

کاربرد و مقایسه مدل سری زمانی تجمعی و مدل شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی (مطالعه موردی: دشت مروست)

حسین ملکی نژاد^{۱*} و ربابه پورشرعیاتی^۲

* نویسنده مسئول، دانشیار دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد hmalekinezhad@yazduni.ac.ir

^۲ دانش‌آموخته ارشد آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد

تاریخ پذیرش: ۹۱/۱۲/۶

تاریخ دریافت: ۹۱/۲/۲۶

چکیده

پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی، برای برنامه‌ریزی مناسب‌تر به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه خشک امری ضروری است. در این تحقیق برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی در دشت مروست از مدل‌های سری زمانی و شبکه عصبی استفاده شد. برای مدل‌سازی، اطلاعات سطح آب زیرزمینی در طی سال‌های ۸۸-۱۳۶۶ استفاده و مدل‌های مختلف سری زمانی تلفیقی و شبکه عصبی مصنوعی بر داده‌ها برازش داده شد. کارایی و دقت مدل‌های آریمای در پیش‌بینی مقادیر آبی توسط معیار اطلاعاتی آکائیک و جذر مربع میانگین خطاها مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج بررسی حالت‌های مختلف مدل آریمای نشان داد که مدل آریمای (1,1,0) بهترین برازش را با داده‌ها دارد. در مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا از سه تابع آموزشی لونیبرگ مارکوآرت، پس انتشار ارتجاعی و شیب توأم مقیاس شده استفاده شد. با توجه به نتایج به دست آمده از بین سه تابع آموزشی، تابع لونیبرگ مارکوآرت به عنوان بهترین تابع آموزشی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی انتخاب گردید. برای ارزیابی و انتخاب روش بهتر، بین مدل سری زمانی تلفیقی آریمای (1,1,0) و مدل شبکه عصبی پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا، از آماره‌های میانگین مربع خطاها، میانگین قدر مطلق خطاها و ضریب بازدهی استفاده شد که مدل شبکه عصبی نسبت به سری زمانی تلفیقی برتری جزئی نشان داد.

کلید واژه‌ها: مدل سری زمانی تلفیقی، شبکه عصبی مصنوعی، دشت مروست، سطح آب زیرزمینی.

Application and Comparison of Integrated Time Series and Artificial Neural Network Model for Prediction of the Variations of Groundwater Level (Case study: Plain Marvast)

H. Malekinezhad¹ and R. Poorshareiati²

1- Associate Professor, Faculty of Natural Resources, Yazd University.

2- Graduated senior in Watershed Management, Faculty of Natural Resources, Yazd University

Received: 16.May.2012

Accepted: 25.Feb.2013

Abstract

Prediction of groundwater level fluctuations is an essential step for management, appropriate planning and efficient use in arid and semi-arid regions. According to the existing information, the general trend of groundwater hydrograph represents declining trend and continuous falling of groundwater level during the last years in the Marvast plain. In this study, integrated time series and neural network models was used to predict the fluctuations of groundwater levels in the Marvast plain. For this purpose, the groundwater level data of 1987-2009 time period were provided and different integrated time Series models and artificial neural network were fitted to the data. The efficiency and accuracy of ARIMA model for predicting future values was assessed using the Root Mean Square Errors (RMSE) and Akaike information criterion. The results of different ARIMA states showed the ARIMA (1, 1, 0) is the best-fit time series model. Three train functions of Levenberg-Marquardt, Resilient Back Propagation and Scaled Conjugate Gradient were used for the feed-forward back propagation neural network. The results showed Levenberg-Marquardt function is the best train function to predict groundwater level. Comparing the results of ARIMA (1,1,0) and neural network feed-

forward with back propagation algorithm using RMSE, MAE and CE statistics showed neural network model is relatively superior to the Integrated Time Series model.

Keywords: Integrated Time series model, Artificial neural network, , Marvast plain, Groundwater level.

مقدمه

همکاران^۸(۲۰۰۷) معیاری را جهت تعیین میزان تکرار برای آموزش شبکه‌های عصبی پس انتشار^۹ ارائه دادند. این مطالعه نشان داد که آموزش زیاد و یا کمتر از مقدار می‌تواند منجر به عبور از مقدار مناسب یا نرسیدن به جواب مطلوب برای تعیین ارتباط بین داده‌های ورودی و خروجی شود. جاتیپراکش و ساکر^{۱۰}(۲۰۰۸) در تحقیقی از مدل شبکه عصبی با آموزش الگوریتم پس انتشار استفاده کردند. عملکرد مدل‌ها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی می‌تواند برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده شود. بنرجی و همکاران^{۱۱}(۲۰۰۹) در تحقیقی از شبکه عصبی پیش‌خور به عنوان روشی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند که این شبکه عصبی نتایج مطلوبی را ارائه داد. موهانتی و همکاران^{۱۲}(۲۰۰۹) در تحقیقی از مدل شبکه عصبی مصنوعی با آموزش الگوریتم پس انتشار خطا برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند و مشخص گردید که هرچند دقت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی با افزایش زمان انتظار کاهش پیدا می‌کند ولی پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی برای زمان‌های انتظار بیشتر قابل قبول‌تر است. سریکنت و همکاران^{۱۳}(۲۰۰۹) نشان دادند که استفاده از شبکه عصبی با مدل شبکه پیش‌خور استاندارد و با آموزش الگوریتم لونبرگ مارکوارت با ضریب همبستگی ۰/۹۳ و جذر میانگین مربع خطاها ۴/۵ متر برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی مدل مناسبی است. رحمانی و سدهی (۱۳۸۳) در تحقیقی نشان دادند که مقادیر پیش‌بینی شده به وسیله مدل سری زمانی، در ۲۰ سال آینده با کاهش حدود ۱۷/۵ متر نسبت به وضعیت فعلی سطح سفره مواجه خواهد شد.

رضایی و موسوی (۱۳۸۸) در تحقیقی با استفاده از مدل‌های سری زمانی نوسانات پیرومتری، شبیه‌سازی کردند و نوسانات آینده را پیش‌بینی نمودند. جمالی و همکاران (۱۳۸۸) در تحقیقی تحت عنوان مقایسه روش خطی (ARIMA) و غیرخطی (ANN) در مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی نشان دادند که مدل‌های غیر خطی شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مدل خطی بسیار دقیق و کارا و قابل اعتماد بوده و

یکی از فاکتورهای مهم در مدیریت صحیح در هر زمینه‌ای داشتن یک دید و نگرش مناسب از اتفاقات آینده در آن زمینه است. در مدیریت منابع آب این امر مستثنی نبوده و آگاهی از وضعیت منابع آب در یک منطقه نقش تعیین‌کننده‌ای در برنامه ریزی‌های آبی و کشاورزی آن دارد.

باکس و جنکینز^۱ (۱۹۷۶) از تئوری سری‌های زمانی برای پیش‌بینی داده‌های سطح آب زیرزمینی استفاده کردند. یانگ و همکاران^۲ (۲۰۰۹) در تحقیقی نشان دادند که دقت پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل سری زمانی تلفیقی در پیش‌بینی سطح‌های آب زیرزمینی برتری دارد.

در زمینه استفاده از شبکه‌های عصبی نیز پژوهش‌های متعددی انجام پذیرفته است. کوپولا^۳ و همکاران (۲۰۰۳) از مدل شبیه‌سازی شبکه عصبی برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی استفاده نمودند. نتایج این مدل شبیه‌سازی نشان داد که مدل شبکه عصبی با دقت بالایی نسبت به مدل‌های عددی آب زیرزمینی می‌تواند تراز سطح آب را برای افق بلند مدت پیش‌بینی نماید. شجیدی و گارسیا^۴ (۲۰۰۳) از مدل شبیه‌سازی شبکه‌های عصبی برای تخمین پارامترهای معادله‌ی آب زیرزمینی استفاده کردند. دالیاکوپولوس و همکاران^۵ (۲۰۰۵) برای پیش‌بینی تراز سطح آب زیرزمینی از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده نمودند. نتایج نشان داد که مدل لونبرگ- مارکوارت از دقت بالاتری در پیش‌بینی برخوردار است. لالهام و همکاران^۶ (۲۰۰۵) از شبکه عصبی مصنوعی در تشخیص داده‌های زمانی لازم برای برآورد سطح آب زیرزمینی یک پیرومتر استفاده کردند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی پرسپترون چند لایه با حداقل تأخیر و لایه پنهان مناسب‌ترین شبیه‌سازی را انجام داد. نایاک و همکاران^۷ (۲۰۰۶) برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی در آبخوان ساحلی هند نشان دادند که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی قابلیت پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی تا چهار ماه را دارد. چاندرا مولی و

1-Box and Jenkins

2-Yang et al.

3- Coppola et al.

4- Shigidi and Garcia.

5- Daliakopoulos et al.

6- Lallahem et al.

7- Nayak et al.

8- Chandramouli

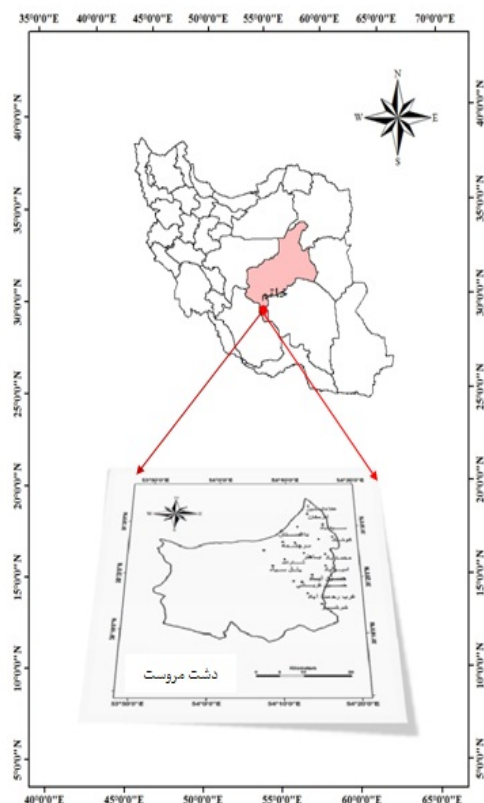
9 - Back- Propagation ANNs

10- Jothiprakash and Sakhare

11- Banerjee et al.

12- Mohanty

13- Sreekanth et al.



شکل ۱- منطقه مورد مطالعه

پیش‌خور عمومی آموزش داده شده با الگوریتم مومنتوم بهترین راه برای پیش بینی سطح آب زیرزمینی است. میرعربی و نخعی (۱۳۸۷) در تحقیقی نشان دادند که استفاده از شبکه عصبی برای پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی موفقیت آمیز است. محتشم و همکاران (۱۳۸۹) در تحقیقی نشان دادند که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و برآورد میزان آب برداشتی می‌توان سطح آب زیرزمینی را تا ۱۲ ماه بعد پیش‌بینی کرد.

هدف اصلی تحقیق این است که با پیش‌بینی نوسانات سطح آب‌های زیرزمینی، برنامه‌ریزی بلند مدت و استفاده بهینه از آب منطقه به‌ویژه در بخش کشاورزی صورت گیرد.

مواد و روش‌ها

موقعیت منطقه مورد مطالعه

واحد هیدروژئولوژیک مروست که به لحاظ سیاسی جزء استان یزد و شهرستان خاتم محسوب می‌شود بین طول‌های جغرافیایی ۵۳°۵۱ تا ۵۴°۱۹ شرقی و عرض‌های ۰۸°۳۰ تا ۳۵°۳۰ شمالی قرار دارد (شکل ۱). منطقه مروست دارای اقلیم گرم و خشک، متوسط بارندگی آن در ایستگاه مروست (ارتفاع ۱۵۳۰ متر) فقط ۷۵ میلی‌متر، دمای متوسط سالانه ۱۷/۵ درجه

دارای معیارهای ارزیابی خطای خیلی پایین‌تری هست. نورانی و همکاران (۲۰۰۸) در تحقیقی تحت عنوان مدل پایه شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب‌های زیرزمینی نشان دادند که مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌بینی دقیقی را در مقایسه با مدل‌های دیگر ارائه می‌دهد قدمپور و رخشنده‌رو (۲۰۱۰) در تحقیقی از شبکه عصبی پیش‌خور پس انتشار خطا برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند. تسلطی (۱۳۸۲) در تحقیقی در دشت چمچال مدل شبکه عصبی پرسپترون را برای شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی در چاهک مشاهده‌ای استفاده نمود و آن را به عنوان مناسب‌ترین مدل انتخاب کرد. اسمعیلی ورکی و همکاران (۱۳۸۳) در تحقیقی که از سیستم هوشمند شبکه عصبی با ساختار پرسپترون چندلایه برای برآورد تغییرات سطح ایستابی آبخوان یزدگرد استفاده کردند. علیمحمدی و افشار (۱۳۸۵) در تحقیقی نشان دادند که نتایج حاصل حاکی از دقت بالای روش شبکه‌های عصبی مصنوعی و عملکرد ضعیف روش رگرسیون در تولید ضرایب پاسخ آبخوان برای مجموعه‌ای ثابت از داده‌های موجود است. ایزدی و همکاران (۱۳۸۶) در تحقیقی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به پیش‌بینی سطح ایستابی دشت نیشابور پرداختند. نتایج آزمایش‌های مختلف نشان داد که شبکه عصبی

متلب^۳ تعیین و $\frac{2}{3}$ کل داده‌ها یعنی ۷۰ درصد برای آموزش، ۱۵ درصد برای صحت سنجی و ۱۵ درصد برای آزمون انتخاب شد. برای آموزش شبکه از بردارهای مختلفی استفاده شد. در پایان، نتایج حاصل از شبکه پیش‌خور با الگوریتم پس انتشار خطا با نتایج حاصل از سری زمانی تلفیقی مقایسه شد.

روش تحقیق

مدل شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های مورد استفاده در این تحقیق است. مفهوم شبکه‌های عصبی مصنوعی برای نخستین بار در سال ۱۹۱۱ توسط سگال^۴ بیان گردید. شبکه عصبی مصنوعی جزء آن دسته از سامانه‌های پویایی است که با پردازش روی داده‌های تجربی دانش یا قانون نهفته در درون داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند. لذا باور بر این است که با انتخاب پارامترهای نسبتاً مستقل از هر حوزه آبخیز به عنوان متغیرهای ورودی، یک مدل تمیم‌یافته حاصل می‌شود. بدین طریق شبکه عصبی مصنوعی آموزش یافته، بیشترین وزن را به متغیری خواهد داد که بیشترین تأثیر را در خروجی داشته باشد (منه‌اج، ۱۳۷۷؛ دوته و تیرومالایا؛ ۲۰۰۰).

شبکه‌های عصبی در واقع توسط یک سری محدود از داده‌های واقعی آموزش می‌بیند و چنانچه پارامترهای مؤثر بر پدیده مورد بررسی به صورت صحیح انتخاب و به شبکه داده شوند، می‌توان انتظار داشت که جواب‌های منطقی از شبکه دریافت شود. بدین ترتیب شبکه عصبی احتیاجی به تحلیل روابط رگرسیونی متغیرهای وابسته ندارد. البته خود این تحلیل نیازمند داشتن داده‌های پایه‌ای است که به‌دست آوردن آن‌ها در بسیاری از موارد کار مشکلی است. بنابراین شبکه عصبی می‌تواند مدل بهتری را با توجه به منابع داده‌های موجود ارائه دهد. در حال حاضر استفاده از شبکه عصبی کاربرد وسیعی در علوم مختلف از جمله علوم و مهندسی آب و آبخیزداری یافته است. در بیشتر موارد برای مدل‌سازی از شبکه پرسپترون چند لایه استفاده شده است، چرا که شبکه‌ها در شناخت الگو و تابع حاکم بر مسائل غیرخطی بسیار متبحرند. هم‌چنین الگوریتم پس انتشار خطا که از مطرح‌ترین الگوریتم‌های آموزش این شبکه است، مورد استفاده قرار گرفته است. شبکه عصبی پرسپترون، یک شبکه پیش‌رو چند لایه، شامل یک ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. گره‌های ورودی، اطلاعات را از بیرون دریافت می‌کنند و نتایج از طریق نرون‌های لایه خروجی شبکه حاصل می‌گردد. شبکه عصبی پیش‌رو از مجموعه اطلاعات ورودی، یک پاسخ در مسیر رو به جلو تولید

سیلیسیوس و تبخیر پتانسیل آن ۳۲۲۰ میلی‌متر در سال می‌باشد. دشت مروست یکی از مهم‌ترین دشت‌های کشاورزی استان یزد می‌باشد. آبخوان این دشت از طریق نفوذ مستقیم از ریزش‌های جوی، نفوذ از جریان‌های سطحی، آب برگشتی از مصارف کشاورزی و فضای سبز، شرب و صنعت و از طریق آبدهی قنات بیرون از محدوده بیلان تغذیه و از طریق برداشت از آب زیرزمینی برای مصارف مختلف و هم‌چنین خروجی زیرزمینی تخلیه می‌گردد (بی نام، ۱۳۷۹).

داده‌های مورد بررسی

برای بررسی تغییرات سطح آب زیرزمینی از نتایج اندازه‌گیری ماهانه سطح آب ۴۲ حلقه چاه مشاهده‌ای استفاده شد که از این تعداد، ۲۱ چاه پیژومتری (مشاهده‌ای) با داشتن آمار نسبتاً طولانی مدت ۲۳ ساله (۸۸-۱۳۶۶) در محدوده مدل‌سازی قرار گرفتند.

پس از بازسازی داده‌های ارتفاع مطلق سطح چاه‌های مشاهداتی، برای هر ماه در سال‌های مختلف یک میانگین وزنی با استفاده از روش چند ضلعی تیسن در نرم افزار سیستم اطلاعات جغرافیایی^۱ محاسبه شد. این میانگین‌های وزنی به عنوان معرف دشت انتخاب شدند. سپس داده‌های میانگین وزنی با استفاده از رابطه (۱) نرمال‌سازی و برای مدل‌سازی آماده شدند:

$$T = T_{\min} + \frac{(T_{\max} - T_{\min})(X - X_{\min})}{(X_{\max} - X_{\min})} \quad (1)$$

T: مقادیر نرمال شده داده‌های واقعی، X: داده‌های اصلی سطح آب زیرزمینی مشاهده شده، X_{\max} و X_{\min} : کمینه و بیشینه داده‌های اصلی، T_{\max} و T_{\min} : بیشینه و کمینه داده‌های هدف که در اینجا به ترتیب ۰/۹ و ۰/۱ است.

به علت تأثیر متفاوت داده‌های ورودی بر نرون‌ها، در ابتدا لازم است داده‌های ورودی به شبکه نرمال شوند، یعنی بین یک دامنه عددی، که معمولاً (۰/۱) است قرار گیرند. با توجه به اینکه در لایه مخفی از تابع سیگموئید استفاده شد، از رابطه (۱) که باعث می‌شود داده‌ها بین ۰/۱ و ۰/۹ قرار گیرند، برای نرمال‌سازی استفاده شد. پس از نرمال‌سازی، داده‌ها وارد نرم افزار مینی تب^۲ شد، سپس مدل آزمایشی بر روی داده‌ها صورت صورت گرفت تا بهترین مدل سری زمانی انتخاب شود. اما برای استفاده از شبکه عصبی ترکیب ورودی، سری داده‌های ورودی و هدف و بعد از آن داده‌های آموزشی و آزمایشی در محیط

3- MATLAB

4- Segal

1- ARCGIS

2- MINITAB

کاهش شیب دارد. علاوه بر آن حافظه کمتری برای این الگوریتم نیاز است.

الگوریتم آموزشی شیب توأم مقیاس شده^۴ (SCG)

الگوریتم مقیاس شده طوری طراحی شده که از جستجوی خطی زمان بر دوری کند. این الگوریتم بسیار پیچیده است و اساس کار آن ترکیب دو روش شیب توأم و لونبرگ مارکوآرت است. رویه الگوریتم آموزشی شیب توأم مقیاس شده به تکرارهای بیشتر برای هم‌گرایی نسبت به بقیه الگوریتم‌های شیب توأم نیاز دارد اما از مقدار محاسبات در هر تکرار به‌طور محسوسی کاسته می‌شود زیرا جستجوی خطی در این روش انجام نمی‌شود.

الگوریتم لونبرگ مارکوآرت^۵ (LM)

همانند روش‌های شبه نیوتن این روش نیز سعی در کاهش محاسبات با استفاده از عدم محاسبه ماتریس هیسین دارد و بسیار سریع‌تر از بقیه الگوریتم‌ها عمل می‌کند. اشکال عمده روش لونبرگ مارکوآرت نیاز آن به نگهداری ماتریس‌های پر حجم در حافظه است و این مسئله نیاز به فضای زیادی دارد (کیا، ۱۳۸۹).

سری زمانی

روش دیگر مورد استفاده در این پژوهش، سری زمانی تلفیقی است. یک سری زمانی مجموعه مشاهداتی است که بر اساس زمان مرتب شده‌اند و می‌تواند ایستا و پویا باشد. پویایی در سری‌های زمانی در میانگین و واریانس است، بدین معنی که در طول زمان میانگین و واریانس مشاهدات ثابت نیست. پویایی میانگین ناشی از روند و پویایی واریانس ناشی از تناوب داده‌ها است. هر سری زمانی دارای چهار مؤلفه که شامل روند، تناوب فصلی، تناوب دوره‌ای و مؤلفه تصادفی غیر قابل پیش‌بینی است. هدف اصلی از مدل‌سازی سری زمانی را می‌توان پیش‌بینی آینده سری زمانی و تولید داده‌های مصنوعی دانست. سری‌های زمانی را معمولاً به صورت گسسته یا پیوسته بررسی می‌کنند. اگر مشاهدات به‌طور پیوسته بر حسب زمان در نظر گرفته شوند سری زمانی حاصل را پیوسته می‌نامند. اگر مشاهدات را به‌طور منظم در فاصله‌های مساوی ثبت شوند یک سری زمانی گسسته به‌دست می‌آید (بزرگنیا، ۱۳۶۶).

می‌کند. به عبارت دیگر هیچ پس‌خوری ندارد. هم‌چنین اتصالات این شبکه کامل است یعنی هر نرون به تمام نرون‌های لایه بعدی اتصال دارد (منهاج، ۱۳۷۷).

شبکه‌های پس انتشار

یک شبکه پس انتشار دارای بایاس، یک لایه سیگموئید و یک لایه خروجی خطی توانایی تخمین زدن هر تابعی با نقاط ناپیوستگی محدود را داراست. پس انتشار استاندارد، یک الگوریتم با شیب نزولی است که در آن وزن‌های شبکه در جهت تابع کارایی^۱ حرکت می‌کنند. لغت پس انتشار به رفتار شبکه پس انتشار در محاسبه شیب در شبکه‌های غیر خطی چند لایه اشاره دارد. شبکه‌های چند لایه اغلب از تابع انتقال لوگ سیگموئید استفاده می‌کنند. این تابع به ازای ورودی $(-\infty, +\infty)$ خروجی بین یک و صفر تولید می‌کند. گاهی اوقات تابع انتقال تانژانت سیگموئید در شبکه‌های چند لایه مورد استفاده قرار می‌گیرد. در بعضی موارد نیز تابع انتقال خطی در شبکه‌های پس انتشار استفاده می‌شود (کیا، ۱۳۸۹).

شبکه‌های پیش‌خور^۲

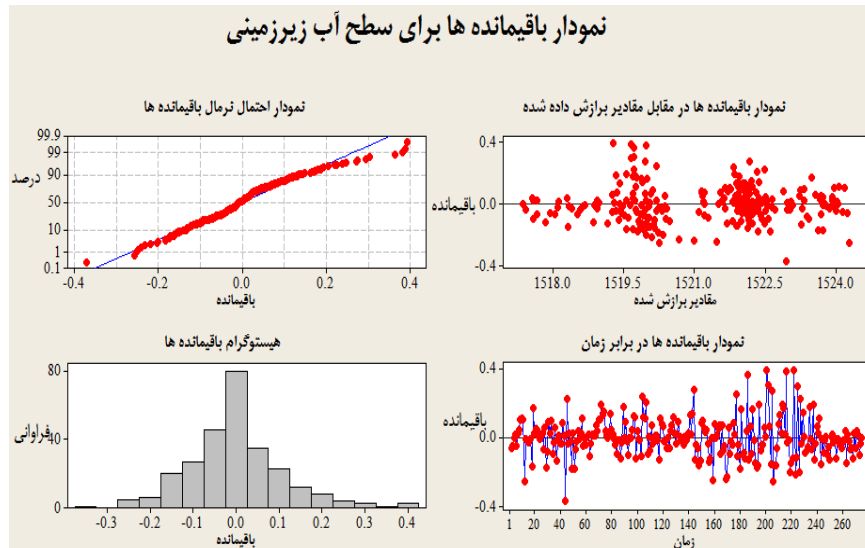
شبکه‌های پیش‌خور اغلب یک یا چند لایه مخفی از نرون‌های سیگموئید هستند و از یک لایه پایانی خطی استفاده می‌کنند. شبکه‌های چند لایه از نرون‌ها با یک تابع انتقال غیر خطی به شبکه اجازه می‌دهد که توانایی یادگیری رابطه خطی و غیر خطی را بین ورودی‌ها و خروجی‌ها داشته باشد. لایه خروجی خطی به شبکه این امکان را می‌دهد که خروجی خارج از محدوده $+1$ و -1 داشته باشد. البته اگر به خروجی مثلاً در محدوده یک و صفر نیاز باشد می‌توان از تابع لوگ سیگموئید در لایه خطی استفاده کرد. در این شبکه تمامی توابع از شیب تابع کارایی برای تنظیم وزن‌ها و بایاس‌ها از تکنیک پس انتشار استفاده می‌کنند (کیا، ۱۳۸۹).

تابع آموزشی پس انتشار برگشتی^۳ (RP)

الگوریتم آموزش پس انتشار برگشتی باعث از بین بردن تأثیر مضر بر روی اندازه مشتقات جزئی است. تنها علامت مشتق برای به‌هنگام رسانی وزن‌ها استفاده می‌شود و اندازه مشتق اثری بر به‌هنگام رسانی وزن‌ها ندارد. مقدار تغییرات وزن با استفاده از یک مقدار به‌هنگام رسیده جداگانه تعیین می‌شود. این الگوریتم کارایی بسیار بالاتری نسبت به الگوریتم استاندارد

4- Scaled Conjugate Gradient(SCG)
5- Levenberg-Marquardt(LM)

1- Performance Function
2- Feed forward
3- Resilient Backpropagation(RP)



شکل ۲- نمودارهای مربوط به باقیمانده‌های حاصل از برازش مدل آریمای (۱، ۱، ۰)

بررسی و تجزیه و تحلیل مدل‌هایی که پارامتر بیشتری انجام می‌گردد، یعنی مدلی که کلی‌تر از مدل مشخص شده است و این مدل را به عنوان یک حالت خاص در بر می‌گیرد، استفاده می‌شود. از روی نمودارهای توابع خود همبستگی و همبستگی جزئی، دو مدل آریمای (1,1,0) و آریمای (2,1,0) تشخیص داده شد. مناسب بودن مدل از تجزیه و تحلیل باقیمانده مدل برازش شده بررسی شد که مناسب بودن آن‌ها مورد تأیید قرار گرفت (شکل ۲).

برای اینکه مدل مناسب بین دو مدل انتخاب شده تعیین شود از معیار اطلاعاتی آکائیک^۴ استفاده شد. مدلی که معیار اطلاعاتی آکائیک آن کمتر باشد مدل مناسب است. معیار اطلاعاتی آکائیک مدل آریمای (1,1,0) نسبت به مدل آریمای (2,1,0) کمتر است و مناسب‌ترین مدل برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی انتخاب شد.

اما در شبکه عصبی پیش‌خور پس انتشار خطا بردارهای ورودی مختلفی به شبکه عصبی داده شد. این ورودی‌ها شامل بارندگی ماهانه، دبی متوسط ماهانه، برداشت و تغذیه ماهانه، سطح آب زیرزمینی با یک ماه، دو ماه و سه ماه تأخیر بود که از بین ترکیب ورودی داده‌هایی که به شبکه عصبی داده شد ورودی سطح آب زیرزمینی با یک ماه تأخیر مناسب‌ترین ورودی با ضریب همبستگی بالا و جذر مربع میانگین خطای پایین انتخاب شد. در این شبکه عصبی سه الگوریتم آموزشی لونیبرگ مارکوآرت، پس انتشار ارتجاعی و شیب توأم مقیاس شده استفاده شد. هر یک از این سه الگوریتم آموزشی به داده‌های ورودی برازش داده شدند.

تئوری مدل‌های سری زمانی

برای مدل‌سازی سری‌های غیر فصلی ایستا مدل‌های خودهمبسته^۱، مدل میانگین متحرک^۲ و مدل مرکب خودهمبسته- میانگین متحرک^۳ استفاده می‌شود.

مدل خودهمبسته بر پایه زنجیره مارکوف در زنجیره زمانی بنا شده است. یک سری زمانی از زنجیره مارکف تبعیت می‌کند، اگر هر داده ثبت شده سری زمانی در زمان t با زمان قبل و یا زمان بعد از خود مرتبط باشد. در مدل میانگین متحرک متغیر t از روی مقدار تصادفی در همان لحظه به علاوه q برابر مقدار تصادفی مربوط به زمان‌های قبل از t برآورد می‌شود. فرایندهای خود همبسته- میانگین متحرک که فرایندهای مرکب نامیده می‌شوند از ترکیب دو فرایند پیشین به دست می‌آید. این فرایند شامل p جمله AR و q جمله MA است. مدل آریمای یک مدل کلی که توانایی نمایندگی طبقه گسترده‌ای از سری‌های زمانی نایستا را دارد، فرایند تلفیقی خود همبسته- میانگین متحرک با درجه (p,d,q) است. با توجه به اینکه در عمل بیشتر سری‌های زمانی نایستا هستند، لذا این رده از فرایندها کاربرد گسترده‌ای دارند (خرمی و بزرگنیا، ۱۳۸۶).

نتایج و بحث

پس از تشخیص یک مدل و برآورد پارامترهای آن، مناسب بودن مدل با استفاده از تجزیه و تحلیل باقیمانده‌های مدل برازشی

4- Akaike Information Criterion

1 - Autoregressive
2 - Moving average
3- Autoregressive - Moving average

جدول ۱- مقادیر آماره‌های برازش در ورودی‌های مختلف با توابع آموزشی

| تابع انتقال | ارزیابی | *دبی متوسط (م مک ث) و بارندگی (م م) | دبی متوسط (م مک ث)، بارندگی (م م)، سطح آب زیرزمینی (متر) | سطح آب زیرزمینی با یک ماه تأخیر (متر) | سطح آب زیرزمینی با دو ماه تأخیر (متر) | سطح آب زیرزمینی با سه ماه تأخیر (متر) |
|-------------|----------------------------------|-------------------------------------|--|---------------------------------------|---------------------------------------|---------------------------------------|
| لونبرگ | مربع میانگین خطاهای آزمایش (متر) | -/۰۱ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| مارکوات | مربع میانگین خطاهای آموزش (متر) | -/۰۲ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| | ضریب همبستگی آزمایش | -/۲۳ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۸ | -/۹۸ |
| | ضریب همبستگی آموزش | -/۰۵ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۸ | -/۹۶ |
| پس | مربع میانگین خطاهای آزمایش (متر) | -/۱۱ | -/۰ | -/۰۸ | -/۰ | -/۰ |
| انتشار | مربع میانگین خطاهای آموزش (متر) | -/۰۱ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| برگشتی | ضریب همبستگی آزمایش | -/۰۸ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۸ | -/۹۷ |
| | ضریب همبستگی آموزش | -/۰۴ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۷ |
| شیب | مربع میانگین خطاهای آزمایش (متر) | -/۱۱ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| توأم | مربع میانگین خطاهای آموزش (متر) | -/۰۱ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| مقیاس شده | ضریب همبستگی آزمایش | -/۰۷ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۸ | -/۹۷ |
| | ضریب همبستگی آموزش | -/۰۵ | -/۹۹ | -/۹۹ | -/۹۸ | -/۹۶ |

*متر مکعب: م مک، متر مکعب بر ثانیه: م مک ث، میلی‌متر: م م

جدول ۲- مقادیر آماره‌های برازش در ورودی‌های مختلف با توابع آموزشی

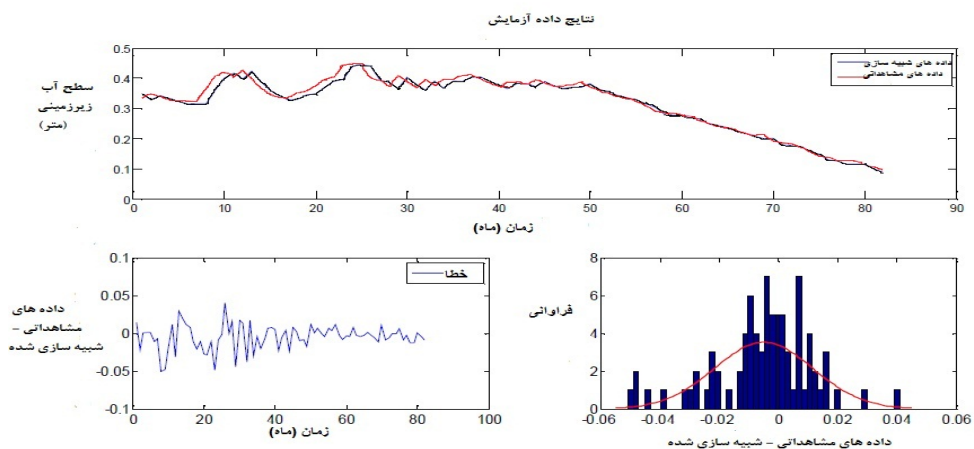
| تابع انتقال | ارزیابی | *دبی متوسط (م مک ث)، بارندگی (م م) | بارندگی (م م) | دبی متوسط (م مک ث) | دبی متوسط (م مک ث) | بارندگی (م م) | تغذیه (متر)، برداشت (م مک) و تغذیه (متر)، برداشت (م مک) و یک ماه تأخیر (متر) و |
|-------------|----------------------------------|------------------------------------|---------------|--------------------|--------------------|---------------|--|
| لونبرگ | مربع میانگین خطاهای آزمایش (متر) | -/۰۱ | -/۰۱ | -/۰ | -/۰۲ | -/۰۳ | -/۰۳ |
| مارکوات | مربع میانگین خطاهای آموزش (متر) | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| | ضریب همبستگی آزمایش | -/۹۴ | -/۹۶ | -/۸۲ | -/۵۴ | -/۶۳ | -/۷۸ |
| | ضریب همبستگی آموزش | -/۷۴ | -/۷۲ | -/۸۷ | -/۰۹ | -/۲۴ | -/۵۰ |
| پس | مربع میانگین خطاهای آزمایش (متر) | -/۰۱ | -/۰۱ | -/۰۱ | -/۰۳ | -/۰۳ | -/۰۳ |
| انتشار | مربع میانگین خطاهای آموزش (متر) | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| برگشتی | ضریب همبستگی آزمایش | -/۸۹ | -/۸۵ | -/۹۲ | -/۰۶ | -/۴۹ | -/۳۳ |
| | ضریب همبستگی آموزش | -/۶۸ | -/۷۳ | -/۶۹ | -/۴۷ | -/۱۱ | -/۳۲ |
| شیب | مربع میانگین خطاهای آزمایش (متر) | -/۰ | -/۰۱ | -/۰۱ | -/۰۳ | -/۰۳ | -/۰۳ |
| توأم | مربع میانگین خطاهای آموزش (متر) | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ | -/۰ |
| مقیاس شده | ضریب همبستگی آموزش | -/۸۴ | -/۸۰ | -/۲۴ | -/۵۲ | -/۳۶ | -/۳۹ |
| | ضریب همبستگی آموزش | -/۷۸ | -/۸۱ | -/۴۳ | -/۱۲ | -/۴۳ | -/۴۱ |

همبستگی بالا و میانگین قدر مطلق خطاها نسبت به دیگر ورودی‌ها، مناسب‌ترین ورودی برای مدل‌سازی شبکه عصبی است. این ورودی بیشترین ضریب همبستگی و کمترین میانگین قدر مطلق خطاها را در الگوریتم لونیبرگ مارکوات دارد هر چند که مقادیر این ورودی نسبت به دیگر ورودی‌ها در دو الگوریتم دیگر نیز مناسب‌تر است.

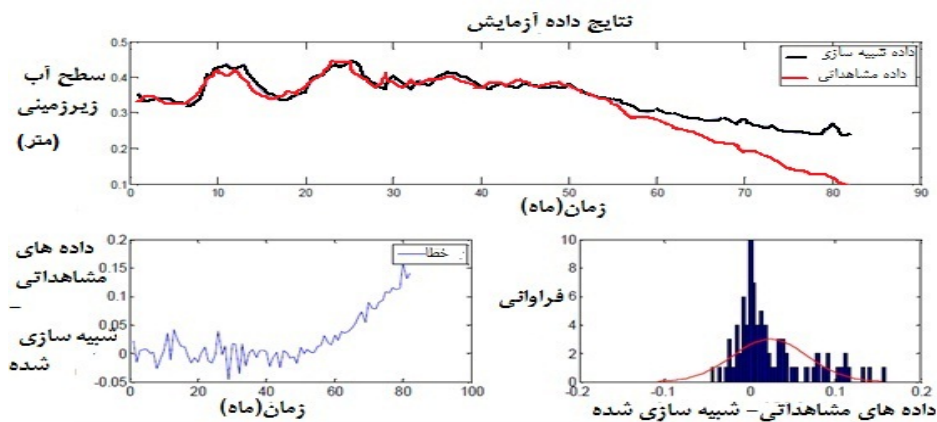
با توجه به اینکه مقادیر شبیه‌سازی شده سطح آب زیرزمینی در هر سه الگوریتم به مقادیر واقعی نزدیک‌تر بود و مناسب‌ترین ورودی انتخاب شد. بنابراین نمودارهای مربوط به این ورودی در سه الگوریتم آموزشی در شکل‌های (۳)، (۴) و (۵) ترسیم شده.

مقادیر ضریب همبستگی و جذر مربع خطاها در سه الگوریتم آموزشی برای ورودی‌های مختلف محاسبه شد (جدول‌های ۱ و ۲).

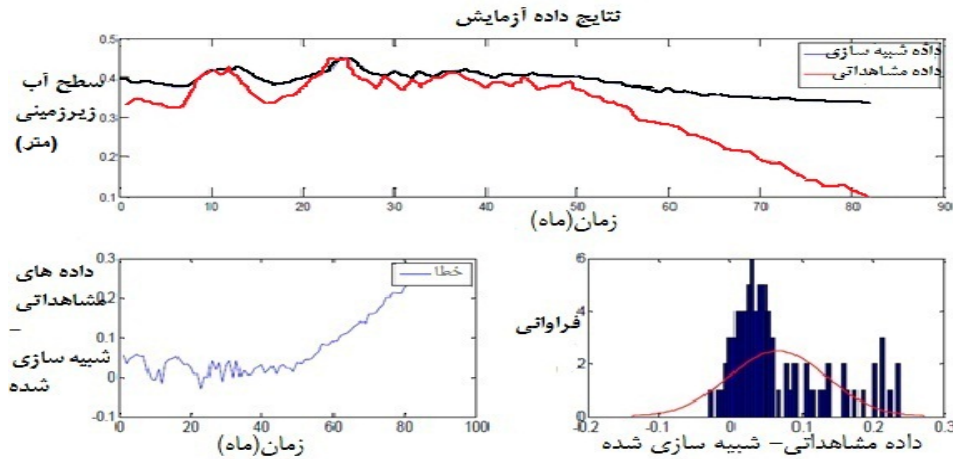
جدول‌های (۱) و (۲) نشان دهنده سناریوهای مختلف در سه الگوریتم آموزشی استفاده شده به همراه مقادیر آماره‌های ضریب همبستگی و مربع میانگین خطاها برای هر یک از آنها در دو مرحله آموزش و آزمایش هستند. در این جدول‌ها همان‌گونه که دیده می‌شود برای تمامی ورودی‌ها الگوریتم لونیبرگ مارکوات مناسب‌ترین الگوریتم آموزشی با ضریب همبستگی بالا و جذر مربع میانگین خطای پایین است. همچنین استنباط شد که ورودی سطح آب زیرزمینی با یک ماه تأخیر با توجه به میزان ضریب



شکل ۳- شبیه‌سازی ورودی ارتفاع سطح مطلق آب زیر زمینی با یک ماه تأخیر با تابع Train(LM)



شکل (۴): شبیه‌سازی ورودی ارتفاع سطح مطلق آب زیر زمینی با یک ماه تأخیر با تابع Train(RP)



شکل ۵- شبیه‌سازی ورودی ارتفاع سطح مطلق آب زیر زمینی با یک ماه تأخیر با تابع Train(SCG)

جدول (۳): مقادیر آماره‌های برازش در مرحله آزمایش

| CE | RMSE | MAE | آماره روش |
|-------|-------|-------|-------------------------|
| ۰/۹۹۵ | ۰/۰۰۰ | ۰/۰۱۰ | شبکه عصبی مصنوعی |
| ۰/۹۹۳ | ۰/۰۰۰ | ۰/۰۲۰ | سری زمانی تجمعی (۰،۱،۱) |

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (H_t - \hat{H}_t)^2} \quad (2)$$

$$CE = 1 - \frac{\sum_{t=1}^n (H_t - \hat{H}_t)^2}{\sum_{t=1}^n (H_t - \bar{H})^2} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n |H_t - \hat{H}_t| \quad (4)$$

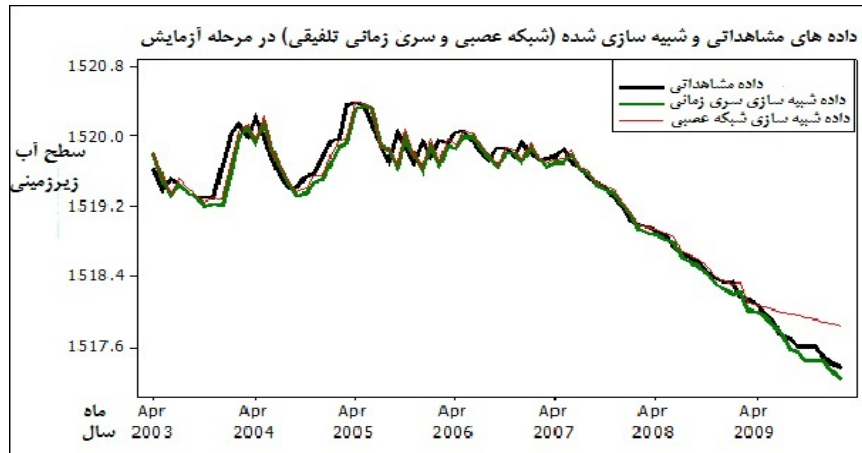
MAE: میانگین قدر مطلق خطاها (متر)، CE: ضریب بازدهی، RMSE: جذر میانگین مربع خطاها (متر)، H_t : مقادیر مشاهداتی، \hat{H}_t : مقادیر پیش‌بینی شده، \bar{H} : میانگین مشاهداتی، n : تعداد مشاهدات است.

با توجه به آماره‌های جدول (۳)، دیده شد که هر چند مقادیر آماره‌ها برای هر دو مدل نزدیک به هم است ولی نتایج مدل شبکه عصبی مصنوعی مناسب‌تر از سری زمانی تجمعی است.

در شکل ۳ که مربوط به شبیه‌سازی داده‌ها با الگوریتم لونیگ مارکوات است، این داده‌ها به داده‌های واقعی نزدیک‌تر و تطابق و هم‌خوانی بیشتری نسبت به دو شکل (۴) و (۵) دارند. این نشان دهنده مناسب‌تر بودن این الگوریتم نسبت به دو الگوریتم دیگر است.

شکل (۴) نیز مقادیر شبیه‌سازی را با الگوریتم پس‌انتشار برگشتی نشان می‌دهد. داده‌های شبیه‌سازی شده نسبت به شکل (۳) هم‌خوانی و تطابق کمتری به داده‌های واقعی دارند ولی نسبت به شکل (۵) که مقادیر شبیه‌سازی با الگوریتم شیب توأم مقیاس شده است، به‌خصوص در قسمت انتهایی نمودار، هم‌خوانی و تطابق بیشتری دارد.

در پایان، برای انتخاب بهترین روش از بین دو روش سری زمانی تلفیقی و شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور پس‌انتشار خطا از معیارهای ارزیابی میانگین قدر مطلق خطاها، جذر میانگین مربع خطاها و ضریب بازدهی استفاده شد که در رابطه (۲) تا (۴) تعریف شده‌اند.



شکل ۶- داده‌های مشاهداتی و شبیه‌سازی شده با هر دو روش شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی تلفیقی در مرحله آزمایش

جزئی دو مدل آریمما (۱،۱،۰) و آریمما (۲،۱،۰) تشخیص داده شد. مناسب بودن مدل از تجزیه و تحلیل باقیمانده مدل برازش شده بررسی شد که مناسب بودن آن مورد تأیید قرار گرفت. از بین این دو مدل آریمما با توجه به معیار اطلاعاتی آکائیک مدل آریمما (۱،۱،۰) مناسب‌ترین مدل برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی انتخاب شد. در تکنیک شبکه عصبی، از شبکه‌های عصبی پیش‌خور پس‌انتشار خطا استفاده شد. برای انتخاب بهترین روش از سه تابع آموزشی پس‌انتشار ارتجاعی، شیب توأم مقیاس شده و تابع لورنبرگ-مارکوآرت استفاده شد. بردارهای ورودی مختلف، بارندگی، دبی متوسط، برداشت، تغذیه و سطح آب زیرزمینی با تأخیر یک ماهه، دو و سه ماهه به مدل داده شد. از بین تمام ورودی‌ها و توابع آموزشی مورد استفاده در شبکه، بهترین ورودی سطح آب زیرزمینی با یک ماه تأخیر و توابع آموزشی لورنبرگ-مارکوآرت بود. سپس اعتبار مدل‌ها با استفاده از آماره‌های میانگین قدر مطلق خطاها، ضریب بازدهی و جذر میانگین مربع خطاها مورد بررسی قرار گرفتند. مقادیر آماره‌های میانگین قدر مطلق خطاها و جذر میانگین مربع خطاها در مدل شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور پس‌انتشار خطا کمتر از مدل سری زمانی آریمما (۱،۱،۰) بود، که به عنوان بهترین روش برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی انتخاب شد.

همان‌گونه که در شکل (۶) مشاهده می‌شود هر دو مدل با داده‌ها تطابق زیادی دارند ولی داده‌های شبیه‌سازی سری زمانی تجمعی در انتهای نمودار که مربوط به سال‌های اخیر است، تطابق کمتری نسبت به داده‌های شبیه‌سازی شبکه عصبی دارد و این نقطه قوتی برای انتخاب مدل شبکه عصبی مصنوعی به عنوان مناسب‌ترین روش برای شبیه‌سازی داده‌های سطح آب زیرزمینی منطقه است. نتایج تحقیقاتی که تاکنون انجام شده (در مقدمه نیز به آنها اشاره شده است) نشان دهنده این است که شبکه عصبی پیش‌خور پس‌انتشار خطا برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی روشی مناسب است که دقت بالایی دارد و مناسب‌ترین الگوریتم آموزشی آن، الگوریتم لورنبرگ مارکوآرت است. در این پژوهش نیز شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور پس‌انتشار خطا با الگوریتم آموزشی لورنبرگ مارکوآرت نسبت به روش سری زمانی تجمعی، به عنوان مناسب‌ترین روش با دقت بالا برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی دشت مروست انتخاب شد.

نتیجه‌گیری

در این تحقیق برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و سری زمانی تلفیقی استفاده شد. در مدل سری زمانی از روی تابع خود همبستگی و خود همبستگی

منابع

- ۱- اسمعیلی ورکی، م، خیاط خلقی، م، و م، شفیع. ۱۳۸۳. ارائه یک مدل هوشمند برای برآورد نوسانات سطح آب زیرزمینی یک آبخوان آبرفتی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. اولین کنفرانس سالانه مدیریت منابع آب ایران، تهران - انجمن علوم و مهندسی منابع آب ایران، دانشکده فنی دانشگاه تهران.
- ۲- اصغری مقدم، ا، ندیری، ع، و و، نورانی. ۱۳۸۵. ارزیابی توانایی‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی آبخوانهای کمپلکس. بیست و پنجمین گردهمایی علوم زمین شناسی، سازمان زمین شناسی کشور

- ۳- ایزدی، ع.، داوری، ک.، علیزاده، ا.، قهرمان، ب. و س.ا. حقایقی مقدم. ۱۳۸۶. پیش‌بینی. سطح ایستابی با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت نیشابور). مجله آبیاری و زهکشی ایران، ۱(۲): ۷۱-۵۹.
- ۴- بزرگنیا، ا. ۱۳۶۶. تجزیه و تحلیل سریهای زمانی و پیش‌بینی، انتشارات آستان قدس رضوی، ۱۹۰ صفحه.
- ۵- تسلطی، ب. ۱۳۸۲. برآورد سطح آب زیر زمینی با استفاده از modflow و شبکه عصبی مصنوعی. پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته دانشکده کشاورزی، دانشگاه تربیت مدرس، صفحه ۱۰۵.
- ۶- جمالی، م.، میرعربی، ع. و م. نخعی. ۱۳۸۸. مقایسه روش خطی (ARIMA) و غیرخطی (ANN) در مدل‌سازی نوسانات سطح آب زیرزمینی منطقه مورد مطالعه دشت قاین. نخستین کنفرانس سراسری آبهای زیرزمینی، بهبهان (دانشگاه آزاد اسلامی واحد بهبهان)، چکیده مقالات.
- ۷- خرمی، م. و ا. بزرگنیا. ۱۳۸۶. تجزیه و تحلیل سری‌های زمانی با نرم‌افزار Minitab14. انتشارات سخن گستر، مشهد، ۳۳۶ صفحه.
- ۸- رحمانی، ع.ر. و م. سدهی. ۱۳۸۳. پیش‌بینی تغییرات سطح آب‌های زیرزمینی دشت همدان - بهار با مدل سری زمانی. مجله علمی مهندسی طرح و تحقیقات آب و فاضلاب اصفهان، ۳۰(۱۵): ۴۹-۴۲.
- ۹- رضایی، ع. و س. ن. موسوی. ۱۳۸۸. پیش‌بینی تغییرات سطح آب زیرزمینی دشت سیدان - فاروق شهرستان مرودشت با مدل سری‌های زمانی. ششمین کنفرانس اقتصاد کشاورزی ایران، کرج، چکیده مقاله.
- ۱۰- علیمحمدی، س و ع. افشار. ۱۳۸۵. کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی آبهای زیرزمینی. دومین کنفرانس مدیریت منابع آب، اصفهان، چکیده مقاله.
- ۱۱- کیا، م. ۱۳۸۹. شبکه‌های عصبی در MATLAB. چاپ سوم، نشر کیان رایانه سبز، ۲۲۹ صفحه.
- ۱۲- بی‌نام. ۱۳۷۹. گزارش مطالعات آب زیرزمینی منطقه سروست. شرکت آب منطقه ای استان یزد.
- ۱۳- منهج، م. ۱۳۷۷. مبانی شبکه‌های عصبی (هوش محاسباتی). مرکز نشر پروفیسور حسابی، جلد اول، صفحات ۴۹-۱۷.
- ۱۴- محتشم، م.، دهقانی، ا.، اکبرپور، ا.، مفتاح‌هلقی، ا. و ب. اعتباری. ۱۳۸۹. پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). مجله آبیاری و زهکشی ۴(۱): ۱۰-۱.
- ۱۵- میرعربی، ع. و م. نخعی. ۱۳۸۷. پیش‌بینی نوسانات سطح آب زیرزمینی دشت بیرجند با استفاده از شبکه عصبی. مجموعه مقالات دوازدهمین همایش انجمن زمین‌شناسی ایران، اهواز، چکیده مقاله.
- 16- Banerjee, P., Prasad, P. K. and V.S Singh, 2009. Forecasting of groundwater level in hard rock region using artificial neural network, *Environmental Geology*, 58(6): 1239-1246.
- 17- Box, G. E. P. and G.W. Jenkins, G.W. 1976. *Time Series analysis: Forecasting and control*. Revised ed., Holden-Day, San Francisco, CA.
- 18- Chandramouli, V., Lingireddy, S. and G. M.Brion, 2007. Robust training termination criterion for back propagation ANNs applicable to small data sets. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 21(1): 39- 46.
- 19- Coppola, J. M., Szidarovszky, F., Poulton, M. and E. Charles. 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.
- 20- Daliakopoulos, I. N., Coulibaly, P. and I. K. Tsanis. 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology*, 309(4): 229-240.

- 21- Doe, M. C. and C.Thirumalayah. 2000. Real time forecasting using neural networks. Artificial Neural Networks in Hydrology, edited by R.S. Govindarajue and A. Ramachandra Rao, Chapter 3.
- 22- Ghadampour, Z. and Gh. Rakhshandehroo, 2010. Using artificial neural network to forecast groundwater depth in union county Well. World Academy of Science, Engineering and Technology, 62.
- 23- Jothiprakash, V. and S. Sakhare, 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.
- 24- Lallahem, S., Mania, J., Hani A and Y.Najjar. 2005. On the use of neural networks to evaluate ground water levels in fractured media. Journal of Hydrology, 307: 92–111.
- 25- Mohanty, S. K., Jha, M., Kumar, A. and k. p. Sudhee. 2009. Artificial neural network modeling for groundwater level forecasting in a river island of Eastern India. Water Resour Manage,
- 26- Nayak , Satyajji Rao, Y. R. and K. P. Sudheer. 2006. Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach. Water Resources Management, 2(1):77-99.
- 27- Nourani, V. Asghari Mogaddam, A. and A.O. Nadiri. 2008. An ANN-based model for spatiotemporal groundwater level forecasting, Wiley Inter Science, 22: 5045- 5066.
- 28- Shigidi, A. and L.A. Garcia. 2003. Parameter estimation in groundwater hydrology using artificial neural networks. J.of Computing in Civil Engineering, 17(4): 281- 289.
- 29- Sreekanth, P. D. Geethanjali, N., Sreedevi, P. D. Ahmed, Sh., Ravi Kumar, N. and P. D. Kamala Jayanthi. 2009. Forecasting groundwater level using artificial neural networks, Current Science, 96: 1-7.
- 30- Yang Z.P, W.X. Lu , Long Y. Q. and P. Li. 2009. Application and comparison of two prediction models for groundwater levels: A case study in Western Jilin Province, China, Journal of Arid Environments, 73:487-492.