

پیش بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

(مطالعه موردی: دشت نیشابور)

عزیزا... ایزدی، کامران داوری، امین عزیزاده، بیژن قهرمان، سیدابوالقاسم حقایقی مقدم^۱

اهمیت آبهای زیرزمینی به عنوان یک منبع مهم تأمین آب در مناطق خشک و نیمه خشک بر کسی پوشیده نیست. بطوری که پیش بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی برای برنامه ریزی بهره برداری تلفیقی در چنین مناطقی یک ضرورت اساسی به نظر می رسد. دشت نیشابور با داشتن بیش از ۴۵ چاه مشاهده‌ای که اکثر آدرای بیش از ۱۲ سال طول آماری هستند، برای این پژوهش انتخاب گردید. بدین منظور ابتدا ویرایش و تولید داده‌های مورد نیاز در مقیاس ماهیانه، برای ۱۵ پیژومتر انتخابی در سطح دشت و در شبکه تیسن معرف آنها با استفاده از اطلاعات خام اولیه و در محیط سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) صورت گرفت. سپس عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) مختلفی مانند شبکه عصبی پرسپترون چند لایه، پیشخور عمومی و بازگشتی برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی به منظور یافتن ساختار مناسب ANN که بتواند روند تغییرات سطح آب زیرزمینی را شبیه سازی کرده و یک پیش بینی قابل قبولی نیز در طی ماه‌های آینده فراهم نماید بررسی شده است. نتایج آزمایش‌های مختلف نشان داد که شبکه عصبی پیشخور عمومی آموزش داده شده با الگوریتم مومتم بهترین نتیجه را برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی در طی ۶ ماه آینده داشته است به طوری که معیارهای عملکرد در نظر گرفته شده مانند $R^2 = 0.937$ و $NRMSE = 0.378$ در دوره آزمون نیز حاکی از این مسأله می باشد.

واژه‌های کلیدی: آب زیرزمینی، پیش بینی، ANNs، دشت نیشابور.

مقدمه

گوناگونی جهت پیش بینی سطح آب زیرزمینی توسعه و به کار برده شده است. از جمله این مدل‌ها می توان به مدل‌های سری زمانی تجربی و مدل‌های بر مبنای فیزیکی اشاره کرد. از مدل‌های سری زمانی تجربی به طور گسترده‌ای برای مدل سازی سطح آب استفاده شده است، ولی هنگامی که رفتار دینامیکی یک سیستم هیدرولوژیکی با گذشت زمان تغییر می کند مدل‌های یاد شده برای پیش بینی پارامترهای منابع آب توانایی کافی نداشته و مدل‌های مناسبی نیستند (Bierkens, 1998). از طرف دیگر، مدل‌های بر مبنای فیزیکی نیز در عمل به داده‌های زیادی برای شبیه سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی نیاز دارند و از آنجا که روابط بین متغیرهای مؤثر بر سطح آب در یک سفره آب زیرزمینی احتمالاً غیر خطی می باشند مدل‌های فوق در ارائه رابطه بین این متغیرها نیز نمی توانند به خوبی عمل کنند (Nayak et al, 2006). با توجه به چنین وضعیتی، در سال‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی

آبهای زیرزمینی به عنوان یک منبع مهم برای مصارف آشامیدنی، دام و کشاورزی در مناطق خشک و نیمه خشک محسوب می شود. در چنین مناطقی به علت اینکه بارندگی در یک دوره کوتاه مدت رخ می دهد و میزان تبخیر و تعرق بالا است، منابع آبهای سطحی منبع قابل اعتمادی برای تأمین آب نمی باشند. در نتیجه در این مناطق بیشتر بر روی منابع آبهای زیرزمینی تکیه می شود. بنابراین برای تأمین آب در این مناطق لازم است پیش بینی دقیقی از نوسانات سطح آب زیرزمینی انجام شود. با پیش بینی دقیق نوسانات سطح آب زیرزمینی می توان از آن در برنامه ریزی تأمین آب قابل اعتماد و نیز در مدیریت منابع آب استفاده نمود تا با توجه به نوع مصرف آب، برنامه ریزی بر روی منابع و مصارف آب انجام داد تا مدیران و برنامه ریزان منابع آب بتوانند درک بهتری از وضعیت منابع آب موجود داشته باشند. تا به امروز مدل‌های

۱- به ترتیب دانشجوی کارشناسی ارشد آبیاری و زهکشی، استادیار، استاد، دانشیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه فردوسی مشهد و عضو هیأت علمی مرکز تحقیقات کشاورزی و منابع طبیعی استان خراسان

سانتی گراد است. با وجود اختلاف کم دما در ارتفاعات و دشت، آب و هوای حوضه در شمال و جنوب آن به شدت متغیر بوده، به طوری که در شمال که اقلیم کوهستانی است هوا نسبتاً سرد با تابستانی ملایم و به طرف جنوب و غرب هوای آن گرمتر می شود که این امر شاید ناشی از وسعت زیاد حوضه (۷۳۵۰ کیلومتر مربع) باشد. متوسط بارندگی در کل حوضه معادل ۲۳۴ میلی متر است، هر چند میزان بارندگی در نقاط مختلف آن متفاوت بوده، بطوریکه در ارتفاعات بلند بینالود مقدار آن حداکثر به ۶۰۰ میلی متر و در سطح دشت به مراتب کمتر از آن است. میزان تبخیر به علت بالا بودن درجه حرارت هوا زیاد می باشد، بطوریکه متوسط تبخیر برای کل حوضه حدود ۲۳۳۵ میلی متر در سال گزارش شده است (water organization(1377).

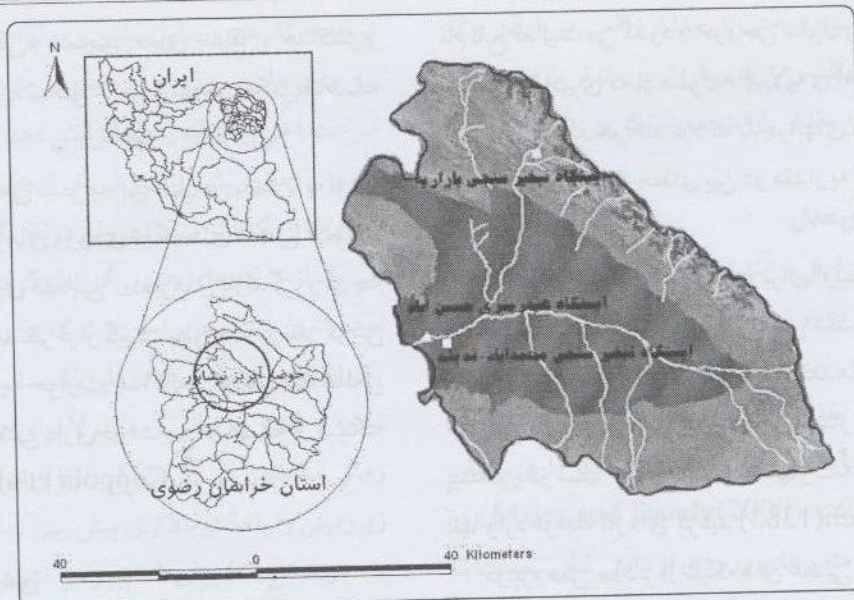
دشت نیشابور در سال های اخیر به علت برداشت زیاد از آب های زیرزمینی برای مصارف کشاورزی با مشکل افت سطح منابع آب زیرزمینی مواجه شده است. اکثر چاه های موجود در سطح دشت غیر مجاز بوده و پمپاژ از آنها نیز بر مبنای مطالعات صورت گرفته در سطح سفره آب زیرزمینی نمی باشد همچنین به دلیل غالب بودن کشت چغندر قند در منطقه و بالا بودن نیاز آبی آن، متغیر برداشت از سفره آب زیرزمینی بیشترین تأثیر را در افت سطح آب داشته است. هر چند کاهش روند بارندگی و افزایش تبخیر و تعرق نیز در به وجود آمدن چنین شرایطی تأثیر فراوانی داشته است. بنابراین با توجه به چنین وضعیتی، متغیر های در نظر گرفته شده برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی متغیر های بارندگی و دمای حداکثر، حداقل و متوسط می باشد و به دلیل موجود نبودن اطلاعات مربوط به برداشت از سفره آب زیرزمینی در مقیاس ماهیانه در دوره مطالعه به صورت دقیق، متغیر تبخیر- تعرق گیاه مرجع به عنوان معرفی برای برداشت از سفره آب زیرزمینی انتخاب گردید. قابل ذکر است که متغیر های در نظر گرفته شده به طور گسترده ای در مقالات دیگر نیز به کار برده شده است (Coulibaly et al.(2001)، Coppola et al.(2003) و Daliakopoulos et al.(2005) با توجه به متغیر های در نظر گرفته شده، اطلاعات خام اولیه مورد نیاز شامل سطح آب زیرزمینی پیزومتر های موجود در سطح دشت، میزان بارندگی و دمای حداقل، حداکثر و متوسط در ایستگاه های موجود در سطح دشت و در مجاورت آن در مقیاس ماهیانه در دوره سری زمانی ۱۲ ساله (از ۷۲-۷۱ تا ۸۳-۸۲) تهیه

به طور فزایندهای برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی مورد استفاده قرار گرفته اند. مزیت اصلی این روش بر سایر مدل های قدیمی به ماهیت جعبه سیاه بودن آنها بر می گردد که برای شبیه سازی پارامتر های منابع آب با وجود طبیعت پیچیده و غیر پویای آنها نیاز به شناخت فیزیک مسأله نمی باشد. بدین منظور محققان متعددی از روش فوق برای مدل سازی سطح آب زیرزمینی استفاده کرده اند.

از پیشگامان این روش می توان به Rizzo(1994) and Daliakopoulos et al., Coulibaly et al., Dougherty (2005) ، و Nayak et al.(2006) اشاره کرد. در این تحقیق قابلیت کاربرد توأم سامانه اطلاعات جغرافیایی (GIS) و شبکه های عصبی مصنوعی (ANNs) در پیش بینی سطح آب زیرزمینی در دشت نیشابور مورد مطالعه و ارزیابی قرار گرفته است.

منطقه مورد مطالعه و داده ها

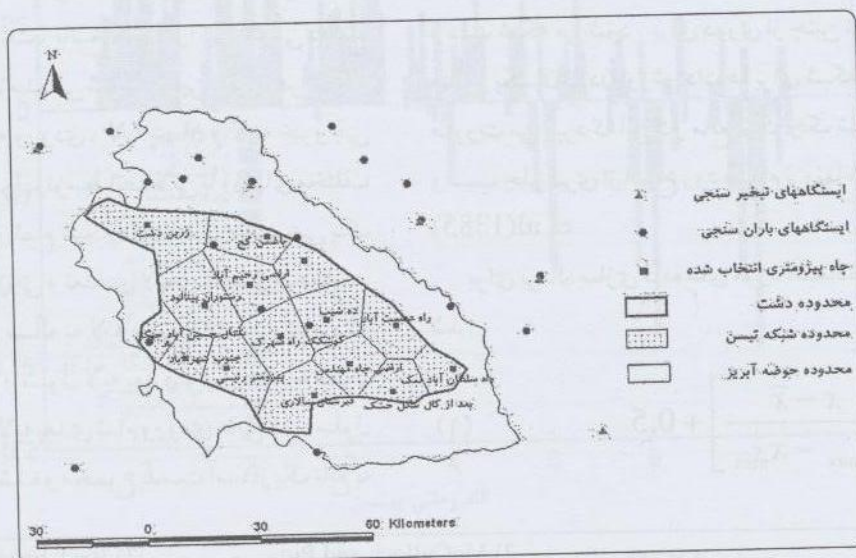
شبکه های عصبی در نظر گرفته شده با استفاده از اطلاعات برداشت شده از دشت نیشابور توسعه و اجرا می شوند. دشت نیشابور جزئی از حوضه آبریز کالشور نیشابور می باشد که در دامنه جنوبی ارتفاعات بینالود و در شمال شرق کویر مرکزی واقع شده است. این حوضه در طول جغرافیایی ۱۷° ۵۸' تا ۳۰° ۵۹' و عرض جغرافیایی ۴۰° ۳۵' تا ۳۹° ۳۶' واقع شده و از شمال به خط الرأس ارتفاعات بینالود، از شرق به بلندی های لیلاجوق و یال پلنگ، از جنوب به تپه ماهور های نیزه بند، سیاه کوه و کوه نمک و از غرب به حوضه آبریز دشت سبزوار محدود می شود (Velayati(1370). شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه را در ایران نشان می دهد. وسعت کل حوضه ۷۳۵۰ کیلومتر مربع است که ۳۱۶۰ کیلومتر مربع آن را ارتفاعات و بقیه آن یعنی ۴۱۹۰ کیلومتر مربع را دشت تشکیل می دهد. بلندترین نقطه منطقه در ارتفاعات بینالود بوده که از سطح دریا ۳۳۰۰ متر ارتفاع دارد. پایین ترین نقطه در محل خروجی دشت (حسین آباد جنگل) قرار دارد که حدود ۱۰۵۰ متر از سطح دریا بلندتر است (Velayati(1370). آب و هوای منطقه برسی، نیمه خشک تا خشک است. میانگین دمای ماهیانه در ایستگاه بار (معرف مناطق کوهستانی) ۱۳ درجه سانتی گراد و در ایستگاه محمدآباد - فدیشه (معرف مناطق دشتی) ۱۳/۸ درجه



شکل (۱) موقعیت منطقه مورد مطالعه

و تعرق معرف هر پیزومتر را جداگانه محاسبه نمود (شکل ۲). لازم به یادآوری است که به علت وجود نداشتن نقشه الگوی کشت منطقه در طول دوره مطالعه، تبخیر و تعرق مرجع به جای تبخیر و تعرق گیاهی در هر چند ضلعی تیسن محاسبه گردید. از روش هارگریوز - سامانی (Hargreaves et al. (1982)) به خاطر حداقل اطلاعات لازم برای محاسبه تبخیر و تعرق مرجع که شامل دمای حداقل، حداکثر و متوسط است استفاده شد. برای به

گردید. ابتدا اطلاعات مورد نظر با استفاده از روش اسپلین^۱ از نظر خلأهای آماری مورد بازسازی و ویرایش نهایی قرار گرفت. سپس از بین پیزومترهای موجود در سطح دشت که بالغ بر ۴۵ حلقه بودند، ۱۵ حلقه از آنها به کمک کارشناسان مربوطه و با توجه به کامل بودن اطلاعات آنها در دوره سری زمانی در نظر گرفته شده انتخاب گردید. در نهایت برای پیزومترهای انتخابی، چند ضلعی تیسن رسم گردید تا از این طریق بتوان متغیرهای بارندگی و تبخیر



شکل (۲) نمایش پیزومترهای انتخابی و موقعیت ایستگاههای مورد استفاده در تحقیق

1) Spline

نام تابع فعالیت می گذرد و خروجی سلول را تشکیل می دهد. در نهایت، مقادیری که از سلول های لایه ی آخر به دست می آیند جوابهای مسأله خواهند بود که با جوابهای واقعی مقایسه شده و در صورت کم بودن خطای بین دو مقدار به عنوان جواب اصلی پذیرفته می شود.

شبکه های عصبی مصنوعی، برای اولین بار در سال ۱۹۴۳ توسط مک کولاک و پیپتس^۲ معرفی شد، اما این روش برای مدت های طولانی بلا استفاده بود که بعدها با توسعه رایانه ها و همچنین ظهور الگوریتم آموزش پس انتشار خطا^۳ برای شبکه های پیشخور در سال ۱۹۸۶ توسط راملهارت^۴ و همکاران استفاده از آنها وارد مرحله تازه ای گردید (Mehdizadeh (1383).

در پژوهش حاضر از شبکه های عصبی پرسپترون چند لایه^۵، پیشخور عمومی^۶ و بازگشتی^۷، به همراه الگوریتم های آموزش^۸ و توابع فعالیت^۹ مختلف برای مدل سازی سطح آب زیرزمینی با استفاده از نرم افزار Neuro Solution 5.0 مورد استفاده قرار گرفتند که برای یافتن ساختار بهینه شبکه های مختلف، روش آزمون و خطا به کار گرفته شد. البته برای کسب نتایج مناسب، یک سری مراحل نیز قبل از توسعه و اجرای شبکه های عصبی در نظر گرفته شد که در ادامه توضیح آن خواهد آمد.

نرمال سازی داده ها

اصولاً وارد کردن داده ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می شود. برای دوری از چنین شرایطی و همچنین به منظور یکسان کردن ارزش داده ها برای شبکه، عمل نرمال سازی صورت می گیرد که این کار مانع از کوچک شدن بیش از حد وزنها و سبب جلوگیری از اشباع زود هنگام نرونها می گردد (Bahmani et al (1385).

برای نرمال سازی داده های مورد استفاده از رابطه زیر استفاده شد:

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

دست آوردن میزان بارندگی و همچنین دمای حداقل، حداکثر و متوسط در هر چند ضلعی (شکل ۲) نیز از روش عکس فاصله استفاده گردید.

به کار گیری چند ضلعی تیسسن به این دلیل می باشد تا به نوعی فیزیک مسأله نیز در متغیرهای ورودی شبکه های عصبی گنجانده شده و همچنین تغییرپذیری فضایی^۱ متغیرهای بارندگی و درجه حرارت در سطح دشت مدنظر قرار گیرد. بطوریکه در نظر گرفتن متغیرهای بارندگی و درجه حرارت جداگانه برای هر چند ضلعی تیسسن می تواند به طور معنی داری در نتایج حاصله از شبکه تأثیر گذار باشد (Coppola et al (2003).

شبکه های عصبی مصنوعی

شبکه های عصبی مصنوعی همانند شبکه عصبی طبیعی، از اجزائی به نام سلول عصبی تشکیل شده اند. همان طوری که در شبکه ی عصبی طبیعی، تعدادی از سلولها وظیفه دریافت اثر محرک خارجی، تعدادی پردازش اطلاعات و تعدادی سلول نیز وظیفه انتقال پاسخ محرک به عضو مورد نظر را بر عهده دارند، در شبکه های عصبی مصنوعی نیز تعدادی از سلولها دریافت معلومات مسأله، تعدادی پردازش اطلاعات و تعدادی نیز ارائه پاسخ مسأله را بر عهده دارند. سلول هایی که وظیفه آنها دریافت معلومات مسأله می باشد، سلول های لایه ی ورودی، سلولهایی که پردازش اطلاعات را بر عهده دارند، سلول های لایه پنهان و سلول هایی که علاوه بر پردازش اطلاعات، پاسخ محرک را نیز ارائه می دهند، سلول های لایه خروجی نامیده می شوند. بدین ترتیب هر شبکه عصبی به ترتیب شامل لایه ورودی، لایه پنهان و لایه خروجی می باشد، بطوریکه این سلولها توسط اتصالاتی با وزنها مختلف به هم متصل می باشند. در تمام شبکه های عصبی مصنوعی یک لایه ورودی، یک لایه خروجی و تعدادی لایه ی پنهان وجود دارد. زمانی که مقادیر معلوم در مسأله به لایه ورودی داده می شود، در وزن اتصال میان آن سلول و سلول لایه بعد ضرب شده و به سلول بعدی منتقل می شود. در لایه بعدی تمام ورودی هایی که به سلول وارد می شوند با هم جمع شده و مجموع بدست آمده از یک تابع به

1) Spatial

4) Ramelhart et al.

7) Recurrent Neural Network

2) McCulloch and Pitts

5) Multi Layer Perceptron

8) Learning Algorithm

3) Back propagation algorithm

6) Generalized Feed Forward

9) Activation Function

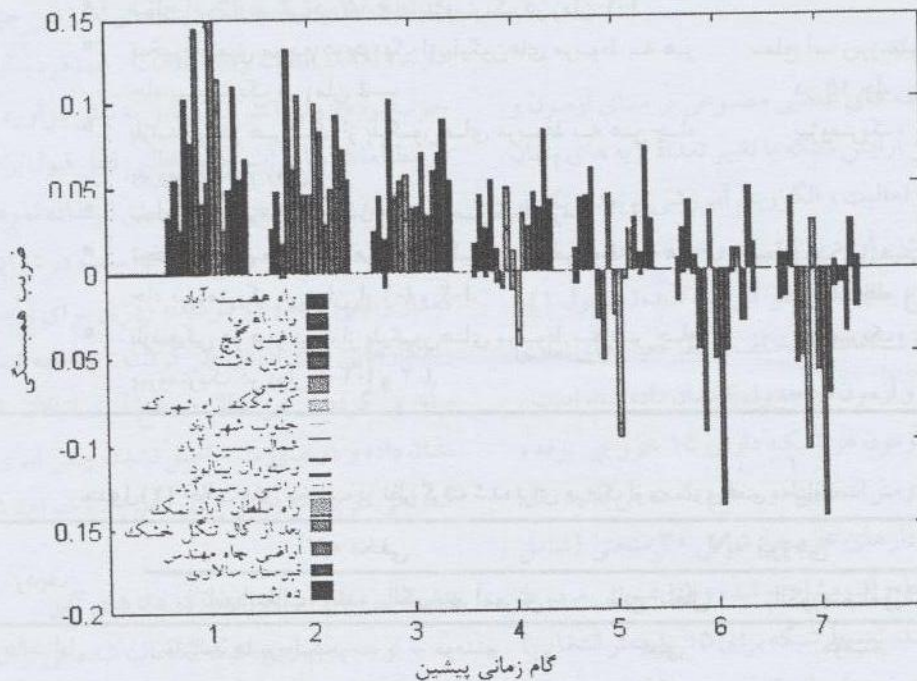
توجه به گام های زمانی پیشین، مدل های عصبی در تعیین روابط بین متغیرهای ورودی و خروجی می تواند سریعتر عمل نموده و سرعت اجرای شبکه را نیز افزایش دهد. البته بدیهی است که گامهای زمانی پیشین برای هر یک از فصلها و یا حتی ماههای سال متفاوت از یکدیگر می باشد ولی در نظر گرفتن چنین شرایطی برای هر یک از شبکه های عصبی در نظر گرفته شده مطمئناً کار سختی بوده و نیاز به توسعه و اجرای شبکه های مختلف زیادی برای هر یک از فصول و یا ماه ها در طی یک سال می باشد. بنابراین با توجه به چنین شرایطی، معمولاً برای همه فصول سال یک گام زمانی مشخص در نظر می گیرند تا از این طریق بتوانند سطح آب زیرزمینی را با دقت بالاتری پیش بینی نمایند.

در شکل (۳) برای ۱۵ پیروتر انتخابی، تأثیر گامهای زمانی پیشین از متغیرهای تبخیر- تعرق و بارندگی بطور همزمان بر روی سطح آب زیرزمینی نشان داده شده است. مطابق شکل فوق بدون توجه به نوع پیروتر گامهای زمانی ۲ و ۳ که به ترتیب بیانگر گام های زمانی ۱-۲-۱ و ۲-۱ می باشند بیشترین همبستگی را با سطح آب زیرزمینی داشته و می توانند به عنوان متغیرهای ورودی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی در نظر گرفته شوند. بنابراین برای

x_n : مقدار نرمال شده پارامتر، x : مقدار واقعی هر پارامتر، x : میانگین مقادیر مورد نظر، x_{max} : بیش ترین مقدار پارامتر مورد نظر، x_{min} : کم ترین مقدار پارامتر مورد نظر می باشد.

تعیین متغیرهای ورودی مدل

یکی از مهمترین مراحل فرآیند توسعه مدل های عصبی، تعیین اهمیت متغیرهای ورودی و تعیین گام های زمانی پیشین مؤثر بر متغیر وابسته می باشد. معمولاً همه متغیرهای ورودی دارای اهمیت یکسان نبوده و مقادیر بعضی از آنها ممکن است توأم با ناطمینانی (اغتشاش) بوده و یا این که هیچ رابطه معنی داری با متغیر خروجی مدل نداشته باشند (Maier and Dandy (2000). در این تحقیق برای تعیین متغیرهای ورودی از دانش قبلی نسبت به متغیرها استفاده شده و برای تعیین گام های زمانی مؤثر بر سطح آب زیرزمینی نیز به جای تکیه کامل به خود شبکه و استفاده از آزمون و خطا، از روش تحلیلی اعتبار سنجی متقاطع^۱ استفاده شده است (شکل ۳). در نظر گرفتن گام های زمانی پیشین از متغیرها در فرآیند توسعه مدل ها نقش اساسی داشته و فرایندهای مدل سازی شبکه های عصبی را آسانتر می سازد (Nayak et al. (2006). با



شکل (۳) نمایش گام های زمانی مؤثر پیشین بر سطح آب زیرزمینی

1) cross-validation

سیگموئیدی در لایه های مخفی و تابع فعالیت خطی در لایه خروجی استفاده شود عملکرد شبکه افزایش پیدا می کند (Kaustra and Boyd(1995).

شبکه های در نظر گرفته شده، از دو حالت جداگانه یعنی متغیرهای ورودی بدون در نظر گرفتن گام زمانی پیشین و همراه با گام زمانی پیشین به عنوان متغیرهای ورودی استفاده شده است (جدول ۱).

توپولوژی شبکه

برای تعیین ساختار مطلوب هر یک از مدل های ذکر شده در بالا از شبکه های پرسپترون چند لایه، شبکه پیشخور عمومی و شبکه عصبی بازگشتی استفاده شده است. حالت های مختلف در نظر گرفته شده برای تعیین بهترین ساختار برای هر یک از شبکه های مورد نظر در جدول (۲) ارائه شده است. دو الگوریتم پس انتشار خطای مومنتم و کاهش گرادیان و دو تابع انتقال تانژانت هیپربولیک و سیگموئیدی در لایه مخفی در تکرارهای مختلف مورد آزمایش قرار گرفتند. البته تابع فعالیت به کار رفته در لایه خروجی برای تمامی تکرارهای مختلف خطی در نظر گرفته شده است. توصیه شده است که اگر از توابع فعالیت

تقسیم بندی داده ها و ارزیابی عملکرد شبکه

در عمل معمولاً داده های موجود را به دو قسمت مجموعه آموزشی و مجموعه تأیید مستقل تقسیم می کنند، بطوری که مجموعه های آموزش و تأیید باید معرف جمعیت یکسانی باشند. برای جلوگیری از آموزش زیادی یا بیش برآزش، معمولاً مجموعه داده ها را به جای دو مجموعه به سه مجموعه تقسیم بندی می کنند که مجموعه سوم به نام مجموعه آزمون معروف می باشد. برای شبکه های در نظر گرفته شده از مجموع ۱۲ سال اطلاعات تولید شده، ۸ سال برای آموزش شبکه (۱۳۷۰ تا ۱۳۷۸)، ۲ سال برای اعتبارسنجی (۱۳۷۸ تا ۱۳۸۰) و ۲۱ ماه (مهر ۱۳۸۱ تا خرداد ۱۳۸۳) نیز برای آزمون شبکه در نظر گرفته شد. برای ارزیابی

جدول (۱) مدل های مختلف در نظر گرفته شده برای اجرای شبکه های عصبی

مدل	متغیرهای ورودی	متغیرهای خروجی
۱	سطح آب زیرزمینی در ۱۵ چاه پیزومتریک در زمان t-۱.	سطح آب زیرزمینی در ۱۵ چاه پیزومتریک
	تبخیر و تعرق مرجع در هر یک از پلیگون های مربوط به هر چاه پیزومتریک در زمان t.	
۲	بارندگی در هر یک از پلیگون های مربوط به هر چاه پیزومتریک در زمان t.	سطح آب زیرزمینی در ۱۵ چاه پیزومتریک در زمان t-۱.
	سطح آب زیرزمینی در ۱۵ چاه پیزومتریک در زمان t، t-۱ و t-۲.	بارندگی در هر یک از پلیگون های مربوط به هر چاه پیزومتریک در زمان t، t-۱ و t-۲.

جدول (۲) حالت های مختلف در نظر گرفته شده برای هر یک از معماری های مختلف

ردیف	لایه مخفی		لایه خروجی	
	تابع انتقال	الگوریتم آموزش	تابع انتقال	الگوریتم آموزش
حالت اول	تانژانت هایپربولیک	مومنتم	خطی	مومنتم
حالت دوم	سیگموئید	مومنتم	خطی	مومنتم
حالت سوم	تانژانت هایپربولیک	گرادیان نزولی	خطی	گرادیان نزولی
حالت چهارم	سیگموئید	گرادیان نزولی	خطی	گرادیان نزولی

نیز از بهترین پیش بینی ها استفاده می شود. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد.

پیش بینی سطح آب زیرزمینی در ماه های آبی

بسیار از بهترین پیش بینی ها استفاده می شود. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد.

بسیار از بهترین پیش بینی ها استفاده می شود. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد.

بسیار از بهترین پیش بینی ها استفاده می شود. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد.

انتخاب بهترین آرایش شبکه

نتیجه و بحث

تعداد متغیرهای خروجی N: تعداد نمونه ها در لایه خروجی
مقادیر پیش بینی شده برای ن نمونه از l: m: تعداد داده ها P:
مقادیر مشاهده شده برای ن نمونه از l: n: تعداد داده ها P:
مقادیر مشاهده شده برای ن نمونه از l: n: تعداد داده ها P:

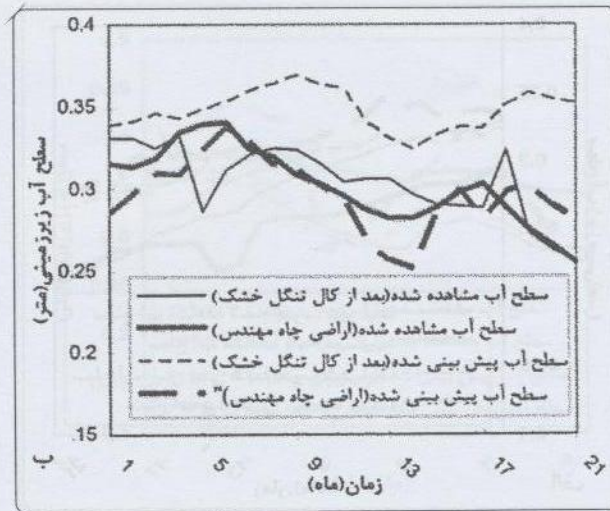
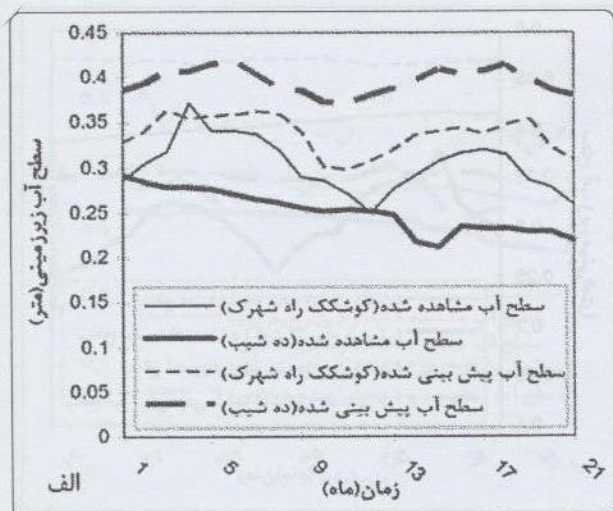
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{j=1}^n (Y^{act} - Y^{est})^2}{\sum_{j=1}^n Y^{act}{}^2}$$
$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^p (Y^{act}_{ij} - Y^{est}_{ij})^2}{np}}$$
$$NRMSE = \frac{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p (Y^{act}_{ij} - Y^{est}_{ij})^2}{\sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^p Y^{act}_{ij}{}^2}$$

مخلوطی از بهترین پیش بینی ها استفاده می شود. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد. البته با این فرض که پیش بینی ها از سطح آب دریا می باشد.

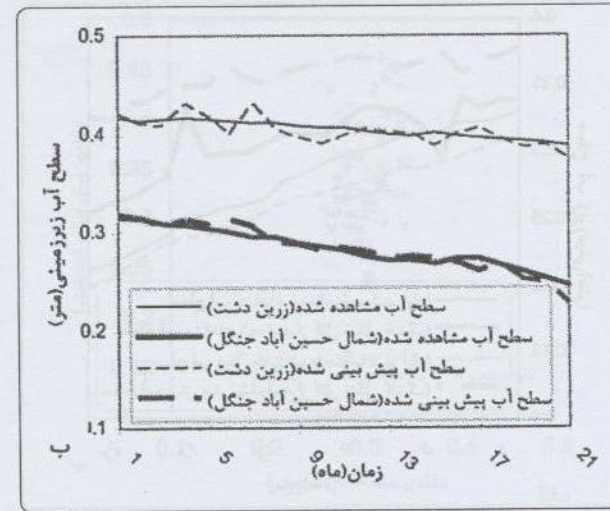
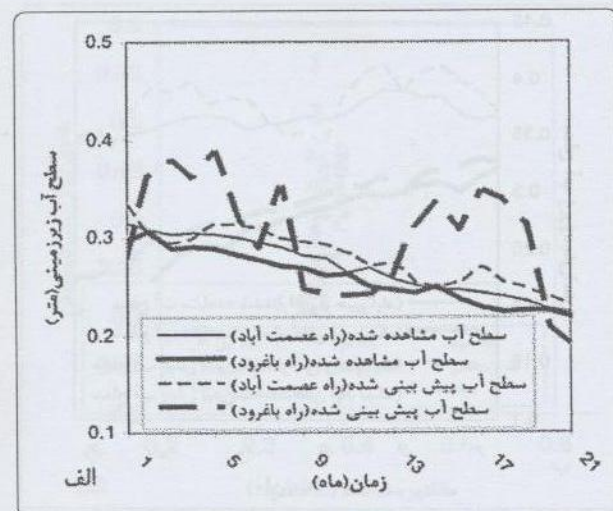
جدول (۳) نتایج حاصل از اجرای شبکه های مختلف در دوره آموزش ، تأیید و آزمون (با ۱۵ نرون خروجی و تابع فعالیت خطی در لایه خروجی)

نوع مدل (بر اساس جدول ۱)	نوع شبکه	تعداد نرون های لایه ورودی	لایه پنهان			تعداد نرون های لایه خروجی	بهترین اپاکی	RMSE آموزش	RMSE آزمون	آزمون			
			تعداد نرون		تابع انتقال					R ^۲		NRMSE	
			لایه اول	لایه دوم					بدترین	بهترین	بدترین	بهترین	
۱	MLP	۴۵	۲۶	۵	Tanh	Mom	۹۳۴	۰.۱۰۵۵	۰.۲۱۲	۰.۴۹۲	۰.۱۱۳۰	۰.۴۹۲	۰.۱۱۳۰
۱	MLP	۴۵	۱۳	۰	Sig.	C.G.	۵۵۰	۰.۱۰۵۴	۰.۱۰۵۷	۰.۹۷۱	۰.۶۹۹	۰.۹۷۱	۰.۶۹۹
۱	GFF	۴۵	۲۳	۰	Sig.	Mom	۱۰۰۰	۰.۱۰۵۱	۰.۰۵۴	۰.۹۷۳	۰.۸۸۳	۰.۹۷۳	۰.۸۸۳
۱	GFF	۴۵	۲	۰	Sig.	C.G.	۸۱۷	۰.۱۰۴۸	۰.۰۵۱	۰.۹۸۹	۰.۶۶۸	۰.۹۸۹	۰.۶۶۸
۱	RNN	۴۵	۱۹	۰	Sig.	Mom	۴۰۹	۰.۱۱۳۹	۰.۱۰۳	۰.۷۸۲	۰.۱۵۹۲	۰.۷۸۲	۰.۱۵۹۲
۱	RNN	۴۵	۲۰	۰	Sig.	C.G.	۶۹۴	۰.۱۱۶۴	۰.۱۱۰	۰.۳۱۴	۰.۱۰۱۳	۰.۳۱۴	۰.۱۰۱۳
۲	MLP	۱۰۵	۴۳	۰	Sig	Mom	۷۱	۰.۱۰۴۶	۰.۱۱۳۲	۰.۴۹۲	۰.۰۰۶	۰.۴۹۲	۰.۰۰۶
۲	MLP	۱۰۵	۱۷	۰	Tanh	C.G.	۸۶۶	۰.۱۰۲۶	۰.۱۲۴	۰.۱۳۴	۰.۰۰۹	۰.۱۳۴	۰.۰۰۹
۲	GFF	۱۰۵	۲	۰	Sig	Mom	۱۰۰۰	۰.۱۰۴۹	۰.۰۵۷	۰.۹۳۷	۰.۵۷۸	۰.۹۳۷	۰.۵۷۸
۲	GFF	۱۰۵	۲	۰	Tanh	C.G.	۹۹۶	۰.۱۰۳	۰.۰۷۱	۰.۹۱۲	۰.۱۹۲	۰.۹۱۲	۰.۱۹۲

Mom: الگوریتم آموزش مومنتم
 Tanh: تابع فعالیت تانزانت هیپربولیک
 Sig: تابع فعالیت سیگموئید
 RNN: شبکه عصبی بازگشتی
 MLP: شبکه عصبی پرسپترون چند لایه
 C.G: الگوریتم آموزشی کاهش گرادیان
 GFF: شبکه عصبی پیشخور عمومی
 RNN: شبکه عصبی بازگشتی



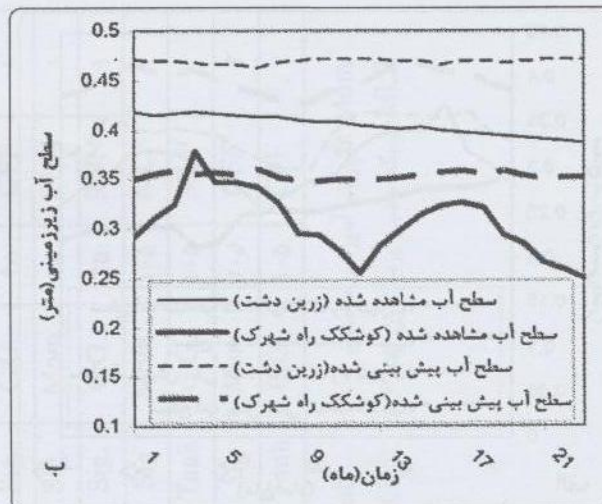
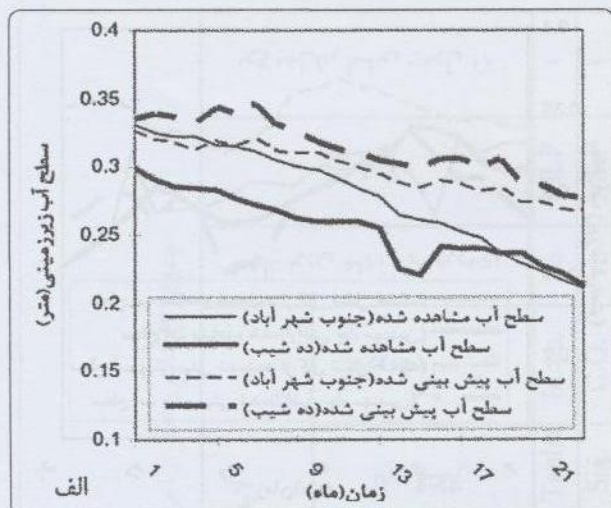
شکل (۴) مقایسه مقادیر پیش بینی شده و مشاهده شده برای دوره آزمون همراه با گام زمانی پیشین (مدل ۲) برای شبکه MLP با الگوریتم (الف) Mom و (ب) CG



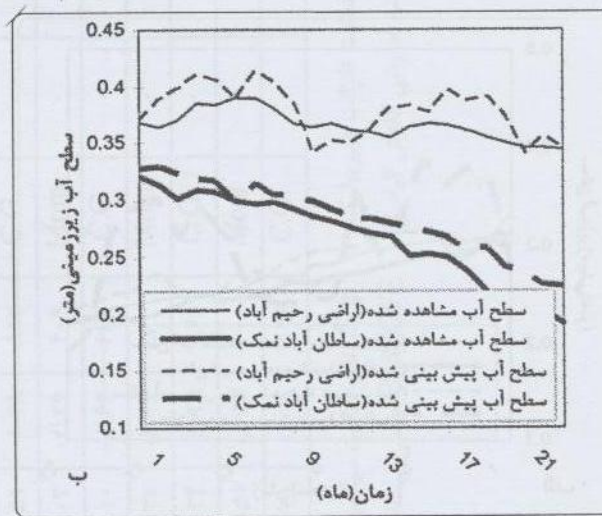
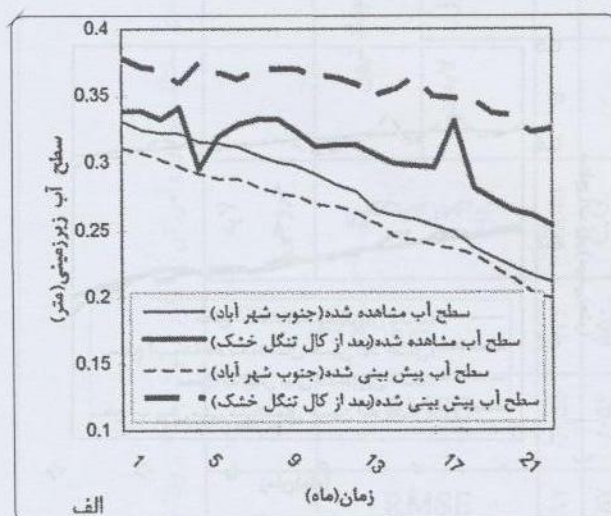
شکل (۵) مقایسه مقادیر پیش بینی شده و مشاهده شده برای دوره آزمون همراه با گام زمانی پیشین (مدل ۲) برای شبکه GFF با الگوریتم (الف) CG و (ب) Mom

هیجدهم و در نهایت بیست و یکم می باشند تا بتوان نحوه تغییرات عملکرد شبکه را در ماه های مختلف بررسی و بهترین ماه را از نظر عملکرد شبکه انتخاب کرد تا از این طریق بتوان از عملکرد خوب شبکه تا ماه خاصی اطلاع پیدا کرده و از آن برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی تا آن ماه خاص استفاده نمود Daliakopoulos et al (2005). با توجه به نتایج حاصله می توان گفت که بهترین شبکه در نظر گرفته شده برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی برای پیزومترهای مختلف، عملکرد متفاوتی داشته است. کسب چنین نتایجی را می توان به موقعیت قرارگیری پیزومترها در سطح دشت نسبت داد که در بعضی از نقاط دشت مانند نقاط نزدیک به کوهها

که شرایط هیدرولوژیکی در ۲۱ ماه آینده دقیقاً از ۲۱ ماه گذشته (دوره در نظر گرفته شده برای آزمون شبکه ها) تبعیت کند. در نظر گرفتن چنین فرضی فقط برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی احتمالی در آینده بوده و فقط یک نگرش کلی از وضعیت تراز سطح آب زیرزمینی در آینده به ما خواهد داد و قطعاً به منزله صحیح بودن کامل مقادیر پیش بینی شده در آینده نمی باشد. بنابراین با توجه به شبکه فوق، سطح آب زیرزمینی برای هر یک از ۱۵ پیزومتر انتخاب شده در سطح دشت از یک تا ۲۱ ماه (دوره زمانی در نظر گرفته شده برای آزمون) پیش بینی گردید. البته ماه های خاص در نظر گرفته شده، ماه های اول، دوم، سوم، ششم، دوازدهم،



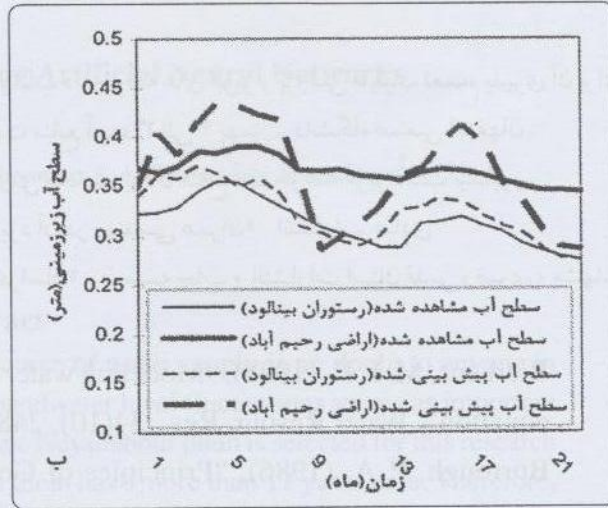
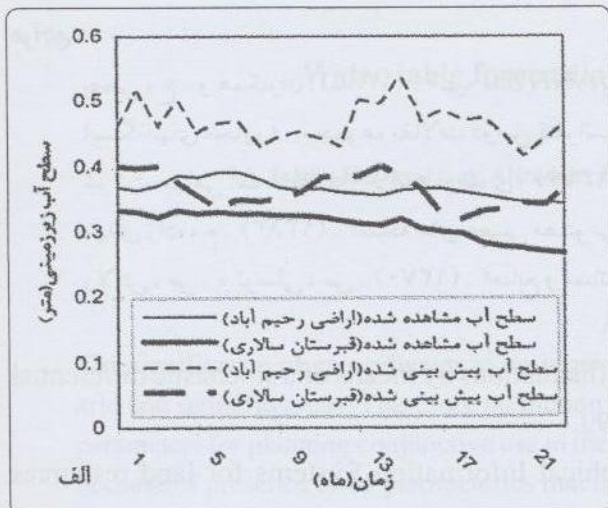
شکل (۶) مقایسه مقادیر پیش بینی شده و مشاهده شده برای دوره آزمون همراه بدون در نظر گرفتن گام زمانی پیشین (مدل ۲) برای شبکه MLP با الگوریتم (الف) CG و (ب) Mom



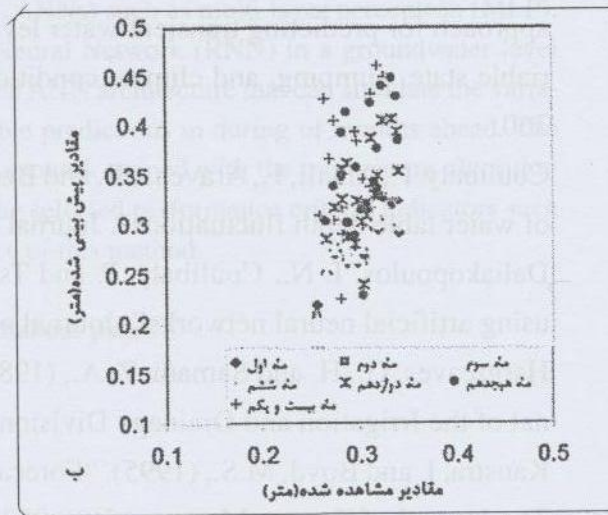
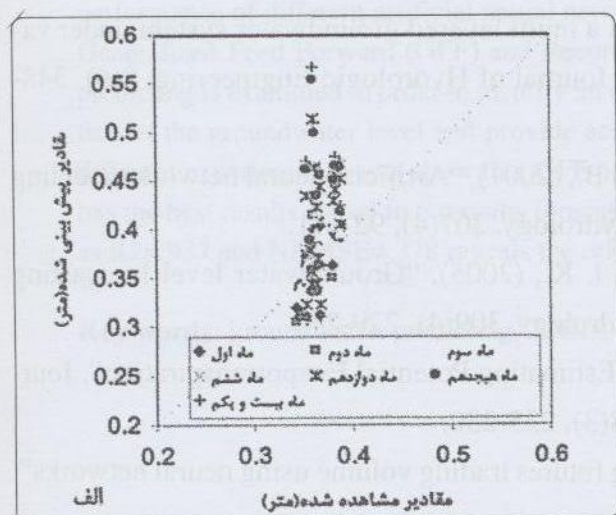
شکل (۷) مقایسه مقادیر پیش بینی شده و مشاهده شده برای دوره آزمون بدون در نظر گرفتن گام زمانی پیشین (مدل ۱) برای شبکه GFF با الگوریتم Mom (الف) CG و (ب) Mom

شبکه دچار کم برآورد گشته و مثل حالت بالا تا ۶ ماه بعدی عملکرد خوبی داشته است. برای بقیه پیزومترها نیز شبکه دارای عملکرد خیلی خوبی بوده به طوریکه در اکثر این پیزومترها به جز پیزومترهای کوشکک راه شهرک و اراضی رحیم آباد که به ترتیب برای ۱۲ و ۳ ماه بعدی عملکرد خوبی داشته اند، شبکه برای بقیه پیزومترها تا ۶ ماه آینده عملکرد خیلی خوبی از خود نشان داده است به طوری که نتایج حاصله، یافته های محققان دیگر را نیز تأیید می نماید (Daliakopoulos et al. 2005) و (Nayak et al. 2006). در شکل ۹ نمونه ای از پیزومترهایی که عملکرد خوبی داشته اند ارائه شده است.

تغذیه پیزومترها زیاد بوده و یا اینکه در میانه های دشت تغذیه کم بوده ولی برداشت زیاد می باشد و یا حتی می توان به قرارگیری بعضی از پیزومترها در اطراف رودخانه مرتبط دانست. بدیهی است که شبکه های عصبی قادر به درک کامل فیزیک مسأله نبوده و وجود چنین شرایطی می تواند در نتایج حاصله تأثیر زیادی داشته باشد. با توجه به چنین شرایطی شبکه فوق در پیش بینی تراز سطح آب زیرزمینی در پیزومترهای راه عصمت آباد، راه باغرود، رستوران بینالود و راه سلطان آباد نمک شبکه تا حدودی دچار بیش برآورد گشته، ولی با این وجود شبکه تا ۶ ماه بعدی پیش بینی خوبی داشته است. برای پیزومترهای راه باغشن گچ و قبرستان سالاری نیز



شکل (۸) مقایسه مقادیر پیش بینی شده و مشاهده شده برای دوره آزمون بدون در نظر گرفتن گام زمانی پیشین (مدل ۱) برای شبکه RNN با الگوریتم CG (الف) و Mom (ب)



شکل (۹) مقایسه سطح آب زیرزمینی مشاهده شده و پیش بینی شده برای ماه های مختلف آینده برای پیزومترهای (الف) اراضی رحیم آباد و (ب) اراضی چاه مهندس

نتیجه گیری

فوق دارای دقت بالایی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی بوده و در اکثر پیزومترهای انتخابی تا ۶ ماه بعدی عملکرد خوبی از خود نشان داده است. هر چند دقت پیش بینی مدل در اکثر پیزومترها به طور معنی داری با افزایش افق زمانی کاهش یافته است. از دیگر نتایج این مطالعه می توان به مناسب بودن الگوریتم آموزش مومنتم و ترکیب تابع فعالیت سیگموئید در لایه مخفی و خطی در لایه خروجی اشاره کرد که عملکرد خیلی خوبی در پیش بینی سطح آب زیرزمینی داشته است و از آن می توان برای این امور استفاده نمود.

در این تحقیق توانایی شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان یک روش سودمند و مؤثر در پیش بینی سطح آب زیرزمینی برای دشت نیشابور مورد ارزیابی قرار گرفته و اثبات گردیده است. عملکرد شبکه هایی که در آنها از گام های زمانی پیشین به عنوان متغیر ورودی استفاده شده است نسبت به سایر شبکه ها عملکرد به مراتب بهتری داشته اند، بطوریکه در این حالت شبکه های GFF در مقایسه با شبکه های MLP و RNN عملکرد خیلی بهتری داشته و بهترین ساختار حاصله نیز مربوط به شبکه آموزش دیده با الگوریتم مومنتم با ترکیب ۱۵-۲-۱۰۵ می باشد. شبکه

مراجع

بهمنی، ع. و همکاران. (۱۳۸۵). «تهیه مدل ANN بارش رواناب در حوضه های آبریز و بررسی قابلیت تعمیم پذیری آن برای ایستگاههای مجاور». مجموعه مقالات دومین کنفرانس مدیریت منابع آب، ۳ الی ۴ بهمن. دانشگاه صنعتی اصفهان. شرکت سهامی آب منطقه ای خراسان رضوی، (۱۳۷۷). گزارش محاسبه بیلان منابع آب حوضه آبریز دشت نیشابور. مهدی زاده، م. (۱۳۸۳). «شبکه های عصبی مصنوعی و کاربرد آن در مهندسی عمران». انتشارات عبادی. ولایتی، س. و توسلی، س. (۱۳۷۰). «منابع و مسائل آب خراسان». موسسه چاپ و انتشارات آستان قدس رضوی، مشهد.

Bierkens, M. F. P., (1998). "Modeling water table fluctuations by means of a stochastic differential equation". *Water Resour. Res.*, 34(10), 2485-2499.

Burrough, P. A. (1986), "Principles of Geographical Information Systems for land resources assessment". Oxford, Clarendon Press.

Coppola, J. M., Szidarovszky, F., Poulton, M. and Charles, E., (2003). "Artificial neural network approach for predicting transient water levels in a multi layered groundwater system under variable state, pumping, and climate conditions". *Journal of Hydrologic Engineering*. 8(6), 348-360.

Coulibaly, P., Ancil, F., Aravena, R. and Bernard B., (2001). "Artificial neural network modeling of water table depth fluctuations". *Journal of Hydrology*. 307(4), 92-111.

Daliakopoulos, I. N., Coulibaly, P. and Tsanis, I. K., (2005). "Groundwater level forecasting using artificial neural networks". *Journal of Hydrology*. 309(4), 229-240.

Hargreaves, G., H. and Samani, Z. A., (1982). "Estimating Potential Evapotranspiration". *Journal of the Irrigation and Drainage Division*, 108(3), 225-230.

Kaustra, I. and Boyd, M.S., (1995). "Forecasting futures trading volume using neural networks". *The Journal of Futures Markets* 15(8), 953-970.

Maier, H. R. and Dandy, G. C., (2000). "Neural networks for the prediction and forecasting of water resources variables: A review of modeling issues and application". *Environmental Modeling and Software*, 15: 101-124.

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.

Rizzo, D. M. and Dougherty, D.E., (1994). "Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural kriging". *Water Resources Research* 30(2), 483-497.

Water table forecasting using Artificial Neural Networks

A. Izadi , K. Davari , A. Alizadeh , B. Ghahreman , S. A. Haghayeghi Moghadam¹

Abstract

The significance of groundwater as an important source of water supply is no doubt to anyone in arid and semiarid areas. Therefore prediction of groundwater level fluctuations seems as important parameters for planning conjunctive use in these areas. Neyshabour plain is selected for this research because of presence of 45 pizometric wells that most of them have more than 12 years data. Therefore, at first preprocessing job is done on the row data using GIS for editing and generating requirement of data in month scale in 15 selective pisometric wells and in its thiessen polygon. Then, the performance of different artificial neural networks (ANNs) such as multi layer perceptron (MLP), Generalized Feed Forward (GFF) and Recurrent Neural Network (RNN) in a groundwater level predicting is examined in order to identify an optimal ANN architecture that can simulate the variation of the groundwater level and provide acceptable predictions in during of months ahead. The different experiment results show that GFF neural network trained with the momentum algorithm has the best results for up to 6 months forecasts. The selected performance criteria indicators such as $R^2=0.937$ and $NRMSE=0.378$ reveals the relevance of this method.

Key words: groundwater, predicting, ANNs, Neyshabour plain.

¹- Contribution from Water Engineering Department, Collage of Agriculture, Ferdowsi University of Mashhad, Mashhad, Iran.