

## شبیه‌سازی اثر تغییر اقلیم بر تراز سطح آب زیرزمینی در آبخوان کارستی گستره لالی، استان خوزستان

نجات زیدعلی نژاد<sup>۱</sup>، حمیدرضا ناصری<sup>۲\*</sup>، علیرضا شکیبا<sup>۳</sup>، فرشاد علیجانی<sup>۴</sup>

۱- دانشجوی دکتری رشته هیدروژئولوژی، گروه زمین‌شناسی معدنی و آب، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی

۲- استاد رشته هیدروژئولوژی، گروه زمین‌شناسی معدنی و آب، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی

۳- دانشیار رشته اقلیم‌شناسی، مرکز مطالعات سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی

۴- استادیار رشته هیدروژئولوژی، گروه زمین‌شناسی معدنی و آب، دانشکده علوم زمین، دانشگاه شهید بهشتی

(تاریخ دریافت: ۹۸/۰۸/۰۱، تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۸/۲۰)

## چکیده

اثر تغییر اقلیم بر آبخوان‌های کارستی کمتر مورد توجه قرار گرفته است که علت آن دشواری مدل‌سازی آنها در مقایسه با آبخوان‌های آبرفتی است. با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توان بین پارامترهای اقلیمی، به عنوان جزئی از چرخه هیدرولوژی، و سطح آب زیرزمینی ارتباط برقرار کرد. در این مطالعه، پس از پیش‌بینی متغیرهای اقلیمی، یعنی بارش و دما، در دوره پایه (۱۹۶۱-۱۹۹۰) و آتی (۲۰۲۱-۲۰۵۰) با استفاده از مجموعه داده NEX-GDDP، تراز سطح آب زیرزمینی در سه چاه آهکی در گستره لالی، استان خوزستان، با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی شبیه‌سازی شده است. نتایج داده‌های آزمون بیانگر توانایی مناسب شبکه در شبیه‌سازی اثر تغییر اقلیم بر آبخوان کارستی است و پیش‌بینی می‌شود سطح آب زیرزمینی برای چاه‌های W1 و W2 بر اثر تغییر اقلیم در دوره آتی نسبت به دوره پایه کاهش یابد، درحالی‌که برای چاه W3 تغییرات چندانی پیش‌بینی نمی‌شود.

**واژه‌های کلیدی:** تغییر اقلیم، آبخوان کارستی، شبکه عصبی مصنوعی، گستره لالی.

## مقدمه

شده است که با غلبه بر این مشکلات به عنوان جایگزین قدرتمندی در مدل‌سازی عددی استفاده شده‌اند (Kurtulus and Razack, 2010).

آگیلا و موریلو (Aguilera and Murillo, 2009) با استفاده از کد تخمین تغذیه آبخوان‌های با اضافه برداشت (ERAS) اثر تغییر اقلیم را بر تغذیه چهار آبخوان کارستی در جنوب خاوری اسپانیا بررسی کردند. این کد برای پیش‌بینی تغذیه ماهیانه استفاده شد و پس از پردازش‌های آماری یک روند لگاریتمی کاهشی در آبخوان‌های کارستی مورد مطالعه از سال ۱۹۰۰ تا ۲۰۹۰ میلادی مشاهده شد. ستی و همکاران (Sethi et al., 2010) فاکتورهای موثر بر نوسانات سطح آب زیرزمینی را برای توسعه یک مدل پیش‌بینی و بررسی پتانسیل آن در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در یک آبخوان سخت با داده کم بررسی کردند. آنها از شبکه‌های عصبی مصنوعی با شبکه پیشرو چند لایه و روش آموزش پس انتشار برای این منظور استفاده کردند. شبکه عصبی مصنوعی با تعداد نوروهای مختلف در لایه پنهان با استفاده از داده‌های چهار ساله (۲۰۰۵-۲۰۰۸) بارش ماهیانه، تبخیر و تعرق پتانسیل و عمق سطح آب زیرزمینی، با در نظر گرفتن داده‌های موثر بر

منابع آب کارستی یکی از مهم‌ترین منابع آب شیرین است که یک چهارم مصرف آب در جهان را تأمین می‌کند (Ford and Williams, 2007). جریان آب زیرزمینی در آبخوان‌های کارستی یک سیستم جریان دوگانه افشان و مجرایی را نشان می‌دهد که این مشخصه آسیب‌پذیری آنها را نیز دوگانه می‌کند (Butscher and Huggenberger, 2009). رهیافت‌های مفهومی و عددی مختلفی برای شناخت رفتار آبخوان‌های کارستی توسعه یافته است (Hartmann et al., 2014). با این وجود آبخوان‌های کارستی بسیار پیچیده هستند و با وجود ویژگی‌های خاص شامل ناهمگنی زیاد، ناهمسانی، ناپوستگی محیط و سیستم‌های سلسله مراتبی و شدیداً غیرخطی اجرای روش‌های معمول مدل‌سازی جریان و انتقال براساس قانون دارسی برای آنها بسیار مشکل است. این مشکل تا حدی نیز مربوط به مشکل مقیاس (حجم آبخوان) است. به علاوه، مدل‌سازی عددی این آبخوان‌ها به داده‌های بسیار زیادی نیاز دارد که به راحتی در دسترس نیستند (Fleury et al., 2007). با این وجود در سال‌های اخیر در مطالعات هیدرولوژی توجه زیادی به روش‌های غیر عددی

بیان کردند در سال‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی بار هیدرولیکی در محل چاه‌های مشاهده‌ای بسیار استفاده شده‌اند. آنها از شبکه عصبی مصنوعی چند لایه از نوع پیشرو برای شبه‌سازی تغییر بار هیدرولیکی در محل یک چاه مشاهده‌ای استفاده کردند. همچنین از دما و بارش در دوره پایه و آتی و بار هیدرولیکی در دوره پایه استفاده شد و نتایج نشان دادند شبکه‌های عصبی مصنوعی روند کلی سیستم طبیعی را به خوبی نشان می‌دهند. راوبار و کوواچیچ (Ravbar and Kovacic, 2016) روند آبدی چشمه‌های کارستی را در ارتباط با تغییر اقلیم در کارست کلاسیک جنوب‌خاوری اسلونی بررسی و بیان کردند آبخوان‌های کارستی به دلیل رفتار ویژه بسیار به شرایط هیدرولوژیکی وابسته‌اند. روند خطی میانگین، حداقل و حداکثر آبدی سالیانه در ۹ چشمه کارستی ارزیابی شد و با روند خطی بارش سالیانه و دما در یک دوره ۵۲ ساله (۱۹۶۱-۲۰۱۳) مقایسه شد. نتایج اثر تغییر اقلیم را بر آب‌های کارستی منطقه نشان دادند و محافظت، پایش و استفاده مناسب از منابع آب کارستی به عنوان راهکارهای مدیریتی پیشنهاد شد.

در مقیاس جهانی بیشتر مطالعات مربوط به شبه‌سازی اثر تغییر اقلیم بر آبخوان با عدم قطعیت فراوانی همراه هستند که یک علت آن وجود چاه‌های پمپاژ است که می‌تواند سبب افت گسترده سطح تراز آبخوان شوند (Holman et al., 2012) و این مورد در آبخوان‌های کارستی در کنار پیچیدگی‌های ذکر شده کار را مشکل‌تر می‌سازد. با این وجود گستره لالی به دلیل نبود چاه پمپاژ فعال در کنار آبخوان کارستی سازند آسماری می‌تواند گستره مناسبی برای بررسی اثر تغییر اقلیم در یک آبخوان کارستی باشد که در نبود چاه پمپاژ و عدم قطعیت مربوط به آن و همچنین نبود عوامل انسانی، که از عوامل غیر مستقیم اثر تغییر اقلیم بر آب‌های زیرزمینی محسوب می‌شود، تغییر اقلیم به تنهایی چه اثری بر سطح آب زیرزمینی دارد. هدف از این مقاله تعیین اثر تغییر اقلیم در دوره پایه (۱۹۶۱-۱۹۹۰) و آتی (۲۰۵۰-۲۰۲۱) بر گستره لالی، استان خوزستان، با تعیین متغیرهای اقلیمی، یعنی بارش و دما، با

چاه‌ها به عنوان ورودی و عمق سطح آب زیرزمینی ماه پیش رو به عنوان خروجی گسترش یافت. بهترین مدل براساس مشخصه آماری RMSE مجموعه داده آزمون انتخاب شد. نتایج نشان دهنده دقت مناسب شبکه عصبی مصنوعی در شبه‌سازی سطح آب زیرزمینی آبخوان سخت حتی با وجود داده کم بود. سلامی و همکاران (۱۳۹۴) اثر تغییر اقلیم بر آبخوان دشت همدان-بهار را بررسی و مدل‌های اقلیمی مختلف را بر مبنای توانایی آنها در شبه‌سازی متغیرهای اقلیمی در دوره پایه (۱۹۷۰-۲۰۰۰) وزن‌دهی کردند. سپس بر مبنای وزن مدل‌های اقلیمی و مقادیر پیش‌بینی شده توسط آنها در دوره آتی (۲۰۱۵-۲۰۴۵) تغییرات بارندگی و دما محاسبه شد که با استفاده از مدل LARS-WG به شکل روزانه برای دوره آتی درآمدند. سپس با استفاده از شبکه عصبی چند لایه و مدل آب زیرزمینی مادفلو به ترتیب مقادیر رواناب روزانه و نوسانات سطح آب زیرزمینی تخمین زده شد. نتایج نشان دهنده افت سطح آب زیرزمینی به میزان ۳۸ متر در دوره آتی ناشی از برداشت چشمگیر آب زیرزمینی بود. در ضمن در پایان دوره مدل‌سازی، ضخامت اشباع آبخوان حدود ۱۲ متر پیش‌بینی شد. لیان و همکاران (Lian et al., 2014) اثرات تغییر اقلیم را در کارست ناحیه جنوب‌باختری چین بررسی کردند. برای شناخت مشخصه‌های تغییر اقلیم از آنالیز آماری پارامترهای اقلیمی ۱۲ ایستگاه هواشناسی در کارست مزبور استفاده شد. روش‌های آماری من-کندال (Mann-Kendall) و پتیت-من-ویتنی (Pettitt-Mann-Whitney) برای آنالیز تغییرات دما و بارش روزانه در هر ایستگاه استفاده شد. میانگین متحرک پنج ساله پارامترهای اقلیمی بیانگر افزایش میانگین دمای حداقل و حداکثر سالیانه بود اما افزایش بارش مشاهده نشد. نتایج نشان دادند تغییر اقلیم چرخه هیدرولوژی را در منطقه تحت تاثیر قرار می‌دهد و سبب افزایش سیلاب و خشکسالی‌ها، بازتوزیع منابع آب، بیابان‌زایی و برهم زدن توازن کربن می‌شود. تاپوگلو و همکاران (Tapoglou et al., 2014) از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی اثر تغییر اقلیم بر نوسانات سطح آب زیرزمینی در ناحیه آژیا (Agia) در یونان استفاده و

اقلیم گستره مورد مطالعه در محدوده نیمه خشک قرار می‌گیرد. بیشتر بارندگی سالیانه مربوط به فاصله زمانی آبان تا اردیبهشت ماه است و فصل خشک منطبق بر خرداد ماه تا مهر ماه می‌باشد.

مجموعه داده ریزمقیاس شده NEX-GDDP شامل طرح‌بندی‌های بارش و دما از سال ۱۹۵۱ تا ۲۱۰۰ میلادی برای مدل گردش عمومی جو تحت سناریوهای جدید مسیرهای غلظت معرف RCP4.5 و RCP8.5 از AR5 با دقت ۰,۲۵ درجه، حدود ۲۵ کیلومتر است (Taylor et al., 2012). برای مطالعه جزئیات مربوط به مجموعه داده NEX-GDDP و مدل‌های به کار رفته می‌توان به مراجع مربوطه رجوع کرد (مثل: Thrasher and Nemani, 2015). هدف از ایجاد این مجموعه داده فراهم کردن یک مجموعه از طرح‌بندی‌های تغییر اقلیم با تصحیح خطا و وضوح بالا در سطح جهانی برای ارزیابی اثرات تغییر اقلیم بر فرآیندهای حساس به گرادیان‌های اقلیمی در مقیاس محلی و اثرات توپوگرافی محلی بر شرایط اقلیمی است (Thrasher et al., 2012).

روش جداسازی مکانی تصحیح خطا (Bias-Correction Spatial Disaggregation) مورد استفاده در مجموعه داده NEX-GDDP یک الگوریتم یا روش ریزمقیاس‌نمایی آماری است (Maurer and Hidalgo, 2008) که خروجی مدل‌های گردش عمومی جو را با داده‌های مشاهده‌ای اقلیمی متناظر در زمان مشابه مقایسه می‌کند و با استفاده از اطلاعات مشتق شده از این مقایسه طرح‌بندی‌های اقلیمی آتی را به گونه‌ای تعدیل می‌دهد که با رکوردهای اقلیمی گذشته هماهنگ‌تر و برای گستره مورد نظر واقعی‌تر باشند. الگوریتم مورد استفاده همچنین از جزئیات مکانی به دست آمده از مجموعه داده‌های مشتق شده مکانی استفاده می‌کند تا خروجی مدل‌های اقلیمی را به شبکه‌های با وضوح بیش‌تر درون‌یابی کند.

استفاده از مجموعه داده NEX-GDDP<sup>۱</sup> است. این مجموعه داده در مطالعات جدید تغییر اقلیم بسیار استفاده شده است (Shortridge and Zaitchik, 2018; Walsh et al., 2018; Yan et al., 2018; Yu et al., 2018; Zhang et al., 2018) سپس اثر تغییر اقلیم بر روی سطح تراز آبخوان کارستی در سه چاه آهکی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی تعیین می‌شود.

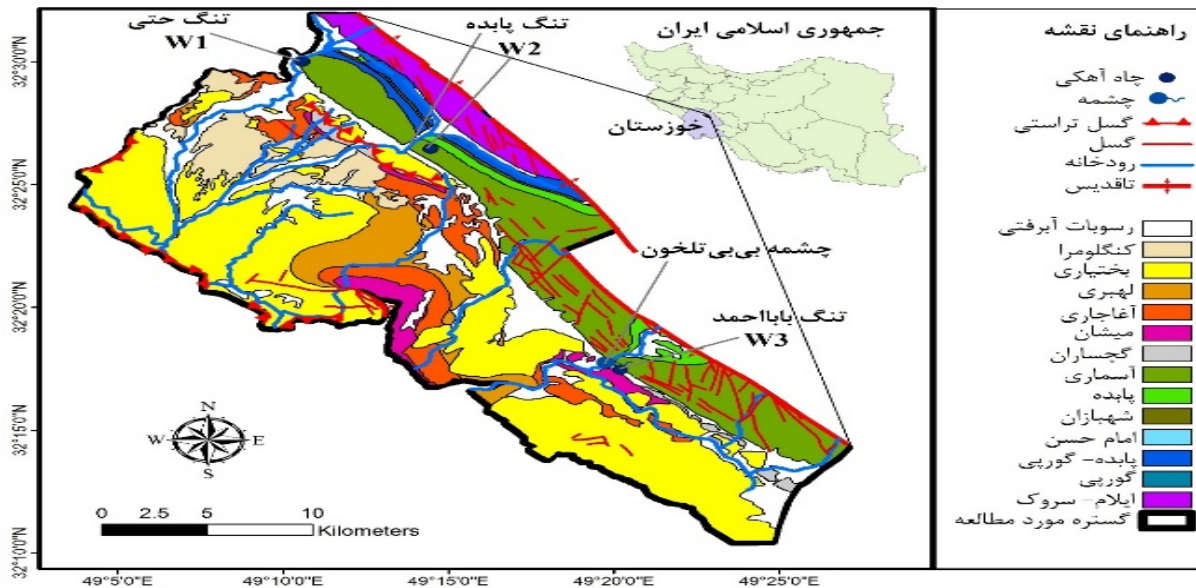
## مواد و روش‌ها

گستره لالی در فاصله ۱۸ کیلومتری شمال‌خاوری شهر لالی، بین عرض جغرافیایی ۳۲°۱۸' و ۳۲°۳۶' شمالی و طول جغرافیایی ۴۹°۰۳' و ۴۹°۲۱' شرقی، در حوضه کارون میانی در شمال استان خوزستان قرار گرفته است. این گستره براساس تقسیم‌بندی واحدهای ساختمانی-رسوبی ایران در دو پهنه زاگرس مرتفع و چین‌خورده با روند کلی شمال‌باختری-جنوب‌خاوری قرار دارد (شکل (۱)).

از لحاظ چینه‌شناسی آهک ایلام-سروک قدیمی‌ترین سازند گستره مورد مطالعه است که بر روی آن سازند شیلی گورپی، بخش آهکی امام حسن، سازند آهکی-دولومیتی شهبازان، سازند شیلی پایده، سازند آهکی آسماری، لایه‌های گچ و مارن سازند گچساران، تناوب لایه‌های مارنی-آهکی میشان، سازند ماسه‌سنگی-مارنی آغاچاری همراه با سیلتستون بخش لهری، کنگلومرای بختیاری، کنگلومرای توکک و نهشته‌های آبرفتی عهد حاضر به ترتیب قدمت قرار گرفته‌اند (شکل (۱)).

داده‌های هواشناسی ایستگاه سینوپتیک لالی فقط برای دوره ۲۰۰۷-۲۰۱۶ موجود است (سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۹۶). با توجه به داده‌های ایستگاه هواشناسی لالی در دوره ۲۰۰۷-۲۰۱۶ متوسط ساعات آفتابی حدود ۷,۹ ساعت، متوسط بارش سالیانه ۳۹۶ میلی‌متر و متوسط دمای میانگین سالیانه ۲۵,۱۱ درجه سانتیگراد می‌باشد.

<sup>1</sup> NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections



شکل ۱- موقعیت گستره مورد مطالعه، چاه‌های آهکی و سازندهای زمین‌شناسی

یک شبکه عصبی مصنوعی مجموعه‌ای از نورون‌هاست که با قرار گرفتن در لایه‌های مختلف، معماری خاصی را بر مبنای ارتباطات بین نورون‌ها در لایه‌های مختلف تشکیل می‌دهد. نورون یک واحد غیرریاضی یا یک دستگاه غیرخطی است و شبکه عصبی که از اجتماع این نورون‌ها تشکیل می‌شود، نیز یک سیستم پیچیده و غیرخطی خواهد بود. در واقع، نورون یا گره کوچکترین واحد پردازش اطلاعات است که اساس عملکرد شبکه‌های عصبی را تشکیل می‌دهد (منهاج، ۱۳۸۴). هر نورون ورودی‌ها را دریافت می‌کند و پس از پردازش آنها یک سیگنال خروجی تولید می‌کند. لذا هر نورون در شبکه به عنوان مرکز پردازش و توزیع اطلاعات عمل می‌کند و ورودی و خروجی مخصوص به خود را دارد (Sadorsky, 2006).

قابلیت یادگیری در شبکه‌های عصبی با استفاده از تنظیم پارامترهای شبکه انجام می‌گیرد. با این هدف که اگر شبکه برای یک وضعیت خاص آموزش دیده باشد و تغییر کوچکی در شرایط محیطی رخ دهد، شبکه بتواند با آموزش مختصر برای شرایط جدیدتر نیز کارآمد باشد. در یک شبکه عصبی هر نورون به طور مستقل عمل می‌کند و رفتار کلی شبکه برآیند رفتار نورون‌ها است. در واقع، نورون‌ها در یک روند همکاری یکدیگر را تصحیح می‌کنند که این خصوصیت

از مجموعه داده واداشت آب و هواشناختی جهانی (Global Meteorological Forcing Dataset) برای مدل‌سازی سطح زمین استفاده شده است که در گروه تحقیقات هیدرولوژی زمینی دانشگاه پرینستون قابل دسترس است (Sheffield et al., 2006). مجموعه داده واداشت آب و هواشناختی جهانی داده‌های آنالیز مجدد را با داده‌های مشاهده‌ای ترکیب می‌کند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی از ابزارهای جدیدی هستند که در سیستم‌های غیرخطی و نامعین که روابط بین اجزا و پارامترهای سیستم به خوبی شناخته شده و توصیف پذیر نیست قادر به تحلیل و شبیه‌سازی می‌باشند (Kohzadi et al., 1995). در واقع شبکه‌ها با انجام محاسبات روی داده‌های عددی یا مثال‌ها، قوانین کلی را فرا می‌گیرند و به همین دلیل به آنها سیستم‌های هوشمند گفته می‌شود (محمدی و همکاران، ۱۳۸۷). مزیت شبکه عصبی یادگیری مستقیم از روی داده‌ها بدون نیاز به برآورد مشخصه‌های آماری آنها است.

شبکه عصبی مصنوعی بدون در نظر گرفتن هیچ فرض اولیه و دانش قبلی از روابط بین پارامترهای مورد مطالعه، قادر به پیدا کردن رابطه بین مجموعه ورودی‌ها و خروجی‌ها برای پیش‌بینی هر خروجی متناظر با ورودی دلخواه است (گلابی و همکاران، ۱۳۹۲).

(et al., 2011). لذا در این مطالعه از شبکه‌های عصبی مصنوعی و با استفاده از پارامترهای هیدرولوژیک دما و بارش شبیه‌سازی تراز آب در سه چاه آهکی صورت می‌گیرد. در خلال فرآیند واسنجی، شبکه با استفاده از یک مجموعه داده مشاهده‌ای آموزش داده می‌شود و عملکرد آن با استفاده از مجموعه دیگری ارزیابی می‌شود.

**نتایج**

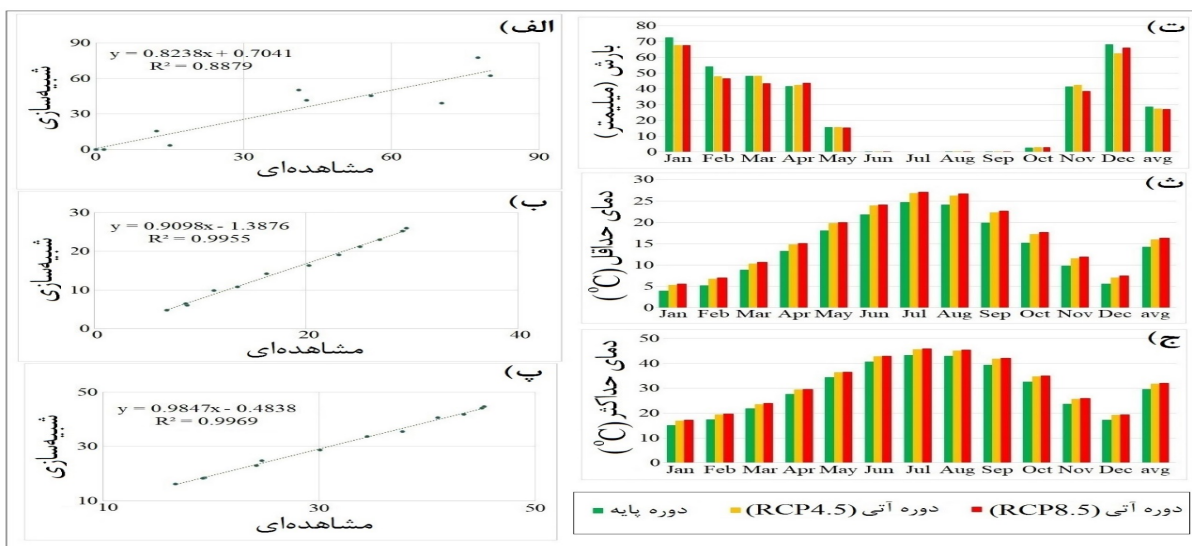
در این مطالعه پس از دسترسی به مجموعه داده NEX-GDDP (<https://nex.nasa.gov/nex/projects/1356/>) برای گستره لالی، داده‌های به دست آمده با توجه به داده‌های مشاهده‌ای ایستگاه سینوپتیک لالی صحت‌سنجی می‌شوند. در واقع، با اینکه مجموعه داده NEX-GDDP به صورت جهانی صحت‌سنجی شده است (Thrasher and Nemani, 2015) صحت و سقم استفاده از آن برای گستره لالی بررسی می‌شود. برای این کار خروجی مدل‌های مختلف مربوط به سال‌های ۲۰۰۷ تا ۲۰۱۶ با داده‌های مشاهده‌ای ایستگاه لالی مقایسه شده است. در مورد بارش با توجه به مشخصه آماری R2 حدود ۰.۸۹ برای بارش و حدود یک برای دمای حداقل و حداکثر انطباق نزدیکی بین داده‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی مشاهده می‌شود (شکل ۲، قسمت الف، ب و پ).

باعث افزایش تحمل‌پذیری خطا در سیستم می‌شود (کارآموز و عراقی‌نژاد، ۱۳۸۹).

یادگیری به این معنی است که مقادیر وزن (w) و بایاس (b) طوری تغییر کنند که رابطه ورودی و خروجی نورو، که به تابع انتقال بستگی دارد، با هدف خاصی منطبق شود (Hagan et al., 2014). هر نورو بیش از یک ورودی دارد و در نظر گرفتن یک نورو حتی با تعداد ورودی‌های زیاد برای حل مسائل کافی نیست (منهاج، ۱۳۸۴). بنابراین در بیشتر موارد از اجتماع نوروها به عنوان لایه استفاده می‌شود. شبکه‌های عصبی مصنوعی مشابه با شبکه‌های عصبی بیولوژیکی می‌توانند به شکل‌های مختلف سازمان‌دهی شوند. در واقع، نوروها می‌توانند از راه‌های مختلف به هم متصل شوند و شبکه‌های عصبی با ساختارهای مختلفی ایجاد کنند (محمدی و همکاران، ۱۳۸۷).

شبکه‌های عصبی چند لایه پرسپترون مهمترین شبکه‌های عصبی مصنوعی هستند که شامل مجموعه‌ای از واحدهای حسی (نوروهای پایه) می‌باشند که لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی را تشکیل می‌دهند. سیگنال ورودی در شبکه و در مسیری رو به جلو به صورت لایه به لایه منتشر می‌شود (Hagan et al., 2014).

مدل‌سازی عددی آبخوان‌های کارستی به دلیل پیچیدگی و نیاز به شناخت هندسه مجاری بسیار دشوار است (Trichakis



**شکل ۲- میانگین ماهیانه مجموع بارش (الف)، میانگین ماهیانه دمای حداقل (ب) و میانگین ماهیانه دمای حداکثر (پ) داده‌های مشاهده‌ای در مقابل داده‌های شبیه‌سازی برای دوره زمانی ۲۰۰۷-۲۰۱۶. میانگین مجموع بارش (ت)، میانگین دمای حداقل (ث) و میانگین دمای حداکثر (ج) برای ماه‌های مختلف مربوط به دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5**

می‌دهد زیرا در این فصل دما پایین می‌باشد و تبخیر و تعرق کمتر است و احتمال تغذیه آبخوان نیز کمتر می‌شود.

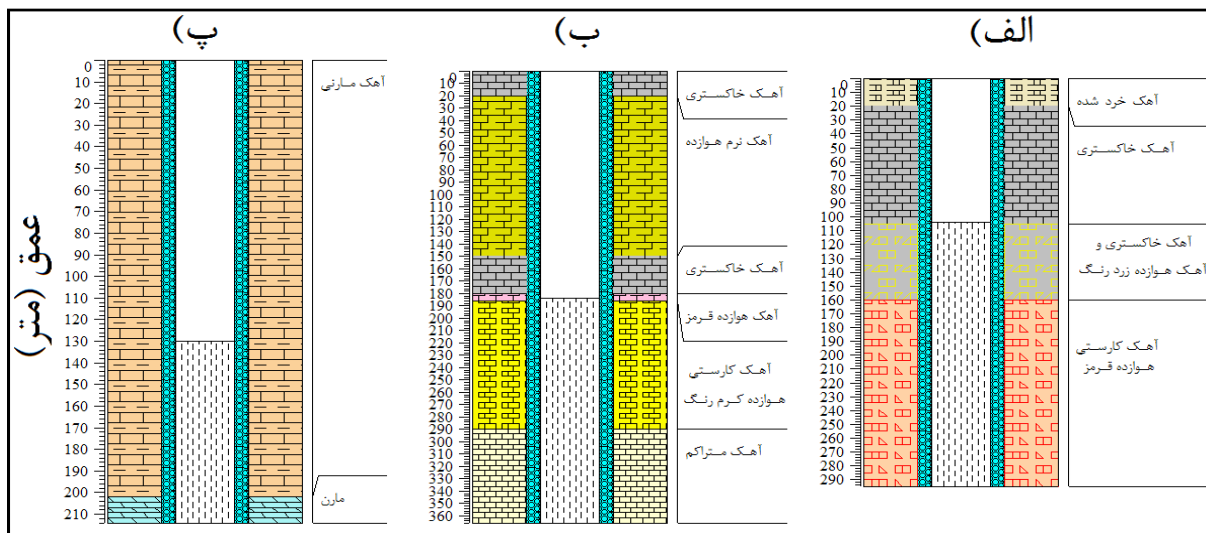
دمای حداقل و حداکثر در دوره آتی با سناریوی RCP8.5 بیشتر از سناریوی RCP4.5 و در دوره آتی با سناریوی RCP4.5 نیز بیشتر از دوره پایه هستند. افزایش دمای حداقل و حداکثر برای فصل تابستان و بخصوص اواسط آن بیشترین مقدار است. میانگین دمای حداقل سالیانه برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 به ترتیب ۱۴،۱۸، ۱۵،۹۸ و ۱۶،۳۱ درجه سانتیگراد و میانگین دمای حداکثر سالیانه نیز برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 به ترتیب برابر با

۲۹،۶۲، ۳۱،۶۵ و ۳۱،۹۴ درجه سانتیگراد است (شکل ۲، قسمت ث و ج).

در گستره لالی سه چاه آهکی W1، W2 و W3 مربوط به سازند آسماری به ترتیب در تنگ حتی، تنگ پابده و تنگ بابا احمد قرار گرفته‌اند (شکل (۱)). عمق چاه آهکی W1، W2 و W3 به ترتیب برابر با ۲۹۴، ۳۶۶ و ۲۱۴ متر و عمق آب نیز به ترتیب برابر با ۱۰۴، ۱۸۴ و ۱۳۰ متر است (شکل (۳)). آمار سطح آب این چاه‌ها از سال ۲۰۰۶ تا ۲۰۱۷ میلادی (۱۳۸۴-۱۳۹۶ شمسی) به صورت ماهیانه در دسترس است.

پس از صحت‌سنجی خروجی مدل‌های مجموعه داده NEX-GDDP از میانگین عددی خروجی مدل‌های آن برای تعیین اثر تغییر اقلیم بر گستره لالی استفاده می‌شود. در کل در منطقه خاورمیانه که دارای اقلیم خشک و نیمه‌خشک است افزایش دما و کاهش بارش بر اثر تغییر اقلیم پیش‌بینی شده است (خسروی و همکاران، ۱۳۸۹).

برای سه ماه اول سال، یعنی فصل زمستان، کاهش میانگین مجموع بارش ماهیانه به ترتیب برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و در نهایت دوره آتی با سناریوی RCP8.5 مشاهده می‌شود. برای ماه‌های دیگر سال، به عنوان مثال ماه آوریل، تقریباً مقدار بارش برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 تغییر چندانی نمی‌کند و حتی در برخی موارد برای دوره آتی بیشتر می‌شود. با این حال روند تغییرات مشابه است. میانگین بارش برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 به ترتیب ۲۸،۶۶، ۲۷،۴۱ و ۲۷ میلی‌متر در ماه است. در کل از لحاظ تغییرات بارش به صورت فصلی می‌توان گفت کاهش بارش عمدتاً مربوط به پاییز و به ویژه زمستان است (شکل (۲) ت). اینکه بارش در فصل زمستان، یعنی فصل سرد، خیلی کاهش می‌یابد نگرانی را افزایش



شکل ۳- لوگ حفاری چاه‌های آهکی (W1 الف)، (W2 ب) و (W3 پ) در گستره لالی

دو چاه آهکی و رژیم جریان مجرای غالب باشد. تغییر تراز آب در چاه‌های آهکی W1 و W2 تقریباً شبیه هم هستند و نسبت به چاه آهکی W3 بیشتر است.

تراز آب چاه آهکی W3 نه تنها در طی ماه‌های مختلف سال تغییر چندانی نمی‌کند بلکه برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 نیز تغییرات چندانی نمی‌کند. این ویژگی‌ها می‌تواند بیانگر کارستی شدن کم و رژیم جریان افشان آبخوان در محدوده چاه آهکی W3 باشد. با این وجود برای ماه‌های دسامبر، ژانویه و فوریه، مانند چاه‌های آهکی W1 و W2، تراز آب این چاه برای دوره پایه بیشتر از دوره آتی با هر دو سناریو است. به گونه‌ای که در این ماه‌ها تغییرات سطح آب قابل ملاحظه‌ای در دوره پایه نسبت به دوره آتی با هر دو سناریو برای چاه‌های آهکی مشاهده می‌شود. تراز آب چاه‌های آهکی برای بقیه ماه‌ها تفاوت زیادی نمی‌کند و در بعضی ماه‌ها در دوره پایه حتی کمتر از دوره آتی برای هر دو سناریو می‌شود. در کل میزان سطح ایستابی آبخوان برای دوره پایه بیشتر از دوره آتی و برای دوره آتی با سناریوی RCP4.5 کمی بیشتر از سناریوی RCP8.5 است (جدول ۱) و شکل (۵).

با توجه به اینکه بارش در فصل خشک در دوره آتی تغییر چندانی نمی‌کند، سطح آب چاه‌های آهکی در این فصل برای دوره پایه و آتی با در نظر گرفتن هر دو سناریو کمتر تغییر می‌کند. برای فصل مرطوب که تغییرات بارش و دما بر اثر تغییر اقلیم بیشتر است میزان سطح ایستابی برای دوره پایه بیشتر و تفاوت قابل ملاحظه‌ای با دوره آتی نشان می‌دهد. نکته دیگر اینکه در دوره آتی علیرغم اینکه سناریوی RCP8.5 نسبت به RCP4.5 سطح ایستابی در چاه‌های آهکی را به طور میانگین مقداری کمتر نشان می‌دهد، تفاوت قابل ملاحظه‌ای بین این دو سناریو مشاهده نمی‌شود. به نظر می‌رسد اگر از سناریوی خوش‌بینانه RCP2.6 نیز استفاده می‌شد، اختلاف بیشتری بین مقادیر پیش‌بینی شده تحت سناریوهای مختلف مشاهده می‌شد.

برای شبیه‌سازی اثر تغییر اقلیم بر چاه‌های آهکی از روش غیرعددی شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شده است. از تولباکس شبکه عصبی مصنوعی نرم‌افزار متلب (matlab R2015a) استفاده شد. ابتدا داده‌ها در مقادیر بین ۰ تا ۱ (۰،۹۰ تا ۰،۹۰) نرمال شدند تا اجازه برون‌یابی داده شود. سپس از ترکیب‌های مختلف بارش، دمای حداقل و دمای حداکثر بهترین ترکیب به عنوان ورودی شبکه انتخاب شد که بارش، بارش ماه قبل، دمای حداقل و دمای حداکثر بود.

از روش شبکه عصبی پیشرو با الگوریتم پس انتشار از روش آموزش لوبنبرگ-مارکوآرت استفاده شد که محققین بسیاری با موفقیت از آن استفاده کرده‌اند (Anctil et al., 2004). داده‌ها به سه دسته آموزش (۷۰ درصد)، واسنجی (۱۵ درصد) و آزمون (۱۵ درصد) تقسیم شدند. استفاده از مجموعه داده واسنجی باعث جلوگیری از آموزش بیش از حد شبکه می‌شود. از یک لایه پنهان استفاده شد که برای هر سه چاه آهکی با روش سعی و خطا تعداد ۴۸ نرون بهترین جواب را نشان داد (شکل (۴)). مقادیر ضریب همبستگی برای داده‌های آموزش، واسنجی و آزمون ۰،۶۷، ۰،۵۸ و ۰،۶۵ برای چاه W1، ۰،۷۳، ۰،۸۷ و ۰،۸۳ برای چاه W2 و ۰،۶۰، ۰،۷۸ و ۰،۶۸ برای چاه W3 هستند.

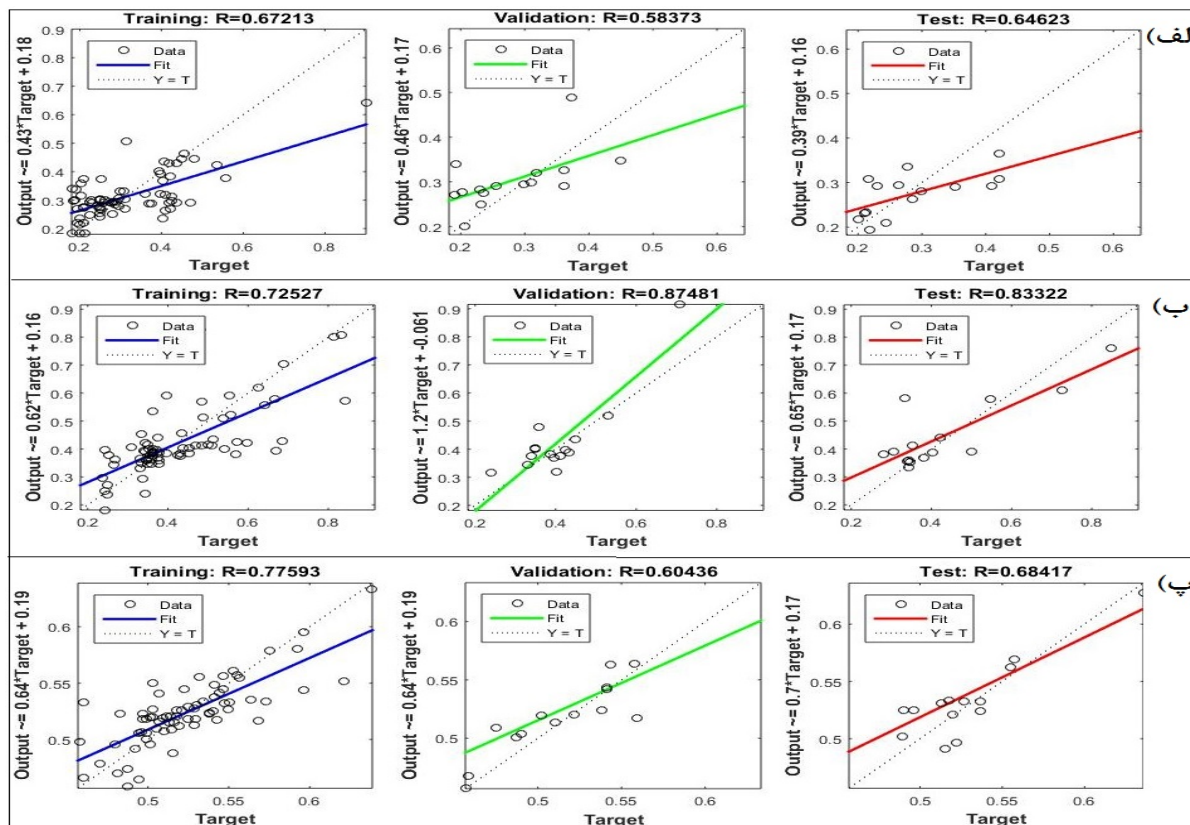
پس از آموزش شبکه تراز آب چاه‌های آهکی در دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 پیش‌بینی شد (جدول ۱) و شکل (۵). میانگین تراز آب برای چاه آهکی W1 تقریباً برابر با ۴۸۲، ۴۷۸ و ۴۷۷،۵ متر، برای چاه آهکی W2 تقریباً برابر با ۴۳۴، ۴۳۱ و ۴۳۰ متر و برای چاه آهکی W3 تقریباً برابر با ۴۱۷، ۴۱۶،۵ و ۴۱۶،۵ متر همگی به ترتیب برای دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5 می‌باشد.

تغییر تراز آب در چاه‌های آهکی W1 و W2 نه تنها در ماه‌های مختلف سال برای هر دوره و سناریو بلکه برای دوره آتی با سناریوهای مختلف در مقایسه با دوره پایه نیز بسیار بالا است و حتی به حدود ۵۰ متر نیز می‌رسد. این ویژگی می‌تواند نشانه کارستی شدن شدید آبخوان در محدوده این

بحث

بررسی و بیان کردند به دلیل عدم قطعیت‌های موجود در خروجی مدل‌های اقلیمی نمی‌توان تنها بر خروجی یک مدل اتکا نمود. در این مطالعه نیز از میانگین ۲۱ مدل اقلیمی استفاده شده است.

سلامی و همکاران (۱۳۹۵) تاثیر عدم قطعیت خروجی مدل‌های اقلیمی در پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی در آبخوان دشت همدان-بهار را با بررسی ۱۶ مدل اقلیمی



شکل ۴- نتایج شبیه‌سازی مجموعه داده آموزش، واسنجی و آزمون برای چاه W1 (الف)، W2 (ب) و W3 (پ)

ساختار مدل بر نرخ تغذیه آب زیرزمینی در مطالعات تغییر اقلیم اثر دارد (Moeck et al., 2016). با اینکه در این مطالعه از روش شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است، روش‌های مدل‌سازی مختلفی در ارتباط با تغییر اقلیم و تغذیه آب زیرزمینی وجود دارد. به هر حال جنبه‌های مختلف تاثیر انتخاب مدل هیدرولوژیکی و ساختار آن به طور کامل بررسی نشده است.

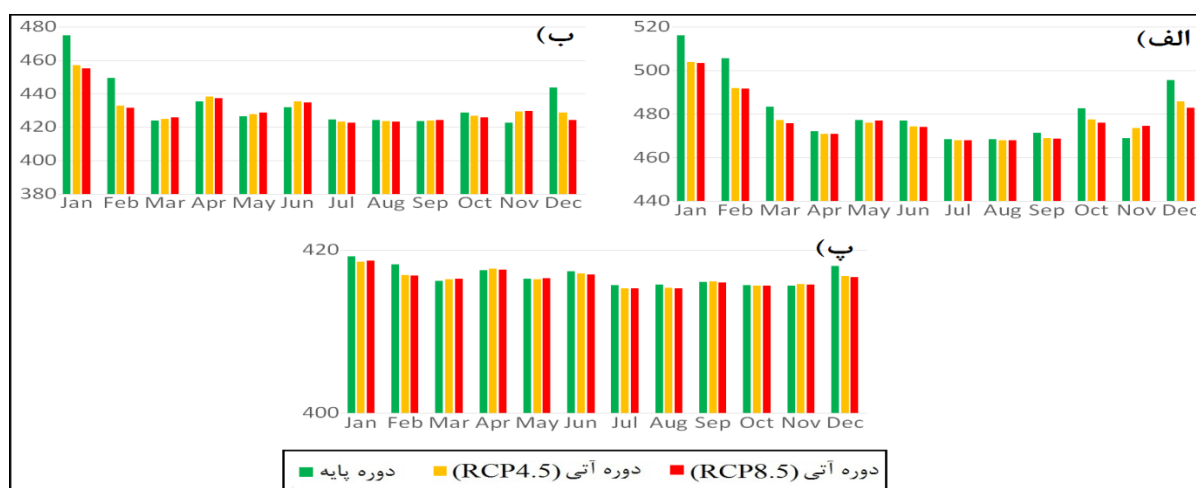
به طور کلی رهیافت‌های مدل‌سازی شبکه عصبی مصنوعی را می‌توان به دو گروه تقسیم کرد. یک گروه سری زمانی داده‌ها را به سه گروه تقسیم می‌کنند: آموزش، صحت‌سنجی و آزمون (Hu et al., 2008; Nassery and Salami, 2016). در این روش زمان پایان آموزش شبکه بهتر مشخص است.

نتایج به دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی با توجه به داده‌های ماهیانه چاه‌های آهکی در دوره زمانی ۱۳۸۴-۱۳۹۶ به دست آمده‌اند و در صورت وجود داده‌های با بازه زمانی طولانی‌تر ممکن است نتایج دقت بیشتری داشته باشند. این مطالعه یک مطالعه محلی یا موردی است که در آن اقلیم با مدل آب زیرزمینی سیستم آبخوان کارستی آسماری مرتبط شده است. به هر حال، مطالعات با مقیاس حوضه‌ای یا جهانی می‌توانند روند کلی تغذیه در دوره آتی را با جفت کردن مدل‌های اقلیمی با وضوح پایین با مدل‌های آب زیرزمینی بررسی کنند (Taylor et al., 2013) در اینصورت نمی‌توان از مجموعه داده NEX-GDDP استفاده کرد زیرا ریزمقیاس شده است.



جدول ۱- مقادیر میانگین ماهیانه سطح ایستابی برای چاه‌های آهکی در دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5

ماه	W3 چاه آهکی			W2 چاه آهکی		W1 چاه آهکی		دوره پایه	دوره آتی RCP4.5	دوره آتی RCP8.5
	دوره آتی RCP8.5	دوره آتی RCP4.5	دوره پایه	دوره آتی RCP8.5	دوره آتی RCP4.5	دوره پایه	دوره آتی RCP8.5			
ژانویه	۴۱۸.۷۱	۴۱۸.۵۸	۴۱۹.۲۲	۴۵۵.۲۸	۴۵۷.۰۷	۴۷۵.۱۱	۵۰۳.۴۱	۵۰۳.۹۲	۵۱۶.۱۳	
فوریه	۴۱۶.۸۶	۴۱۶.۹۵	۴۱۸.۲۵	۴۳۱.۶۹	۴۳۲.۹۹	۴۴۹.۵۱	۴۹۱.۷۹	۴۹۲.۱۰	۵۰۵.۵۷	
مارس	۴۱۶.۵۲	۴۱۶.۴۴	۴۱۶.۲۴	۴۲۵.۹۸	۴۲۵.۱۰	۴۲۳.۸۷	۴۷۵.۸۴	۴۷۷.۳۴	۴۸۳.۴۷	
آوریل	۴۱۷.۶۱	۴۱۷.۷۳	۴۱۷.۵۲	۴۳۷.۳۶	۴۳۸.۵۱	۴۳۵.۴۷	۴۷۰.۸۶	۴۷۰.۸۹	۴۷۲.۱۰	
می	۴۱۶.۵۴	۴۱۶.۴۲	۴۱۶.۵۱	۴۲۸.۶۵	۴۲۷.۸۰	۴۲۶.۶۵	۴۷۷.۰۶	۴۷۵.۹۷	۴۷۷.۳۹	
ژوئن	۴۱۷.۰۰	۴۱۷.۱۲	۴۱۷.۳۷	۴۳۴.۷۳	۴۳۵.۳۵	۴۳۱.۹۳	۴۷۴.۰۱	۴۷۴.۳۵	۴۷۷.۱۲	
ژولای	۴۱۵.۲۹	۴۱۵.۳۲	۴۱۵.۶۸	۴۲۲.۷۳	۴۲۳.۲۳	۴۲۴.۶۱	۴۶۸.۰۰	۴۶۸.۰۷	۴۶۸.۵۷	
اگوست	۴۱۵.۳۳	۴۱۵.۳۷	۴۱۵.۷۹	۴۲۳.۲۳	۴۲۳.۷۴	۴۲۴.۴۹	۴۶۸.۱۴	۴۶۸.۱۱	۴۶۸.۵۷	
سپتامبر	۴۱۶.۰۶	۴۱۶.۱۴	۴۱۶.۰۸	۴۲۴.۲۹	۴۲۴.۱۶	۴۲۳.۷۳	۴۶۸.۶۴	۴۶۸.۹۴	۴۷۱.۳۴	
اکتبر	۴۱۵.۶۴	۴۱۵.۶۴	۴۱۵.۷۲	۴۲۶.۰۴	۴۲۶.۷۹	۴۲۸.۷۰	۴۷۶.۱۵	۴۷۷.۴۷	۴۸۲.۷۰	
نوامبر	۴۱۵.۷۸	۴۱۵.۸۶	۴۱۵.۶۲	۴۲۹.۶۰	۴۲۹.۴۶	۴۲۲.۶۲	۴۷۴.۵۶	۴۷۳.۶۹	۴۶۹.۰۲	
دسامبر	۴۱۶.۷۰	۴۱۶.۸۴	۴۱۸.۰۳	۴۲۴.۴۸	۴۲۸.۶۸	۴۴۳.۸۰	۴۸۳.۰۱	۴۸۵.۸۲	۴۹۵.۶۶	
میانگین	۴۱۶.۵۰	۴۱۶.۵۳	۴۱۶.۸۴	۴۳۰.۳۴	۴۳۱.۰۷	۴۳۴.۲۱	۴۷۷.۶۲	۴۷۸.۰۶	۴۸۲.۳۰	



شکل ۵- نمودار میانگین ماهیانه سطح ایستابی برای چاه آهکی W1 (الف)، W2 (ب) و W3 (پ) در دوره پایه، دوره آتی با سناریوی RCP4.5 و دوره آتی با سناریوی RCP8.5

و برای سری داده محدود مناسب است. در این مطالعه از رهیافت اول استفاده شده است.

اثر تغییر اقلیم بر چاه‌های آهکی W1 و W2 با پایین آمدن سطح ایستابی به ترتیب به مقدار ۴٫۲۵ و ۳٫۵ متر واضح است حال آنکه برای چاه آهکی W3 تقریباً اثر تغییر اقلیم مشاهده نمی‌شود. همانگونه که قبلاً گفته شد در گستره لالی چاه بهره‌برداری قابل ملاحظه‌ای وجود ندارد و در نتیجه مقادیر پیش‌بینی شده فقط مربوط به اثر تغییر اقلیم هستند.

به هر حال این روش دارای محدودیت‌هایی است (Lachtermacher and Fuller, 1994). اول، اگر مجموعه داده کم باشد ممکن است تقسیم‌بندی داده‌ها امکان‌پذیر نباشد. دوم، روش تقسیم‌بندی داده‌ها ممکن است نتایج را تحت تاثیر قرار دهد. گروه دوم سری زمانی را به دو دسته تقسیم می‌کنند: آموزش و صحت‌سنجی (Lallahem et al., 2005). این روش از مجموعه کامل سری داده استفاده کرده

مهمی در تعیین مقدار تغذیه دارد، متأثر کند. کاهش توده برف در یک ناحیه کوهستانی منجر به کاهش تغذیه کوهستانی می‌شود (Kundzewicz and Doell, 2009). تغذیه آبیاری بستگی به میزان تقاضای آب به دلیل تغییر اقلیم دارد. در مورد تغذیه آبیاری، پاسخ به تغییر اقلیم بسیار پیچیده است و علاوه بر فرآیندهای فیزیکی، پاسخ‌های مدیریتی و اجتماعی نیز بر آن موثر است و ممکن است در آینده شاهد افزایش راندمان آبیاری و مدیریت مناسب آب زیرزمینی باشیم. در کل، اینکه هر مدل آب زیرزمینی تا چه حد بتواند این چهار مکانیسم تغذیه را در نظر بگیرد، خروجی مدل می‌تواند متفاوت و با عدم قطعیت همراه باشد.

طرح‌بندی‌های اثرات مستقیم تغییر اقلیم بر روی سیستم‌های آب زیرزمینی عدم قطعیت دارند. یک منبع عدم قطعیت به طرح‌بندی‌های اقلیمی مشتق شده از مدل‌های اقلیمی برمی‌گردد، که سناریوهای انتشار یکسانی را به سناریوهای اقلیمی بسیار متفاوت، مخصوصاً در مورد بارش، ارائه می‌دهند (Bates et al., 2008). عدم قطعیت‌های دیگر به ریزمقیاس‌نمایی خروجی مدل‌های اقلیمی و به مدل‌های هیدرولوژیک مورد استفاده برمی‌گردند. طرح‌بندی‌های حال حاضر تغذیه آب زیرزمینی تحت تأثیر تغییر اقلیم معمولاً شدت بارش و واداشت فیزیولوژیک کربن‌دی‌اکسید را در نظر نمی‌گیرند. اگرچه شدت بارش اهمیت اساسی در تغذیه دارد، توزیع بارش روزانه برای ریزمقیاس‌نمایی طرح‌بندی‌های بارش ماهیانه به گام زمانی روزانه به کار می‌رود.

### نتیجه‌گیری

در این مطالعه اثر تغییر اقلیم بر آبخوان کارستی سازند آسماری در گستره لالی با استفاده از مجموعه داده NEX-GDDP و مدل غیر عددی شبکه عصبی مصنوعی بررسی شد. صحت‌سنجی مجموعه داده NEX-GDDP بیانگر R2 حدود ۰.۸۹ در مورد بارش و حدود یک برای دمای حداقل و حداکثر است که انطباق نزدیکی بین داده‌های مشاهده‌ای و شبیه‌سازی مشاهده می‌شود. در دوره آتی (۲۰۲۱-۲۰۵۰) با سناریوی RCP4.5 و RCP8.5 نسبت به دوره پایه (۱۹۶۱-۱۹۶۱)

چاه W3 در کنار بزرگترین چشمه کارستی گستره لالی، چشمه بی‌بی‌تلخون، قرار گرفته است (شکل (۱)) و لوگ آن عمدتاً مارن و آهک مارنی است (شکل (۳)) که می‌تواند آب را ذخیره کند و افت تراز آب زیرزمینی قابل ملاحظه‌ای نشان ندهد و تراز آن به علت تغییر اقلیم و کاهش بارش و افزایش دما در دوره آتی نیز ثابت می‌ماند. علاوه بر جنس سازندهای زمین‌شناسی، می‌توان گفت علت دیگر شاید مساحت بزرگ حوضه آبرگیر چشمه بی‌بی‌تلخون باشد.

به این ترتیب برای سه چاه آهکی در یک منطقه و در یک سازند، سازند آسماری، اثرات متفاوت تغییر اقلیم مشاهده می‌شود که در واقع رفتار دو گانه کارست، جریان افشان و مجرای، در مقابل تغییر اقلیم است. از طرف دیگر، عوامل مختلفی مانند قابلیت انتقال متفاوت و تعداد متفاوت چاه‌های پمپاژ نیز می‌توانند حساسیت لایه‌های زمین‌شناسی را نسبت به تغییر اقلیم تغییر دهند (Nassery et al., 2016).

به علاوه، به دلیل مکانیسم‌های تغذیه مختلف عمل‌کننده بر روی یک سیستم آبخوان خاص، حساسیت آبخوان به تغییر اقلیم می‌تواند کم یا زیاد باشد (Flint and Flint, 2014). میکسنر و همکاران (Meixner et al., 2016) چهار مکانیسم تغذیه را تعریف کردند: افشان (Diffuse)، متمرکز (Focused)، سیستم کوهستانی (Mountain system) و آبیاری (Irrigation). تغذیه افشان در واقع رسیدن آب به سطح ایستابی است که از طریق تراوش مستقیم بارش صورت می‌گیرد. تغذیه متمرکز از مجاری آب سطحی دائمی یا فصلی از طریق فرآیند تراوش یا نفوذ است. تغذیه سیستم کوهستانی شامل تغذیه ناشی از رودخانه‌های دهنده رشته‌کوه‌های کوهستانی همراه با انتقال زیرسطحی آب از رشته‌کوه به سمت آبخوان آبرفتی مجاور است. تغذیه آبیاری نیز مازاد آب آبیاری است که به سطح ایستابی نفوذ می‌کند (Sanford, 2002) که منشأ آن می‌تواند آب سطحی یا زیرزمینی باشد. اگر برای یک حوضه انتظار افزایش دما و کاهش بارش باشد، تغذیه افشان و در نتیجه تغذیه کل کاهش می‌یابد. فاکتورهای با همین شدت ولی در جهت مخالف ممکن است تغذیه متمرکز را، در جائیکه شدت بارش نقش

۷- محمدی، ح.، کفیلزاده، ف.، نقشینه‌فرد، م. و پیش‌بین، س.، ۱۳۸۷، مقایسه قدرت پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی با سایر روش‌های پیش‌بینی. مجله دانش نوین کشاورزی، جلد ۴، شماره ۱۳، صفحات ۸۵ تا ۱۰۰.

۸- منہاج، م.ب.، ۱۳۸۴، مبانی شبکه‌های عصبی، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.

9- Aguilera, H. and Murillo, J.M., 2009, The effect of possible climate change on natural groundwater recharge based on a simple model: a study of four karstic aquifers in SE Spain, *Environmental Geology*, Vol. 57, pp. 963-974.

10- Anctil, F., Perrin, C. and Andreassian, V., 2004, Impact of the length of observed records on the performance of ANN and of conceptual parsimonious rainfall-runoff forecasting models, *Environmental Modeling and Software*, Vol. 19 (4), pp. 357-368.

11- Bates, B.C., Kundzewicz, Z.W., Wu, S. and Palutikof, J.P., 2008, Climate Change and Water, Technical Paper of the Intergovernmental Panel on Climate, IPCC Secretariat, Geneva.

12- Butscher, C. and Huggenberger, P., 2009, Modeling the temporal variability of karst groundwater vulnerability, with implications for climate change, *Environmental science and technology*, Vol. 43, pp. 1665-1669.

13- Fleury, P., Plagnes, V. and Bakalowicz, M., 2007, Modelling of the functioning of karst aquifers with a reservoir model: application to Fontaine de Vaucluse, South of France, *Journal of Hydrology*, Vol. 345, pp. 38-49.

14- Flint, L.E. and Flint, A.L., 2014, California Basin Characterization Model: A Dataset of Historical and Future Hydrologic Response to Climate Change, U.S. Geological Survey Data Release. doi: <http://dx.doi.org/10.5066/F76T0JPB>.

15- Ford, D. and Williams, P., 2007, Karst hydrogeology and geomorphology, John Wiley and Sons, England.

16- Hagan, M.T., Demuth, H.B., Beale, M.H. and Jesus, O.D., 2014, Neural Network Design. Second Edition, Neural Networks (Computer Science), Martin Hagan Publishing, USA.

17- Hartmann, A., Mudarra, M., Andreo, B., Marin, A., Wagener, T. and Lange, J., 2014, Modeling spatiotemporal impacts of hydroclimatic extremes on groundwater recharge at a Mediterranean karst aquifer, *Water Resources Research*, Vol. 50, pp. 6507-6521.

۱۹۹۰) بارش به ترتیب به میزان ۱,۲۵ و ۱,۶۶ میلیمتر در ماه کاهش، دمای حداقل به ترتیب به میزان ۱,۸ و ۲,۱۳ درجه سانتیگراد افزایش و دمای حداکثر به ترتیب به میزان ۲,۰۳ و ۲,۳۲ درجه سانتیگراد افزایش می‌یابد. داده‌های آزمون شبکه بیانگر ضریب همبستگی ۰,۶۵، ۰,۸۳ و ۰,۶۸ به ترتیب برای چاه‌های W1، W2 و W3 است که بیانگر توانایی مناسب شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی آبخوان کارستی است. سطح آب زیرزمینی در دوره آتی (۲۰۲۱-۲۰۵۰) حدود ۴,۲۵ و ۳,۵ متر برای چاه‌های W1 و W2 بر اثر تغییر اقلیم نسبت به دوره پایه (۱۹۶۱-۱۹۹۰) کاهش می‌یابد، درحالی‌که برای چاه W3 تغییرات چندانی پیش‌بینی نمی‌شود که علت آن می‌تواند رفتار متفاوت آبخوان کارستی باشد که سیستم جریان مجرای برای چاه‌های W1 و W2 و سیستم جریان افشان برای چاه W3 محتمل است.

#### منابع

- ۱- خسروی، م.، اسمعیل‌نژاد، م. و نظری‌پور، ح.، ۱۳۸۹، تغییر اقلیم و تأثیر آن بر منابع آب خاورمیانه، چهارمین کنگره بین‌المللی جغرافیادانان جهان اسلام، زاهدان.
- ۲- سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۹۶، داده‌های روزانه ایستگاه هواشناسی لالی.
- ۳- سلامی، ه.، ناصر، ح.ر. و مساح‌بوانی، ع.، ۱۳۹۴، پیش‌بینی احتمالاتی اثرهای تغییر اقلیم بر آبخوان آبرفتی دشت همدان-بهار، مدیریت آب و آبیاری، شماره ۱، صفحات ۲۷ تا ۴۱.
- ۴- سلامی، ه.، ناصر، ح.ر. و مساح‌بوانی، ع.، ۱۳۹۵، تأثیر عدم قطعیت خروجی مدل‌های اقلیمی در پیش‌بینی تغییرات تراز سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: آبخوان دشت همدان-بهار)، پژوهش‌های دانش زمین، شماره ۲۶، صفحات ۵۶ تا ۶۹.
- ۵- کارآموز، م. و عراقی‌نژاد، ش.، ۱۳۸۹، هیدرولوژی پیشرفته، انتشارات دانشگاه صنعتی امیرکبیر (پلی‌تکنیک تهران)، تهران.
- ۶- گلابی، م.ر.، آخوندعلی، ع.م. و رادمنش، ف.، ۱۳۹۲، مقایسه عملکرد الگوریتم‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بارندگی فصلی مطالعه موردی، ایستگاه‌های منتخب استان خوزستان، نشریه تحقیقات کاربردی علوم جغرافیایی سال سیزدهم، پاییز ۱۳۹۲، شماره ۳۰، صفحات ۱۵۱ تا ۱۶۹.

- 29-Moeck, C., Brunner, P. and Hunkeler, D., 2016, The influence of model structure on groundwater recharge rates in climate-change impact studies, *Hydrogeology Journal*, Vol. 24 (5), pp. 1171-1184.
- 30-Nassery, H.R. and Salami, H., 2016, Identifying vulnerable areas of aquifer under future climate change (case study: Hamadan aquifer, West Iran), *Arabian Journal of Geosciences*, Vol. 9 (8), pp. 1-16.
- 31-Nassery, H.R., Salami, H. and Bavani, A.M., 2016, Adaptation strategies in alluvial aquifer under future climate change (Case study: Hamadan aquifer, West of Iran), 7th International Water Resources Management Conference of ICWRS, Bochum, Germany.
- 32-Ravbar, N. and Kovacic, G., 2016, The characteristic trends of karst discharges in relation to climate change (examples from the Classical Karst, SE Slovenia), *Geophysical Research Abstracts*, EGU General Assembly.
- 33-Sadorsky, P., 2006, Modeling and forecasting petroleum futures volatility, *Energy Economics*, Vol. 28, pp. 467-488.
- 34-Sanford, W., 2002, Recharge and groundwater models: an overview, *Hydrogeology Journal*, Vol. 10, pp. 110-120.
- 35-Sethi, R.R., Kumar, A., Sharma, S.P. and 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*, Vol. 2 (4), pp. 95-102.
- 36-Sheffield, J., Goteti, G. and Wood, E.F., 2006, Development of a 50-yr high-resolution global dataset of meteorological forcings for land surface modeling, *Climate Journal*, Vol. 19 (13), pp. 3088-3111.
- 37-Shortridge, U.E. and Zaitchik, B.F., 2018, Characterizing climate change risks by linking robust decision frameworks and uncertain probabilistic projections, *Climatic Change*, Vol. 151 (3-4), pp. 525-539.
- 38-Tapoglou, E., Trichakis, I.C., Dokou, Z., Nikolos, I.K., and Karatzas, G.P., 2014, Groundwater-level forecasting under climate change scenarios using an artificial neural network trained with particle swarm optimization, *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 59 (6), pp. 1225-1239.
- 39-Taylor, K.E., Ronald, J.S. and Gerald, A.M., 2012, An Overview of CMIP5 and the Experiment Design, *Bulletin of American Meteorology Society*, Vol. 93, pp. 485-498.
- 18- Holman, I.P., Allen, D.M., Cuthbert, M.O. and Goderniaux, P., 2012, Towards best practice for assessing the impacts of climate change on groundwater, *Hydrogeology Journal*, Vol. 20 (1), pp. 1-4.
- 19- <https://nex.nasa.gov/nex/projects/1356/>
- 20- Hu, C., Hao, Y., Yeh, T.C.J., Pang, B. and Wu, Z., 2008, Simulation of spring flows from a karst aquifer with an artificial neural network, *Hydrological Processes*, Vol. 22, pp. 596-604.
- 21- Kohzadi, N., Boyd, M., Kaastra, I., Kermanshahi, B. and Scuse, D., 1995, Neural networks for forecasting: an introduction, *Canadian Journal of Agricultural Economics*, Vol. 43, pp. 463-474.
- 22- Kundzewicz, Z.W. and Doell, P., 2009, Will groundwater ease freshwater stress under climate change? *Hydrological Sciences Journal*, Vol. 54 (4), pp. 665-675.
- 23- Kurtulus, B. and Razack, M., 2010, Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: Artificial neural network and neuro-fuzzy, *Journal of Hydrology*, Vol. 381, pp. 101-111.
- 24-Lachtermacher, G. and Fuller, J.D., 1994, Backpropagation in hydrological time series forecasting. In *Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering, Stochastic and Statistical Methods in Hydrology and Environmental Engineering*, Vol. 10 (3), pp. 229-242.
- 25-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*, Vol. 307, pp. 92-111.
- 26-Lian, Y., Jiing, G., You, Y., Lin, K., Jiang, Z., Zhang, C. and Qin, X., 2014, Characteristics of climate change in southwest China karst region and their potential environmental impacts, *Environmental Earth Sciences*, Vol. 74 (2), pp. 937-944.
- 27-Maurer, E.P. and Hidalgo, H.G., 2008, Utility of daily vs. monthly large-scale climate data: an intercomparison of two statistical downscaling methods, *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol. 12, pp. 551-563.
- 28-Meixner, T., Manning, A.H., Stonestrom, D.A., Allen, D.M., Ajami, H., Blasch, K.W., Brookfield, A.E., Castro, C., Clark, J.F., Gochis, D.J., Flint, A.L., Neff, K.L., Niraula, R., Rodell, M., Scanlon, B.R., Singha, K. and Walvoord, M.A., 2016, Implications of projected climate change for groundwater recharge in the western United States, *Journal of Hydrology*, Vol. 534, pp. 124-138.

- 44-Walsh, J.E., Bhatt, U.S., Littell, J.S., Leonawicz, M., Lindgren, M., Kurkowski, T.A., Bieniek, P.A., Thoman, R., Gray, S. and Rupp, T.S., 2018, Downscaling of climate model output for Alaskan stakeholders, *Environmental Modelling and Software*, Vol. 110, pp. 38-51.
- 45-Yan, T., Bai, J., Toloza, A., Liu, J. and Shen, Z., 2018, Future climate change impacts on streamflow and nitrogen exports based on CMIP5 projection in the Miyun Reservoir Basin, China, *Ecohydrology and Hydrobiology*, Vol. 205, pp. 1-13.
- 46-Yu, R., Zhai, P. and Chen, Y., 2018, Facing climate change-related extreme events in megacities of China in the context of 1.5 C global warming, *Current Opinion in Environmental Sustainability*, Vol. 30, pp. 75-81.
- 47-Zhang, Y., You, Q., Mao, G., Chen, C. and Ye, Z., 2018, Short-term concurrent drought and heatwave frequency with 1.5 and 2.0 °C global warming in humid subtropical basins: a case study in the Gan River Basin, China, *Climate Dynamics*, Vol. 52 (7-8), pp. 4621-4641.
- 40-Taylor, R.G., Scanlon, B., Döll, P., Rodell, M., Beek, R.V., Wada, Y., Longuevergne, L., LeBlanc, M., Famiglietti, J., Edmunds, M., Konikow, L., Green, T.R., Chen, J., Taniguchi, M., Birkens, M.F.P., Macdonald, A., Fan, Y., Maxwell, R.M., Yecheili, Y., Gurdak, J.J., Allen, D.M., Shamsudduha, M., Hiscock, K., Yeh, P.J.F., Holman, I. and Treidel, H., 2013, Ground water and climate change, *Nature Climate Change*, Vol. 3 (4), pp. 322-329.
- 41-Thrasher, B. and Nemani, R., 2015, Technical Note: NASA Earth Exchange Global Daily Downscaled Projections (NEX-GDDP), pp. 1-8.
- 42-Thrasher, B., Maurer, E.P., McKellar, C. and Duffy, P.B., 2012, Technical Note: Bias correcting climate model simulated daily temperature extremes with quantile mapping, *Hydrology and Earth System Sciences*, Vol. 16 (9), pp. 3309-3314.
- 43-Trichakis, I.C., Nikolos, I.K. and Karatzas, G., 2011, Artificial neural network (ANN) based modeling for karstic groundwater level simulation, *Water Resources Management*, Vol. 25 (4), pp. 1143-1152.