

پیش بینی سطح ایستابی مناطق خشک و نیمه خشک با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش Gradient Descent

جواد سدیدي*، استادیار گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی، تهران، ایران

محمد کمانگر، کارشناس ارشد سنجش از دور و سامانه اطلاعات جغرافیایی

هانی رضائیان، استادیار گروه سنجش از دور و GIS، دانشکده علوم جغرافیایی، دانشگاه خوارزمی، تهران

علیرضا حمیدیان، استادیار گروه جغرافیا دانشگاه حکیم سبزواری

محمد باعقیده، استادیار گروه جغرافیا دانشگاه حکیم سبزواری

حیدر آریانژاد، کارشناس ارشد هوش مصنوعی

چکیده

قسمت اعظم مساحت کشور از لحاظ جغرافیایی در کمربند خشک و نیمه خشک با بارندگی کم قرار گرفته است. در نواحی فلات مرکزی و جنوبی اجتماعات شهری و روستایی با اتکاء به منابع آب زیر زمینی شکل گرفته و این منابع عمده ترین تامین کننده نیازهای آبی در این مناطق محسوب می شود. رشد روز افزون جمعیت و محدودیت منابع آبی لزوم پیش بینی دقیق مقدار این منابع را به دلیل اهمیت در برنامه ریزی و مدیریت بهینه می طلبد. پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از ابزارها و روش های نوین مدلسازی می تواند کمک شایانی به برنامه ریزی و تصمیم گیری بهینه جهت تامین دراز مدت آب نماید. هدف از این تحقیق تخمین سطح ایستابی آبخوان سرخون استان هرمزگان با استفاده از شبکه عصبی و بهره مندی از روش Gradient Descent می باشد. این روش با استفاده از ارتباط ذاتی داده ها، روابط غیر خطی بین آن ها را یاد گرفته و نتایج را برای بقیه حالت ها تعمیم می دهد به منظور آموزش مدل از اطلاعات ۱۰ چاه مشاهده ای که دارای آمار ۲۴ ساله بودند استفاده گردید ۷۰ درصد داده ها به عنوان داده های آموزشی به مدل معرفی و ۳۰ درصد داده ها به عنوان تست برای اعتبار سنجی به کار برده شد. نتایج این روش، تراز سطح ایستابی آبخوان سرخون برای سال ۱۴۰۰ را بین ۲۲ تا ۲۲ متر در مناطق مختلف پیش بینی می کند. ارزیابی این مدل با خطای RMSE بین ۰.۰۱۲۵ - تا ۰.۰۵۰۹ و همچنین خطای MEA بین ۰.۰۱۲ - تا ۰.۰۴۹ - کارایی مدل شبکه عصبی Gradient Descent را در پیش بینی سطح ایستابی منابع زیر زمینی نشان می دهد.

واژگان کلیدی

سطح ایستابی، شبکه عصبی، Gradient Descent، خطای RMSE، دشت سرخون

مقدمه

مشخصه‌های اقلیمی، ساختار زمین شناسی، ریخت شناسی و دیگر عوامل طبیعی در ایران باعث شده که نهشته‌های آبرفتی در پهنه‌های وسیعی از دشت‌ها جایگاه مناسبی برای ذخیره و نگهداری آب به وجود آورد. در سال‌های اخیر افزایش تقاضای آب و کاهش سرانه منابع تجدید شونده، نگرانی‌های زیادی ایجاد کرده و چگونگی استفاده از این منابع به شکل مطلوب و موثر برای تضمین توسعه پایدار یکی از مهم‌ترین موضوعات مطرح است. آب‌های زیر زمینی یکی از مهم‌ترین منابع در جهت تامین نیازهای خانگی، صنعتی و کشاورزی و در بعضی مناطق تنها گزینه ممکن در جهت تامین این نیازها می‌باشند (Knotters, 1997). آب‌های زیرزمینی به عنوان تنها منبع مورد اعتماد مصرف آب در زمینه‌های شرب، کشاورزی و صنعت در مناطق خشک و نیمه خشک محسوب می‌شوند و استحصال آب از این منابع نسبت به اقلیم‌های دیگر حائز اهمیت است (خاشعی و همکاران، ۱۳۹۲). با توجه به اینکه ریزش‌های جوی در این مناطق عمدتاً به گونه ای است که در زمانهای محدود اتفاق می‌افتد جریان‌های سطحی عموماً به صورت سیلابی و موقتی پس از هر بارش مشاهده می‌شوند. کنترل سطح ایستابی با استفاده از چاه‌های مشاهده ای منبع اصلی اطلاعات جهت بررسی تغییرات هیدرولوژیکی این مناطق محسوب می‌شود. با استفاده از داده‌های روزانه و ماهانه و سالانه این چاه‌ها می‌توان نوسانات سطح آب را بررسی نمود (Reghunath et al, 2005). با توجه به خشکسالی‌های دهه اخیر و کمبود آب در پهنه وسیعی از کشور، مدیریت آب‌های زیرزمینی از اهمیت و حساسیت بالایی برخوردار است. پیدایش فن آوری چاه‌های عمیق و نیمه عمیق در عین فراهم ساختن امکانات بهتر برای استحصال آب از سفره‌های زیرزمینی موجب تغییراتی شدید و مشکلات بسیاری در نظام بهره برداری از آن‌ها شده است. برداشت آب از میزان تغذیه سالیانه آن‌ها بیشتر شده و باعث افت منابع و نهایتاً خشک شدن سفره‌های آب زیرزمینی خواهد شد. برای اعمال مدیریت صحیح نیاز به شناسایی و پیش بینی نوسانات سطح آب‌های زیر زمینی جهت برنامه ریزی‌های کوتاه مدت، بلند مدت و استفاده بهینه از پتانسیل آب‌های زیرزمینی می‌باشد. هدف عمده‌ی مدل سازی‌ها، تعیین روابط بین متغیرها، تعیین متغیرهای اثرگذار و پیش بینی است (Kutner, 2004). تا کنون مدل‌های زیادی جهت پیش بینی سطح آب زیر زمینی به کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می‌توان به مدل‌های سری زمانی تجربی و مدل‌های فیزیکی اشاره کرد (ایزدی و همکاران، ۱۳۸۶). از مدل‌های سری زمانی تجربی به طور گسترده ای برای مدل‌های سطح آب زیرزمینی استفاده شده هنگامی که رفتار دینامیکی یک سیستم هیدرولوژیکی با گذشت زمان تغییر می‌کند مدل‌های یاد شده برای پیش بینی پارامترهای منابع آب توانایی کافی را نداشته و مدل‌های مناسبی نیستند (Bierkens, 1998). از طرف دیگر مدل‌های فیزیکی نیز در عمل به داده‌های زیادی برای شبیه سازی نوسانات سطح آب زیر زمینی نیاز دارند و از آنجا که روابط بین متغیرهای موثر بر سطح آب زیرزمینی پیچیده و غیر خطی می‌باشند مدل‌های فوق در ارائه رابطه بین این متغیرها نیز نمی‌توانند به خوبی عمل کنند (Nayak et al, 2006). مطالعات مدل شبکه عصبی به عنوان یک تخمین گر در دهه‌های اخیر نشان می‌دهد که این مدل توانایی بالایی در کشف رابطه بین داده‌ها و شناخت الگوها دارد (Daliakopoulos, 2005). در این زمینه پناهی و همکاران (۱۳۹۲) در پژوهشی با استفاده از داده‌های بارش و دبی روزانه با مقایسه دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند متغیره، دبی حداکثر خروجی حوضه آبخیز مادرسو را تخمین زده‌اند نتایج نشان داده که مدل شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش رگرسیون چند متغیره بسیار بهتر عمل نموده است. خزایی و همکاران (۱۳۹۲) با هدف مقایسه بین

مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی MLP و RBF و سری های زمانی آرما^۱، دبی ماهانه در حوزه آبخیز طالقان را برای یک دوره ۳۰ ساله برآورد کرده اند نتایج نشان داده که شبکه عصبی مصنوعی^۲ نسبت به مدل های سری زمانی آرما دقت بیشتری در پیش بینی دبی دارند. پورمحمدی و همکاران (۱۳۹۲) کارایی روش های شبکه عصبی و سری های زمانی را در پیش بینی سطح آب زیرزمینی مقایسه کردند و به این نتیجه رسیدند که هر دو روش از کارایی و دقت بالایی برخوردار هستند. متکان و همکاران (۱۳۹۱) در شمال غرب ایران میزان تغییرات بارندگی را با استفاده از تلفیق تکنیک شبکه های عصبی مصنوعی و زمین آمار برآورد کردند و به این نتیجه رسیدند که دقت شبکه عصبی در این برآورد معادل ۰/۷، ۰/۷۸ و ۰/۸۸ به ترتیب برای تخمین مقادیر میانگین بارندگی ماهانه و فصلی و سالانه در سطح منطقه مورد مطالعه بود. کاپولا و همکاران (۲۰۰۵) از مدل شبیه سازی شبکه عصبی برای پیش بینی تراز سطح آب زیرزمینی استفاده نمودند. در نتایج این مدل شبیه سازی نشان داد که مدل شبکه عصبی با دقت بالایی نسبت به مدل های عددی آب زیرزمینی می تواند تراز سطح آب را برای افق بلندمدت پیش بینی نماید. نایاک و همکاران (۲۰۰۶) در پژوهشی نشان دادند که مدل شبکه عصبی قابلیت پیش بینی سطح آب زیرزمینی را تا چهار ماه می تواند ارایه دهد. چاندرا مولی و همکاران (۲۰۰۷) معیاری را برای تعیین میزان تکرار برای آموزش شبکه های عصبی پس انتشار ارایه دادند. این مطالعه نشان می دهد که آموزش زیاد و یا کم تر از مقدار می تواند منجر به عبور از مقدار مناسب یا نرسیدن به جواب مطلوب برای تعیین ارتباط بین داده های ورودی و خروجی شود. یانگ و همکاران (۲۰۰۹) در پژوهشی نشان دادند دقت پیش بینی شبکه عصبی نسبت به مدل سری زمانی تلفیقی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی هم در مدت، میانگین مربع خطاها، میانگین قدر مطلق خطاها برتری دارد. سریکنت و همکاران (۲۰۰۹) در پژوهشی نشان دادند که استفاده از شبکه عصبی با مدل شبکه پس انتشار استاندارد و با آموزش الگوریتم LM با $R^2=0.93$ و $RMSE=5.4$ برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی مناسب ترین مدل است. تداوم خشکسالی های چند ساله اخیر در استان هرمزگان و نیز ازدیاد مصرف بی رویه و خارج از توان مخازن آبی نه تنها باعث نمود بیشتر اثرات پدیده خشکسالی گردیده بلکه مشکلات عظیم و مخربی را بر منابع آبی استان بالاخص مخازن زیرزمینی وارد نموده بطوریکه بخش های وسیعی از استان از جهت کمی و کیفی در معرض خطر جدی قرار گرفته اند. در این پژوهش دشت سرخون، مورد مطالعه قرار گرفته است زیرا از جمله دشت های نزدیک به مرکز استان هرمزگان است که از گذشته تاکنون تامین کننده نیاز شرب مناطق اطراف بوده است. برخی از این مناطق هم اکنون با مشکل آب آشامیدن مواجه بوده و کماکان آب شرب مورد نیاز خود را به طریق سنتی از آب انبارها تامین می نمایند. از طرفی دشت سرخون آب مورد نیاز بندرعباس را تامین می کند که پیش بینی روند تغییرات و تراز سطح آب زیرزمینی آبخوان این دشت جهت اتخاذ تصمیمات بهینه حائز اهمیت است. هدف از این مقاله ارائه مدلی نو با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و روش Gradient Descent جهت پیش بینی تراز سطح ایستابی آبخوان سرخون به صورت مکانی و بررسی سطح خطای این مدل می باشد.

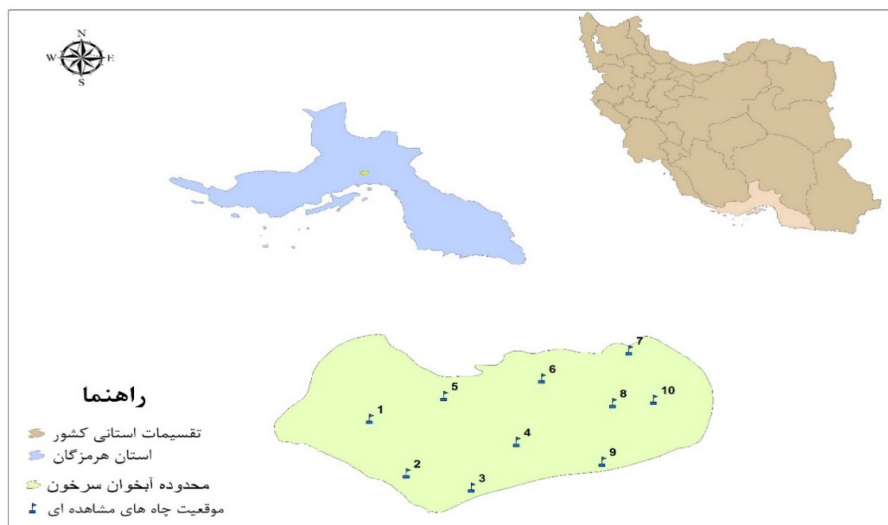
1- ARMA

2 - neural networks Artificial

مواد و روش ها

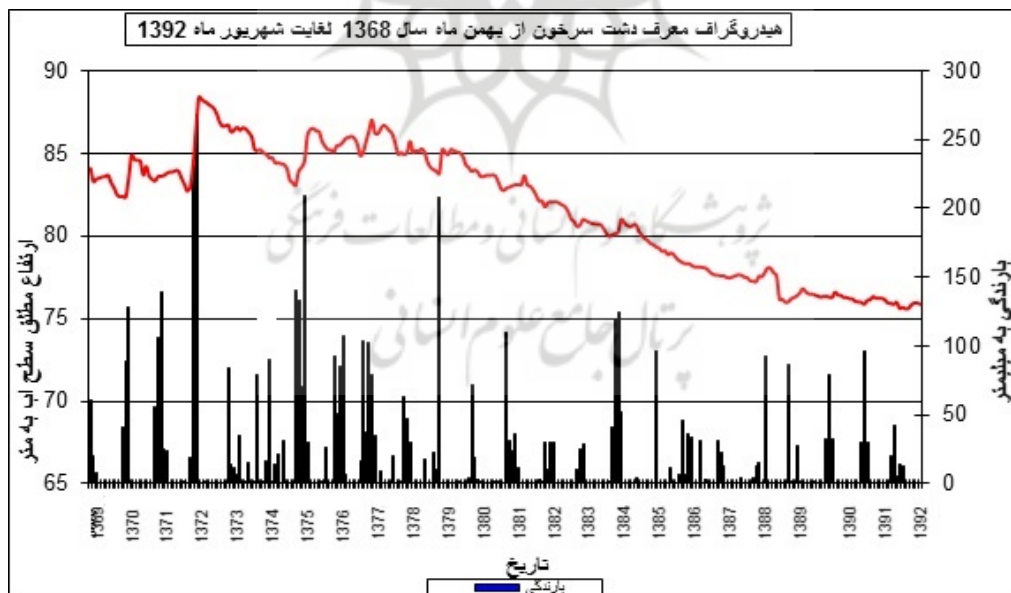
معرفی منطقه و داده ها

آبخوان سرخون به فاصله تقریبی ۲۵ کیلومتری از بندر عباس با مساحتی حدود ۱۰۴۶ کیلومترمربع و در حدود عرض‌های شمالی ۲۷ و ۹ دقیقه تا ۳۵ و ۲۷ دقیقه و طول‌های شرقی ۵۶ ، ۷ دقیقه تا ۳۳ ، ۵۶ و ۳۳ دقیقه در حوضه آبریز سرخون واقع شده است (شکل ۱). بلندترین نواحی دشت سرخون دامنه کوه گنو در غرب دشت و پست‌ترین نواحی آن حاشیه رودخانه شور در شرق دشت می‌باشد. این رودخانه از نظر ساختار مرفولوژیکی تعیین حوضه آبخیز، ارتباطی با زیر حوضه سرخون ندارد ولی به دلیل وجود مناطق بهره برداری از آب‌های زیرزمینی در حاشیه شرقی دشت سرخون و ایجاد شیب هیدرولیکی، رودخانه شور عملاً آن دشت را تغذیه می‌نماید. عبور رودخانه شور از تشکیلات تبخیری و سازندهای شور در بخش‌هایی از مسیر خود باعث شوری آب این رودخانه شده و این امر موجب می‌گردد تا با برقراری ارتباط هیدرولیکی آبخوان و رودخانه ناشی از گرادیان هیدرولیکی حاصل از برداشت آب زیرزمینی توسط چاه‌ها، افزایش املاح و شوری آب سفره زیرزمینی دشت سرخون خصوصاً در بخش شرقی قابل توجه باشد. آبراهه‌های فرعی دیگر حوضه در نقاط مختلف به طور پراکنده به دو مسیل اصلی فوق می‌پیوندند. روستای سرخون و اراضی زراعی و باغات مربوط به آن و نیز عمده چاه‌های بهره برداری در بخش شرقی دشت و در پائین دست مسیل‌های دم و و قادهار قرار داشته و این موضوع باعث افت سطح آب زیرزمینی به علت تمرکز چاه‌ها شده است. میزان بارندگی بلند مدت سالانه این حوزه ۲۲۵ میلیمتر، میزان دمای متوسط ۲۲/۸ درجه سانتیگراد و تبخیر از سطح دشت ۳۵۰۸ میلیمتر می‌باشد. آبخوان دشت سرخون به شکل یک آبخوان شرقی غربی است که رسوبات دانه درشت کوه گنو، آبرفت‌های بخش غربی را بوجود آورده و در بخش شرقی دشت که بین تشکیلات فارس در شمال و جنوب و رودخانه شور در شرق واقع گردیده است، این رسوبات ریزدانه تر شده است. متوسط ضخامت آبخوان در این دشت حدود ۳۵ متر و بیش‌ترین ضخامت در مرکز دشت و در محل مسیل‌های اصلی ورودی به دشت معادل ۱۵۰ متر بوده که مبین وجود رسوبات دانه‌درشت رودخانه‌ای می‌باشد. در محدوده اطراف بندر عباس، دشت سرخون یکی از قطب‌های مهم کشاورزی و تامین آب محسوب می‌شود و بخش عمده‌ای از اراضی آن صرف باغداری و کشت صیفی جات می‌شود. این دشت از گذشته‌های دور به واسطه محدودیت کمی و کیفی مخزن و نیز تامین آب شرب شهر بندرعباس و شهرک‌های مجاور، ممنوعه اعلام گردیده و این ممنوعیت تاکنون ادامه دارد. در این دشت آب استحصالی از چاه‌های عمیق، نیمه عمیق و کم عمق به مصرف کشاورزی می‌رسد. بر اساس منابع موجود، در دشت سرخون چشمه و قنات گزارش نشده است. به منظور بررسی تغییرات سطح آب در دشت سرخون تعداد ۱۰ حلقه چاه پیژومتر حفر گردیده که آمار ماهانه آنها گزارش می‌شود.



شکل ۱- محدوده مورد مطالعه در ایران و هرمزگان و موقعیت چاه‌های پیژومتر در آبخوان

به منظور نشان دادن تغییرات عمق سطح آب زیرزمینی در سال‌های مختلف از هیدروگراف معرف آبخوان استفاده شده است. هیدروگراف معرف یک آبخوان، عکس‌العمل آبخوان را در طول یک دوره مشخص نسبت به عوامل تغذیه و تخلیه‌کننده نشان می‌دهد. از روی هیدروگراف مذکور می‌توان تغییر ارتفاع میانگین سطح آب را برای یک دوره مشخص تعیین نمود. با توجه به نمودار (۱) میزان تغییرات سطح آب زیرزمینی دشت سرخون در طی دوره ۲۵ ساله آبی ۶۸-۶۹ لغایت ۹۱-۹۲ سالانه به طور متوسط حدود ۰/۵ متر افت داشته است.



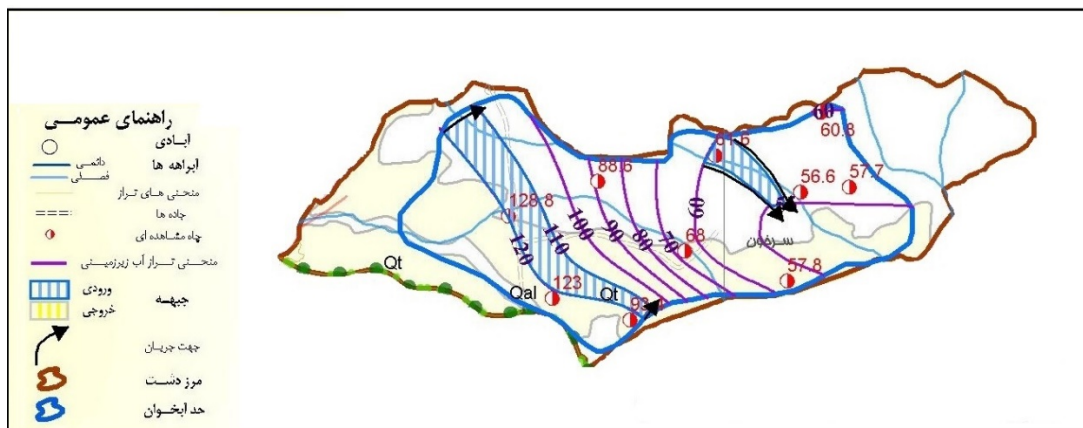
شکل ۲- هیدروگراف واحد آبخوان آبرفتی دشت سرخون

در این تحقیق از اطلاعات ده چاه مشاهده ای در طی دوره ۲۵ ساله آبی ۶۸-۶۹ لغایت ۹۱-۹۲ استفاده گردید که مشخصات آن در جدول یک آمده است.

جدول ۱- مشخصات چاه‌های مشاهده‌ای در محدوده مورد مطالعه

شماره چاه	نوع آبخوان	نوع سازند	سال حفر	عمق (متر)	تراز	X	Y
۱	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۸۱	۱۸۰/۱۱	۴۳۳۰۳۱	۳۰۳۱۲۵۸
۲	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۶۳	۱۶۵/۵۵	۴۳۴۷۵۵	۳۰۲۸۱۰۷
۳	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۳۷/۲۷	۱۴۴/۸۳	۴۳۷۱۴۸	۳۰۲۷۴۴۵
۴	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۴۴/۵	۹۴/۴۷	۴۳۸۸۲۴	۳۰۲۹۵۵۵
۵	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۶۱	۱۳۲/۰۳	۴۳۶۱۳۹	۳۰۳۱۶۷۶
۶	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۵۰	۹۱/۸۵	۴۴۲۹۷۱	۳۰۳۳۷۹۳
۷	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۴۱	۸۶/۶۹	۴۴۲۹۷۱	۳۰۳۳۷۹۳
۸	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۳۰/۵	۷۴/۰۴	۴۴۲۳۶۹	۳۰۳۱۳۵۳
۹	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۴۷	۸۶/۵۴	۴۴۱۹۷۵	۳۰۲۸۶۴۱
۱۰	آزاد	آبرفت	۱۳۶۸	۳۰/۵	۷۱/۴۱	۴۴۳۸۸۱	۳۰۳۱۵۰۱

تراز سطح آب زیرزمینی یکی از ابزارهای مناسب برای شناخت شرایط هیدرولیکی آبخوان است. یکی از این موارد شناخت جهت جریان و گرادیان هیدرولیکی آب زیرزمینی است. هدف از تهیه نقشه های تراز، تعیین جهت جریان و نحوه حرکت آبهای زیرزمینی، مناطق تغذیه، مناطق تخلیه، نحوه ارتباط سازندهای مختلف با لایه های آبدار، نحوه ارتباط رودخانه با سفره ها و دیگر مشخصات آب های زیرزمینی می باشد. اضافه بر آنها از این نقشه ها ضمن محاسبه مقدار گرادیان هیدرولیکی، در تعیین نسبی مقدار نفوذپذیری رسوبات آبرفتی و ضریب قابلیت انتقال نسبی آنها استفاده به عمل آمده و نهایتا مقادیر ورودی از اطراف قابل محاسبه می باشد. مضافا از شکل منحنی ها نیز انواع مختلف آبخوان ها را تعیین و بدین ترتیب تعبیر و تفسیر کاملی از وضعیت آبخوان بدست می آید. در شکل سه نقشه تراز آب زیرزمینی و جهت جریان آورده شده است. بررسی و مقایسه وضعیت توپوگرافی مسیر جریان آبهای سطحی دشت سرخون نشان می دهد بدلیل برداشت در سال های اخیر (بوژه جهت آب شرب بندرعباس) و تداوم پدیده خشکسالی، روال و نظم طبیعی و عادی خود را از دست داده است. بر اساس نقشه های تراز آب زیرزمینی دشت سرخون، تغذیه اصلی دشت از ناحیه غرب، یعنی از مسیل های "دم" و "قادهار" که از ارتفاعات گنو سرچشمه می گیرند، صورت گرفته و ارتفاعات شمال و جنوب آن تاثیر ناچیزی در تغذیه آبخوان دارند.



شکل ۳- نقشه منحنی تراز آب زیرزمینی دشت سرخون

جهت بررسی تغییرات مکانی و زمانی کیفیت آب زیرزمینی دشت سرخون سازمان حفاظت محیط زیست استان هرمزگان اقدام به گردآوری آمار نتایج آنالیز شیمیایی نمونه‌های آب زیرزمینی شبکه کیفی این دشت در سال آبی ۹۱-۱۳۹۰ و ذخیره سازی آنها در قالب بانک اطلاعاتی اقدام کرده است. در دشت سرخون کمترین مقدار کاتیونهای کلسیم، منیزیم و سدیم به ترتیب معادل ۱/۱۲، ۰/۰ و ۲/۴۶ میلی اکوی والان در لیتر و بیشترین مقادیر آنها برابر ۲۱/۵۶، ۱۹/۲۶ و ۵۵/۹ میلی اکوی والان در لیتر اندازه گیری شده است. بیشترین دامنه تغییرات متعلق به آنیون کلرور و کمترین آن متعلق به آنیون بی‌کربنات می‌باشد. کمترین مقدار هدایت الکتریکی در منابع انتخابی این دشت برابر ۷۲۰ و بیشترین آن معادل ۸۶۱۴ میکروزیمنس بر سانتیمتر و مقدار املاح محلول بین حداقل ۴۶۰ و حداکثر ۵۵۱۳ میلی گرم در لیتر در نوسان می‌باشد و دامنه تغییرات pH ۷/۴ تا ۸/۲ بدست آمده است.

مدل شبکه عصبی مصنوعی با روش Gradient Descent و اجرای و مدل

شبکه‌های عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری^۱ و با استفاده از پردازشگرهایی بنام نرون تلاش می‌کند با تنظیم وزن‌ها، مدلی را با استفاده از نمونه‌های ورودی خروجی که در دسترس هستند به دست آورد. این مدل بعداً برای تخمین مقدار خروجی برای داده دیده نشده‌ی جدید به کار می‌رود. فرآیند آموزش شبکه یادگیری به وسیله‌ی K نمونه ورودی خروجی انجام می‌گیرد که بردار ورودی‌ها به صورت $x^i = (x_1, x_2, \dots, x_n)$ هستند و بردار خروجی‌های متناظر با هر بردار ورودی به صورت $y^i = (y_1, y_2, \dots, y_m)$ و $i=1, \dots, K$ می‌باشند. متغیرهای x_1, x_2, \dots, x_n ، y_1, y_2, \dots, y_m ، ورودی شبکه عصبی، n و m خروجی‌های شبکه عصبی هستند. W و u به ترتیب بردار وزن‌ها و بایاس‌های نرون‌های لایه‌ی پنهان و خروجی شبکه می‌باشند. هر نرون تمامی خروجی‌های نرون‌های لایه قبل را دریافت می‌کند ولی هر کدام از آن‌ها را با یک وزن خاصی دریافت می‌کند. پس از ایجاد شبکه و تعیین تعداد لایه‌های پنهان و تعداد نرون‌ها، شبکه به وسیله‌ی نمونه‌های ورودی خروجی در دسترس آموزش داده می‌شود با یک قانون یادگیری^۲ به روز رسانی بردار وزن‌ها انجام می‌گیرد (Timothy, 2004). در شبکه‌های می‌توان از قانون‌های متفاوت

^۱ Learning

^۲ Learning rule

یادگیری چون Hebbian, Correlation, Instar, Winner Takes All, Perceptron, Widrow-Hoff و Gradient Descent استفاده کرد (Bogdan M. Wilamowski, 2003). قانون یادگیری استفاده شده در این تحقیق Gradient Descent است که به گونه ای عمل می کند که مقدار این خطای کل کاهش یابد. در این مطالعه از دو ورودی، یک لایه ی پنهان با پنج نرون استفاده شده است و لایه ی خروجی دارای یک نرون است یعنی $m=1$ می باشد. در این قاعده برای به روز رسانی بردارهای وزن در لایه های خروجی و پنهان به صورت زیر است:

$$W = W - \eta \frac{\partial(W, w)}{\partial W} \\ - \eta \frac{\partial(W, w)}{\partial w_l} = w_l \quad w_l$$

با انجام مشتق گیری های این دو معادله، معادلات بهنگام می شوند انجام این کار از الگوریتم زیر استفاده می شود.

- گام اول : $\eta > 0$ و $E_{max} > 0$ انتخاب می شوند.
- گام دوم : وزن های w با مقادیر کوچک مقدار دهی می شوند، $k := 1$ و E با صفر مقدار دهی می شوند.
- گام سوم : آموزش شروع می شود. ورودی x^k موجود است، $y := y^k$ و $x := x^k$ و خروجی O محاسبه می شود.

$$O = \frac{1}{1 + \exp(-W^T \cdot x)}$$

• بردار خروجی لایه ی پنهان است که هر عنصر به صورت زیر محاسبه می شود

$$O_l = \frac{1}{1 + \exp(-w_l^T \cdot x)}$$

گام چهارم : وزن های واحد خروجی به روز می شوند

$$W := W + \eta \delta o$$

که $\delta = (y - O)O(1 - O)$.

- گام پنجم : وزن های واحد های لایه پنهان به روز می شود

$$w_l = w_l + \eta \delta w_l o_l (1 - o_l) x, l = 1, \dots, L$$

- گام ششم : مقدار خطای تکرار فعلی محاسبه و به خطای موجود E اضافه می شود

$$E := E + \frac{1}{2} (Y - O)^2$$

- گام هفتم : اگر $k < K$ آنگاه $k := k+1$ و آموزش ادامه می یابد و به گام سوم می رود در غیر این صورت به گام هشتم می رود.
- گام هشتم : اگر $E < E_{max}$ آموزش کامل است. در غیر این صورت $E := 0$ و $k := 1$ و چرخه ی آموزش جدیدی با رفتن به گام سوم آغاز می شود.

در الگوریتم مذکور η نرخ یادگیری می‌باشد که در این مطالعه مقدار 0.001 انتخاب شده است و میزان بازدهی آموزش به وسیله میانگین مربعات خطا کنترل می‌شود و هر گاه این معیار به مقدار E_{max} برسد آموزش قطع می‌شود. L تعداد نرون های لایه پنهان می‌باشد که خروجی نرون l در این لایه O_l و بردار وزن آن w_l است. مقدار بردار وزن‌ها در آغاز کار به صورت تصادفی مقدار دهی می‌شوند. در حالت کلی، دو مرحله اصلی در آموزش شبکه ایجاد خروجی O^k به ازای ورودی k ام و به روز رسانی وزن‌های شبکه است. برای ایجاد خروجی در هر نرون از یک تابع فعال سازی^۱ استفاده می‌شود که معادله این تابع به صورت زیر است و در همه‌ی نرون های شبکه از این تابع استفاده شده است.

$$f(x) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

X، همان مقدار net است که

$$net = \langle W^T, x \rangle$$

مقدار net برای هر نرون برابر حاصلضرب دو بردار وزن و ورودی‌های هر نرون می‌باشد که بردار x برای لایه خروجی، خروجی لایه پنهان است. به هنگام آموزش مقدار خطایی که برای هر نمونه‌ی آموزش بدست می‌آید در نهایت معادله‌ی زیر حاصل می‌شود:

$$E_k = \frac{1}{2} (y^k - O^k)^2 = \frac{1}{2} (y^k - O(\langle W, x^k \rangle))^2 = \frac{1}{2} \left(y^k - \frac{1}{1 + e^{-W^T \cdot x^k}} \right)^2$$

در این رابطه y^k مقدار خروجی مربوط به ورودی x^k است که قبلا اندازه گیری شده است. O^k حاصل شبکه در یک تکرار الگوریتم است و W ، وزن ورودی‌های تنها نرون لایه‌ی خروجی است. یعنی مقدار تخمین زده شده برابر است با:

$$O^k = \frac{1}{1 + e^{-W^T \cdot x^k}}$$

در هر تکرار الگوریتم و برای هر نمونه آزمایش یک مقدار خطا وجود دارد که در کل برای همه نمونه‌های آزمایش یک خطای کلی به صورت زیر است:

$$E = \sum_{K=1}^K E_K = E_1 + E_2 + \dots + E_K$$

معادله‌ی خطای کلی تابعی از وزن‌ها است و برای آنکه این خطای کلی کمینه شود، باید از این معادله بر حسب وزن مشتق گرفته شود تا مقادیر وزن‌هایی که این معادله را کمینه می‌کنند به دست آیند. حاصل این مشتق گیری‌ها در به روز رسانی نرون های در هر لایه متفاوت است که در گام‌های ۴ و ۵ قابل مشاهده‌اند. پس از آنکه آموزش انجام شد مدل های بدست آمده مدل های بدست آمده برای چاه‌ها باید ارزیابی شوند، که با استفاده از خروجی‌های داده‌های تست که در دسترس هستند و نتایجی که مدل‌ها برای همان داده‌ها ایجاد

1 Activation function

می‌کنند این ارزیابی انجام شد. برای ارزیابی صحت مدل های بدست آمده برای چاه ها به دلیل کافی بودن داده های در دسترس از روش Holdout استفاده شد که در طی آن ۷۰ درصد داده های در دسترس جهت ایجاد مدل ها به کار گرفته شدند و ۳۰ درصد باقی مانده جهت تست به کار گرفته شدند. انتخاب داده ها جهت آموزش و تست به صورت تصادفی انجام گرفت. برای ارزیابی نتایج از دو معیار میانگین مربعات خطا و خطای مطلق استفاده می شود. آماره RMSE یا مقدار میانگین مربعات خطا بیانگر میزان خطای برآورد متغیرها نسبت به مقدار مشاهداتی است که بر اساس ریشه خطا مورد محاسبه قرار می‌گیرد از دیدگاه کیفی معیار RMSE میزان تطابق مشاهدات و مقادیر برآورده شده را منعکس می‌کند (Aqil et al, 2007) که رابطه آن به شرح زیر است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n [IW_{GS} - IW_{OB}]^2}$$

که در آن IW_{GS} مقدار سطح ایستابی محاسبه شده برای ماه IW_{OB} مقدار سطح ایستابی اندازه گیری شده و n تعداد داده می‌باشد. آماره MAE یا میانگین خطای مطلق از رابطه زیر قابل محاسبه است:

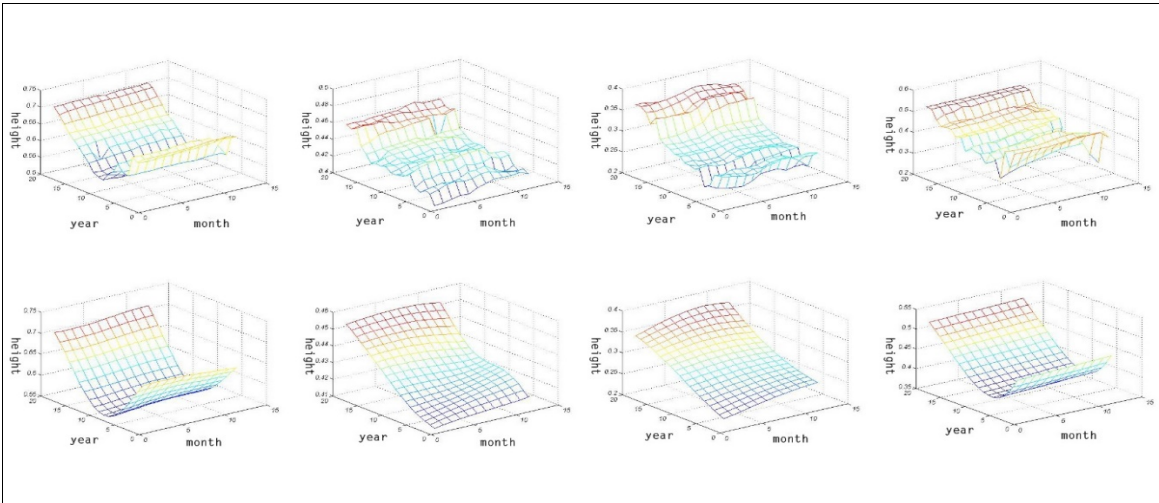
$$MAE = \left[\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |e_i| \right]$$

$$e_i = X_e - X_o$$

که در آن $|e_i|$ مقدار مطلق اختلاف مقادیر برآورد شده و مشاهده ای را نشان می‌دهد. هرچه مقدار این دو آماره کوچک‌تر باشد به معنای این است که خطای برآورد مقدار میانگین سطح ایستابی چاه‌ها از مدل به دست آمده کم تر می‌باشد. (ملکی نژاد و پور محمدی ۲۰۱۰).

نتایج

ابتدا ۷۰ درصد داده‌ها (تا سال ۱۳۸۸) به عنوان داده‌های آموزشی به مدل معرفی گردید منظور از آموزش یک شبکه انتخابی بر مبنای اطلاعات موجود، تنظیم مقادیر وزن‌ها یا مقادیر ثابت اولیه به گونه ای است که خطای بین مقادیر خروجی محاسبه شده و مشاهده شده حداقل گردد. ۲۰ درصد داده‌ها تا سال ۱۳۹۲ به عنوان تست برای اعتبار سنجی به کار برده شد. با بررسی پارامترهای آماری RMSE و MAE مدل برازش داده شده تخمین صحیحی با خطای کمی را ارائه داد شکل زیر مربوط به داده‌های ۵ چاه اول می‌باشد. ردیف بالا داده‌های واقعی و ردیف پایین داده‌هایی است که از تخمین شبکه عصبی Gradient Descent برای سال ۱۳۹۲ بدست آمده است.



شکل ۴- نتایج حاصل از تخمین شبکه عصبی با روش Gradient Descent

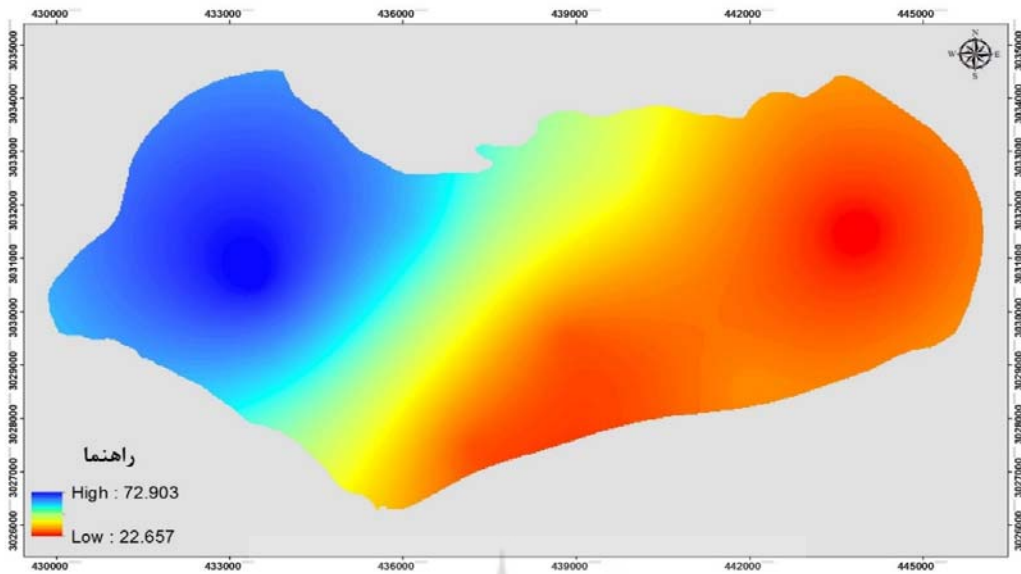
پس از محاسبه تراز سطح آب ده چاه پیژومتر برای سال ۱۴۰۰ میانگین ماهیانه از آن‌ها گرفته شد و فیلدهای ژئومتری یا طول و عرض جغرافیایی به هر چاه اضافه شد، سپس در نرم‌افزار Arc GIS 10 عمل میان‌یابی به روش کریجینگ انجام شد. برای انتخاب روش درونیابی مناسب نیاز به انتخاب بهترین تابع نیم تغییرنما برای برازش بر داده‌ها می‌باشد. برای تعیین مدل ریاضی پراکنش سطوح مختلف عمق آب زیرزمینی از زمین‌آمار بهره برداری گردید. قابل ذکر است در این پژوهش پنج نوع نیم تغییرنمای Simple، Simple، Universal و Probability و Disjunctive استفاده شد. مشخصات روش‌های زمین‌آمار و میزان خطای آن‌ها در جدول سه ذکر شده است. با توجه پراکندگی‌های چاه‌های پیژومتر و بررسی نیم تغییرنمای مدل‌های مختلف در نهایت Ordinary Kriging بهترین مدل برازش تشخیص داده شد.

جدول ۲- برازش مدل‌ها مختلف کریجینگ و میزان خطای آن

روش درون‌یابی	جذر میانگین مربعات خطا (RMS)	میانگین خطای مطلق (MAE)
Ordinary Kriging	۸/۸۵۹	۰/۲۷
Simple Kriging	۱۴/۱۷۳	۰/۷۶
Universal Kriging	۱۱/۴۲	۰/۵۸
Probability Kriging	۹/۲۱۴	۰/۸۵
Disjunctive kriging	۱۱/۸۶	۰/۳۹

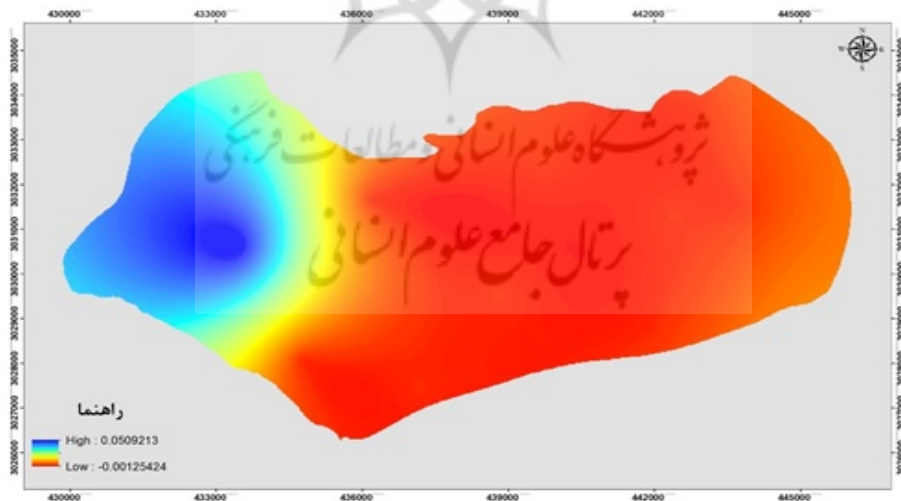
یکی از مهم‌ترین مراحل فرآیند توسعه مدل‌های شبکه عصبی تعیین اهمیت متغیرهای ورودی و تعیین گام‌های زمانی پیشین موثر بر متغیر وابسته می‌باشد. معمولاً همه متغیرهای ورودی دارای اهمیت یکسان نبوده و مقادیر برخی از آن‌ها ممکن است توأم با عدم قطعیت بوده و یا اینکه هیچ رابطه معنی‌داری با متغیر خروجی نداشته باشند. در این مدل تراز سطح آب در ماه‌های گذشته به عنوان ورودی و تراز سطح آب در زمان t به عنوان خروجی شبکه استفاده گردید پس از اجرای مدل نتایج هر چاه به آن نسبت داده شده و با

استفاده از Ordinary Kriging درون‌یابی گردید، تراز متوسط سالیانه آبخوان پس از درون‌یابی در شکل پنج آورده شده است.

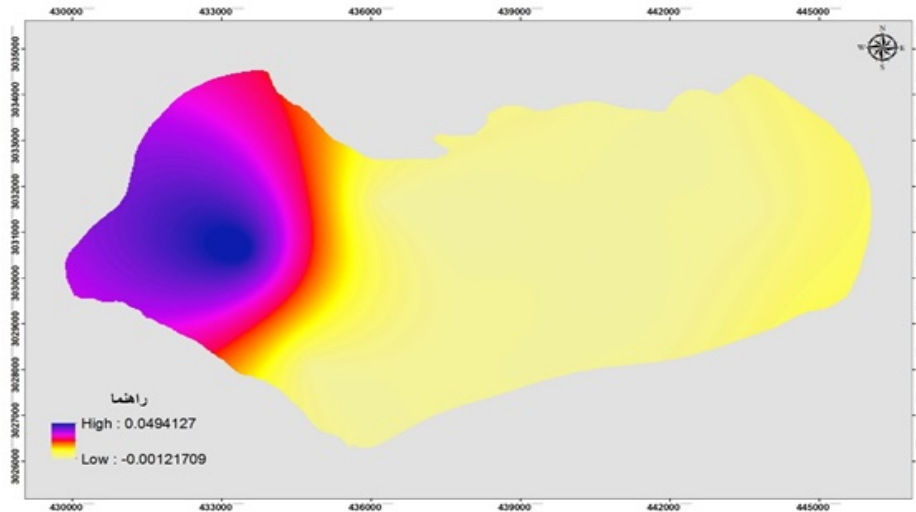


شکل ۵- پیش بینی تراز سطح آب در سال ۱۴۰۰

برای هر یک از پیژومترها، مراحل آموزش، صحت‌سنجی اجرا گردید و نتایج بدست آمده از هر مدل بر اساس دو معیار ارزیابی RMSE و MAE بدست آمد که پس از انتصاب میزان خطای هر چاه درون‌یابی گردید میزان پراکندگی این دو خطا برآورد شد که در شکل‌های هفت و هشت آورده شده است.



شکل ۶- خطای RMSE حاصل از مدل در پیش‌بینی تراز ایستابی سال ۱۴۰۰



شکل ۷- پراکندگی خطای MAE در پیش بینی تراز ایستابی سال ۱۴۰۰

بحث و نتیجه گیری

پس از پیش بینی پراکنش مکانی تراز سطح ایستابی آبخوان سرخون برای سال ۱۴۰۰ هجری شمسی بین ۲۲ تا ۷۲ متر تخمین زده شده است. کمترین مقادیر سطح ایستابی مربوط به قسمت شرقی دشت به علت برداشت از طریق چاه‌های عمیق و نیمه عمیق و بیشترین مقدار مربوط به قسمت غربی آبخوان می‌باشد که می‌تواند راه را برای مدیریت بهینه منابع آبی هموار نماید. ارزیابی این مدل با خطای RMSE بین ۰.۰۰۱۲۵ - تا ۰.۰۵۰۹ و همچنین خطای MEA بین ۰.۰۰۱۲ - تا ۰.۰۴۹ کارایی مدل شبکه عصبی Gradient Descent را در پیش بینی سطح ایستابی آب زیرزمینی نشان می‌دهد. کارایی شبکه عصبی در نتایج پژوهش دیگران نیز مشهود بوده به طوری که جاتیپراکش و ساکر (۲۰۰۸) و سریکنت و همکاران (۲۰۰۹) در پژوهش‌هایی جداگانه دریافتند که شبکه عصبی کارایی مناسبی برای پیش بینی سطح ایستابی چاه‌ها دارد. از نتایج دیگر این پژوهش می‌توان به همبستگی بهتر و خطای کمتر شبکه عصبی در پیش بینی سطح ایستابی اشاره نمود. و می‌توان اظهار داشت استفاده از چنین الگوریتمی در پیش بینی تغییرات سطح ایستابی می‌تواند دقت تصمیم‌گیری‌های مدیریتی را تا حد بالایی بهبود بخشد. در انتها پیشنهاد می‌شود از انواع مدل‌های سری زمانی از جمله آرما، ساریما و دیگر مدل‌های شبکه عصبی استفاده گردد و نتایج را با تحقیق حاضر مقایسه نموده و مدلی که کمترین خطا را در پیش بینی تراز سطح ایستابی دشت‌ها را داراست برای مدیریت بهینه آب در آینده معرفی نمود. همچنین پیشنهاد می‌گردد در تعیین ساختار پارامترهای ورودی شبکه عصبی تاثیر دوره‌های تر و خشک در نظر گرفته شود و تاثیر پارامترهای دیگر نظیر بارندگی، تبخیر و ... در پیش بینی تراز سطح آب زیرزمینی در نظر گرفته شود که نویسندگان در تحقیقات آتی خود آنها را نیز لحاظ می‌نمایند.

منابع

- ۱- ایزدی، عباس، کامران داوری و امین علیزاده و بیژن قهرمان و ابولقاسم حقایقی مقدم، (۱۳۸۶)، پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مجله آبیاری و زهکشی ایران، شماره ۲، صفحه ۷۱-۵۹
- ۲- پناهی، علی، بهلول علیجانی، (۱۳۹۲)، پیش بینی دبی اوج سیلابی با استفاده از مدل شبکه عصبی فصلنامه جغرافیا، شماره ۳۸، پاییز ۱۳۹۲ ص ۱۱۳-۱۲۸
- ۳- حسنی پاک علی اصغر (۱۳۷۷)، زمین آمار، انتشارات دانشگاه تهران. چاپ اول. ۳۱۱ص.
- ۴- خاشعی سیوکی، عباس، بیژن قهرمان و مهدی کوچک زاده، (۱۳۹۲)، مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی ANFS و رگرسیونی در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور، نشریه آبیاری و زهکشی ایران، شماره ۱، جلد ۷، ۱۰-۲۲
- ۵- خزایی، مجید، محمدرضا میرزایی، (۱۳۹۲)، مقایسه کارایی پیش بینی دبی ماهانه با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و سری‌های زمانی، مجله مهندسی و مدیریت آبخیز، سال پنجم، شماره ۲، ۱۳۹۲ ص ۷۴-۸۴
- ۶- متکان، علی اکبر، بهناز عربی، حسن لشکری، بابک میرباقری، (۱۳۹۲)، برآورد میزان تغییرات بارندگی با استفاده از تلفیق تکنیک شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین آمار در شمال غرب ایران، فصلنامه سنجش از دور و GIS ایران، شماره ۱۶، زمستان ۱۳۹۱، ص ۳۷.
- 7- Bierkens, M. F. P., (1998), *Modeling water table fluctuations by means of a stochastic differential equation*, *Water Resour. Res.*, 34(10)2485-2499.
- 8- Bogdan M. Wilamowski, (2003), *Neural Network Architectures and Learning*, IEEE. 0. 7803-7852
- 9- Chandramouli, V., Lingireddy, S., and Brion, G.M (2007), *Robust training termination criterion for back propagation ANNs applicable to small data sets*. *J. Com, Civil Engine.* 21: 1. 39-46.
- 10- Coppola, E., Rana, A.J., Poulton, M., Szidarovszky, F., and Uhi, V.W (2005), *Aneural networks model for predicting aquifer water level elevation*. *Ground Water*, 43: 231-241
- 11- Daliakopoulos, I. N., Coulibaly, P. and Tsanis, I. K., (2004), *Groundwater level forecasting using artificial neural networks*, *Journal of Hydrology*. 309(4)229-240.
- 12- Daliakopoulos, N. I., Coulibaly, P., Tsanis, I. K. (2005), *Ground water level forecasting using artificial neural networks*". *J. of Hydro.*, 309, 229-240
- 13- Goovaerts P. (2000), *Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall*. *Journal of hydrology*, 228: 113-129.
- 14- Jothiprakash, V., and Sakhare, S., (2008) , *Ground Water Level Fluctuations using Artificial Neural Network*, *The 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG)*, Goa, India
- 15- Knotters, M. and Van Walsum, P. E. V., (1997), *Estimating fluctuation quantities from time series of water-table depths using models with a stochastic component*. *J. Hydro.* 197, pp. 25-46.
- 16- Mydat Aqil, I. Kita, A. Yano, and S. Nishiyama, (2007), *Analysis and prediction of flow from local source in a river basin suing a Neuro-fuzzy modeling tool*, *Environ. Manage.* vol. 85, pp. 215-223.

- 17- Nayak, P., Satyaji Rao, Y. R., and Sudheer, K. P., (2006). "Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach", *Water Resources Management*, 2(1)77-99.
- 18- Reghunath, R., Murthy, T. R., and Raghavan, B. R. 2005. *Time series analysis to monitor and assess water resources: A moving average approach*. *Environmental Monitoring and Assessment*, 109, 65-72.
- 19- Sreekanth, D., Geethanjali, N., Sreedevi, P., Ahmed, Sh., Ravi Kumar, N., and Kamala Jayanthi, P.D(2009), *Forecasting groundwater level using artificial neural networks*, *Current Science*, 96: 1-7.
- 20- Timothy J. Ross, (2004), **FUZZY LOGIC WITH ENGINEERING APPLICATIONS**, John Wiley & Sons Ltd, Second Edition, P648
- 21- Yang, Z.P., Lu, W.X., Long, Y.Q., and Li, P (2009), *Application and comparison of two prediction models for groundwater levels: A case study in Western Jilin Province. China. J. Arid Environ.* 73: 487-492.

