

مقاله علمی-پژوهشی

کاربرد الگوریتم K-Star در پیش‌بینی تراز آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت آسپاس)

نوید راهنما قهفرخی^۱، حیدر زارعی^۲، فرشاد احمدی^{۳*}

تاریخ دریافت: ۱۴۰۱/۰۶/۲۹ تاریخ پذیرش: ۱۴۰۱/۱۱/۱۳

چکیده

در این مطالعه تراز سطح آب زیرزمینی دشت آسپاس واقع در شمال غربی حوضه آبریز دریاچه‌های طشک-بختگان مهارلو در استان فارس با استفاده از داده‌های ۳۹ پیزومتر در محدوده آبخوان در دوره آماری ۹۶-۱۳۸۰ شبیه‌سازی شد. در این خصوص از دو مدل ANN و K-Star با تأخیرهای ۱، ۲ و ۳ در دو فاز آموزش و آزمایش استفاده شد. مدل ANN در این مطالعه علاوه بر تأخیرهای یاد شده با تعداد لایه پنهان و نورون متفاوت نیز مورد بررسی قرار گرفت. با توجه به افت و نوسانات سطح آب زیرزمینی در دوره آماری یاد شده، آبخوان مورد مطالعه به ۴ منطقه a، b، c و d تقسیم شد. نتایج شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی در منطقه a نشان داد که مدل K-Star با ۲ تأخیر در این منطقه عملکرد بهتری نسبت به مدل ANN در تأخیرهای مختلف داشته است. اما در سه منطقه دیگر مدل ANN با تأخیر ۱ بهترین عملکرد را ارائه کرده است. مدل ANN با ۲ لایه پنهان و ۴ نورون در منطقه b، با ۲ لایه پنهان و ۶ نورون در منطقه c و با ۴ لایه پنهان و ۵ نورون در منطقه d بهترین الگو برای شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی معرفی شدند. به‌طور متوسط الگوهای برتر معرفی شده در مناطق b، c و d توانستند میزان خطا را نسبت به مدل K-Star به ترتیب حدود ۵۷، ۴۲ و ۸۱ درصد بهبود بخشند. عملکرد ضعیف مدل K-Star در دو منطقه b و d نیز به‌وضوح قابل مشاهده می‌باشد. به‌طور کلی نتایج نشان داد که تأخیر ۱ مدل ANN در مناطق سه‌گانه b، c و d با تعداد لایه پنهان و نورون‌های مختلف بهترین عملکرد را در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی داشته است.

کلیدواژه‌ها: افت سالانه، پیزومتر، شبکه عصبی مصنوعی، مدل K-Star، نوسان آب زیرزمینی.

مقدمه

شدن روبرو شده‌اند (Salari et al., 2021). در یک منطقه، زمانی که نرخ پمپاژ بزرگ‌تر از کل تخلیه باشد، ذخیره آب زیرزمینی به‌طور مداوم برای متعادل کردن نرخ پمپاژ استفاده می‌شود، بنابراین سطح آب زیرزمینی (GWL) به‌طور مداوم کاهش می‌یابد. هنگامی که نرخ پمپاژ کمتر از کل تخلیه باشد، سیستم آب زیرزمینی به حالت تعادل جدیدی می‌رسد. زمان مورد نیاز برای رسیدن به تعادل جدید معمولاً بسیار طولانی است و کاهش GWL می‌تواند بسته به ویژگی‌های سیستم آب زیرزمینی، ماهیت تغذیه و تخلیه و همچنین الگو و نرخ پمپاژ بیش از حد چاه‌ها باشد (Zhou, 2009).

در کشورهایی مانند ایران که با کمبود منابع آبی مواجه‌اند، توجه به کلیه منابع آبی از اهمیت بالایی برخوردار است. به همین خاطر، برای توسعه پایدار از مدیریت یکپارچه استفاده می‌شود. اولین قدم در مدیریت یکپارچه منابع آب، شناخت دقیق مشخصات هر آبخوان است که یکی از مهم‌ترین مشخصات آن، سطح آب زیرزمینی است. در این راستا، محققان راه‌حلی برای مدیریت آب‌های زیرزمینی با توجه به روش‌های شبیه‌سازی و پیش‌بینی و اقدامات کنترل شده ارائه کرده‌اند (Afkhamifar et al., 2020). یکی از راهکارهای مدیریت

آب‌های زیرزمینی یک منبع مهم آب شیرین برای مصارف آشامیدنی، کشاورزی و صنعتی در بسیاری از کشورها است (Yadav et al., 2020). آب‌های زیرزمینی منبع اساسی برای فعالیت‌های آبیاری و آب آشامیدنی، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک است (Sharafati et al., 2020). در سال‌های اخیر با توجه به برداشت‌های بی‌رویه از منابع آب زیرزمینی، اغلب آبخوان‌های کشور با چالش‌های زیادی مانند خشک شدن چشمه‌ها و قنات‌ها، افت زیاد سطح آب، فرونشست زمین، کاهش کیفیت آب و در نهایت ممنوعه و بحرانی

- ۱ - دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز.
 - ۲ - دانشیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز.
 - ۳ - نویسنده مسئول و استادیار گروه هیدرولوژی و منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز
- (- نویسنده مسئول: Email: f.ahmadi@scu.ac.ir)

نتایج به بالاترین دقت برسند.

Iqbal et al. (2020) آب‌های زیرزمینی محدوده رودخانه راوی^۱ و سوتلج^۲ را با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و متغیرهای هواشناسی (بارندگی (R)، حداکثر دما (Max.T)، دمای حداقل (Min.T)، تابش خورشیدی (S.R)، باد (W)، رطوبت نسبی (R.H)، ارتفاع از سطح (E)، سطح چند ضلعی (A) و اعماق سطح آب (D/W) شبیه‌سازی کردند. با استفاده از انواع مختلف معماری شبکه، مانند تعداد نوروں‌ها، لایه‌های پنهان و تابع فعال‌سازی با درصد متفاوتی از داده‌ها در آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش مورد مطالعه قرار گرفت. معیارهای عملکرد میانگین مربع خطا (MSE)، میانگین خطای مطلق (MAE) و ضریب تعیین (R) نشان دادند که مدل ANN با تک لایه پنهان، ۲۴ نوروں، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش، ۱۰ درصد برای اعتبارسنجی، ۱۰ درصد برای آزمایش و استفاده از تابع فعال‌سازی سیگموئید، مقادیر MAE، MSE و R به ترتیب برابر با ۰/۰۳۳۸، ۰/۰۲۳ و ۰/۰۹۷ برای قبل از موسمی و ۰/۰۳۱، ۰/۰۲۱ و ۰/۰۹۷۴ برای مورد پس از موسمی است به دست آمد.

الگوریتم K-Star یک روش طبقه‌بندی مبتنی بر مثال است که بر اساس موارد آموزشی مشابه، طبقه‌بندی را انجام می‌دهد و در مقایسه با الگوریتم‌های ماشین یادگیری، نتایج مطلوبی را ارائه می‌کند. این مدل در سال‌های اخیر در مطالعات مختلفی مورد بررسی قرار گرفته است. (Khosravi et al., 2019) با استفاده از نه مدل، از جمله پنج الگوریتم داده کاوی و مدل K-Star و چهار سیستم استنتاج عصبی فازی تطبیقی (ANFISs)، به پیش‌بینی و شبیه‌سازی تبخیر-تعرق مرجع (ETO) در ایستگاه‌های هواشناسی در بغداد و موصل (عراق) پرداختند. بررسی‌ها روی دقت مدل‌سازی با ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی نشان داد که علی‌رغم ساختارهای مختلف مدل‌ها، هیچ ترکیب ورودی واحدی یک نتیجه مدل‌سازی ثابت را نشان نداد. برای هر دو ایستگاه، مدل ANFIS-GA به‌طور کلی بیشترین قدرت پیش‌بینی را نشان داد در حالی که الگوریتم درخت تصادفی ضعیف‌ترین را نشان داد.

Charles et al., (2021) یک مدل مؤثر برای پیش‌بینی کیفیت آب با استفاده از الگوریتم K-Star، روش نمونه‌برداری مبتنی بر مجموعه (SEM) و واحد رمزگذاری خودکار متغیر (VAE) به نام مدل SEM-VAE معرفی کردند. مدل SEM-VAE از مدیریت داده‌های عدم تعادل کلاس مبتنی بر SEM استفاده می‌کند. علاوه بر این، فرآیند پیش‌بینی مبتنی بر VAE برای تعیین سطح کیفیت واقعی آب را انجام دادند. برای انجام فرآیند شبیه‌سازی، نمونه‌های آب زیرزمینی از منطقه دارماپوری^۳ در تأمیل نادو^۱ جمع‌آوری شده و با استفاده از

منابع آب زیرزمینی، ارزیابی اثرات پارامترهای مختلف، روی تراز آب زیرزمینی می‌باشد. پیش‌بینی تغییرات تراز آب زیرزمینی در اثر تغییر عوامل مؤثر، به‌وسیله مدل‌سازی امکان‌پذیر می‌باشد. در این راستا روش‌های مختلفی بر مبنای مدل‌های مفهومی، فیزیکی، عددی، آماری و غیره وجود دارد (Salari et al., 2021). شبیه‌سازی جریان آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های ریاضی یک روش مطالعه غیرمستقیم است که می‌تواند با استفاده از یک سری معادلات ریاضی در شرایط واقعی آبخوان شبیه‌سازی شود. وضعیت آینده منابع آب را می‌توان با استفاده از مدل‌های ریاضی پیش‌بینی کرد (Kheirandish et al., 2020). اگرچه مدل‌های فیزیکی و ریاضی ابزار اساسی و دقیقی جهت تعیین متغیرهای هیدروژئولوژیکی و درک فرآیندهای صورت گرفته در یک سیستم می‌باشند، اما دارای محدودیت‌های هزینه‌ای و زمانی هستند. جدا از این دو مورد، این مدل‌ها نیازمند اطلاعات دقیق و متنوع ورودی هستند که نیازمند حجم زیاد محاسبات و زمان طولانی برای ساخت و اجرای مدل می‌باشد. از سوی دیگر، در اغلب موارد ضروری است مدل شبیه‌سازی با مدل‌هایی چون بهینه‌سازی به جهت مدیریت بهینه از منابع آب زیرزمینی ترکیب شوند که تلفیق مدل‌های فیزیکی و عددی این تبادل را دشوار و گاهی ناممکن می‌کند. با توجه به توضیحات و مشکلات موجود در استفاده از مدل‌های مذکور در برخی موارد لازم است از مدل‌های هوشمند و غیرخطی به‌جای مدل‌های عددی و فیزیکی استفاده کرد (Ghourdoyee Milan et al., 2020). پیشرفت در مدل‌سازی رایانه‌ای، قدرت محاسبات و پردازش اطلاعات منجر به ابزارهای بهبود یافته و عملی برای درک بهتر سیستم‌های طبیعی بسیار پیچیده شده است. مطالعات زیادی بر روی کاربرد روش‌های یادگیری ماشین در علم هیدرولوژی متمرکز شده است (Kombo et al., 2020). طی دهه‌های گذشته، مدل‌های هوش مصنوعی به دلیل مزیت‌های خود نسبت به مدل‌های عددی مورد توجه بسیاری قرار گرفته‌اند و کارایی آن‌ها در پیش‌بینی سیستم‌های هیدرولوژیک پیچیده کارآمد به اثبات رسیده است (Nguyen et al., 2020; Nhu et al., 2020; Pham et al., 2019; Xu et al., 2022; Eslami et al., 2020). همچنین مطالعات متعددی از شبکه‌های عصبی مصنوعی با ساختارهای مختلف برای سطح آب زیرزمینی (GWL) و شبیه‌سازی پتانسیل استفاده کرده و عملکرد رضایت‌بخش این روش را گزارش کرده‌اند (Lallahem et al., 2019; Mirarabi et al., 2012; Taormina et al., 2005). با این حال، برخی از محققان (Banadkooki et al., 2020; Jaferi et al., 2019; Khedri et al., 2020; Kombo et al., 2020; Maroufpoor et al., 2020; Nazeri-Tahroudi et al., 2020; Tabatabaei et al., 2021; Raji et al., 2022) معتقدند که رگرسیون اولیه ماشین‌هایی مانند ANN باید بهینه‌سازی شوند تا

1 - Ravi

2 - Sutlej

3 - Dharmapuri

تراز سطح آب زیرزمینی در مقیاس سالانه در دوره آماری ۱۳۹۶-۱۳۸۰ استفاده شده است که از شرکت سهامی آب منطقه‌ای استان فارس اخذ شده است. متوسط افت سطح آب زیرزمینی در دوره آماری مورد بررسی در منطقه مورد مطالعه حدود ۷ متر و متوسط سطح آب زیرزمینی نیز در منطقه مورد مطالعه حدود ۴ متر می‌باشد. شکل ۱ موقعیت منطقه مورد مطالعه و هم‌چنین موقعیت سایت‌های نمونه‌برداری را در منطقه مورد مطالعه نشان می‌دهد. جدول ۱ خصوصیات داده‌های مورد بررسی را نشان می‌دهد.

شبکه عصبی مصنوعی

روش شبکه عصبی مصنوعی برای بار اول توسط McCulloch and Pitts (1943) مطرح گردید و به علت یک ساختمان ساده، سرعت و قدرت محاسباتی آن خیلی زیاد مورد توجه قرار گرفته شد. شبکه عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرولوژیک و مدیریت منابع آب داری کاربرد زیادی است. پیش‌بینی سطح آب از طریق روش معمولی نیاز به تخمین دقیق رواناب از یک رویداد بارندگی معین و یک مدل هیدرولیکی دقیق برای یک دبی معین دارد. تولید رواناب به شدت به توپوگرافی حوضه، شبکه رودخانه، خصوصیات خاک و رطوبت پیشین بستگی دارد. از طرف دیگر، مدل‌های هیدرولیکی فقط برای تعداد محدودی از مقاطع موجود هستند. همه این پارامترها همیشه در دسترس نیستند، بنابراین تخمین سطح آب را بسیار پیچیده می‌کند (Bustami et al., 2007).

الگوریتم K-star

الگوریتم K-star را می‌توان به‌عنوان روشی برای تجزیه و تحلیل خوشه‌ای تعریف کرد که هدف اصلی آن تقسیم n مشاهده به K خوشه است، به طوری که در آن، هر مشاهده به خوشه با نزدیک‌ترین میانگین تعلق دارد. الگوریتم K-star را می‌توان به‌عنوان یک روش یادگیری مبتنی بر نمونه توصیف کرد که از تئوری آنتروپی به‌عنوان اندازه‌گیری فاصله استفاده می‌کند. این روش با ارائه یک رویکرد سازگار برای مدیریت خصوصیات ارزشمند واقعی، ویژگی‌های نمادین و مقادیر از دست رفته امکان دریافت اطلاعات را از داده‌های موجود به حداکثر می‌رساند. در الگوریتم K-star فاصله از یک نمونه به نمونه دیگر را می‌تواند به‌عنوان پیچیدگی تبدیل یک نمونه به نمونه دیگر توصیف شود (Granata et al., 2019).

همان‌گونه که ذکر شد K-star از یک تابع فاصله آنتروپی استفاده می‌کند. فاصله آنتروپیک برای به دست آوردن نمونه‌هایی که بیشترین شباهت را از مجموعه داده‌ها به یکدیگر دارند استفاده می‌کند. فرض کنید که a و b نمونه‌های مورد بررسی باشند، در این صورت P^* را می‌توان به‌عنوان احتمال هر مسیر توصیف کرد که از a به b است. بنابراین رابطه P به شرح زیر قابل بیان می‌باشد (Cleary and

متغیرهای فیزیکی و شیمیایی متمایز مورد بررسی قرار گرفتند. مقادیر شبیه‌سازی نشان داد که مدل SEM-VAE توانسته است بالاترین دقت را در شبیه‌سازی برآورد کند.

ANN به دلیل توانایی آن در تعمیم نتایج از داده‌های دیده نشده و مناسب در مدل‌سازی سیستم‌های پویا بر اساس زمان واقعی انتخاب می‌شود. این ویژگی‌های شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سطح آب مناسب هستند زیرا روابط فیزیکی آن‌ها به خوبی درک نشده است. ANN در دهه گذشته در مهندسی منابع آب نیز مورد استفاده قرار گرفته است که می‌توان از اولین مطالعات به پیش‌بینی سیلاب (Garcia-Bartual, 2002; Wright and Dastorani, 2001)، مدل‌سازی بارش-رواناب (Tokar and Johnson, 1999; Thirumalaiah and Deo, 2000)، پیش‌بینی جریان (Dolling and Varas, 2001; wright et al., 2002) و پیش‌بینی سطح آب (Huang et al., 2003) اشاره کرد. اطلاعات بیشتر در مورد ANN را می‌توان در مطالعات (Haykin (1999) مشاهده کرد.

با توجه به استفاده کمتر از الگوریتم K-Star در بحث شبیه‌سازی و مدل‌سازی متغیرهای هیدرولوژیک، در این مطالعه عملکرد الگوریتم K-Star در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی در دشت آسپاس استان فارس مورد بررسی قرار گرفت. جهت مقایسه نتایج شبیه‌سازی و بررسی عملکرد الگوریتم K-Star، از مدل ANN نیز با الگوهای ورودی مختلف و تأخیرهای مختلف استفاده شد. در واقع هدف این مطالعه شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی دشت آسپاس با استفاده از مدل‌های K-Star و ANN با تأخیرها و الگوهای ورودی مختلف و مقایسه عملکرد آن‌ها می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

منطقه مورد مطالعه در این تحقیق دشت آسپاس در استان فارس می‌باشد. دشت آسپاس در شمال غربی حوضه آبریز دریاچه‌های طشک-بختگان مهارلو در استان فارس واقع در ۳۰ کیلومتری جنوب غربی شهرستان اقلید و محدوده ۳۰ درجه و ۱۷ دقیقه تا ۳۰ درجه و ۴۰ دقیقه عرض شمالی و ۵۲ درجه و ۱۵ دقیقه تا ۵۲ درجه و ۵۴ دقیقه طول شرقی واقع شده است. سطح کلی منطقه مورد مطالعه حدود ۱۶۲۹ کیلومتر مربع است، که ۹۷۳ کیلومتر مربع آن را کوهستان و ۶۵۶ کیلومتر مربع آن را دشت تشکیل می‌دهد. بیشینه ارتفاع در منطقه ۳۴۰۲ متر و کم‌ترین نقطه با ارتفاع ۲۱۳۶ متر در نزدیکی رحمت آباد واقع شده است. در مجموع از داده‌های ۳۹ حلقه چاه در محدوده دشت استفاده شده است. در این مطالعه از داده‌های

(Trigg, 1995):

$$P^*(b a) = \sum_{t \in p: t(a)=b}^N p(t) \quad (1)$$

که در آن t نشان دهنده مقدار T (یک مجموعه‌ای از تبدیلات داده‌هاست) بوده و p یک تابع احتمال است. با در نظر گرفتن اینکه P* شرایط زیر را دارد:

$$\sum_b^N P^*(b a) = 1, \quad 0 \leq P^*(b a) \leq 1 \quad (2)$$

با توجه به روابط فوق تابع K-star به شرح زیر بیان می‌شود:

$$K^*(b a) = -\log P^*(b a) \quad (3)$$

که

$$K^*(b a) \geq 0, \quad K^*(b a) + K^*(c b) \geq K^*(c a) \quad (4)$$

روابط فوق نماینده اعداد صحیح بوده و برای اعداد پیوسته به صورت زیر بازنویسی می‌شوند:

$$P^*(b a) = P^*(i) = \frac{s}{\sqrt{2s-s^2}} \left(\frac{1-\sqrt{2s-s^2}}{1-s} \right)^i, \quad i = |a-b| \quad (5)$$

$$K^*(b a) = K^*(i) = \frac{1}{2} \log(\sqrt{2s-s^2}) -$$

$$\log(s) + i \left[\log(1-s) - \log(1-\sqrt{2s-s^2}) \right]$$

که در آن s پارامتر مدل بوده و بین صفر و یک متغیر است. با داشتن این روابط می‌توان با استفاده از مقادیر احتمالاتی محاسبه شده

مناسب‌ترین نمونه را برای داده مورد نظر انتخاب نمود. در این مطالعه از بسته نرم افزاری Weka برای محاسبه مدل K-Star استفاده شده است.

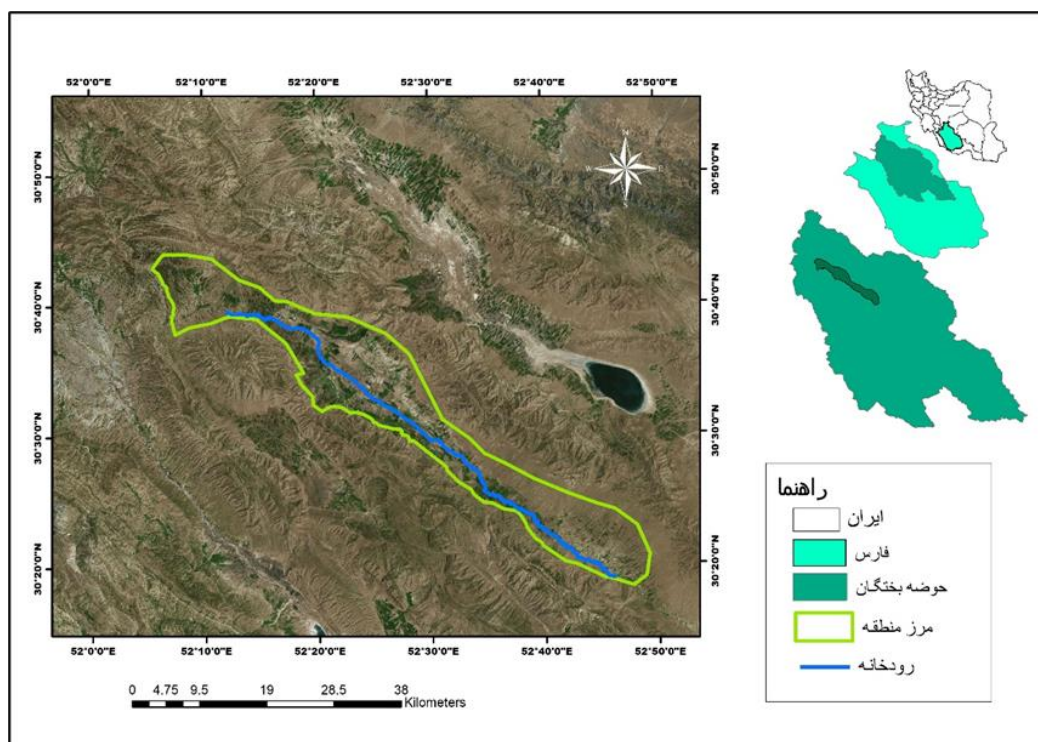
معیارهای ارزیابی

در این مطالعه از چندین معیار ارزیابی RMSE و NSE جهت بررسی مدل‌های مختلف مورد بررسی قرار گرفت.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2} \quad (6)$$

$$NSE = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (S_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^N (S_i - \bar{O})^2} \quad (7)$$

که O_i برابر با مقادیر مشاهداتی، S_i مقادیر محاسباتی یا شبیه‌سازی شده، N برابر با تعداد داده‌ها و \bar{O} نیز متوسط داده‌های مشاهداتی می‌باشد (Nash, J. E., & Sutcliffe, 1970; Krause et al., 2005).



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه

جدول ۱- خصوصیات آماری داده‌های سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه

| ایستگاه | طبقه | ضریب تغییرات | انحراف معیار | متوسط (متر) | ایستگاه | طبقه | ضریب تغییرات | انحراف معیار | متوسط (متر) |
|--------------------|------|--------------|--------------|-------------|---------------------------|------|--------------|--------------|-------------|
| ده خیر | a | ۰/۶۸ | ۶/۷۳ | ۹/۸۲ | حاجی آباد | d | ۰/۱۸ | ۰/۷۶ | ۴/۲۵ |
| دوراهی بابائی | a | ۰/۲۳ | ۳/۴۸ | ۱۵/۱۰ | کنار جاده سده | d | ۰/۰۷ | ۲/۴۱ | ۳۳/۲۶ |
| شهرک اردلی | a | ۰/۱۷ | ۶/۶۷ | ۴۰/۱۶ | نزدیک سده | c | ۰/۰۹ | ۴/۲۲ | ۴۶/۹۵ |
| الله آباد | b | ۰/۲۹ | ۴/۹۷ | ۱۷/۱۵ | دوراهی آسیاس سده | d | ۰/۰۸ | ۱/۴۵ | ۱۷/۹۱ |
| شهر آشوب | b | ۰/۱۳ | ۶/۳۸ | ۴۹/۵۴ | شرکت خوشایند | d | ۰/۱۰ | ۳/۴۸ | ۳۴/۴۸ |
| شهر بالا | b | ۰/۱۶ | ۶/۰۵ | ۳۷/۱۹ | کنار جاده رودخانه سفید | c | ۰/۱۰ | ۲/۴۶ | ۲۴/۰۳ |
| شمال رضا آباد | b | ۰/۲۶ | ۴/۸۶ | ۱۸/۷۳ | رودخانه سفید | c | ۰/۱۳ | ۳/۸۱ | ۲۹/۹۴ |
| حسین آباد | a | ۰/۳۲ | ۳/۴۹ | ۱۰/۷۸ | ده نو کنار روستا | a | ۰/۶۱ | ۳/۰۸ | ۵/۰۲ |
| احمدآباد له دراز | b | ۰/۲۴ | ۲/۲۱ | ۹/۱۳ | دوراهی خسرو شیرین | c | ۰/۳۶ | ۳/۶۵ | ۱۰/۰۵ |
| دردانه سرهنگ معینی | d | ۰/۴۲ | ۳/۴۸ | ۸/۲۹ | سده بند بهرام | c | ۰/۰۹ | ۳/۱۶ | ۳۶/۶۱ |
| سیربانو | b | ۰/۳۳ | ۳/۶۱ | ۱۱/۰۹ | راه قدیم سده رودخانه سفید | d | ۰/۳۳ | ۱/۴۵ | ۴/۴۳ |
| شمال شهرک سیربانو | b | ۰/۲۱ | ۴/۸۴ | ۲۳/۱۶ | حاجی آباد کنار رودخانه | d | ۰/۵۱ | ۰/۵۵ | ۱/۰۷ |
| دردانه | b | ۰/۴۴ | ۲/۹۴ | ۶/۷۲ | رحمت آباد | b | ۰/۶۶ | ۲/۲۱ | ۳/۳۶ |
| حسن آباد | a | ۰/۶۴ | ۵/۴۸ | ۸/۵۵ | مهگان | b | ۰/۶۷ | ۶/۱۷ | ۹/۱۹ |
| کناس | a | ۰/۳۸ | ۶/۴۲ | ۱۷/۰۸ | شولان | a | ۰/۶۲ | ۵/۳۵ | ۸/۵۶ |
| جنوب سیربانو | d | ۰/۲۱ | ۱/۱۹ | ۵/۶۱ | دوراهی شولان ده خیر | b | ۰/۶۳ | ۲/۸۰ | ۴/۴۱ |
| احمدآباد | b | ۰/۱۱ | ۴/۰۵ | ۳۷/۹۰ | پهلوانی کنار زهکش | d | ۰/۳۴ | ۰/۷۳ | ۲/۱۵ |
| نصرآباد | b | ۰/۴۲ | ۲/۵۱ | ۵/۹۵ | دوراهی پهلوانی | a | ۰/۱۳ | ۳/۰۶ | ۲۴/۱۷ |
| تخت چمن | b | ۰/۲۲ | ۵/۱۶ | ۲۳/۲۹ | پاسگاه آسیاس بابائی | d | ۰/۰۹ | ۱/۸۴ | ۲۰/۸۰ |
| | | | | | | d | ۰/۴۴ | ۱/۱۳ | ۲/۵۶ |

برآورد حدود اطمینان

حدود اطمینان شبیه‌سازی به صورت رابطه ۸ قابل برآورد می‌باشد.

$$CI = \bar{O} \pm z \cdot \frac{s}{\sqrt{N}} \quad (8)$$

که \bar{O} متوسط داده‌های مشاهداتی، z برابر با مقدار سطح اطمینان، N برابر با تعداد داده‌ها و s نیز انحراف معیار نمونه‌ها می‌باشد.

نتایج و بحث

طبقه‌بندی اطلاعات تراز سطح آب زیرزمینی

در این مطالعه، با توجه به تغییرات افت و نوسانات سطح آب زیرزمینی در منطقه مورد مطالعه، چاه‌های موجود به ۴ دسته a تا d به شرح زیر طبقه‌بندی شد:

دسته a: بیشترین افت سطح آب زیرزمینی در دوره آماری ۹۶-

۱۳۸۰ و بیشترین نوسان در این دوره

دسته b: بیشترین افت سطح آب زیرزمینی در دوره آماری ۹۶-

۱۳۸۰ و کمترین نوسان در این دوره

دسته c: کمترین افت سطح آب زیرزمینی در دوره آماری ۹۶-

۱۳۸۰ و بیشترین نوسان در این دوره

دسته d: کمترین افت سطح آب زیرزمینی در دوره آماری ۹۶-

۱۳۸۰ و کمترین نوسان در این دوره

با توجه به متوسط افت سالانه، بیشینه افت سالانه و نوسانات سالانه آن، پیژومترهای مورد مطالعه به شرح جدول ۱ طبقه‌بندی شد. در نهایت با توجه به شرایط موجود، ۳۹ چاه مورد بررسی به ۴ گروه تقسیم گردید. سپس با استفاده از پلیگون‌بندی تیسن، برای هر گروه a تا d، بر اساس متوسط وزنی، یک سری زمانی معرف گروه تولید شد. در ادامه به شبیه‌سازی سری زمانی تراز سطح آب زیرزمینی در ۴ گروه ایجاد شده با استفاده از مدل‌های ANN و K-Star پرداخته می‌شود. در خصوص استفاده از مدل ANN، مدل با تأخیرهای ۱ تا ۳ برای داده‌های مورد مطالعه اعمال شد. برای هر تأخیر، لایه‌های پنهان و

به الگوهای (4,2) Test و (2,4) Test با میزان خطای ۱/۸ متر می‌باشد. با توجه به فاز آزمایش، برترین الگوی گروه b با تعداد تأخیر ۱، الگوهای (4,2) Test و (2,4) Test معرفی می‌شود. نتایج شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی گروه b با تعداد تأخیر ۱ با استفاده از الگوهای (4,2) Test و (2,4) Test به صورت شکل ۲-b ارائه شده است که می‌توان همبستگی قابل قبولی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مشاهده کرد.

کمترین میزان خطا در گروه c با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش برابر با ۰/۸۱ متر و متعلق به الگوی (4,6) Train، با تعداد ۴ لایه پنهان و تعداد 6 نورون می‌باشد. در گروه c با تعداد تأخیر ۱، مقادیر NSE بین ۰/۸۵ تا ۰/۹۲ متغیر بوده که بیشترین مربوط به (4,6) Train و کمترین کارایی مربوط به (3,6) Train می‌باشد که در فاز آزمایش نیز این الگو از میزان کارایی کمتر و میزان خطای بیشتری برخوردار می‌باشد. در گروه c با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE بین ۰/۶۲ تا ۰/۸۵ متر متغیر بوده که بیشترین میزان خطا مربوط به الگوی (3,6) Test و کمترین آن مربوط به الگوی (2,6) Test می‌باشد. با توجه به فاز آزمایش، برترین الگوی گروه c با تعداد تأخیر ۱، الگوی (2,6) Test معرفی می‌شود که در شکل ۲-c نشان داده شده است. با توجه به حدود اطمینان شبیه‌سازی شده در سطح ۹۵ درصد، می‌توان مشاهده کرد که تمامی مقادیر شبیه‌سازی شده به غیر از ۱ نمونه، در محدوده اطمینان واقع شده‌اند که این موضوع بیانگر عملکرد خوب الگوی (2,6) Test در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه c در تأخیر ۱ در فاز آموزش می‌باشد.

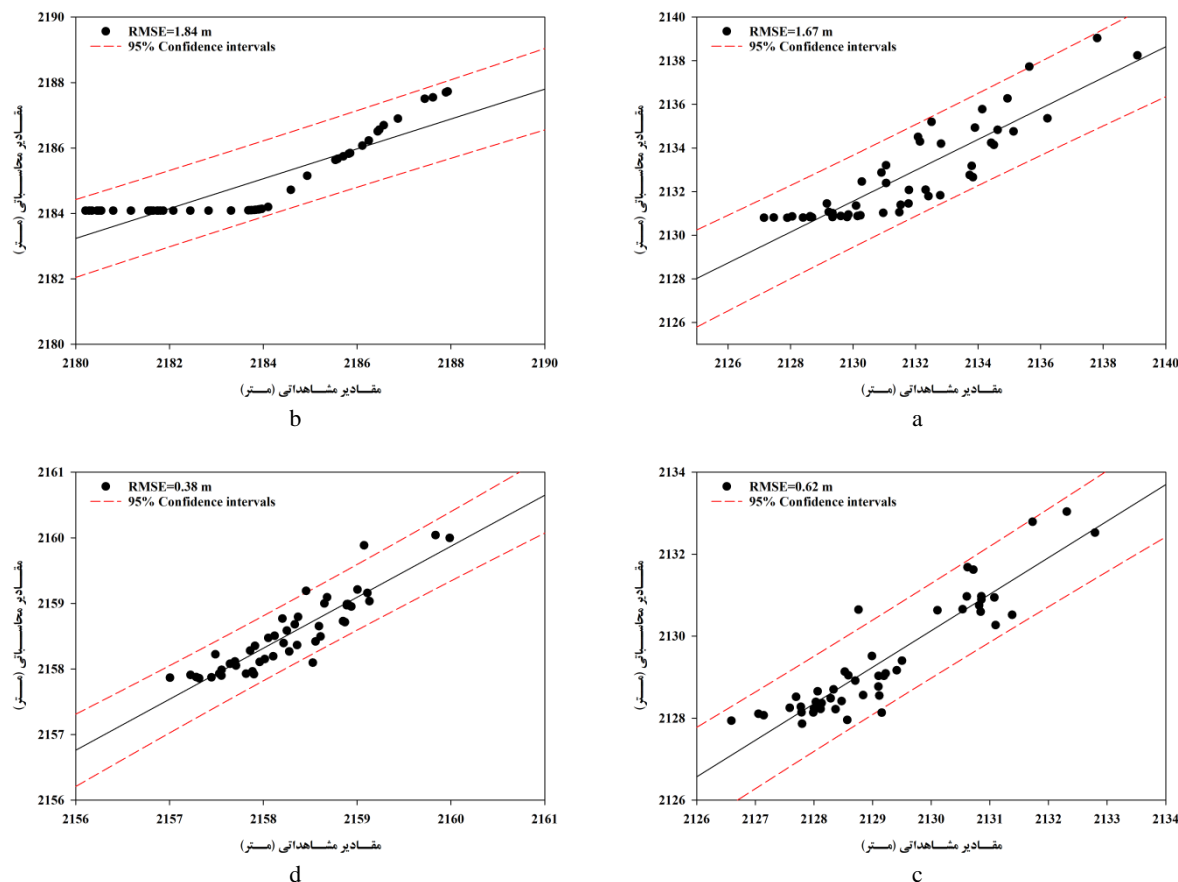
در گروه d با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش کمترین میزان خطا متعلق به الگوی (3,5) Train و با توجه به معیار RMSE برابر با ۰/۳۸ متر با تعداد ۳ لایه پنهان و تعداد ۵ نورون می‌باشد. البته میزان خطا با توجه به آماره RMSE بین ۰/۳۸ تا ۰/۵۵ متغیر بوده که این میزان خطا با توجه به دامنه تغییرات مقادیر مشاهداتی برای همه الگوهای ورودی رضایت‌بخش می‌باشد. در فاز آموزش نیز میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE بین ۰/۳۸ تا ۲/۷۵ متر متغیر بوده که بیشترین میزان خطا مربوط به الگوی (2,6) Test و کمترین آن مربوط به الگوی (4,5) Test می‌باشد. آنچه به وضوح مشاهده می‌شود، برتری تعداد نورون ۵ نسبت به سایر تعداد نورون‌ها در گروه d با تعداد تأخیر ۱ می‌باشد. نتایج شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی گروه d با تعداد تأخیر ۱ با استفاده از الگوی (4,5) Test به صورت شکل ۲-d ارائه شد. با توجه به شکل ۲ می‌توان به صورت خلاصه الگوهای (4,2) Train، (2,4) Train، (2,6) Train و (4,5) Train را به عنوان مناسب‌ترین الگوهای ورودی به ترتیب برای مناطق a، b، c، d با تأخیر ۱ در نظر گرفت.

تعداد نورون‌های مختلف نیز بررسی شده است. ترکیب‌هایی که برای هر تأخیر استفاده شد به صورت (a,b) Train و (a,b) Test ارائه و معرفی شده است که در این مخفف‌سازی، a بیانگر تعداد لایه پنهان و b نیز نشان‌دهنده تعداد نورون می‌باشد. واژه Train و Test نیز به ترتیب معرف مجموعه آموزش و آزمایش می‌باشد. به طور مثال، (2,3) Train مجموعه آموزش متأثر از مدل ANN با ۲ لایه پنهان و ۳ نورون را نشان می‌دهد. برای فاز آموزش از ۸۰ درصد داده‌ها و برای فاز آزمایش از ۲۰ درصد داده‌های مورد مطالعه در هر گروه استفاده شد.

نتایج بررسی دقت مدل ANN در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با تأخیر ۱

در این بخش نتایج شبیه‌سازی تراز سطح آب زیرزمینی را با یک تأخیر و با استفاده از تعداد ۲، ۳ و ۴ لایه پنهان و تعداد ۲ تا ۶ نورون برای هر لایه پنهان ارائه شده است. نتایج ارزیابی مدل ANN در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی با استفاده از آماره‌های جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و آماره نش-ساتکلیف (NSE) بررسی شد. با توجه به آماره RMSE، کمترین میزان خطا در گروه a با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش برابر با ۰/۹۹ متر و متعلق به الگوی (4,5) Train، با تعداد ۴ لایه پنهان و تعداد ۵ نورون می‌باشد. در گروه a با تعداد تأخیر ۱، مقادیر NSE بین ۰/۸۹ تا ۰/۹۲ متغیر بوده که بیشترین مربوط به (4,5) Train و کمترین کارایی مربوط به (4,6) Train می‌باشد. در گروه a با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE و NRMSE، بین ۲/۱۵ تا ۱/۶۷ متر متغیر بوده که بیشترین میزان خطا مربوط به الگوی (3,4) Test و کمترین آن مربوط به الگوی (4,2) Test می‌باشد که الگوی برتر در این فاز به صورت شکل ۲-a می‌باشد. با توجه به فاز آزمایش، بهترین الگوی گروه a با تعداد تأخیر ۱، الگوی (4,2) Test معرفی می‌شود. با توجه به شکل ۲-a می‌توان همبستگی قابل قبولی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مشاهده کرد. با توجه به حدود اطمینان شبیه‌سازی شده در سطح ۹۵ درصد، می‌توان مشاهده کرد که تمامی مقادیر شبیه‌سازی شده در محدوده اطمینان واقع شده‌اند که این موضوع بیانگر عملکرد خوب الگوی (4,2) Test در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه a در تأخیر ۱ در فاز آموزش می‌باشد.

کمترین میزان خطا در گروه b با تعداد تأخیر ۲، در فاز آموزش برابر با ۰/۳۳ متر و متعلق به الگوی (3,5) Train، با تعداد ۳ لایه پنهان و تعداد ۵ نورون می‌باشد. در گروه b با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE بین ۱/۸ تا ۹/۶ متر متغیر است که بیشترین میزان خطا مربوط به دو الگوی (3,4) Test و (3,5) Test و کمترین آن مربوط



شکل ۲- نتایج شبیه‌سازی مقادیر سطح آب زیرزمینی با تأخیر ۱ با استفاده از مدل ANN در فاز آزمایش (a: منطقه a; b: منطقه b; c: منطقه c و d: منطقه d)

به شکل ۳-a مشاهده می‌شود. با توجه به شکل ۳-b، در فاز آزمایش کمترین میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی مربوط به الگوی (2,2) Test می‌باشد که می‌توان همبستگی قابل قبولی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مشاهده کرد و هیچ مورد بیش تخمینی و یا کم تخمینی مشاهده نمی‌شود. در فاز آزمایش کمترین میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی گروه c با توجه به آماره RMSE، مربوط به الگوی (3,3) Test می‌باشد. با توجه به شکل ۳-c دو مورد شبیه‌سازی خارج از محدوده شبیه‌سازی را می‌توان در فاز آزمایش در این الگو مشاهده می‌شود. با توجه به فاز آزمایش، برترین الگوی گروه d با تعداد تأخیر ۲، الگوی (3,2) Train معرفی می‌شود که نتایج شبیه‌سازی این الگو به صورت شکل ۳-d می‌باشد. با توجه به این شکل، می‌توان یک مورد خارج از محدوده اطمینان و دو مورد روی حدود اطمینان شبیه‌سازی را مشاهده کرد. در سایر موارد همبستگی قابل قبولی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی وجود دارد.

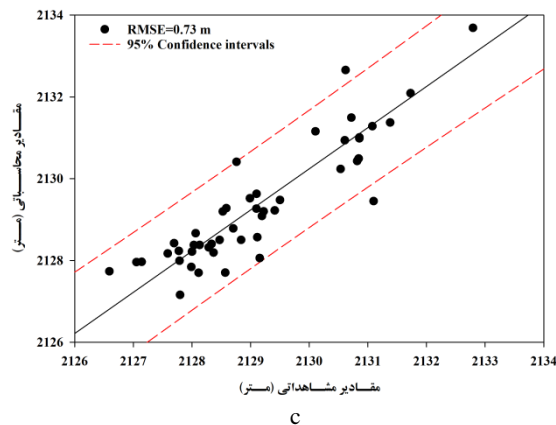
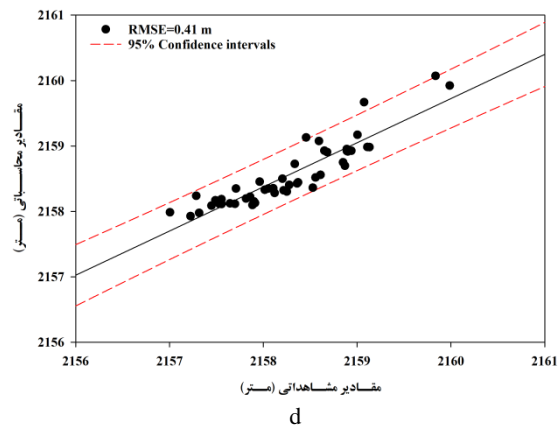
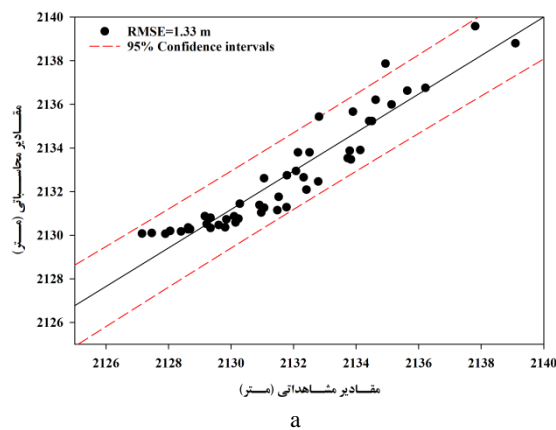
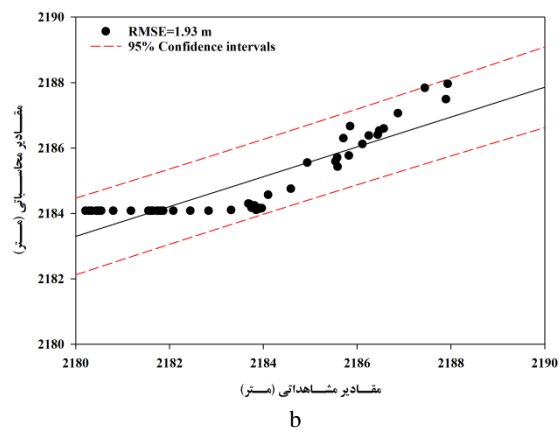
نتایج بررسی دقت مدل ANN در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با تأخیر ۲

نتایج بررسی همبستگی و میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی منطقه مورد مطالعه با مدل ANN و تأخیر ۲ به صورت شکل ۳ ارائه شد.

با توجه به آماره RMSE، کمترین میزان خطا در گروه a با تعداد تأخیر ۱، در فاز آموزش برابر با ۰/۲۶ متر و متعلق به الگوی (4,5) Train، با تعداد ۴ لایه پنهان و تعداد ۵ نورون می‌باشد که مقادیر NSE بین ۰/۹۵ تا ۰/۹۹ متغیر بوده که بیشترین مربوط به (4,5) Train و کمترین کارایی مربوط به (3,2) Train می‌باشد. در فاز آزمایش میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE، بین ۱/۳۳ تا ۶/۷۲ متر متغیر بوده که بیشترین میزان خطا مربوط به الگوی (3,4) Test و کمترین آن مربوط به الگوی (2,2) Test می‌باشد که در شکل ۳-a ارائه شده است. یک مورد خارج از محدوده اطمینان ۹۵ درصد و یک مورد روی حدود اطمینان با توجه

نتایج بررسی دقت مدل ANN در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با تأخیر ۳
نتایج بررسی همبستگی و میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح

ایستابی منطقه مورد مطالعه با مدل ANN و تأخیر ۳ به صورت شکل ۴ ارائه شد.



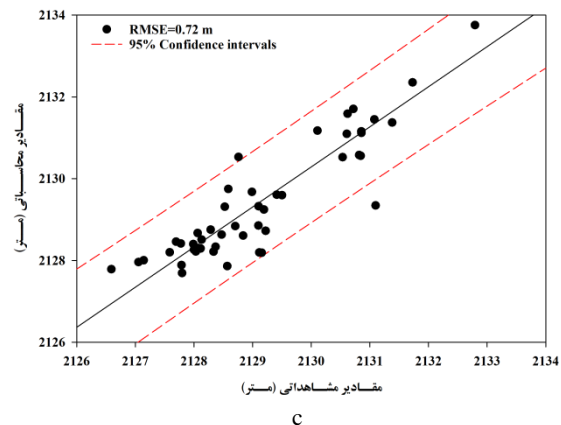
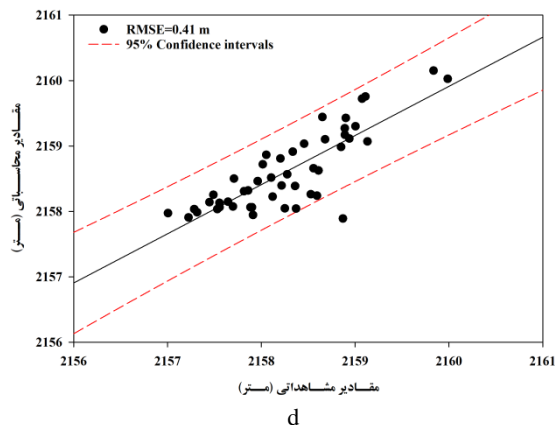
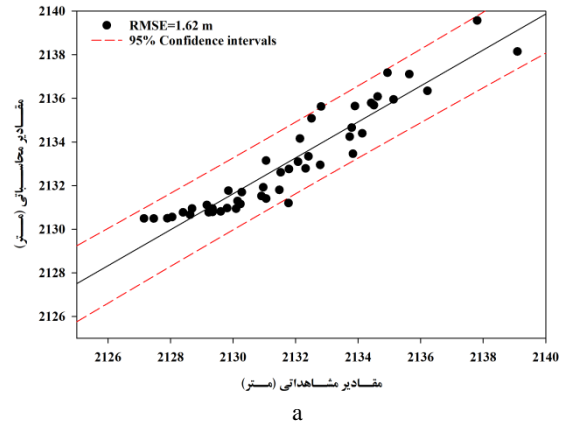
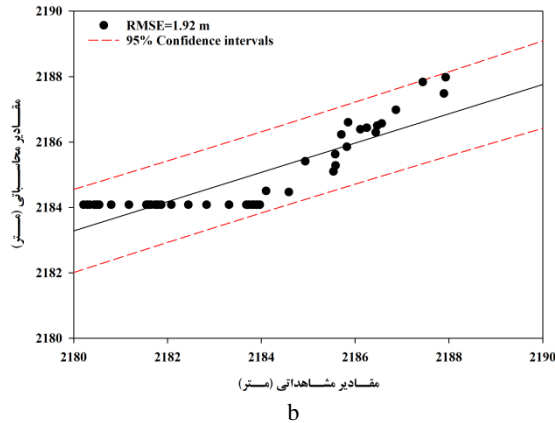
شکل ۳- نتایج شبیه‌سازی مقادیر سطح آب زیرزمینی با تأخیر ۲ با استفاده از مدل ANN در فاز آزمایش (a: منطقه a، منطقه b: منطقه b، منطقه c: منطقه c و d: منطقه d)

تعداد تأخیر ۳، در فاز آزمایش، الگوی (4,4) Test به‌عنوان الگوی برتر شناسایی شده و نتایج شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در این گروه به صورت شکل ۴-b می‌باشد که نشان‌دهنده عملکرد خوب الگوی (4,4) Test در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه b در تأخیر ۳ در فاز آزمایش می‌باشد. با توجه به شکل ۴-c، در گروه c، در فاز آزمایش میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE، بین ۰/۷۲ تا ۴/۵۷ متر متغیر بوده که بیشترین میزان خطا مربوط به الگوی (4,2) Test و کمترین آن مربوط به الگوی (2,3) می‌باشد. با توجه به فاز آزمایش، برترین الگوی گروه c با تعداد تأخیر ۳، الگوی (2,3) Test معرفی می‌شود. دو مورد شبیه‌سازی شده خارج از محدوده اطمینان شبیه‌سازی را می‌توان در شکل ۴-c مشاهده کرد. در گروه d نیز مطابق شکل ۴-d، برترین الگوی گروه

در فاز آزمایش میزان خطای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی با توجه به آماره RMSE، با تأخیر ۳ مدل ANN در منطقه a بین ۱/۶۲ تا ۶/۶۴ متر متغیر بوده که بیشترین میزان خطا مربوط به الگوی (3,6) Test و کمترین آن مربوط به الگوی (2,2) Test می‌باشد. با توجه به فاز آزمایش، برترین الگوی گروه a با تعداد تأخیر ۳، الگوی (2,2) Test معرفی می‌شود که نتایج شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی گروه a با تعداد تأخیر ۳ با استفاده از الگوی (2,2) Test به صورت شکل ۴-a ارائه شد. با توجه به حدود اطمینان شبیه‌سازی شده در سطح ۹۵ درصد، می‌توان مشاهده کرد که تمامی مقادیر شبیه‌سازی شده در محدوده اطمینان واقع شده‌اند که این موضوع بیانگر عملکرد خوب الگوی (2,2) Test در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه a در تأخیر ۳ در فاز آزمایش می‌باشد. در گروه b با

مشاهده کرد.

با تعداد تأخیر ۳، الگوی Test (3,5) معرفی می‌شود که می‌توان همبستگی قابل قبولی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده



شکل ۴- نتایج شبیه‌سازی مقادیر سطح آب زیرزمینی با تأخیر ۳ با استفاده از بهترین مدل ANN در فاز آزمایش (a: منطقه a; b: منطقه b; c: منطقه c و d: منطقه d)

با توجه به نتایج مقادیر RMSE و NSE ارائه شده در جدول ۲ می‌توان مشاهده کرد که در فاز آموزش از بین تأخیرهای مختلف، تأخیر ۳ (الگوی Train(a3)) بهترین تأخیر با کمترین میزان خطا و بیشترین کارایی می‌باشد. میزان خطای ۰/۵۴ متر و کارایی ۹۴ درصد در فاز آموزش برای منطقه a با توجه به الگوریتم K-Star حاصل شد. در فاز آزمایش، الگوی Test(a2) بهترین عملکرد و کمترین میزان خطا در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی را برای منطقه a برآورد کرد. میزان خطای ۰/۵۰ متر و کارایی ۹۶ درصد در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی در منطقه a در فاز آموزش توسط مدل K-Star حاصل شد. نتایج شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی منطقه a در فاز آموزش با استفاده از الگوی برتر (تعداد تأخیر ۲) به صورت شکل ۵-a ارائه شد. با توجه به این شکل می‌توان تطابق خوبی بین مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده مشاهده کرد. مقادیر شبیه‌سازی شده

نتایج شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی مناطق مورد بررسی (a تا d) با استفاده از الگوریتم K-Star

در این قسمت نیز همانند سایر الگوهای ANN، شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی مناطق مورد بررسی در دو فاز آموزش و آزمایش بررسی شد. ۲۰ درصد داده‌ها برای فاز آموزش و ۸۰ درصد نیز برای فاز آموزش در نظر گرفته شد. در مدل K-Star، الگوهای ورودی با ۱، ۲ و ۳ تأخیر مورد بررسی قرار گرفته‌اند. در ادامه نتایج به صورت Train(a1) و Test(a1) به ترتیب برای تأخیر اول بخش آموزش و تأخیر اول فاز آزمایش معرفی شدند. برای سایر نواحی مورد بررسی نیز به همین صورت کدگذاری شد. شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی در منطقه a با سه تأخیر (۱، ۲ و ۳) در دو فاز آموزش و آزمایش بررسی و نتایج با استفاده از دو آماره RMSE و NSE بررسی و نتایج به صورت جدول ۲ ارائه شد.

فاز آموزش نتایج مطلوبی ارائه کند، اما در فاز آزمایش عملکرد مناسبی در منطقه b نداشت. با توجه به شکل ۵-b می‌توان مشاهده کرد که مدل K-Star در برخی نقاط نتایج مشابهی ارائه کرده است که بیانگر عدم قطعیت مدل در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه b می‌باشد.

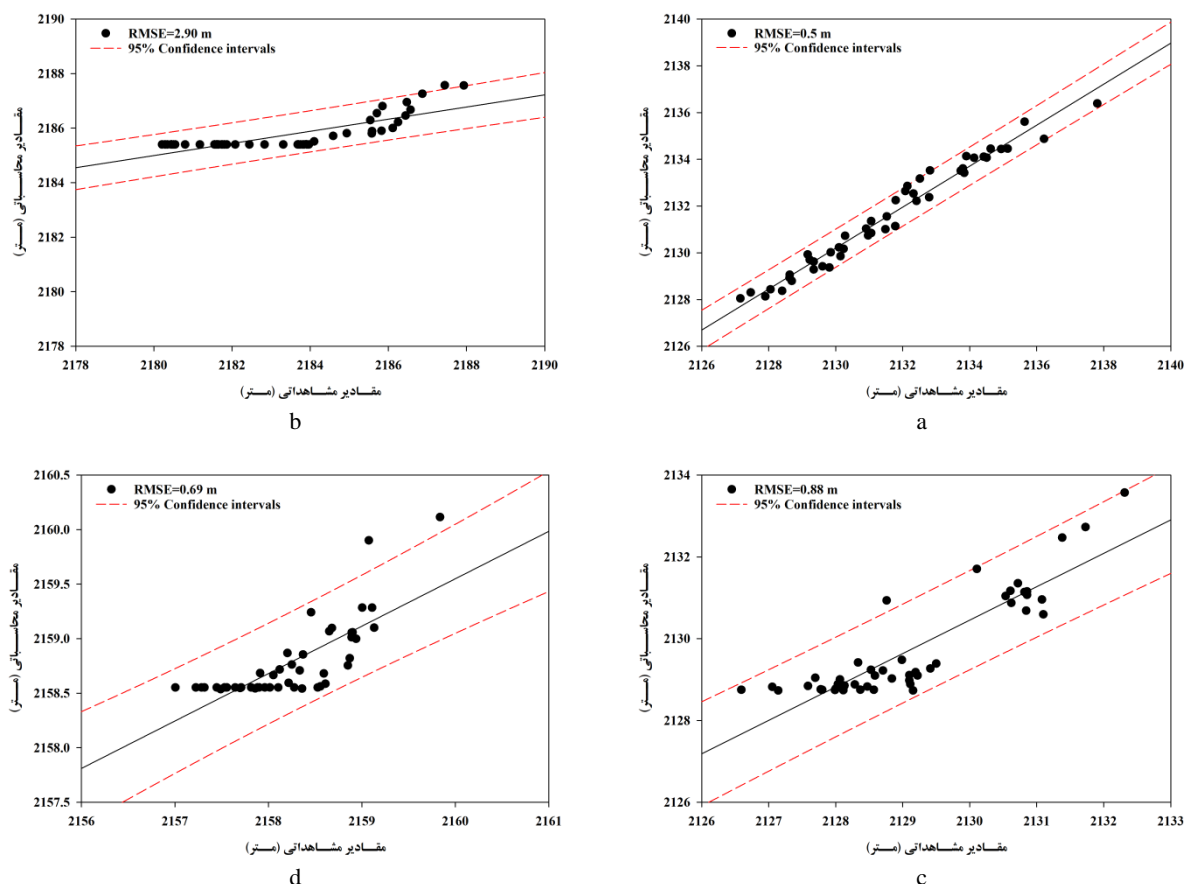
در فاز آموزش، توانایی مدل K-Star با توجه به نتایج مقادیر NSE ارائه شده در جدول ۲ بین ۰/۸۶ تا ۰/۹۷ به ترتیب برای تأخیر ۱ و تأخیر ۳ به دست آمد. در فاز آموزش از بین تأخیرهای مختلف، تأخیر ۳ (الگوی Train(a3)) بهترین تأخیر با کمترین میزان خطا و بیشترین کارایی می‌باشد. میزان خطای ۰/۴۵ متر و کارایی ۹۷ درصد در فاز آموزش برای منطقه c با توجه به الگوریتم K-Star در تأخیر ۳ حاصل شد. اما در فاز آزمایش، الگوی Test(a2) بهترین عملکرد و کمترین میزان خطا در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی را برای منطقه b به همراه داشت که میزان خطای ۰/۸۸ متر و کارایی ۵۸ درصد نتیجه شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی در منطقه c توسط مدل K-Star بود.

همگی در محدوده اطمینان ۹۵ درصد قرار گرفته است. الگوی Test(a2) به خوبی توانسته است تراز سطح ایستابی منطقه a را شبیه‌سازی کند.

نتایج ارائه شده در جدول ۲ بیانگر برتری الگوی Train(a3) بر اساس معیارهای RMSE و NSE در فاز آموزش می‌باشد. از بین تأخیرهای مختلف، تأخیر ۳ (الگوی Train(a1)) همانند منطقه a، بهترین تأخیر با کمترین میزان خطا و بیشترین کارایی می‌باشد. میزان خطای ۰/۲۹ متر و کارایی ۹۹ درصد در فاز آموزش برای منطقه b با توجه به الگوریتم K-Star حاصل شد که دقت و کارایی قابل قبولی می‌باشد. اما در فاز آزمایش نتایج رضایت‌بخشی در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی منطقه b به دست نیامد. کارایی مدل K-Star در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی در منطقه b منفی برآورد شد که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف مدل K-Star می‌باشد. کمترین میزان خطا در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی در منطقه b در فاز آزمایش ۲/۹۰ متر به دست آمد که نشان‌دهنده عملکرد ضعیف مدل K-Star در فاز آزمایش می‌باشد. با این که مدل K-Star توانست در

جدول ۲- نتایج ارزیابی دقت و کارایی مدل K-Star با تأخیرهای مختلف در تخمین تراز آب زیرزمینی

| منطقه مورد بررسی | مرحله بررسی | الگو | NSE | RMSE (m) |
|------------------|-------------|------------|-------|----------|
| a | آموزش | Train (a1) | ۰/۸۸ | ۱/۲۳ |
| | | Train (a2) | ۰/۹۴ | ۰/۹۲ |
| | | Train (a3) | ۰/۹۸ | ۰/۵۴ |
| | آزمایش | Test (a1) | -۰/۸۶ | ۳/۴۴ |
| | | Test (a2) | ۰/۹۶ | ۰/۵۰ |
| | | Test (a3) | -۰/۲۰ | ۲/۷۶ |
| b | آموزش | Train (a1) | ۰/۹۸ | ۰/۴۵ |
| | | Train (a2) | ۰/۹۸ | ۰/۳۹ |
| | | Train (a3) | ۰/۹۹ | ۰/۳۹ |
| | آزمایش | Test (a1) | -۱/۴۲ | ۳/۴۷ |
| | | Test (a2) | -۰/۸۱ | ۳/۰۱ |
| | | Test (a3) | -۰/۶۹ | ۲/۹۰ |
| c | آموزش | Train (a1) | ۰/۸۶ | ۱/۰۶ |
| | | Train (a2) | ۰/۹۳ | ۰/۷۷ |
| | | Train (a3) | ۰/۹۷ | ۰/۴۵ |
| | آزمایش | Test (a1) | ۰/۴۱ | ۱/۰۵ |
| | | Test (a2) | ۰/۵۸ | ۰/۸۸ |
| | | Test (a3) | ۰/۵۳ | ۰/۹۳ |
| d | آموزش | Train (a1) | ۰/۸۲ | ۰/۴۴ |
| | | Train (a2) | ۰/۹۰ | ۰/۳۳ |
| | | Train (a3) | ۰/۹۷ | ۰/۱۸ |
| | آزمایش | Test (a1) | -۰/۹۶ | ۰/۸۶ |
| | | Test (a2) | -۰/۲۷ | ۰/۶۹ |
| | | Test (a3) | -۰/۳۲ | ۰/۷۰ |



شکل ۴- نتایج شبیه‌سازی مقادیر سطح آب زیرزمینی با تأخیر ۱ با استفاده از بهترین مدل K-Star در فاز آزمایش (a: منطقه a، b: منطقه b، c: منطقه c و d: منطقه d)

توجه به شکل ۲-d می‌توان مشاهده کرد که همانند منطقه b، در منطقه d نیز نتایج شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی رضایت‌بخش نبوده و مدل K-Star نتوانسته دامنه تغییرات داده‌ها را به‌خوبی شبیه‌سازی کند. مقادیر شبیه‌سازی شده یکسان را نیز می‌توان در این نمودار مشاهده کرد. در مورد شکل ۴-b نتایج نشان داد که مدل به ازای مقادیر مختلف مشاهده‌ای، یک عدد ثابت شبیه‌سازی کرده است که این مورد می‌تواند نقطه ضعف مدل بیان شود.

نتایج مقایسه الگوها و مدل‌های مورد بررسی در مناطق مورد بررسی

برترین الگوهای مدل ANN و K-Star در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی در مناطق مورد مطالعه به‌صورت جدول ۳ ارائه شد. با توجه به جدول ۳ و آماره‌های RMSE و NSE می‌توان مشاهده کرد که مدل K-Star کمترین میزان خطا در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه a را داشته که با ۲ تأخیر مورد استفاده قرار گرفته است. ضریب کارایی مدل K-Star با دو تأخیر در منطقه a حدود ۹۶

با توجه به شکل ۵-c تطابق خوبی بین مقادیر مشاهده‌ای و شبیه‌سازی شده مشاهده نمی‌شود. مقادیر شبیه‌سازی شده همگی به غیر از یک مورد در محدوده اطمینان ۹۵ درصد قرار گرفته است. الگوی (a2) Test به‌خوبی نتوانسته است تراز سطح ایستابی منطقه c را شبیه‌سازی کند.

در فاز آموزش با توجه به نتایج مقادیر RMSE و NSE ارائه شده در جدول ۲ می‌توان مشاهده کرد که از بین تأخیرهای مختلف، همانند مناطق a، b و c تأخیر ۳ (الگوی (a3) Train) بهترین تأخیر با کمترین میزان خطا و بیشترین کارایی در منطقه d می‌باشد. میزان خطای ۰/۱۸ متر و کارایی ۹۷ درصد در فاز آموزش در منطقه b به ترتیب با توجه به آماره‌های RMSE و NSE به دست آمد. در فاز آزمایش، الگوی (a2) Test به‌عنوان بهترین الگو شناسایی شد اما میزان عملکرد و میزان خطای آن در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی در منطقه d رضایت‌بخش نیست. میزان خطای ۰/۷۰ متر و کارایی ۰/۳۲- در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح آب زیرزمینی در منطقه d در فاز آموزش قابل قبول نمی‌باشد. با

در منطقه d نیز برترین الگوهای مدل ANN و K-Star در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی به صورت جدول ۳ قابل مشاهده می‌باشد. با توجه به جدول ۳ و آماره‌های RMSE و NSE می‌توان مشاهده کرد همانند مناطق b و c مدل K-Star عملکرد خوبی در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی نداشته و بیشترین میزان خطا در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه d را دارد. ضریب کارایی مدل K-Star با دو تأخیر در منطقه d حدود ۰/۲۷- است که نسبت به الگوهای مدل ANN کمتر می‌باشد. با توجه به جدول ۳ می‌توان مشاهده کرد که تأخیر ۱ مدل ANN با تعداد ۴ لایه پنهان و ۵ نورون بهترین الگو برای شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه d می‌باشد.

درصد می‌باشد. با توجه به جدول ۳ و آماره‌های RMSE و NSE می‌توان مشاهده کرد که مدل ANN با تعداد تأخیر ۳ و تعداد لایه پنهان ۴ و تعداد نورون ۴ کمترین میزان خطا در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه b می‌باشد. در این منطقه، مدل K-Star کمترین میزان کارایی و بیشترین میزان خطا را دارد. با توجه به جدول ۳ و آماره‌های RMSE و NSE می‌توان مشاهده کرد که مدل K-Star بیشترین میزان خطا در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه c را دارد. مدل ANN در هر سه تأخیر، نتایج بهتری نسبت به مدل K-Star ارائه کرده است. با تعداد تأخیر ۱، الگوی Test(2,6) بهترین الگو برای شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی در منطقه c می‌باشد که میزان خطای ۰/۶۲ متر و کارایی ۸۲ درصد را برآورد کرده است.

جدول ۳- خلاصه نتایج بهترین مدل‌های مورد مطالعه در مناطق مختلف در تخمین تراز آب زیرزمینی

| مدل | تأخیر | الگو | RMSE (m) | NSE |
|-----|-------|-----------|----------|-------|
| a | ۱ | Test(4,2) | ۱/۶۷ | ۰/۶۳ |
| | ۲ | Test(2,2) | ۱/۳۳ | ۰/۷۶ |
| | ۳ | Test(2,2) | ۱/۶۲ | ۰/۶۵ |
| b | ۱ | Test(2,4) | ۱/۸۴ | ۰/۳۷ |
| | ۲ | Test(2,2) | ۱/۹۳ | ۰/۳۰ |
| | ۳ | Test(4,4) | ۱/۹۲ | ۰/۳۰ |
| c | ۱ | Test(2,6) | ۰/۶۲ | ۰/۸۲ |
| | ۲ | Test(3,3) | ۰/۷۳ | ۰/۷۴ |
| | ۳ | Test(2,3) | ۰/۷۲ | ۰/۷۵ |
| d | ۱ | Test(4,5) | ۰/۳۸ | ۰/۶۷ |
| | ۲ | Test(3,2) | ۰/۴۱ | ۰/۶۰ |
| | ۳ | Test(3,5) | ۰/۵۱ | ۰/۴۰ |
| | ۲ | Test(a2) | ۰/۶۹ | ۰/۲۷- |

جمع‌بندی و خلاصه نتایج

نتایج بررسی میزان خطا و کارایی مدل‌های ANN و K-Star با الگوها و تأخیرهای مختلف در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی منطقه مورد مطالعه نشان داد که در مناطق مورد بررسی، بهترین نتایج به شرح زیر می‌باشد:

منطقه a شامل پیژومترهای ده‌خیر، کناس، دوراهی بابائی، شهرک اردلی، حسین آباد، ده نو کنار روستا، حسن آباد، دوراهی پهلوانی و شولان:

در این منطقه با توجه به فاز آزمایش، مدل K-Star نتایج بهتری نسبت به مدل ANN داشته و با تأخیر ۲ به‌عنوان الگوی برتر معرفی می‌شود.

منطقه b شامل پیژومترهای الله آباد، شهر آشوب، شهر بالا، شمال رضا آباد، احمدآباد له دراز، سیربانو، شمال شهرک سیربانو، دردانه، احمدآباد، نصرآباد، تخت چمن، دوراهی شولان ده خیر، مهگان و رحمت آباد

در این منطقه با توجه به تغییرات آماره‌های ارزیابی، مدل ANN با تأخیر ۱ و با تعداد لایه پنهان ۲ و تعداد نورون ۴ به‌عنوان مدل الگوی برتر شناخته و معرفی می‌شود.

منطقه c شامل پیژومترهای رودخانه سفید، کنار جاده رودخانه سفید، دوراهی خسرو شیرین، سده بند بهرام و نزدیک سده در منطقه c نیز با توجه به آماره‌های ارزیابی فاز آزمایش، مدل ANN با تعداد تأخیر ۱، با تعداد لایه پنهان ۲ و تعداد نورون ۶

شد. این الگو در مقایسه با بهترین الگوی تأخیر ۲، بهترین الگوی تأخیر ۳ و بهترین مدل K-Star به ترتیب میزان خطای شبیه‌سازی را حدود ۴/۹، ۴/۳ و ۵۷/۶ درصد بهبود بخشیده است. درصد بهبودی مدل ANN نسبت به مدل K-Star چشمگیر می‌باشد.

در منطقه c الگوی برتر مدل ANN (الگوی (Test(2,6) در تأخیر ۱ نسبت به تأخیر ۲ و ۳ مدل ANN به ترتیب درصد بهبودی ۱۸ و ۱۶ درصدی را به همراه داشته که همانند منطقه b و d از نوع تأخیر اول می‌باشد. الگوی برتر منطقه c نسبت به مدل K-Star حدود ۴۲ درصد توانسته است میزان خطا را کاهش دهد. میزان خطای ۰/۶۲ متر و کارایی ۸۲ درصد نتیجه شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه c با استفاده از مدل ANN با تأخیر ۱ و ۲ لایه پنهان و ۶ نورون می‌باشد.

در منطقه d همانند منطقه b، مدل K-Star نتایج رضایت بخشی در شبیه‌سازی تراز سطح آب ارائه نکرده است. تأخیر اول مدل ANN با الگوی (Test(4,5) در منطقه d به‌عنوان مدل برتر با میزان خطای ۰/۳۸ متر و کارایی ۶۷ درصد انتخاب شده است که نسبت به تأخیر دوم و سوم مدل ANN به ترتیب میزان خطا را حدود ۸ و ۳۴ درصد بهبود بخشیده است. این بهبودی در میزان خطا نسبت به مدل K-Star حدود ۸۱ درصد می‌باشد. مدل K-Star در منطقه b و d ضریب کارایی نش-ساتکلیف منفی ارائه کرده است که نسبت به سایر مدل‌های مورد بررسی قابل قبول نمی‌باشد. به‌طور کلی با توجه به اینکه مدل ANN هم در تعداد مختلف نرون‌ها و هم در تعداد مختلف تأخیرها، بررسی شده است، کارایی برتری ارائه کرده و توانسته است بهترین مدل را در خصوص شبیه‌سازی‌ها ارائه کند. این مدل نسبت به مدل K-Star، یک مولفه اضافی (تعداد نرون) را نیز بررسی کرده است که سبب برتری آن شده است.

منابع مورد استفاده

- Afkhamifar, S. and Sarraf, A. 2020. Prediction of groundwater level in Urmia Plain aquifer using hybrid model of wavelet Transform-Extreme Learning Machine based on quantum particle swarm optimization. *Watershed Engineering and Management*. 12(2): 351-364. doi: 10.22092/ijwmse.2019.126515.1669
- Banadkooki, F. B., Ehteram, M., Ahmed, A. N., Teo, F. Y., Fai, C. M., Afan, H. A., ... and El-Shafie, A. 2020. Enhancement of groundwater-level prediction using an integrated machine learning model optimized by whale algorithm. *Natural Resources Research*. 29(5): 3233-3252.
- Bustami, R., Bessaih, N., Bong, C. and Suhaili, S. 2007. Artificial Neural Network for Precipitation and Water Level Predictions of Bedup River. *IAENG International Journal of Computer Science*. 34(2).

به‌عنوان مدل برتر معرفی شد. منطقه d شامل پیژومترهای بابائی، حاجی آباد، کنار جاده سده، دوراهی آسپاس سده، شرکت خوشایند، راه قدیم سده رودخانه سفید، حاجی آباد کنار رودخانه، دردانه سرهنگ معینی، پهلوانی کنار زهکش، جنوب سیربانو و پاسگاه آسپاس در منطق d نیز همانند منطقه b، عملکرد مدل K-Star بسیار ضعیف می‌باشد. در این منطقه نیز مدل ANN با تأخیر ۱، تعداد لایه پنهان ۴ و تعداد نورون ۵ به‌عنوان مدل برتر در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی معرفی شد.

نتیجه‌گیری

در این مطالعه جهت شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در دشت آسپاس از مقادیر تراز سطح ایستابی پیژومترهای موجود در منطقه مورد مطالعه استفاده شد. در این خصوص ابتدا بر اساس میزان افت سالانه و تغییرات تراز سطح ایستابی در پیژومترهای مورد مطالعه، ابتدا آبخوان دشت مورد بررسی به ۴ زیر حوضه تقسیم شده و شبیه‌سازی به‌صورت متوسط تراز سطح ایستابی ۴ منطقه a، b، c و d بررسی شد. جهت شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در دشت مورد مطالعه از دو مدل ANN و K-Star بهره گرفته شد. تعداد تأخیرهای ۱، ۲ و ۳ برای هر دو مدل در نظر گرفته شد. در خصوص مدل ANN تعداد نورون و لایه پنهان مختلف نیز بررسی شد. در هر دو مدل از ۸۰ درصد داده‌ها برای فاز آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها برای فاز آزمایش استفاده شد. نتایج بررسی مدل ANN در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در مناطق مورد مطالعه نشان داد که این مدل در فاز آموزش در همه مناطق نتایج مطلوبی ارائه می‌کند. اما با توجه به اهمیت صحت‌سنجی مدل در فاز آزمایش، نتایج مدل ANN در مناطق b، c و d بهتر از مدل K-Star می‌باشد. در این سه منطقه، تعداد تأخیر ۱ بهترین تأخیر در هر سه منطقه می‌باشد. در دو منطقه b و c تعداد لایه پنهان ۲ و در منطقه d تعداد لایه پنهان ۴ به‌عنوان بهترین تعداد لایه پنهان جهت شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی انتخاب شدند. اما در منطقه a نتایج شبیه‌سازی مدل K-Star بهتر از مدل ANN بود که تعداد تأخیر ۲ در مدل K-Star به‌عنوان تأخیر برتر انتخاب شد.

نتایج بررسی میزان خطا در شبیه‌سازی تراز سطح ایستابی در منطقه a نشان داد که مدل K-Star نسبت به مدل ANN در تأخیر ۱، ۲ و ۳ به ترتیب میزان بهبودی خطایی حدود ۲۳۴، ۱۶۶ و ۲۲۴ درصد داشته است. بهترین مدل‌ها از نظر مدل ANN در هر تأخیر توانایی رقابت با مدل K-Star را در منطقه a نداشتند. در سه منطقه دیگر این شرایط برعکس بوده است و مدل K-Star نتوانسته است کارایی خوبی در شبیه‌سازی مقادیر تراز سطح ایستابی ارائه کند. در منطقه b الگوی (Test(2,4) با تأخیر ۱ بهترین الگو معرفی

- intelligence models for reference evaporation simulation: A case study in Iraq. *Computers and Electronics in Agriculture*. 167: 105041.
- Kombo, O. H., Kumaran, S., Sheikh, Y. H., Bovim, A. and Jayavel, K. 2020. Long-term groundwater level prediction model based on hybrid KNN-RF technique. *Hydrology*. 7(3): 59.
- Krause, P., Boyle, D. P. and Bäse, F. 2005. Comparison of different efficiency criteria for hydrological model assessment. *Advances in Geosciences*. 5: 89-97.
- Lallahem, S., Mania, J., Hani, A. and Najjar, Y. 2005. On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media. *Journal of Hydrology*. 307(1-4): 92-111.
- Maroufpoor, S., Bozorg-Haddad, O. and Maroufpoor, E. 2020. Reference evapotranspiration estimating based on optimal input combination and hybrid artificial intelligent model: Hybridization of artificial neural network with grey wolf optimizer algorithm. *Journal of Hydrology*. 588: 125060.
- McCulloch, W. S. and Pitts, W. 1943. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity. *The bulletin of Mathematical Biophysics*. 5(4): 115-133.
- Mirarabi, A., Nassery, H. R., Nakhaei, M., Adamowski, J., Akbarzadeh, A. H. and Alijani, F. 2019. Evaluation of data-driven models (SVR and ANN) for groundwater-level prediction in confined and unconfined systems. *Environmental Earth Sciences*. 78(15): 1-15.
- Nash, J. E. and Sutcliffe, J. V. 1970. River flow forecasting through conceptual models part I—A discussion of principles. *Journal of Hydrology*. 10(3): 282-290.
- Nazeri-Tahroudi, M. and Ramezani, Y. 2020. Estimation of dew point temperature in different climates of Iran using support vector regression. *Quarterly Journal of the Hungarian Meteorological Service*. 124(4): 521-539.
- Nguyen, P. T., Ha, D. H., Avand, M., Jaafari, A., Nguyen, H. D., Al-Ansari, N., ... and Pham, B. T. 2020. Soft computing ensemble models based on logistic regression for groundwater potential mapping. *Applied Sciences*. 10(7): 2469.
- Nhu, V. H., Mohammadi, A., Shahabi, H., Shirzadi, A., Al-Ansari, N., Ahmad, B. B., ... & Nguyen, H. 2020. Monitoring and assessment of water level fluctuations of the Lake Urmia and its environmental consequences using multitemporal Landsat 7 ETM+ images. *International Journal of Environmental Research and Public Health*. 17(12): 4210.
- Pham, B. T., Jaafari, A., Prakash, I., Singh, S. K., Quoc, N. K. and Bui, D. T. 2019. Hybrid computational intelligence models for groundwater potential
- Charles, J., Vinodhini, G. and Nagarajan, R. 2021. A Machine Learning based Variational Autoencoder Model for Water Quality Prediction. *Journal of Green Engineering*. 1: 2029-2040.
- Cleary, J. G. and Trigg, L. E. 1995. K*: An instance-based learner using an entropic distance measure. In *Machine Learning Proceedings*. 108-114. Morgan Kaufmann.
- Dawson, C. W. and Wilby, R. L. 2001. Hydrological modelling using artificial neural networks. *Progress in Physical Geography*. 25(1): 80-108.
- Eslami, P., Nasirian, A., Akbarpour, A. and Nazeri Tahroudi, M. 2022. Groundwater estimation of Ghayen plain with regression-based and hybrid time series models. *Paddy and Water Environment*. 1-12.
- Garcia-Bartual, R. 2002. Short term river flood forecasting with neural networks. 1st international congress on environmental modelling and software - lugano, switzerland - june 2002
- Ghourdoyee Milan, S., Aryaazar, N., Javadi, S., Razdar, B. 2020. Simulation of groundwater head using LS-SVM and comparison with ANN & MLR. *Hydrogeology*. 5(1): 118-133. doi: 10.22034/hydro.2020.10455
- Granata, F., Di Nunno, F., Gargano, R. and de Marinis, G. 2019. Equivalent discharge coefficient of side weirs in circular channel—A lazy machine learning approach. *Water*. 11(11): 2406.
- Haykin, S. 1999. *Neural Networks, a comprehensive foundation*, Prentice-Hall Inc. Upper Saddle River, New Jersey. 7458, 161-175.
- Huang, W., Murray, C., Kraus, N. and Rosati, J. 2003. Development of a regional neural network for coastal water level predictions. *Ocean Engineering*. 30(17): 2275-2295.
- Iqbal, M., Naeem, U. A., Ahmad, A., Ghani, U. and Farid, T. 2020. Relating groundwater levels with meteorological parameters using ANN technique. *Measurement*. 166: 108163.
- Jaafari, A., Panahi, M., Pham, B. T., Shahabi, H., Bui, D. T., Rezaie, F. and Lee, S. 2019. Meta optimization of an adaptive neuro-fuzzy inference system with grey wolf optimizer and biogeography-based optimization algorithms for spatial prediction of landslide susceptibility. *Catena*. 175: 430-445.
- Khedri, A., Kalantari, N. and Vadiati, M. 2020. Comparison study of artificial intelligence method for short term groundwater level prediction in the northeast Gachsaran unconfined aquifer. *Water Supply*. 20(3): 909-921.
- Khosravi, K., Daggupati, P., Alami, M. T., Awadh, S. M., Ghareb, M. I., Panahi, M., ... and Yaseen, Z. M. 2019. Meteorological data mining and hybrid data-

- Hydrologic Engineering. 5(2): 180-189.
- Tokar, A. S. and Johnson, P. A. 1999. Rainfall-runoff modeling using artificial neural networks. *Journal of Hydrologic Engineering*. 4(3): 232-239.
- Wright, N. G. and Dastorani, M. T. 2001. Effects of river basin classification on artificial neural networks based ungauged catchment flood prediction. 3rd International Symposium on Environmental Hydraulics At: Phoenix, Arizona.
- Wright, N. G., Dastorani, M. T., Goodwin, P. and Slaughter, C. W. 2002. A combination of neural networks and hydrodynamic models for river flow prediction. In Fifth International Conference on Hydroinformatics, Cardiff, UK
- Xu, Z., Huang, X., Lin, L., Wang, Q., Liu, J., Yu, K. and Chen, C. 2020. BP neural networks and random forest models to detect damage by *Dendrolimus punctatus* Walker. *Journal of Forestry Research*. 31(1): 107-121.
- Yadav, B., Gupta, P. K., Patidar, N. and Himanshu, S. K. 2020. Ensemble modelling framework for groundwater level prediction in urban areas of India. *Science of the Total Environment*. 712: 135539.
- Zhou, Y. 2009. A critical review of groundwater budget myth, safe yield and sustainability. *Journal of Hydrology*. 370(1-4): 207-213.
- mapping. *Catena*. 182: 104101.
- Raji, M., Tahroudi, M. N., Ye, F. and Dutta, J. 2022. Prediction of heterogeneous Fenton process in treatment of melanoidin-containing wastewater using data-based models. *Journal of Environmental Management*. 307: 114518.
- Salari, S., Moghaddasi, M., Mohammadi Ghalehi, M. and Akbari, M. 2021. Groundwater Level Prediction in Golpayegan Aquifer Using ANFIS and PSO Combination. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 52(3): 721-732. doi: 10.22059/ijswr.2021.314323.668814.
- Sharafati, A., Asadollah, S. and Neshat, A. 2020. A new artificial intelligence strategy for predicting the groundwater level over the Rafsanjan aquifer in Iran. *Journal of Hydrology*. 591: 125468.
- Tabatabaei, S. M., Nazeri Tahroudi, M. and Hamraz, B. S. 2021. Comparison of the performances of GEP, ANFIS, and SVM artificial intelligence models in rainfall simulation. *Quarterly Journal of the Hungarian Meteorological Service*. 125(2): 195-209.
- Taormina, R., Chau, K. W. 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.
- Thirumalaiah, K. and Deo, M. C. 2000. Hydrological forecasting using neural networks. *Journal of*

Application of K-star Algorithm for Groundwater Level Forecasting (Case study: Aspas plain)

N. Rahnama Gahfarokhi¹, H. Zarei², F. Ahmadi^{3*}
Received: Sep.20, 2022 Accepted: Feb.02, 2023

Abstract

In this study, the groundwater level of Aspas Plain, located in the northwest of the catchment area of Tashk and Bakhtegan Lakes in Fars province, was simulated using the data of 39 piezometers in the aquifer plain in the period of 2001-2017. In this regard, K-Star and ANN models with 1, 2 and 3 lags were used in two phases of training and testing. ANN model in this study was also investigated with the number of hidden layers and different neurons in addition to the mentioned lags. According to the drop and fluctuations of the groundwater level in the mentioned statistical period, the studied aquifer was divided into 4 regions a, b, c and d. The results of the simulation of the groundwater level in area "a" showed that the K-Star model with 2 lags performed better than the ANN model in different lags. But in the other three regions, the ANN model with a lag-1 has provided the best performance. ANN model with 2 hidden layers and 4 neurons in region b, with 2 hidden layers and 6 neurons in region c, and with 4 hidden layers and 5 neurons in region d were introduced as the best model for simulating groundwater level values. On average, the best models introduced in regions b, c and d were able to improve the error rate by 57, 42 and 81%, respectively, compared to the K-Star model. The poor performance of the K-Star model in two regions b and d is also clearly visible. In general, the results showed that lag-1 of the ANN model had the best performance in simulating the values of the groundwater level in the three regions b, c and d with the number of hidden layers and different neurons.

Keywords: Annual Decline, Artificial Neural Network, Fluctuation of Groundwater, K-Star Model, Piezometer.

1 - Ms.C Student, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.
2 - Associate Professor, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.
3 - Assistant Professor, Faculty of Water and Environmental Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran.
Corresponding Author E-mail: f.ahmadi@scu.ac.ir