بندی شد. سپس یک خوشه با ۳ زیرخوشه همگن انتخاب و نماینده هر زیرخوشه تعیین شد. با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه با الگوریتم پس انتشار خطا، تراز آب زیرزمینی نماینده هر زیرخوشه شبیه‌سازی گردید. نتایج نشان داد که در نظر گرفتن داده‌های دمای هوا به عنوان ورودی در شبکه‌های عصبی مصنوعی موجب اغتشاش شبکه و در نظر گرفتن تأخیر زمانی برای پارامترهای ورودی، باعث تخمین دقیق‌تر مقادیر سطح آب زیرزمینی شد. بر اساس نتایج، کمترین و بیشترین مقدار RMSE حاصل بین مقادیر محاسباتی و مشاهداتی به ترتیب ۰/۲۶ و ۰/۶۳ متر بود. همچنین بیشترین و کمترین مقدار R^2 به ترتیب ۰/۸۶ و ۰/۸۲ به دست آمد.

واژه‌های کلیدی: پیش‌بینی، تراز آب زیرزمینی، خوشه‌بندی، سلسله مراتبی-WARD، شبکه‌های عصبی مصنوعی

Clustering Observation Wells Network and Forecasting Groundwater Level by Artificial Neural Networks (Case Study: Maragheh Plain)

J Nikbakht^{1*}, S Nouri²

Received: 22 December 2015

Accepted: 31 December 2016

1- Assoc. Prof., Dept. of Water Eng., Faculty of Agric., Univ. of Zanjan, Iran

2- M.Sc. Graduate Student of Irrig. and Drain., Faculty of Agric., Univ. of Zanjan, Iran

*Corresponding Author, Email: Nikbakht.jaefar@znu.ac.ir

Abstract

The purpose of this study was to cluster the observation well networks in Maragheh Plain in East Azarbaijan and to predict the groundwater level by artificial neural networks. Primarily, by Hierarchical WARD clustering method, 20 observation wells of Maragheh Plain with over 15 years data period were clustered. Then, a cluster with 3 homogenous subclusters was selected and the representative of each subcluster was determined. Artificial neural networks with a multilayer perceptron structure utilizing back-propagation algorithm was used to simulate the representative groundwater level of each subcluster. The results indicated considering monthly temperature data as input for the artificial neural networks caused disorder of the network while considering lag time for the input data increased the accuracy of the estimated groundwater levels. Based on the results, the minimum and maximum RMSE between the observed and calculated values were 0.26 m and 0.63 m, respectively. Also the Maximum and minimum quantities of R^2 were 0.86 and 0.82, respectively.

Keywords: Artificial neural networks, Clustering, Forecasting, Groundwater level, Hierarchical-WARD.

مقدمه

روش غیرمستقیم مطالعه آب زیرزمینی می‌باشد، با صرف هزینه کمتر صورت می‌گیرد (نکوآمال کرمانی و همکاران ۱۳۸۶). عدم وجود داده‌های کافی برای توسعه مدل‌های ریاضی (به‌علت محدودیت‌های زمانی و هزینه‌ای) و هم‌چنین زمان زیاد لازم جهت اجرای مکرر این مدل‌ها خصوصاً در شرایط ترکیب با مدل‌های بهینه‌سازی، به‌منظور یافتن سناریوی بهینه مدیریت آب زیرزمینی، کاربرد مدل‌های ریاضی را با محدودیت مواجه می‌کند (امیری ده‌احمدی و حسامی کرمانی ۱۳۹۱). در چنین شرایطی، مدل‌های مبتنی بر شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند جایگزین مناسبی به‌شمار آیند. در این نوع شبکه‌ها، با انجام پردازش‌های موازی روی داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در داده‌ها به

با توجه به قرار گرفتن سرزمین ایران در اقلیم خشک و نیمه‌خشک، اصلی‌ترین منبع تأمین آب در بیش‌تر مناطق آن، نخایر زیرزمینی می‌باشد. به‌همین جهت، مطالعه وضعیت فعلی و آینده این منبع آب شیرین جایگاه ویژه‌ای در مطالعات منابع آب توسط متخصصین دارد (محتشم و همکاران ۱۳۸۹). مطالعات یک سیستم آب زیرزمینی به‌منظور شناخت رفتار آن، نیازمند حفر تعداد زیادی چاه اکتشافی و انجام عملیات پمپاژ، آزمایشات ژئوفیزیک و انجام یک‌سری تحقیقات طولانی مدت می‌باشد که با صرف هزینه‌های فراوان عملی می‌گردد. به‌همین دلیل، امروزه شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی توسط مدل‌های ریاضی و کامپیوتری که یک

به‌همین دلیل می‌توان با انجام خوشه‌بندی، چاهک‌های مشابه را در یک خوشه قرار داد. سپس رفتارهای یکسان را در قالب یک چاهک مشاهده‌ای که به‌عنوان نماینده آن خوشه برگزیده می‌شود، مورد بررسی و تحلیل قرار داد (ایزدی و همکاران ۱۳۸۷). خوشه به مجموعه‌ای از داده‌ها گفته می‌شود که به‌هم شباهت دارند. در خوشه‌بندی سعی می‌شود تا کل داده‌های موجود، به خوشه‌هایی تقسیم شوند که شباهت بین داده‌های درون هر خوشه بیشینه و شباهت بین داده‌های خوشه‌های متفاوت، کمینه شود. در خوشه‌بندی داده‌ها، بر خلاف طبقه‌بندی کلاسیک داده‌ها، تعداد خوشه‌ها از قبل معین نبوده (یادگیری بدون نظارت) بلکه از طریق داده‌ها استخراج می‌شوند (پیری و همکاران ۱۳۹۲). بر اساس بررسی‌های صورت گرفته در پایگاه‌های اطلاعات علمی، بیش‌تر پژوهش‌های صورت گرفته با روش خوشه‌بندی هم‌چون پژوهش نوشادی و همکاران (۱۳۸۸)، عابدی کویایی و همکاران (۱۳۸۹) و کیم و همکاران (۲۰۱۴) در زمینه کیفیت آب زیرزمینی و پهنه‌بندی آن بر این اساس بود. تنها پژوهش به‌دست آمده در این زمینه که در آن چاهک‌های مشاهده‌ای آبخوان مورد مطالعه بر اساس معیارهای کمی (سطح آب زیرزمینی و غیره) خوشه‌بندی شده و سپس بر اساس روش‌های عددی تراز آب زیرزمینی چاهک نماینده پیش‌بینی شده بود، تحقیق ایزدی و همکاران (۱۳۸۷) می‌باشد. ایشان ابتدا چاهک‌های مشاهده‌ای موجود در دشت نیشابور (۵۰ عدد) را به‌کمک روش WARD خوشه‌بندی نمودند. سپس با انتخاب یک چاهک به‌عنوان نماینده هر خوشه، سطح آب زیرزمینی چاهک نماینده را با کمک مدل داده‌های ترکیبی با اثرات مشترک پیش‌بینی نمودند. بنابراین با توجه به پیشینه بیان شده، ضرورت انجام پژوهش حاضر با هدف خوشه‌بندی چاهک‌های مشاهده‌ای آبخوان دشت مراغه و پیش‌بینی تراز آب به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی ایجاب شد. بر اساس یافته‌های آهنی و همکاران (۱۳۹۴) و رائو و سرینیواس

ساختار شبکه منتقل شده و بر اساس محاسبات انجام گرفته بر روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی آن‌ها فرا گرفته می‌شود (رانی سطحی و همکاران ۲۰۱۰). اسریکت و همکاران (۲۰۰۹) طی پژوهشی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی پیشرو با الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت با دقت بسیار بالایی ($RMSE = 4.5m$ و $R^2 = 0.93$) تراز آب زیرزمینی حوضه ماهشورارام^۱ در ایالت حیدرآباد هندوستان را پیش‌بینی نمودند. نیک‌منش و رخشنده‌رو (۱۳۸۹)، پس از طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای متفاوت، با کمک شبکه پیشرو با الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت (بهترین شبکه در بین شبکه‌های طراحی شده) سطح آب‌های زیرزمینی محدوده سعادت شهر در استان فارس را برای بازه زمانی دو ساله ۱۳۸۳-۱۳۸۵ پیش‌بینی کردند. تائورمینا و همکاران (۲۰۱۲)، طی پژوهشی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار خطا با الگوریتم آموزشی لونیبرگ-مارکوارت با تابع فعال‌سازی تانژانت هایپربولیک با ۴ نرون در لایه پنهان، نوسانات ساعتی تراز آب زیرزمینی آبخوان ساحلی تالاب ونیز ایتالیا را مدل‌سازی نمودند. بر اساس نتایج با کمک بهترین معماری حاصل، روند رو به پائین و نوسانات روزانه در سطح آب‌های زیرزمینی را می‌توان به‌کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی تخمین زد. معمار و همکاران (۱۳۹۲) در پژوهشی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی پس انتشار با الگوریتم آموزش لونیبرگ-مارکوارت، توانستند تراز آب زیرزمینی آبخوان دشت سمنان را با دقت مناسب در بازه زمانی ۴۵ ماهه (از دی ماه ۱۳۸۶ تا مهرماه ۱۳۹۰) پیش‌بینی نماید.

یکی از مشکلات موجود در بررسی یک آبخوان از طریق روش‌های هوشمند، تعداد زیاد چاهک‌های مشاهده‌ای نصب شده در آبخوان است که تحلیل تمامی آنها به‌صورت تک‌تک مشکل و بسیار وقت‌گیر می‌گردد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه در این پژوهش دشت مراغه واقع در شمال غربی ایران و دامنه‌های جنوبی کوه‌های سهند و جنوب‌شرقی دریاچه ارومیه و در فاصله ۱۲۰ کیلومتری جنوب‌غربی شهر تبریز بود. این دشت با ارتفاع متوسط حدود ۱۳۰۰ متر از سطح آبهای آزاد، در موقعیت جغرافیایی $37^{\circ} 00'$ تا $37^{\circ} 11'$ طول شرقی و $37^{\circ} 11'$ تا $37^{\circ} 28'$ عرض شمالی واقع گردیده است. جدول ۱ متوسط پارامترهای هواشناسی منطقه مورد مطالعه که بر اساس داده‌های بلندمدت ایستگاه هواشناسی سینوپتیک مراغه (۱۳۶۰-۱۳۹۲) حاصل شده است را نشان می‌دهد. شهرهای مراغه و بناب دو شهر بزرگ واقع شده در پهنه این دشت می‌باشد.

جدول ۱- میانگین درازمدت (۳۳ ساله) پارامترهای هواشناسی در دشت مراغه.

دمای متوسط ($^{\circ}\text{C}$)	ساعات آفتابی	بارندگی (mm)	تبخیر (mm)	رطوبت نسبی (%)	سرعت باد* (ms^{-1})	نمایه اقلیم آمبرژه
۱۳	۲۸۹۷/۴	۲۸۱	۱۹۴۵	۴۸	۱/۴	خشک سرد

* سرعت باد در ارتفاع ۲ متری از سطح زمین می‌باشد

رابطه ۱ استانداردسازی شده و برای انجام خوشه‌بندی وارد نرم‌افزار SPSS گردید.

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

که در آن \bar{x} : میانگین سری داده‌های مشاهداتی، x : مقدار داده مشاهده‌ای، x_{\min} و x_{\max} : کمینه و بیشینه سری داده‌های مشاهداتی و y : داده نرمال شده می‌باشد (رانی ستهی و همکاران ۲۰۱۰).

اولین بار اصطلاح تحلیل خوشه‌ای در سال ۱۹۳۹ توسط تراویون برای روش‌های گروه‌بندی اشیائی که شبیه یکدیگر می‌باشند ارائه شد. هدف از خوشه‌بندی داده‌ها، تشکیل گروه‌های متجانس با بیش‌ترین شباهت بین اعضای هر گروه و کم‌ترین شباهت بین اعضای گروه‌های مختلف می‌باشد (زارع چاهوکی ۱۳۸۹). روش‌های خوشه‌بندی از دو جنبه تقسیم‌بندی می‌گردد

(۲۰۰۶) پس از خوشه‌بندی و تشکیل مناطق همگن، مقادیر دبی سیلاب برآورد شده با استفاده از تحلیل‌های منطقه‌ای و نقطه‌ای تا حد زیادی به هم نزدیک بودند. بنابراین بر اساس توصیه ایشان در مواردی که ایستگاهی فاقد آمار بوده یا دارای آمار کوتاه مدت باشد می‌توان با قابلیت اعتماد قابل قبولی از مقادیر منطقه‌ای (خوشه همگن) برای برآورد دبی سیلاب در ایستگاه استفاده کرد. هدف از پژوهش حاضر خوشه‌بندی چاهک‌های مشاهده‌ای آبخوان دشت مراغه با روش WARD و انتخاب یک چاهک به عنوان نماینده هر خوشه و در نهایت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی چاهک نماینده با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی بود.

به‌منظور انجام پژوهش، ابتدا داده‌های هواشناسی ایستگاه سینوپتیک مراغه از سازمان هواشناسی و اطلاعات منابع آب زیرزمینی دشت مراغه از شرکت آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی تهیه شد. سپس با استفاده از نقشه زمین‌شناسی منطقه، محدوده دریاچه ارومیه و هم‌چنین نقشه هم‌تراز سطح آب زیرزمینی، مرزهای آبخوان دشت مراغه مشخص گردید. در مرحله بعد بر اساس اطلاعات اخذ شده، از بین چاهک‌های مشاهده‌ای موجود در محدوده آبخوان، چاهک‌های با طول دوره آماری بیش از ۱۵ سال جهت انجام ادامه پژوهش از بقیه چاهک‌ها جدا شد. سپس با آزمون ران، تصادفی بودن مقادیر ماهانه تراز آب زیرزمینی ثبت شده در چاهک در سطح احتمال ۹۵ درصد بررسی و داده‌های پرت اصلاح گردیدند. سپس داده‌ها به‌کمک

به‌منظور انتخاب تعداد زیرخوشه مناسب جهت انجام مراحل بعدی پژوهش، از خصوصیات توپوگرافی دشت، تغییرات متوسط سطح آب زیرزمینی چاهک‌های مشاهده‌ای قرار گرفته در هر زیرخوشه و همچنین نظر کارشناسی استفاده شد. همچنین پس از انتخاب تعداد زیرخوشه مناسب، به‌منظور بررسی همگنی زیرخوشه‌ها و نیز عدم وجود شباهت بین خوشه‌ها، از تحلیل واریانس یک‌طرفه (F-Test) استفاده شد. در نهایت از بین چاهک‌های عضو یک زیرخوشه، چاهکی که انحراف معیار و ضریب تغییرات تراز آب زیرزمینی کل دوره آماری قابل دسترس آن، کم‌ترین اختلاف را از انحراف معیار کل زیرخوشه داشت به‌عنوان نماینده آن زیرخوشه انتخاب شد (ایزدی و همکاران ۱۳۸۷). سپس با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی، تراز آب زیرزمینی نماینده هر زیرخوشه پیش‌بینی شد. نرم‌افزار مورد استفاده در این پژوهش NeuroSolutions 5.0 بود. از بین ساختارهای گوناگون شبکه‌های عصبی مصنوعی، با توجه به مطالعات پیشین انجام شده مرتبط با این پژوهش (زارع ایبانه و همکاران ۱۳۹۰، امیری ده‌احمدی و حسامی کرمانی ۱۳۹۱، پورمحمدی و همکاران ۱۳۹۲)، از ساختار پرسپترون چند لایه (MLP) با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) و تابع آموزشی لونیبرگ-مارکوارت (LM) جهت شبیه‌سازی و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شد. برای تابع انتقال جهت تعیین شبکه بهینه از کلیه توابع انتقال تعریف شده در نرم‌افزار استفاده شد. در نهایت بر اساس معیارها و آماره‌های ارزیابی در نظر گرفته شده در این پژوهش (روابط ۳ و ۴) بهترین انتقال و بهترین شبکه تعیین شد. به‌منظور پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی، ترکیبی از اطلاعات هواشناسی ماهانه ایستگاه هواشناسی سینوپتیک مراغه و منابع آب دشت با معماری‌های متفاوت (جدول ۲) طراحی شد. با توجه به جدول ۲، در معماری سوم برای هر پارامتر تأخیر زمانی، ۱، ۳، ۶، ۹ و ۱۲ ماه و ترکیبی از آن‌ها (به‌عنوان نمونه ۳-۶ یا ۶-۹-۱۲ ماه تأخیر) در

۱- سخت یا انحصاری (تعلق هر داده دقیقاً به یک خوشه مانند روش K-Means) و نرم یا باهم‌پوشانی (اختصاص یک درجه تعلق به هر خوشه برای هر داده بنابراین یک داده می‌تواند با نسبت‌های متفاوت به چندین خوشه تعلق داشته باشد مانند خوشه‌بندی فازی) و ۲- سلسله مراتبی (اختصاص ساختار سلسله مراتبی به خوشه‌های نهایی بر اساس میزان عمومیت آن‌ها، مانند روش ارتباط منفرد) و مسطح (تمامی خوشه‌های نهایی دارای یک میزان عمومیت هستند مانند روش K-Means). در روش خوشه‌بندی سلسله مراتبی، تعیین تعداد بهینه خوشه با رسم نمودار درختی (دندروگرام) و قطع آن در یک محل خاص صورت می‌گیرد (نادی و خلیلی ۱۳۹۲). در مواردی که تعداد خوشه‌ها از قبل معلوم نیست روش سلسله مراتبی مناسب‌ترین روش برای انجام خوشه‌بندی می‌باشد (فلاحی و همکاران ۱۳۹۱).

روش در نظر گرفته شده برای انجام خوشه‌بندی در این تحقیق، روش سلسله مراتبی WARD بود. به‌منظور خوشه‌بندی داده‌ها، ابتدا هر داده به‌عنوان یک خوشه در نظر گرفته می‌شود. سپس مربع فاصله اقلیدسی میانگین‌های خوشه‌ها محاسبه می‌شود (رابطه ۲). این فاصله برای تمامی مشاهدات جمع می‌شود. در هر مرحله دو خوشه‌ای ترکیب می‌شوند که کوچکترین افزایش در مجموع مربعات فواصل داخل خوشه‌ای را داشته باشند. تا زمانی که تعداد خوشه‌ها به تعداد مورد نظر نرسیده است، مراحل قبلی تکرار می‌شود.

$$d_{(p,q)}^2 = \sum_{i=1}^n (p_i - q_i)^2 \quad [2]$$

که در آن p_i و q_i دو نقطه در فضای اقلیدسی n بعدی و $d_{(p,q)}^2$ مربع فاصله اقلیدسی می‌باشد (زارع چاهوکی ۱۳۸۹).

متغیرهای مورد استفاده جهت انجام خوشه‌بندی مقادیر ماهانه تراز آب زیرزمینی چاهک‌های مشاهده‌ای بود. در نهایت کلیه چاهک‌ها به‌روش سلسله مراتبی-WARD خوشه‌بندی شد. پس از انجام خوشه‌بندی،

نظر گرفته شد. جهت محاسبه مقادیر تخلیه خالص تأثیرگذار بر سطح آب هر چاهک از روش پلی گون بندی محدوده آبخوان استفاده شد (محتشم و همکاران ۱۳۸۹). به این منظور، ابتدا چاه‌های بهره‌برداری قرار گرفته در داخل پلی گون نماینده هر زیرخوشه از بقیه چاه‌ها تفکیک شد. سپس مقادیر تخلیه آب توسط هر چاه بعد از کسر آب برگشتی به آبخوان، محاسبه گردید. جمع مقادیر تخلیه کلیه چاه‌های بهره‌برداری قرار گرفته در درون

پلی گون، به عنوان تخلیه خالص تأثیرگذار بر سطح آب آن چاهک لحاظ شد. پس از آماده‌سازی داده‌های ورودی و خروجی، با کمک رابطه ۱، کلیه داده‌ها استانداردسازی شد. سپس داده‌های استانداردسازی شده به ۳ بخش تفکیک گردید. ۷۰ درصد کل داده‌ها جهت آموزش شبکه‌های عصبی طراحی شده، ۱۵ درصد جهت اعتبارسنجی و ۱۵ درصد بقیه برای آزمون مورد استفاده قرار گرفت.

جدول ۲. معماری‌های در نظر گرفته شده برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی.

نام شبکه	پارامترهای بردار ورودی	پارامتر 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 خالص تأثیرگذار	سطح ایستابی
ANN_{i-1-1}	پارامترهای معماری اول و دوم با در نظر گرفتن چندین گام زمانی تأخیر برای هر پارامتر (از تأخیر زمانی تراز ایستابی نیز به عنوان ورودی استفاده شد)	

۱: ورودی به دلیل در نظر گرفتن تأخیر متفاوت بود

برای ارزیابی کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده، از آماره‌های ضریب تبیین (رابطه ۳) و جذر میانگین مربعات خطا (رابطه ۴) استفاده شد.

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

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (q_i - \hat{q}_i)^2} \quad [4]$$

در این روابط، q_i مقدار سطح آب زیرزمینی مشاهده شده، \hat{q}_i مقدار سطح آب زیرزمینی برآورد شده توسط هر مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، \bar{q}_i میانگین مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده‌ای، $\bar{\hat{q}}_i$ میانگین مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی، n تعداد داده‌ها می‌باشد.

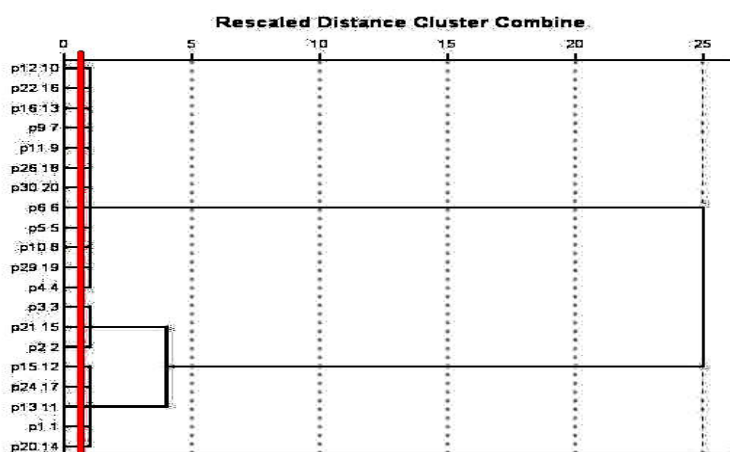
نتایج و بحث

شکل ۲ دندروگرام حاصل از خوشه‌بندی ۲۰ چاهک مشاهده‌ای انتخاب شده دشت مراغه با روش

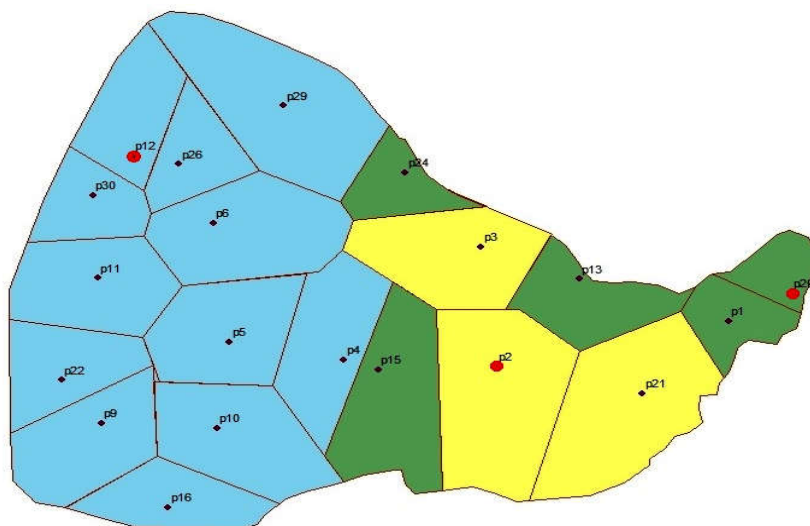
سلسله مراتبی -WARD را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۲، نتیجه می‌شود که با افزایش فاصله مقیاس بندی شده (حرکت از صفر به طرف ۲۵ در شکل ۲) تعداد زیرخوشه ایجاد شده کاهش یافت. در واقع در این شرایط، درصد شباهت بین اعضا کاهش می‌یابد و به همین علت تعداد بیش‌تری از اعضا (چاهک‌های مشاهده‌ای) در یک زیرخوشه قرار می‌گیرند. با توجه به شکل ۲، در فاصله مقیاس بندی شده کمتر از ۲، کل ۲۰ چاهک مشاهده‌ای دشت مراغه در ۳ زیرخوشه قرار گرفت اما با افزایش فاصله مقیاس بندی شده از ۲ به حدود ۳، تعداد زیرخوشه ۲ زیرخوشه کاهش یافت. در ادامه پژوهش به منظور در نظر گرفتن بیشینه سطح دشت برای تحلیل‌های بعدی، خطی عمودی از فاصله مقیاس بندی شده ۱/۵ عبور داده شد (شکل ۲). در نتیجه تعداد ۳ زیرخوشه برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با شبکه‌های عصبی مصنوعی انتخاب شد. شکل ۳ زیرخوشه‌های انتخاب شده را نشان می‌دهد. هم‌چنین در شکل ۳، چاهک مشاهده‌ای انتخاب شده به عنوان نماینده

نمودند که در این حالت، چاهک‌ها در ۶ زیرخوشه متفاوت قرار گرفت. ایشان در نهایت با در نظر گرفتن مجموع مربعات انحراف از میانگین هر زیرخوشه و نیز قضاوت کارشناسی، نماینده آن زیرخوشه را انتخاب کرده و سطح آب زیرزمینی چاهک نماینده را به کمک مدل‌های ترکیبی پیش‌بینی نمودند.

هر زیرخوشه، با دایره بزرگ‌تر نسبت به بقیه مشخص شده است. ایزدی و همکاران (۱۳۸۷) در پژوهشی با کمک روش WARD ۵۰ عدد چاهک مشاهده‌ای نصب شده در گستره دشت نیشابور را خوشه‌بندی کردند. سپس به منظور در نظر گرفتن بیشینه سطح دشت برای بررسی‌های بعدی، از سطح شباهت ۹۰ درصد استفاده



شکل ۲. دندروگرام حاصل از خوشه‌بندی چاهک‌های مشاهده‌ای دشت مراغه با روش سلسله مراتبی-WARD.



شکل ۳. خوشه‌بندی چاهک‌های مشاهده‌ای آبخوان دشت مراغه و پلی‌گون مربوط به هر عضو.

شده است. با توجه به نتایج جدول ۳، مشاهده می‌شود که در سطح یک درصد بین زیرخوشه‌ها اختلاف معنی‌دار وجود داشت که بیانگر عدم وجود شباهت بین

نتایج تحلیل واریانس یک‌طرفه صورت گرفته به منظور صحت‌سنجی همگنی زیرخوشه‌ها و نیز عدم وجود شباهت بین زیرخوشه‌ها در جدول ۳ نشان داده

۳ زیرخوشه ایجاد شده و هم‌چنین صحت عملیات خوشه‌بندی می‌باشد.

جدول ۳. نتایج تجزیه واریانس میانگین مربعات سطح آب زیرزمینی چاهک‌های مشاهده‌ای قرار گرفته در هر زیرخوشه.

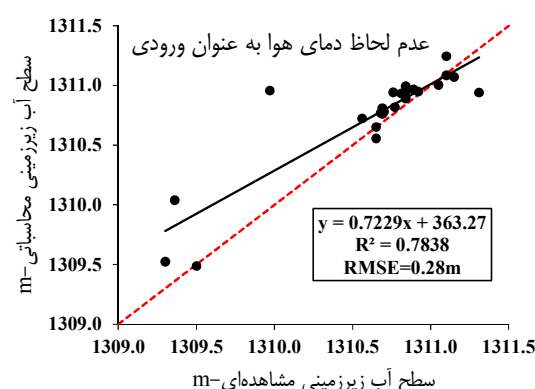
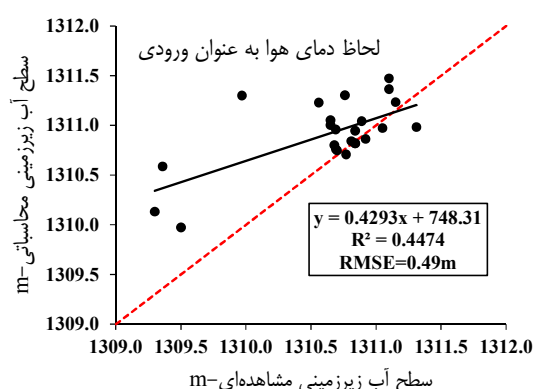
منابع تغییر	درجه آزادی	میانگین سطح آب زیرزمینی
زیرخوشه	۲	۸۸۹۸**
خطا	۱۷	۵۰
ضریب تغییرات	----	۳/۸۱

** نشان‌دهنده اختلاف معنی‌دار در سطح ۱ درصد

مشاهده شده و پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی در چاهک مشاهده‌ای P2 در شرایط لحاظ نمودن دمای متوسط هوا و عدم لحاظ نمودن آن به‌عنوان ورودی را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۴، مقادیر R^2 و $RMSE$ برای شبکه با ورودی دمای متوسط، بارندگی، تبخیر از تشت و مقادیر تخلیه خالص تأثیرگذار به ترتیب ۰/۴۴ و ۰/۴۹ متر به‌دست آمد که پس از حذف مقادیر دمای متوسط از داده‌های ورودی، این مقادیر به ترتیب ۰/۷۸ و ۰/۲۸ متر شد (به‌ترتیب ۳۴ درصد افزایش و ۰/۲۱ متر کاهش). بنابراین در ادامه پژوهش مقادیر دمای متوسط ماهانه در هیچ یک از شبکه‌ها به‌عنوان ورودی در نظر گرفته نشد.

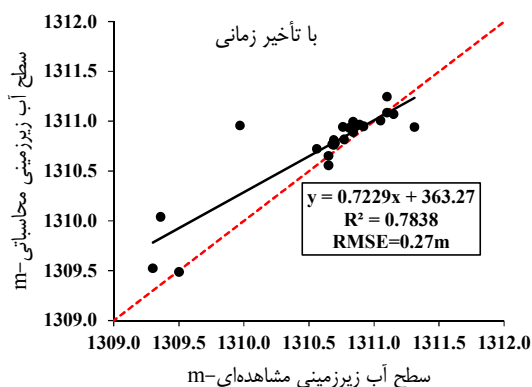
عملیات بررسی همگنی زیرخوشه‌ها به‌منظور صحت‌سنجی خوشه‌بندی در پژوهش انجام گرفته توسط بیابانکی و اسلامیان (۱۳۸۳) نیز انجام گرفت. ایشان در مطالعه خود، ابتدا با استفاده از ۱۶ خصوصیت هیدرولوژیک ۴۱ ایستگاه هیدرومتری حوضه آبریز کرخه را خوشه‌بندی کردند. سپس با استفاده از روش تحلیل ممیزی و منحنی‌های Andrew صحت همگنی زیرخوشه‌ها را بررسی کردند.

در ادامه پژوهش، نتایج نشان داد که در نظر گرفتن دمای متوسط ماهانه (حتی با تأخیر زمانی) به‌همراه بقیه پارامترها به‌عنوان ورودی در شبکه‌های تعریف شده در جدول ۲، باعث اغتشاش شبکه‌ها گردید. به‌عنوان نمونه شکل ۴ مقادیر سطح آب زیرزمینی

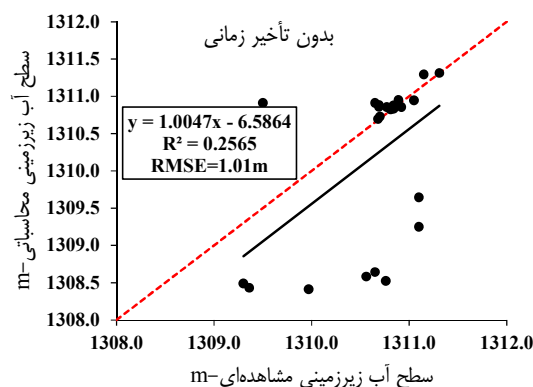


شکل ۴. مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی در چاهک مشاهده‌ای P2 در شرایط لحاظ نمودن و عدم لحاظ دمای هوا به‌عنوان ورودی.

شکل ۵، مقادیر R^2 و $RMSE$ برای شبکه بدون تأخیر زمانی برای ورودی‌ها به ترتیب ۰/۲۶ و ۱/۰۱ متر به دست آمد که پس از در نظر گرفتن تأخیر زمانی یک ماهه برای داده‌های ورودی، این مقادیر به ترتیب ۰/۷۸ و ۰/۲۸ متر شد (به ترتیب ۵۲ درصد افزایش و ۰/۷۳ متر کاهش). کاهش اختلاف مقادیر سطح آب زیرزمینی پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی در شرایط در نظر گرفتن تأخیر زمانی را می‌توان بر اساس سرعت بسیار کم جریان آب در محیط متخلخل، قابل توجیه دانست.



همچنین نتایج نشان داد در شبکه‌هایی که در آن‌ها از تأخیر زمانی برای هر پارامتر ورودی استفاده شد، نسبت به معماری مشابه ولی در شرایط بدون تأخیر زمانی، مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر اندازه‌گیری شده نزدیک‌تر گردید. شکل ۵ نتایج مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده شده نسبت به مقادیر پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مرحله آزمون در شرایط لحاظ نمودن یک ماه تأخیر زمانی برای داده‌های ورودی (بارش، تبخیر، مقادیر تخلیه خالص تأثیرگذار) را نشان می‌دهد. با توجه به



شکل ۵. مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و پیش‌بینی شده با شبکه‌های عصبی مصنوعی برای مرحله آزمون با و بدون در نظر گرفتن تأخیر زمانی برای ورودی‌ها

چاهک‌های P2 و P12 بود. لازم به توضیح است که بهترین تأخیر زمانی برای داده‌های سطح ایستابی، از طریق سعی و خطا و اجرای چندین باره شبکه‌های طراحی شده حاصل گردید.

جدول ۴ نتایج بهترین شبکه طراحی شده برای نماینده هر زیرخوشه و ورودی‌های در نظر گرفته شده برای آن را نشان می‌دهد. مشاهده می‌شود که بیشترین تأخیر زمانی در نظر گرفته شده در ورودی‌ها، ۳ ماه و برای چاهک P20 و کمترین تأخیر زمانی، یک ماه و برای

جدول ۴. ورودی و خروجی بهترین شبکه عصبی مصنوعی چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه.

شماره چاهک	ورودی	خروجی
P2	$P_i, P_{i-1}, E_i, E_{i-1}, O_i, O_{i-1}, W_{i-1}$	W_i
P12	$P_i, P_{i-1}, E_i, E_{i-1}, O_i, O_{i-1}, W_{i-1}$	W_i
P20	$P_i, P_{i-1}, P_{i-2}, P_{i-3}, E_i, E_{i-1}, E_{i-2}, E_{i-3}, O_i, O_{i-1}, O_{i-2}, O_{i-3}, W_{i-1}, W_{i-2}, W_{i-3}$	W_i

P: بارندگی ماهانه، E: تبخیر ماهانه از تشت تبخیر، O: مقدار ماهانه تخلیه خالص تأثیرگذار و W_i : سطح ماهانه آب زیرزمینی.

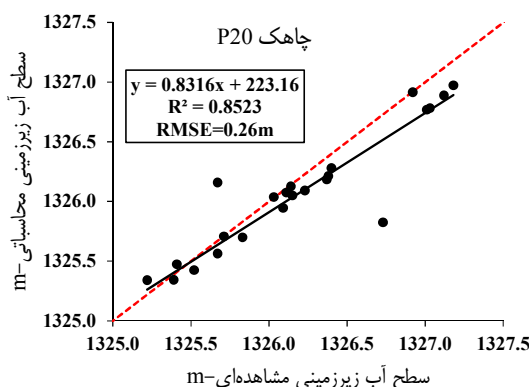
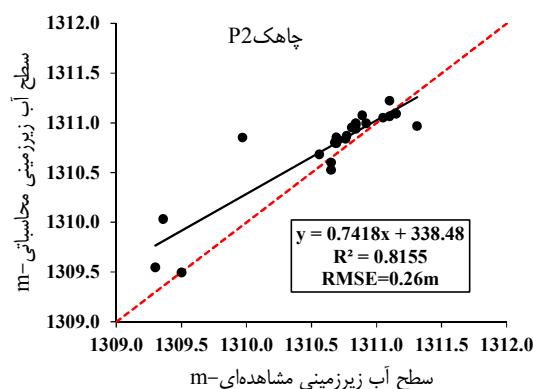
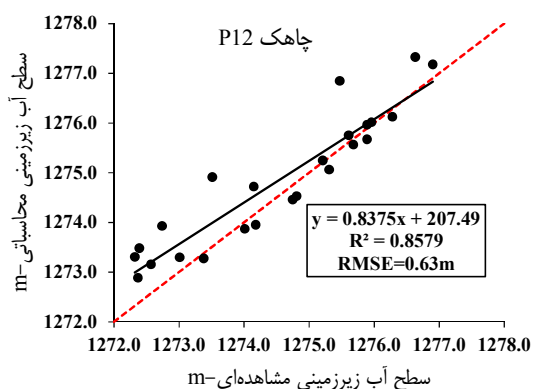
جدول ۵ مشخصات بهترین شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه را نشان می‌دهد. با توجه به جدول ۵، مشاهده می‌شود که در کلیه شبکه‌های بهینه طراحی شده، تعداد لایه پنهان یک لایه و تعداد نرون در نظر گرفته شده برای لایه پنهان ۴ عدد بود. این شرایط بر اساس سعی و خطا و افزایش تعداد لایه پنهان و تعداد

نرون حاصل شد. فقیه (۱۳۸۹) در پژوهش خود مشاهده نمود که با افزایش تعداد لایه پنهان از یک لایه به ۴ لایه، مقادیر $RMSE$ کاهش نیافت و کمترین مقدار این آماره در شبکه با یک لایه پنهان مشاهده شد. همچنین از بین شبکه‌های عصبی مصنوعی اجرا شده با تعداد ۱ تا ۱۲ نرون در لایه پنهان، شبکه با ۴ نرون کمترین مقدار $RMSE$ را داشت.

جدول ۵. مشخصات بهترین شبکه عصبی مصنوعی طراحی شده برای چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه.

شماره چاهک	قانون آموزش	تابع انتقال	تعداد لایه پنهان	تعداد نرون	تعداد تکرار
P2	LM	TanhAxon	۱	۴	۱۰۰۰
P12	LM	TanhAxon	۱	۴	۱۰۰۰
P20	LM	SigmoidAxon	۱	۴	۱۰۰۰

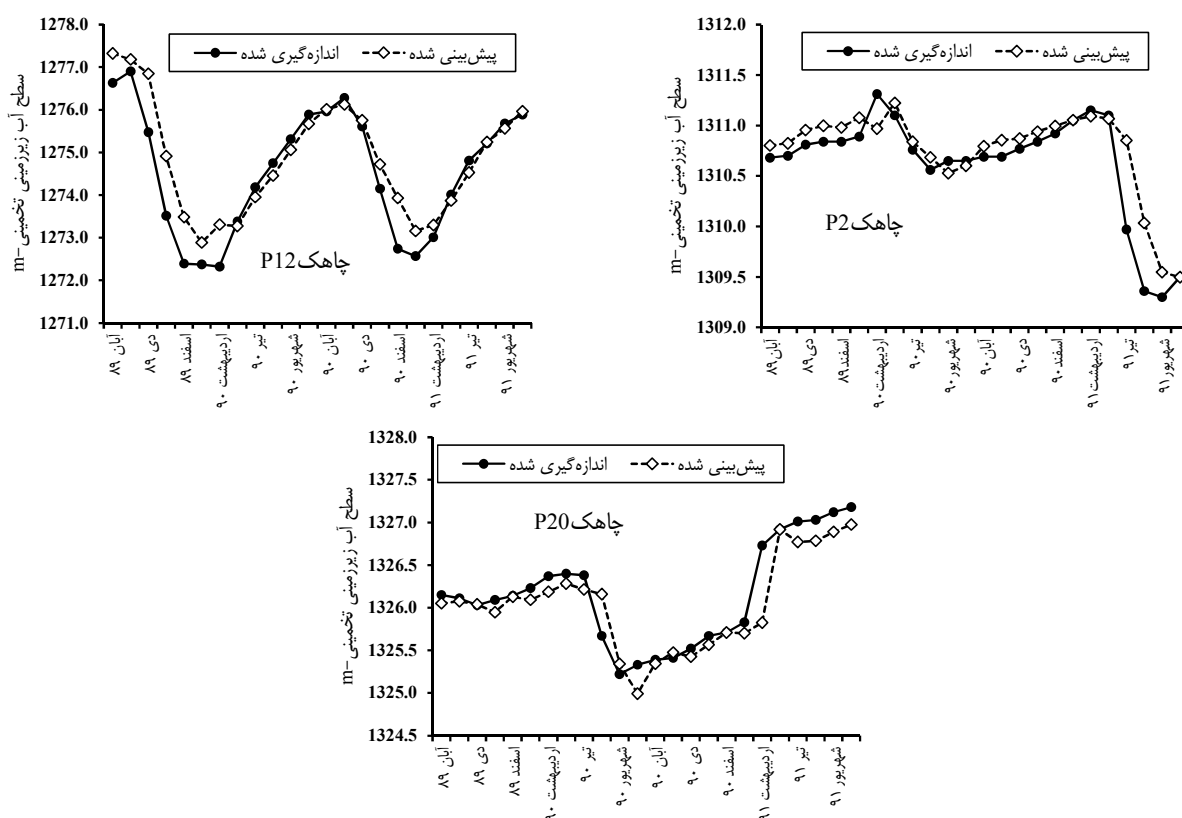
LM: لونیبرگ-مارکوارت، TanhAxon: تانژانت هیپربولیک آکسون و SigmoidAxon: سیکمونید آکسون



شکل ۶. مقادیر سطح آب زیرزمینی مشاهده‌ای نسبت به محاسباتی با شبکه‌های عصبی در مرحله آزمون در چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه.

شکل ۷ هیدروگراف سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه برای ۲۴ ماه را نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۷، مشاهده می‌گردد که تغییرات سطح آب زیرزمینی محاسبه شده به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی در طول مدت ۲۴ ماه هماهنگی دقیقی با تغییرات هیدروگراف سطح آب زیرزمینی مشاهداتی داشت.

شکل ۶ مقادیر سطح آب زیرزمینی محاسباتی و مشاهداتی حاصل از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهینه برای چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه را نسبت به هم نشان می‌دهد. با توجه به شکل ۶ مشاهده می‌شود که کمترین مقدار $RMSE$ با مقدار $۰/۲۶$ متر در دو چاهک مشاهده‌ای P2 و P20 و بیشترین مقدار این آماره ($۰/۶۳$ متر) در چاهک مشاهده‌ای P12 مشاهده شد. بیشترین مقدار R^2 در دو چاهک مشاهده‌ای P12 با مقدار $۰/۸۶$ و کمترین مقدار آن ($۰/۸۲$) در چاهک P2 به‌دست آمد.



شکل ۷. هیدروگراف سطح آب زیرزمینی مشاهداتی و محاسباتی با شبکه‌های عصبی برای مرحله آزمون در چاهک‌های مشاهده‌ای نماینده هر زیرخوشه.

پیش‌بینی‌های صورت گرفته برای نماینده هر خوشه، می‌تواند برای کل اعضای آن خوشه معتبر باشد. پورمحمدی و همکاران (۱۳۹۲)، امیری ده‌احمدی و حسامی کرمانی (۱۳۹۱)، تیریکاکس و همکاران (۲۰۱۱)، فنگ و همکاران (۲۰۰۸) و بسیاری از محققان دیگر در

بنابراین با توجه به شکل‌های ۶ و ۷ نتیجه می‌شود که شبکه‌های عصبی مصنوعی طراحی شده در این پژوهش برای نماینده هر زیرخوشه به خوبی آموزش یافته و توانایی پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی آن را در آینده با دقت قابل قبول دارا می‌باشد. همچنین

پژوهش خویش به این نتیجه رسیدند که شبکه‌های عصبی مصنوعی توانایی شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از داده‌های مختلف هواشناسی و داده‌های فیزیکی آبخوان را در آینده دارد که با نتایج به‌دست آمده با این پژوهش هماهنگی دارد.

نتیجه‌گیری کلی

در سال‌های اخیر عدم وجود داده‌های کافی برای توسعه مدل ریاضی و همچنین زمان زیاد لازم جهت اجرای مکرر این مدل‌ها، موجب گردیده است تا از مدل‌های مبتنی بر هوش مصنوعی مانند شبکه‌های عصبی مصنوعی جهت شبیه‌سازی آبخوان و پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده گردد. اما تعداد زیاد چاهک‌های مشاهده‌ای نصب شده در یک آبخوان، بررسی و تحلیل تمامی آنها را به‌صورت تک‌تک مشکل و بسیار وقت‌گیر می‌سازد. به‌همین دلیل می‌توان با انجام خوشه‌بندی، چاهک‌های مشابه را در یک زیرخوشه قرار داد. سپس رفتارهای یکسان را در قالب یک چاهک مشاهده‌ای که به‌عنوان نماینده آن زیرخوشه برگزیده

منابع مورد استفاده

- آهنی‌ع، امامقلی‌زاده ص، موسوی ندوشنی س‌س و اژدری خ، ۱۳۹۴. تحلیل فراوانی منطقه‌ای سیلاب با استفاده از تحلیل خوشه‌ای ترکیبی و گشتاورهای خطی. پژوهشنامه مدیریت حوزه آبخیز، جلد ۶، شماره ۱۲، صفحه‌های ۱۱ تا ۲۰.
- امیری‌ده‌احمدی ف و حسامی کرمانی م، ۱۳۹۱. بررسی پیش‌بینی نوسانات آب زیرزمینی با استفاده از هوش مصنوعی. صفحه‌های ۱ تا ۷، همایش ملی مهندسی آب و فاضلاب، اسفندماه ۱۳۹۱، دانشگاه تحصیلات تکمیلی صنعتی و فناوری پیشرفته، دانشگاه شهید باهنر کرمان.
- ایزدی ع، داوری ک، علیزاده ا و قهرمان ب، ۱۳۸۷. کاربرد مدل داده‌های ترکیبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی. مجله آبیاری و زهکشی ایران، جلد ۲، شماره ۲، صفحه‌های ۱۳۳ تا ۱۴۴.
- بیابانکی م و اسلامیان س‌س، ۱۳۸۳. استفاده از روش خوشه‌بندی در تعیین همگنی هیدرولوژیک و ارزیابی آن توسط روش‌های تحلیل ممیزی و منحنی‌های Andrew در حوضه آبریز کرخه. مجله کشاورزی، جلد ۶، شماره ۲، صفحه‌های ۱۳ تا ۲۶.
- پورمحمدی س، ملکی‌نژاد ح و پور شرعیاتی ر، ۱۳۹۲. مقایسه کارایی روش‌های شبکه عصبی و سری‌های زمانی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: زیرحوضه بختگان استان فارس). نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد ۲۰، شماره ۴، صفحه‌های ۲۵۱ تا ۲۶۲.

می‌شود، مورد بررسی و تحلیل قرار داد. در این پژوهش، ابتدا چاهک‌های مشاهده‌ای دشت مراغه با روش سلسله مراتبی-WARD خوشه‌بندی شد. از بین خوشه‌های ایجاد شده، خوشه با ۶ زیرخوشه انتخاب گردید. در مرحله بعد یک نماینده برای هر زیرخوشه انتخاب شد. سپس با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی با معماری پرسپترون پیش‌خور (MLP) پس انتشار خطا (BP) سطح آب زیرزمینی چاهک نماینده شبیه‌سازی و پیش‌بینی شد. بر اساس نتایج در نظر گرفتن داده‌های دمای هوا به‌عنوان ورودی در شبکه‌های عصبی مصنوعی موجب اغتشاش شبکه گردید. به‌همین علت این پارامتر از ورودی‌ها حذف گردید. همچنین در نظر گرفتن یک تا ۶ ماه تأخیر در پارامترهای ورودی، باعث تخمین دقیق‌تر سطح آب زیرزمینی با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی گردید. بر اساس نتایج، کمترین مقدار $RMSE$ در این پژوهش در P2 و P20 با مقدار ۰/۲۶ متر و بیشترین مقدار در P12 با مقدار ۰/۶۳ متر حاصل شد. همچنین بیشترین مقدار R^2 در دو چاهک مشاهده‌ای P12 با مقدار ۰/۸۶ به‌دست آمد.

پیری ح، عباس‌زاده م، راهداری و و ملکی س، ۱۳۹۲. ارزیابی تطبیقی ۴ نمایه خشکسالی هواشناسی با استفاده از روش تحلیل خوشه‌ای (مطالعه موردی استان سیستان و بلوچستان). مجله مهندسی منابع آب، دوره ۶، شماره ۱۷، صفحه‌های ۲۵ تا ۳۶.

زارع ابیانه ح، بیات ورکشی م، معروفی ص و ایلدرومی ع، ۱۳۹۰. شبیه‌سازی سطح ایستابی دشت ملایر بر اساس داده‌های هواشناسی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی. پژوهش‌های جغرافیای طبیعی، جلد ۴۳، شماره ۷۸، صفحه‌های ۱۷ تا ۲۸.

زارع چاهوکی مع، ۱۳۸۹. تجزیه و تحلیل داده‌ها در پژوهش‌های منابع طبیعی با نرم‌افزار SPSS. انتشارات جهاد دانشگاهی واحد تهران.

عابدی کوپایی ج، قره‌شیخو اح و خسروانی شیرازی ز، ۱۳۸۹. مطالعه تشابه و خوشه‌بندی آب زیرزمینی مصرفی فضای سبز شهر اصفهان و بررسی تغییرات کیفیت آن در یک دهه. آب و فاضلاب، جلد ۲۱، شماره ۲، صفحه‌های ۹۵ تا ۱۰۰.

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، جلد ۱۴، شماره ۵۱، صفحه‌های ۲۷ تا ۴۲.

فلاحی ب، فخری‌فرد ا، دین‌پژوه ی و دربندی ص، ۱۳۹۱. پهنه‌بندی شمال‌غرب ایران بر مبنای بارش‌های روزانه، فواصل زمانی بارش‌ها و روزهای بارانی با کاربرد روش‌های K-Means، WARD و PCA. نشریه آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۶، شماره ۴، صفحه‌های ۹۷۹ تا ۹۸۹.

محتشم م، دهقانی ا، اکبرپور ا، مفتاح هلقی م و اعتباری ب، ۱۳۸۹. پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). مجله آبیاری و زهکشی ایران، جلد ۱، شماره ۴، صفحه‌های ۱ تا ۱۰.

معمار م، حسینی خ و کرمی ح، ۱۳۹۲. پیش‌بینی تراز آب زیر زمینی با استفاده از شبکه‌های عصبی (مطالعه موردی: دشت سمنان). صفحه‌های ۱ تا ۱۱، اولین همایش ملی بحران آب، اردیبهشت ماه ۱۳۹۲، دانشگاه آزاد اسلامی واحد خوراسگان.

نادی م و خلیلی ع، ۱۳۹۲. طبقه‌بندی اقلیم بارش ایران با روش تحلیل عاملی خوشه‌ای. تحقیقات آب و خاک ایران، جلد ۴۴، شماره ۳، صفحه‌های ۲۳۷ تا ۲۴۴.

نکوآمال کرمانی م، کشکولی ح و رهنما م، ۱۳۸۶. کاربرد نرم افزار MODFLOW در مطالعه نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بوچیر-حمیران. صفحه‌های ۱ تا ۸، نهمین سمینار سراسری آبیاری و کاهش تبخیر، بهمن ماه ۱۳۸۶، دانشگاه شهید باهنر کرمان.

نوشادی م، آذرپیکان ع و نوحه‌گر ا، ۱۳۸۸. بررسی کیفیت آب شرب بندرعباس با استفاده از آنالیز خوشه‌ای و تحلیل عاملی. مجله پژوهش آب ایران، جلد ۳، شماره ۵، صفحه‌های ۷۹ تا ۸۲.

نیک‌منش م و رخشنده‌رو غ، ۱۳۸۹. ارزیابی توانایی شبکه‌های مختلف عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی در آبخوان محدوده سعادت شهر فارس. مجله تحقیقات منابع آب ایران، جلد ۷، شماره ۱، صفحه‌های ۸۲ تا ۸۶.

Feng S, Kang S, Huo Z, Chen S and Mao X, 2008. Neural networks to simulate regional groundwater levels affected by human activities. Ground Water 46(1): 80-90.

- Kim KH, Yun ST, Park SS, Joo Y and Kim TS, 2014. Model-based clustering of hydrochemical data to demarcate natural versus human impacts on bedrock groundwater quality in rural areas, South Korea. *Journal of Hydrology* 519: 626–636.
- Rani Sethi R, Kumar A, Sharma SP and Verma HC, 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.
- Rao AR and Srinivas VV, 2006. Regionalization of watersheds: an approach based on cluster analysis. *Journal of Hydrology* 318: 37–56.
- Sreekanth PD, Geethanjali N, Sreedevi PD, Ahmed S, Kumar NR and Jayanthi PDK, 2009. Forecasting groundwater level using artificial neural networks. *Current Science* 96(7): 933-939.
- Taormina R, Chau K and 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.
- Trichakis IC, Nikolos IK and Karatzas GP, 2011. Artificial Neural Network (ANN) based modeling for karstic groundwater level simulation. *Water Resources Management* 25(4): 1143-1152.