

## مدل‌بندی اثرات مصرف و بارش بر نوسانات تراز سطح ایستایی (مطالعه موردی: آبخوان دشت عجب‌شیر)

مریم عبداله‌زاده<sup>1\*</sup>، احمد فاخری فرد<sup>2</sup>، اسماعیل اسدی<sup>3</sup>، امیرحسین ناظمی<sup>4</sup>

تاریخ دریافت: 92/08/18

تاریخ پذیرش: 94/07/28

1- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد منابع آب، گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

2- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

3- استادیار گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

4- استاد گروه مهندسی آب، دانشکده کشاورزی، دانشگاه تبریز

\* مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: [maryam.abdolahzadeh90@yahoo.com](mailto:maryam.abdolahzadeh90@yahoo.com)

### چکیده

ارزیابی و پیش‌بینی تغییرات تراز سطح آب زیرزمینی با استفاده از مدل‌های خاص، اطلاعات ارزشمندی جهت مدیریت منابع آب و برنامه‌ریزی مصرف، در اختیار می‌گذارد. از بین ابزار و روش‌های متفاوت موجود، مدل‌های رگرسیون غیرخطی چند متغیره برای پیش‌بینی پدیده‌های هیدرولوژیکی از اهمیت زیادی برخوردارند. در این پژوهش از داده‌های ماهانه مصارف، بارش و ارتفاع سطح ایستایی برای سال‌های 1380 الی 1390 دشت عجب‌شیر استفاده گردید. با تجزیه و تحلیل همبستگی متقاطع مشخص شد که بارندگی‌ها با تأخیر یک‌ماهه و مصارف با تأخیر دو ماهه به ترتیب با ضرایب تعیین  $R^2$  0/39 و 0/86 بیشترین تأثیر را بر ارتفاع سطح ایستایی داشتند. سپس رابطه عمومی بین این سه متغیر از طریق یک معادله رگرسیونی غیرخطی چندمتغیره با ضریب تعیین 0/87 و ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE) 0/35 متر به دست آمد. برای پیش‌بینی مقادیر ارتفاع سطح ایستایی در سال‌های آتی، نخست مصارف و بارش به ترتیب با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و توماس - فیرینگ پیش‌بینی شدند، سپس با قرار دادن در معادله رگرسیونی به دست آمده، مقادیر ارتفاع سطح ایستایی پیش‌بینی گردید. از طرف دیگر، از شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ارتفاع سطح ایستایی استفاده شد که با این روش مقدار ضریب تعیین 0/82 و ریشه متوسط مربعات خطا 0/39 متر به دست آمد. مقایسه نتایج دو روش نشان داد که مدل رگرسیونی غیرخطی چند متغیره از دقت بیشتری در پیش‌بینی ارتفاع سطح ایستایی دشت مورد مطالعه برخوردار است.

واژه‌های کلیدی: ارتفاع سطح ایستایی، رگرسیون غیرخطی چندمتغیره، روش توماس - فیرینگ، شبکه عصبی مصنوعی

## Modeling the Effects of Consumption and Precipitation on the Water Table Oscillations (Case Study: Ajabshir Aquifer)

M Abdolazadeh<sup>1\*</sup>, A Fakherifard<sup>2</sup>, E Asadi<sup>3</sup>, AH Nazemi<sup>4</sup>

Received: 09 November 2013

Accepted: 20 October 2015

<sup>1</sup> - M.Sc Graduate in Water Resources Engr., Dept. of Water Engr., Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

<sup>2</sup> - Prof., Dept. of Water Engr., Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

<sup>3</sup> - Assist. Prof., Dept. of Water Engr. Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

<sup>4</sup> - Prof., Dept. of Water Engr., Faculty of Agric., Univ. of Tabriz, Iran

\*Corresponding Author, Email: maryam.abdolazadeh90@yahoo.com

### Abstract

Prediction of groundwater table through specific models, provide a valuable information for water resources management and consumption planning. Among the different available methods, the multivariate nonlinear regression is of utmost importance for prediction of hydrological phenomena. The data bases of this research were the amounts of precipitation amounts, water table elevation and water consumptions in monthly time scale for the period of 2001- 2011. The cross correlation analysis indicated that the one lagged monthly precipitation as well as the two lagged monthly consumptions values had the highest impacts on water table elevation with the determination coefficients of 0.39 and 0.86, respectively. Then, the general relationship of these three variables obtained with  $R^2=0.87$  and root mean square error (RMSE) =0.35m through a multivariate nonlinear regression analysis. For prediction of the water table elevation in the coming years, initially, the consumptions and precipitation data extended up to 2014, using ANN and Thomas-firing methods, respectively. So, the outcome of putting them into regression equation gave the water table elevation. On the other hand, the artificial neural network was used to predict the water table elevation, for which, the resulted values of  $R^2$  and RMSE were 0.82 and 0.39m, respectively. The comparison of two methods showed that the multivariate nonlinear regression model represented more accurate results in predicting the elevation of water table, in the studied plain.

**Keywords:** Artificial neural network, Multivariate nonlinear regression model, Thomas-firing method, Water table elevation

زیرزمینی می‌توان از آن در مدیریت آب‌های زیرزمینی به‌ویژه در برنامه‌ریزی تأمین آب قابل‌اعتماد و نیز تعیین تعداد بهینه چاه‌های مصرفی و تعیین توان مجاز پمپ‌های مورد‌استفاده بهره‌گرفت. پیچیدگی عوامل مؤثر در ایجاد نوسانات در سطح آب زیرزمینی و وجود عدم قطعیت در این عوامل، مدل‌بندی و در نتیجه پیش‌بینی سطح آب را با مشکلات زیادی مواجه می‌سازد (نایاک و همکاران 2006).

### مقدمه

منابع آب‌های زیرزمینی از مهم‌ترین و ارزان‌ترین منابع آب به شمار می‌روند که شناخت صحیح و بهره‌برداری اصولی از آنها می‌تواند در توسعه پایدار فعالیت‌های کشاورزی، اقتصادی و اجتماعی یک منطقه، به‌ویژه در مناطق خشک و نیمه‌خشک، نقش به‌سزایی داشته باشد. با پیش‌بینی دقیق نوسانات سطح آب

عصبی مصنوعی (BPANN)<sup>7</sup> برای پیش‌بینی سطح ایستایی موردبررسی قرار گرفت که هر دو مدل نتایج خوبی ارائه دادند که از این دو مدل، مدل BPANN نسبت به ITS در پیش‌بینی و شبیه‌سازی سطح آب زیرزمینی از دقت بالاتری برخوردار بود (یانگ و همکاران 2009). در تحقیق انجام‌شده در دشت نیشابور از مدل داده‌های ترکیبی<sup>8</sup> استفاده شد. مدل‌های داده‌های ترکیبی، مدل‌های رگرسیونی هستند که به دلیل در نظر گرفتن چندین پیرومتر در طول یک دوره زمانی، توانایی پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی را در پیرومترهای مختلف به صورت توأم دارا می‌باشند. عملکرد مدل‌های داده‌های ترکیبی مختلف مانند داده‌های ترکیبی با اثرات مشترک<sup>9</sup>، اثرات ثابت و اثرات تصادفی برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی موردبررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که مدل داده‌های ترکیبی با اثرات مشترک بهترین نتیجه را برای پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی داشته است. معیارهای عملکرد (RMSE=0/05 m و R<sup>2</sup>=0/99) در دوره آزمون نیز حاکی از کارایی این مدل هست. به علاوه، این نتایج با نتایج به دست آمده از کاربرد شبکه عصبی مصنوعی نیز مقایسه و برتری نسبی آن مورد تأیید قرار گرفت (ایزدی و همکاران 1387). در تحقیق انجام‌شده در دشت بیرجند، نتایج نشان داد که با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی و تدقیق تخمین میزان آب برداشتی می‌توان سطح آب زیرزمینی را تا 12 ماه بعد و با دقت بالاتر (R<sup>2</sup>=0/99 و MSE<sup>10</sup>=0/32) نسبت به روش‌هایی که از اطلاعات تبخیر از سطح گیاه مرجع به عنوان شاخص برداشت آب استفاده می‌کنند، تخمین زد. همچنین در نظر گرفتن شبکه برای تک تک پیرومترها به طور مجزا نسبت به اجرای شبکه برای کل پیرومترها از دقت بالاتری برخوردار است (محتشمی و همکاران 1389). در

بنابراین یکی از مهم‌ترین رویکردها در برنامه‌ریزی مدیریت منابع آب، ایجاد مدلی مناسب جهت پیش‌بینی رفتار منابع آب هست. مطالعات تحلیلی روی سطح آب زیرزمینی اطلاعات مکانی و زمانی ارزشمندی را در خصوص سیستم سفره‌های آبی فراهم نموده و کمک می‌کند تا تدابیر مدیریتی مناسب اتخاذ گردد. برای مدیریت منابع آب زیرزمینی، روش‌های عددی سنتی با شرایط مرزی خاص، قادر به تحلیل ساختارهای پیچیده آبخوان همچون پیش‌بینی‌های سطوح آب زیرزمینی است (سروشیان و گوپتا 1995، سینگ و وول هیسر 2002، و همکاران 2003). برای مدل‌بندی سری‌های زمانی تراز آب‌های زیرزمینی، مدل‌های متعددی بر اساس نظریه تصادفی توسعه داده شده‌اند که از آن جمله می‌توان به مدل‌های سری‌های زمانی<sup>1</sup> (TS)، شامل مدل خود همبسته میانگین متحرک جامع<sup>2</sup> (ARIMA)، مدل خود همبسته میانگین متحرک فصلی<sup>3</sup> (SARIMA)، مدل اتورگرسیو دوره‌ای<sup>4</sup> (PAR)، و شبکه عصبی مصنوعی<sup>5</sup> (ANN) اشاره داشت (اهن 2000، دالیاکپولس و همکاران 2005، وانگ و همکاران 2007). بیشتر روش‌های پیش‌بینی بر مبنای رگرسیون خطی و غیرخطی چند متغیره توسعه داده شده‌اند (هیپل و مکلود 1994، کوتسویانیس 2000، وانگ و همکاران 2007). به دلیل غیرخطی بودن فرآیندهای هیدرولوژیکی، اغلب هیدرولوژیست‌ها در سال‌های اخیر تلاش کرده‌اند تا از مدل‌های آماری و روش‌های مدرن در پیش‌بینی منابع آب، شامل مدل‌های سری زمانی غیرپارامتری و شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کنند (دالیاکپولس و همکاران 2005، وانگ و همکاران 2007). در یک بررسی در استان جیلین غربی در چین، دو روش مدل سری زمانی جامع<sup>6</sup> (ITS) و مدل پس انتشار شبکه

1. Time series

2. Auto regressive integrated moving average

3. Seasonal auto regressive integrated moving average

4. Periodic auto regressive

5. Artificial neural network

6. Integrated time series

7. Back-Propagation artificial neural network

8. Panel data

9. Common effects

10. Mean square error

دقت مربوط به ANN با  $R^2=0/99$  و ANFIS<sup>11</sup> با  $R^2=0/86$  بهترین کارایی را داشتند. مدل رگرسیونی کمترین دقت را داشته است (خاشعی و همکاران 1392).

در اغلب مطالعاتی که تاکنون در خصوص ارتباط مصارف، سطح پیژومتریک و بارش به صورت همزمان انجام شده‌اند مدت زمان عکس‌العمل محیط متخلخل به این متغیرها در نظر گرفته نشده است. این مسئله منجر به عدم ارتباط منطقی محیطها می‌گردد، در صورتی که بیان موجود، حاصل واکنش هیدرولیکی این محیطها هست. لذا در این تحقیق زمانهای عکس‌العمل محیطها در نظر گرفته شده و روابط رگرسیونی مستخرج حاوی تأخیرهای لازم خواهد بود و پیش‌بینی‌ها از طریق مدل رگرسیونی حاوی زمانهای تأخیر انجام می‌گیرد. همچنین با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، ارتفاع سطح ایستابی پیش‌بینی شده و با مقادیر پیش‌بینی شده با مدل رگرسیونی پیشنهادی مقایسه می‌گردد.

#### مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه، دشت عجب‌شیر هست که در حوضه آبریز دریاچه ارومیه و در محدوده‌های جغرافیایی  $49^{\circ}, 45^{\circ}$  تا  $8', 46^{\circ}$  طول شرقی و  $23', 37^{\circ}$  تا  $33', 37^{\circ}$  عرض شمالی واقع شده است. وسعت این دشت در حدود 130 کیلومتر مربع بوده و بارش متوسط سالیانه برای دوره شاخص 10 ساله در این حوضه 233 میلی‌متر به‌دست آمده است. مهم‌ترین رودخانه منطقه، رودخانه فصلی قلعه‌چای است که دارای گستره شمال شرق و جنوب غرب بوده و یکی از مهم‌ترین منبع تغذیه آب زیرزمینی دشت عجب‌شیر به شمار می‌رود. آبخوان دشت عجب‌شیر از دو سفره آزاد و تحت فشار تشکیل یافته است به طوری که آبخوان تحت فشار در قسمت‌های انتهایی و

مطالعه‌ای در حوضه آبریز سد زاینده‌رود، برای پیش‌بینی ماهانه جریان رودخانه از شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده کردند. مسئله با استفاده از رگرسیون خطی نیز تحت بررسی قرار گرفت. نتایج نشان‌دهنده توانایی و برتری شبکه‌های عصبی در پیش‌بینی جریان رودخانه با دقت قابل قبول بوده است. نتایج شبکه عصبی به خط  $y=x$  نزدیک‌تر بوده و ضریب همبستگی بیشتری نسبت به رگرسیون خطی داشت. همچنین میانگین درصد قدر مطلق خطا در پیش‌بینی توسط شبکه عصبی 18% و توسط رگرسیون خطی 21% برآورد شده بود (رضوی و کارآموز 1382). در تحقیقی که با هدف کاربرد شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی دبی روزانه خروجی ایستگاه میناب انجام شده بود، مقادیر مشاهداتی با مقدار برآورد شده از روش رگرسیون دومتغیره آماری مقایسه گردید. مدل شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در تحقیق مدل پس انتشار خطا با تابع محرک سیگموئید بود. نتایج حاصل از آن نشان داد که مقدار خطای برآوردی در روش شبکه عصبی کمتر از روش رگرسیون آماری دومتغیره هست. بنابراین روش شبکه عصبی مصنوعی با ضریب تعیین  $0/62$  و خطای RMSE برابر با  $0/11$  از دقت بالاتری نسبت به روش رگرسیونی برخوردار بوده و در نتیجه در مدل‌سازی بارش- رواناب، روش شبکه عصبی مصنوعی بر روش رگرسیون دومتغیره آماری ارجحیت داده شد (ذرتی‌پور و همکاران 1388). در مطالعه‌ای در دشت نیشابور از روش‌های آماری کلاسیک و سیستم‌های خبره (ANN و ANFIS) در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی استفاده کردند. در تحقیق مذکور از اطلاعات 57 عدد چاه مشاهده‌ای از سال 1370 تا سال 1388 استفاده شده بود. پارامترهای مؤثر بر تغییرات سطح ایستابی، بارندگی و تخلیه به صورت ماهانه در نظر گرفته شده بودند. رابطه رگرسیونی پارامترهای مؤثر بر عمق سطح ایستابی به‌دست آمده و نتایج نشان داد که سیستم‌های خبره از دقت بیشتری نسبت به مدل رگرسیونی برخوردار بودند.

<sup>11</sup> . Adaptive neuro fuzzy inference system

در این رابطه ارتفاع پیزومتریک ناحیه‌ای سفره در اشل زمانی ماهانه تابعی از بارش و مصرف در نظر گرفته شده است.

از آنجا که داده‌های مصرف، بارش و تراز سطح ایستابی از سال 1380 تا 1390 هست، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی، مصارف تا سال 1393 پیش‌بینی شد. شبکه عصبی مصنوعی به‌علت تصادفی بودن داده‌های بارش و کم بودن طول داده‌های آماری نتایج خوبی ارائه نداد، بنابراین، برای پیش‌بینی بارش از روش توماس-فیرینگ استفاده شد. لذا با در دست داشتن داده‌های بارش و مصارف تا سال 1393 که از پیش‌بینی بارش‌های ذکر شده به‌دست آمدند و با استفاده از معادله رگرسیونی پیشنهادی، مقادیر ارتفاع سطح ایستابی به‌دست آمده و با مقادیر پیش‌بینی شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مقایسه گردید.

روش‌های به‌کار گرفته شده در زمینه پیش‌بینی، بسیار متفاوت می‌باشند، از جمله آن‌ها می‌توان به سری‌های زمانی همچون مدل‌های ARMA، ARIMA و مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مانند<sup>12</sup> FFNN،<sup>13</sup> RNN اشاره کرد که نتایج خوبی ارائه داده‌اند (کارتیکیان و همکاران 2012). به‌طور کلی در پیش‌بینی تک‌متغیره، مسائل پیش‌بینی منجر به استفاده از روش‌های اتورگرسیو و یا هوشمند می‌شود که برای پیش‌بینی از خودسری استفاده می‌کنند و پیش‌بینی بر اساس حافظه سری انجام می‌شود. این موضوع موقعی اعتبار و اعتماد کافی خواهد داشت که آمار طولانی‌مدت موجود باشد تا رفتار زمانی را بتوان به آینده منتقل نمود. از طرف دیگر، در برآوردهایی که از طریق ارتباط با متغیرهای دیگر انجام می‌شود، عدم تطابق زمانی عکس‌العمل سیستم نسبت به متغیرها موجب خواهد

غربی دشت قرار گرفته و شور هست. بر اساس حفاری‌های اکتشافی و مطالعات ژئوفیزیکی صورت گرفته، بیشترین ضخامت آبخوان مربوط به نواحی مرکزی دشت (حوالی شهر عجب‌شیر، نانساء) در حدود 80 متر و کمترین مقدار ضخامت هم مربوط به نواحی حاشیه‌ای مثل روستاهای خضرلو، دانالو و سواحل جنوبی دشت است که در حدود 30 متر هست. در شکل 1 موقعیت دشت عجب‌شیر واقع در استان آذربایجان شرقی نشان داده شده است. در این تحقیق از داده‌های مصارف، بارش و پیزومتر اخذ شده از سازمان آب منطقه‌ای استان آذربایجان شرقی استفاده گردید. درصد بیشتری از مصارف، مربوط به مصارف کشاورزی در این منطقه بوده که میانگین برداشت در سال‌های 86 و 88 به ترتیب کمترین (4200 مترمکعب) و بیشترین (17000 مترمکعب) مقادیر را به‌خود اختصاص داده‌اند. داده‌های فوق با استفاده از پلیگون‌بندی تیسن در محیط GIS ناحیه‌ای شدند که در شکل 2 پلیگون‌بندی پیزومترها به‌عنوان نمونه نشان داده شده است.

تجزیه و تحلیل داده‌ها به‌طور همزمان رابطه‌ای منطقی ارائه نداد که از نظر فیزیکی نیز منطقی به نظر می‌رسد، زیرا عکس‌العمل سیستم نسبت به تغییرات متغیرهای دخیل، همزمان اتفاق نمی‌افتد و متغیرها دارای فازهای زمانی متفاوتی جهت رساندن سیستم به حالت تعادل می‌باشند لذا با تأخیر دادن ماهانه داده‌ها رابطه منطقی بین متغیرها به‌دست آمد که در این تحقیق مشخص شد که مصارف با دو ماه تأخیر و بارش با یک ماه تأخیر بیشترین تأثیر را بر ارتفاع سطح ایستابی دارند. برای پی بردن به ساختار مدل حاکم بر مصرف - بارش - ارتفاع سطح ایستابی، تحت ارتباط انتزاعی بارش - ارتفاع سطح ایستابی و مصرف - ارتفاع سطح ایستابی، در تأخیرهای مختلف بررسی و سپس رابطه عمومی پیشنهاد گردید که

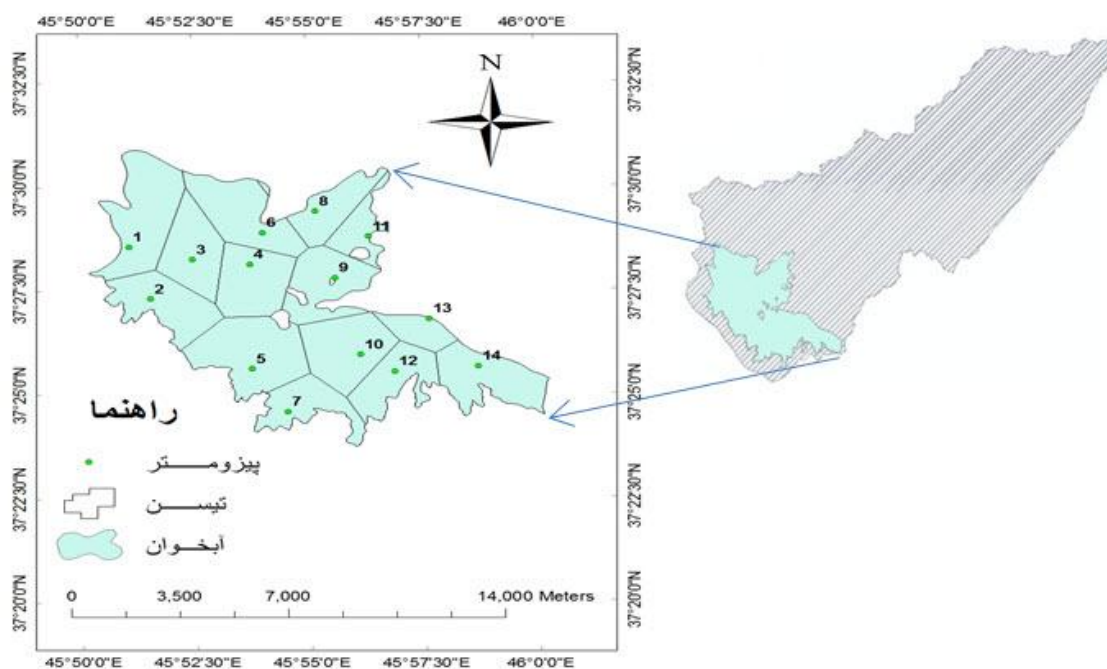
<sup>12</sup> . Feed forward neural network

<sup>13</sup> . Recurrent neural network

شد که اعتبار مدل برای کاربرد متغیرها در یک مقطع زمانی موازی کاهش پیدا کند و آزمون‌ها نیز چنین امری را به خوبی نشان می‌دهند.



شکل 1- موقعیت دشت عجب‌شیر در استان آذربایجان شرقی.



شکل 2- آبخوان دشت عجب‌شیر و پیزومترهای انتخابی همراه با پلیگون‌بندی تیسن.

### شبکه‌های عصبی مصنوعی

داد. سپس به ارزیابی عملکرد مدل از طریق معیارهای ارزیابی بین مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی‌شده ارتفاع سطح ایستابی پرداخته شد.

#### مدل توماس - فیرینگ

مدل توماس - فیرینگ یک نمونه از مدل‌های سری زمانی برای پیش‌بینی دبی جریان رودخانه و بارش هست. در روش توماس - فیرینگ از یک مدل رگرسیون خطی بین بارش‌ها در دوره‌های زمانی مشخص استفاده می‌شود. در این مدل میزان بارش در ماه‌های آتی با استفاده از داده‌های آماری گذشته و نیز با استفاده از یک متغیر تصادفی بر پایه تابع توزیع احتمال نرمال به دست می‌آید. شکل کلی معادله حاکم به صورت زیر بیان می‌شود (الیزابت و همکاران 2010):

$$q_{i+1} = \bar{q}_{j+1} + b_j (q_i - \bar{q}_j) + t_i s_{j+1} (1 - r_j^2)^{0.5} \quad [1]$$

در معادله فوق  $q_i$  و  $q_{i+1}$  به ترتیب میزان بارش در ماه  $i$ ام و  $(i+1)$ ام،  $\bar{q}_j$  و  $\bar{q}_{j+1}$  به ترتیب میانگین ماهیانه بارش در ماه‌های  $j$ ام و  $(j+1)$ ام و  $t_i$  عدد نرمال استاندارد با میانگین صفر و واریانس 1 هست.

$b_j$  ضریب خطی‌سازی برای تخمین بارش هست که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$b_j = r_j \frac{s_{j+1}}{s_j} \quad [2]$$

در روابط فوق  $r_j$  ضریب همبستگی بین داده‌ها و همچنین  $s_j$  و  $s_{j+1}$  بیان‌گر انحراف معیار مقادیر جریان در ماه  $j$ ام و  $(j+1)$ ام است.

با محاسبه پارامترهای آماری و جایگزینی مقادیر در معادله 1 می‌توان میزان بارش را در ماه‌های آینده تخمین زد.

شبکه‌های عصبی مصنوعی، برای اولین بار در سال 1943 توسط مک کولاک و پیترس معرفی شد (مهدی‌زاده 1383). شبکه‌های عصبی مصنوعی ترکیبی از بهره‌برداری موازی از اجزاء ساده الهام گرفته‌شده از سیستم عصبی انسان هست. می‌توان شبکه عصبی مصنوعی را برای انجام یک تابع عملی به وسیله تنظیم مقادیر ارتباط (وزن‌ها) بین اجزاء آموزش داد. معمولاً با استفاده از داده‌های واقعی، خروجی شبکه عصبی مصنوعی به خروجی هدف تعیین‌شده نزدیک می‌شود و شبکه عصبی مصنوعی آموزش می‌بیند. شبکه‌ها بر اساس مقایسه بین خروجی شبکه و خروجی هدف تعدیل می‌شوند، تا هنگامی‌که خروجی با هدف مطابقت کند (دایوف 1990). اساس آموزش شبکه‌های عصبی بر مبنای آزمون و خطا هست تا بهترین آرایش شبکه با تغییر تعداد لایه‌های پنهان و نرون‌های آن‌ها، تابع فعالیت<sup>14</sup>، الگوریتم آموزش و تعداد تکرار در مرحله آموزش جهت برآورد پارامتر خروجی موردنظر ارائه شود (ایزدی و همکاران 1386).

داده‌های ارتفاع سطح ایستابی ماهانه دشت عجب‌شیر در طول دوره آماری 11 ساله (1380-1390) به عنوان ورودی‌های شبکه پرسپترون چندلایه مورداستفاده قرار گرفت. جهت تعیین بهترین ورودی‌های شبکه پس از سعی و خطا، در نهایت ساختاری با استفاده از ارتفاع سطح ایستابی یک ماه قبل جهت پیش‌بینی آن انتخاب گردید که در آن 80 درصد داده‌ها برای واسنجی و 20 درصد آن‌ها به منظور صحت‌سنجی در نظر گرفته شد. بدین منظور از امکانات و توابع موجود در محیط برنامه‌نویسی نرم‌افزار Matlab بهره گرفته شد. ساختار با یک‌لایه پنهان و تعداد 10 نرون و تابع تانژانت سیگموئید کمترین خطا را ارائه

<sup>14</sup>. Training function

که در آن  $y_t$  ارتفاع سطح ایستابی در ماه  $t$ ،  $g_0$ ،  $g_1$ ،  $g_2$ ،  $g_3$ ،  $g_4$  ضرایب معادله هستند که با استفاده از نرم افزار Minitab به دست آمدند،  $C_{t-2}$  مصارف با دو ماه تأخیر،  $P_{t-1}$  بارش با یک ماه تأخیر هست.

### معیارهای ارزیابی

برای مقایسه دقت پیش‌بینی‌ها، از معیارهای ریشه متوسط مربعات خطا (RMSE)، متوسط قدر مطلق خطاها (MAE) و ضریب تعیین ( $R^2$ ) استفاده شده است که روابط آن‌ها به ترتیب زیر می‌باشند (راولز و همکاران 1991):

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - \hat{x}_i)^2} \quad [6]$$

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n |x_i - \hat{x}_i| \quad [7]$$

$$R^2 = \frac{\left[ \sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(\hat{x}_i - \bar{\hat{x}}) \right]^2}{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (\hat{x}_i - \bar{\hat{x}})^2} \quad [8]$$

در روابط فوق،  $x_i$  مقادیر مشاهداتی،  $\hat{x}_i$  مقادیر تخمین زده شده،  $\bar{x}$  میانگین مقادیر مشاهداتی و  $\bar{\hat{x}}$  میانگین مقادیر تخمینی مربوط به داده‌های ارتفاع سطح ایستابی، و  $n$  تعداد کل داده‌ها هست.

### نتایج و بحث

با رسم نمودار مصارف ناحیه‌ای شده و ارتفاع سطح ایستابی ناحیه‌ای شده، مشاهده شد که در ماه‌هایی که برداشت از چاه‌ها کم شده، ارتفاع سطح ایستابی زیاد شده و در ماه‌هایی که برداشت از چاه‌ها زیاد بوده ارتفاع سطح ایستابی پایین آمده است. این موضوع نشان‌دهنده اثر متقابل مصارف و ارتفاع سطح ایستابی هست که در شکل‌های 3 و 4 به خوبی نمایان است.

### رگرسیون غیرخطی

مدل‌های رگرسیونی، یک نگاهت خطی یا غیرخطی از یک متغیر وابسته و یک یا چند متغیر مستقل ایجاد می‌کنند. به‌وسیله یک رابطه رگرسیونی می‌توان با معلوم بودن مقادیر متغیرهای مستقل، مقدار متغیر وابسته را تخمین زد (رسول‌زاده و بزرگ حداد 1387). بنابراین برای تعیین میزان تأثیر کاربرد شبکه عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی ارتفاع سطح ایستابی، نتایج روش شبکه عصبی مصنوعی با نتایج مدل رگرسیون چند متغیره غیرخطی مقایسه می‌شود.

همان‌طور که گفته شد، روابط بین سه متغیر با اعمال تأخیرهای مناسب به صورت زیر به دست آمدند:

$$y_t = a_0 + a_1 C_{t-2} + \frac{a_2}{C_{t-2}^2} \quad [3]$$

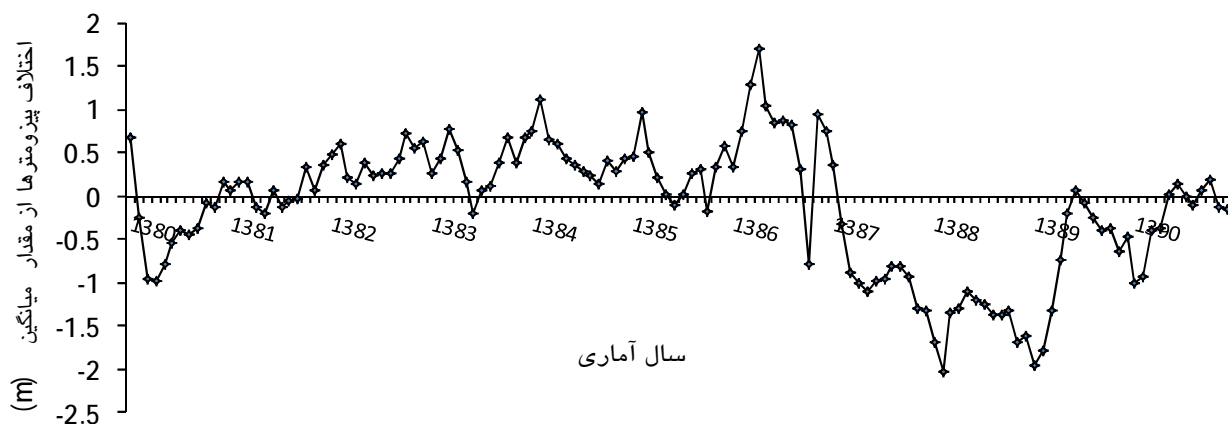
$$y_t = \frac{1}{b_0 + b_1 P_{t-1}} \quad [4]$$

در روابط فوق،  $y_t$  ارتفاع سطح ایستابی (متر) در زمان  $t$  (ماه)،  $C_{t-2}$  مصارف (مترمکعب) در زمان  $t-2$ ،  $P_{t-1}$  بارش (متر) در زمان  $t-1$  می‌باشند.  $a_0$ ،  $a_1$ ،  $a_2$ ،  $b_0$  و  $b_1$  ضرایب مربوط به هر معادله می‌باشند. معادله 3 رابطه بین مصارف و ارتفاع سطح ایستابی با ضریب همبستگی 0/93 و معادله 4 رابطه بین بارش و ارتفاع سطح ایستابی با ضریب همبستگی 0/63 هست.

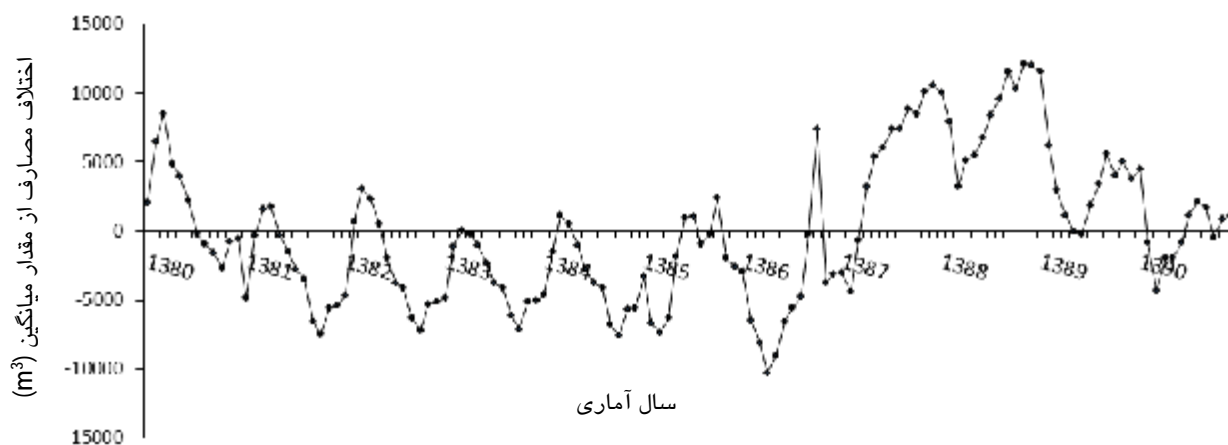
رابطه عمومی به دست آمده بین سه متغیر در معادله 5 آورده شده است، که تخمین ارتفاع پیزومتریک کنونی ناحیه‌ای سفره را به مصارف دو ماه قبل ( $C_{t-2}$ ) و بارش یک ماه قبل ( $P_{t-1}$ ) مرتبط می‌کند.

$$y_t = g_0 + g_1 C_{t-2} + \frac{g_2}{C_{t-2}^2} + \frac{g_3}{P_{t-1} + g_4} \quad [5]$$





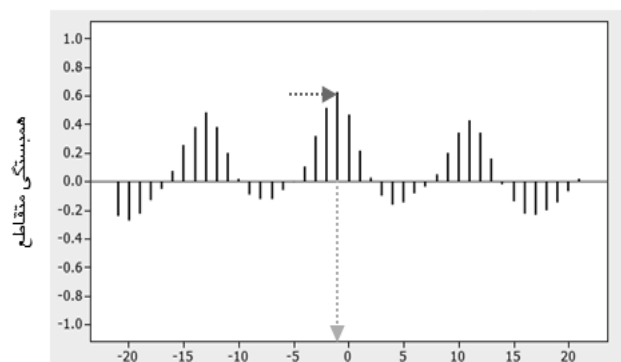
شکل 3- سری آنومالی سطح آب زیرزمینی.



شکل 4- سری آنومالی مصارف.

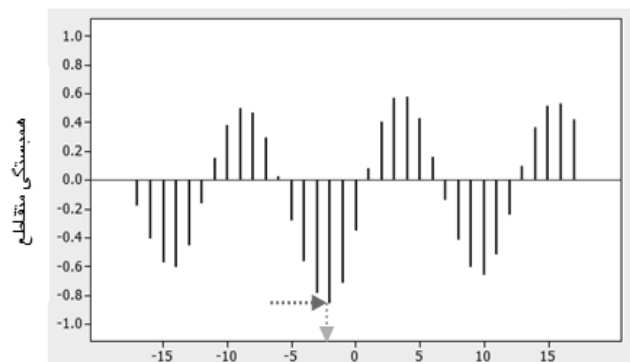
بیشترین همبستگی بین مصارف و ارتفاع سطح ایستابی مشاهده می‌شود و در نمودار شکل 5- ب بیشترین همبستگی بین بارش و ارتفاع سطح ایستابی در تأخیر اول همان‌طور که با فلش نشان داده شده است، مشاهده می‌شود. نوسانات موجود نشان از دوره‌ای بودن سری داده‌ها دارد.

کورلوگرام تقاطعی بین مصارف و ارتفاع سطح ایستابی، بارش و ارتفاع سطح ایستابی به ترتیب در شکل 5 ترسیم شده‌اند. با توجه به نمودار شکل 5- الف، همبستگی بین مصارف و ارتفاع سطح ایستابی وقتی که همزمان در نظر گرفته شوند (تأخیر صفر) کم است و در تأخیر دوم همان‌طور که با فلش نشان داده شده است



تأخیر ماهانه

(ب)



تأخیر ماهانه

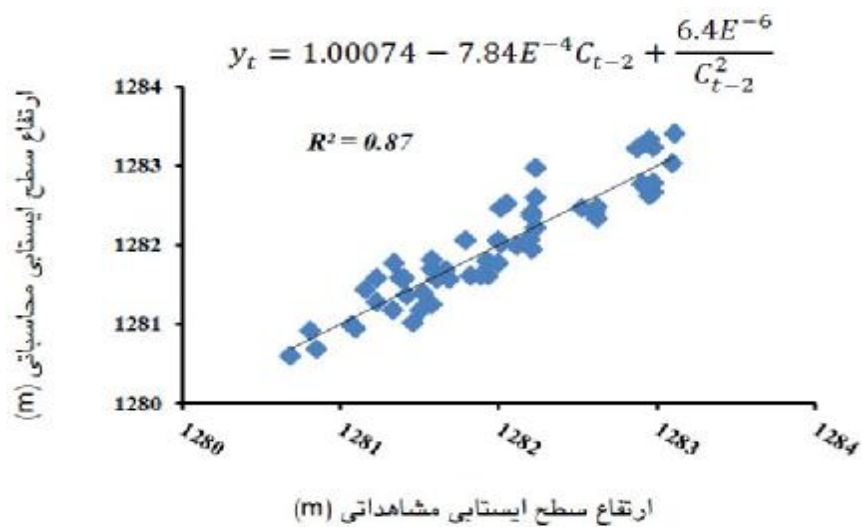
(الف)

شکل 5- تابع همبستگی تقاطعی، الف- بین مصارف و ارتفاع سطح ایستابی، ب- بین بارش و ارتفاع سطح ایستابی (فلش‌ها نشان‌دهنده مرتبه تأخیر هست).

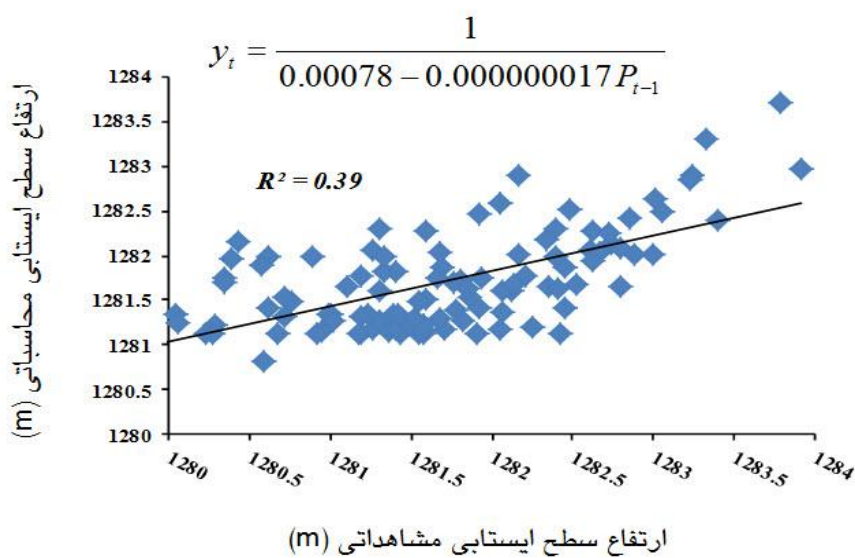
ارتفاع سطح آب زیرزمینی، پیش‌بینی‌شده با استفاده از معادله 4 در شکل 6- ب نشان داده شده است.

معادله 5 رابطه بین سه متغیر مصارف، بارش و ارتفاع سطح ایستابی حاوی تأخیرهای لازم، هست. ضرایب این مدل با استفاده از روش سعی و خطا و خطی کردن متغیرها و سپس استفاده از رگرسیون خطی حاصل گردید، سپس ارتفاع سطح ایستابی با در دست داشتن مقادیر مصارف و بارش (مصارف با دو ماه تأخیر و بارش با یک ماه تأخیر) تخمین زده شد که نتایج در نمودار شکل 7 نشان داده شده است.

معادله 3 رابطه به‌دست‌آمده بین مصارف و ارتفاع سطح ایستابی با اعمال دو ماه تأخیر است که مصارف به‌عنوان متغیر مستقل و ارتفاع سطح ایستابی به‌عنوان متغیر وابسته هست. با استفاده از این رابطه، مقادیر ارتفاع سطح ایستابی تخمین زده شد که نتیجه در نمودار شکل 6- الف نشان داده شده است. به‌همین ترتیب، معادله 4 رابطه بین بارش و ارتفاع سطح ایستابی را با اعمال یک ماه تأخیر نشان می‌دهد که در این رابطه نیز ارتفاع سطح ایستابی متغیر وابسته و بارش متغیر مستقل هست. مقادیر تخمینی

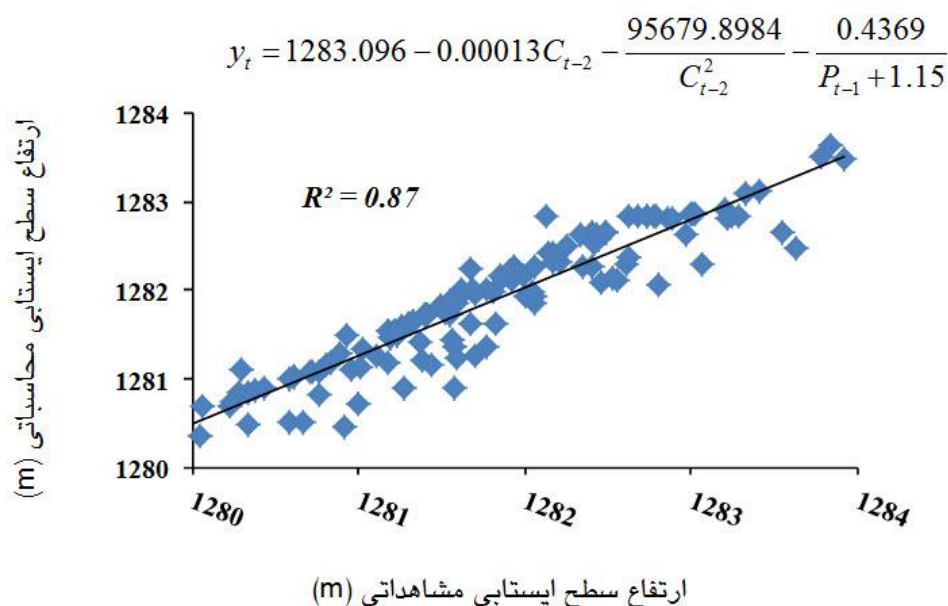


(الف)



(ب)

شکل 6- نمودار ارتفاع سطح ایستابی مشاهداتی و تخمینی، الف- با استفاده از مصارف، ب- با استفاده از بارش.



شکل 7- نمودار پراکندگی مقادیر ارتفاع سطح ایستابی مشاهداتی و تخمینی (با استفاده از مصارف و بارش).

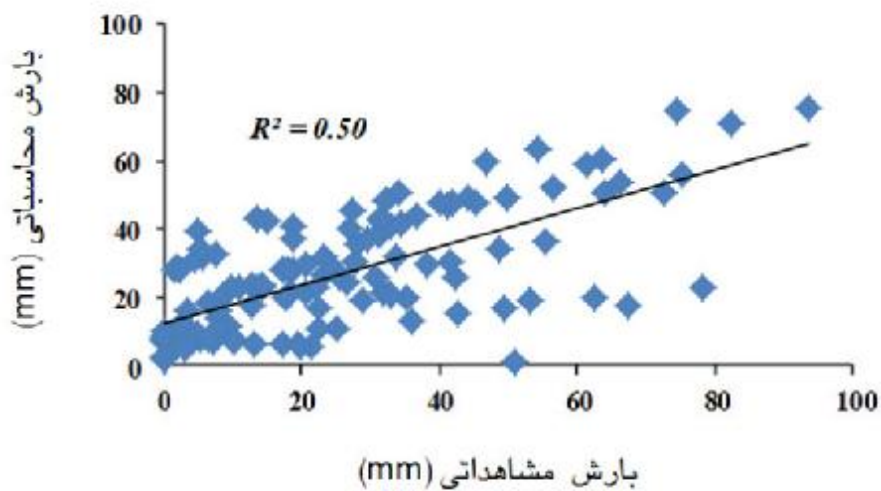
نتایج به دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی در شکل 8- ب نشان داده شده است، همان طور که مشاهده می شود مقدار ضریب همبستگی با استفاده از این روش 0/91 به دست آمده است.

در جدول 1 مقادیر خطای حاصل از پیش بینی توسط معادله 5 و شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با مشاهدات آورده شده اند و همچنین نمودار مقادیر پیش بینی شده با استفاده از دو روش مدل رگرسیونی و شبکه عصبی مصنوعی در شکل 9 نشان داده شده است.

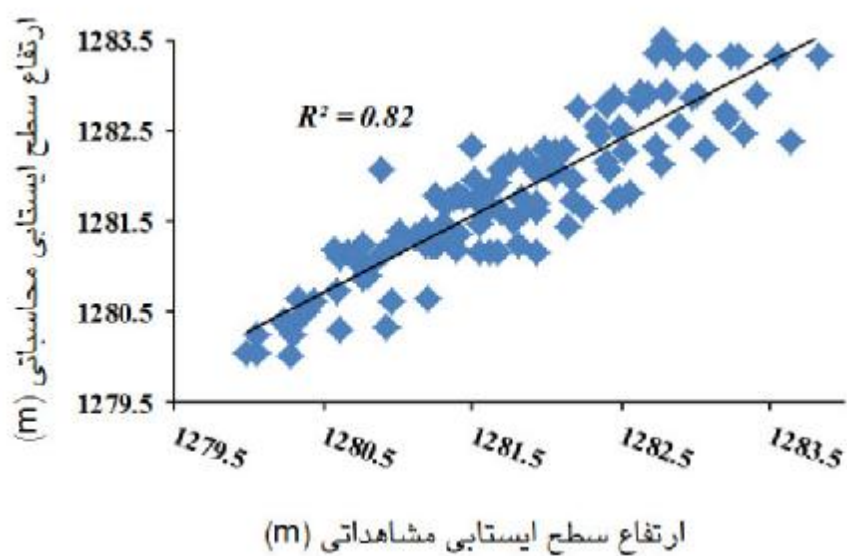
همچنین برای پیش بینی بارش از روش توماس- فیرینگ استفاده گردید، با استفاده از این روش مقدار ضریب تعیین 0/50 (ضریب همبستگی 0/71) به دست آمد و نمودار مربوط به بارش های مشاهداتی و تخمینی در شکل 8- الف آورده شده است. با توجه به شکل و مقدار ضریب همبستگی به دست آمده، این روش نتیجه خوبی برای بارش داده است و از پیش بینی های به دست آمده از این روش، برای پیش بینی مقادیر ارتفاع سطح ایستابی با استفاده از معادله 5 استفاده شد.

جدول 1- معیارهای ارزیابی بین ارتفاع سطح ایستابی مشاهداتی و تخمینی با استفاده از مدل رگرسیون پیشنهادی و شبکه عصبی مصنوعی.

R <sup>2</sup>	RMSE(m)	MAE(m)	روش بکار رفته
0/87	0/35	0/30	مدل رگرسیون پیشنهادی
0/82	0/39	0/31	شبکه عصبی مصنوعی



(الف)



(ب)

شکل 8- نمودار پراکنندگی مقادیر بارش مشاهداتی و تخمینی با استفاده از الف- روش توماس - فیرینگ، ب- شبکه عصبی مصنوعی.



شکل 9- ارتفاع سطح ایستابی پیش‌بینی شده برای سال‌های 1391 - 1393 با استفاده از مدل رگرسیون پیشنهادی و شبکه عصبی مصنوعی.

علت بهتر جواب دادن مدل رگرسیون نسبت به شبکه عصبی مصنوعی، کم بودن طول داده‌های آماری می‌تواند باشد که در تحقیق حاضر داده‌ها به صورت ماهانه در طول دوره آماری 11 ساله مورد استفاده قرار گرفت، در مقایسه با مطالعات انجام‌گرفته توسط رضوی و کارآموز (1382)، ذرتی‌پور و همکاران (1388) و خاشعی و همکاران (1392)، که طول داده‌های آماری به ترتیب 32 سال به صورت ماهانه، 10 سال به صورت روزانه و 19 سال به صورت ماهانه بود، شبکه عصبی مصنوعی در پیش‌بینی، نتایج بهتری ارائه داد. هرچقدر حافظه سیستم (طول داده‌های آماری) بیشتر باشد شبکه عصبی مصنوعی بهتر جواب خواهد داد چرا که در صورت وجود اطلاعات بیشتر و گسترده‌تر برتری شبکه عصبی نسبت به رگرسیون قابل توجه است.

#### نتیجه‌گیری کلی

در این تحقیق برای پیش‌بینی ارتفاع سطح ایستابی، از دو روش پیش‌بینی شبکه عصبی مصنوعی و مدل رگرسیون چندمتغیره استفاده شد. در روش اول از متغیر ارتفاع سطح ایستابی استفاده شده و مقدار ضریب تعیین 0/82 و خطای به دست آمده 0/39 است. در روش دوم از سه متغیر بارش، مصارف و ارتفاع سطح ایستابی با کاربرد متغیرهای مؤثر منتهی با تأخیر مناسب که از طریق ترسیم کورلوگرام تقاطعی حاصل می‌شود استفاده شد و با توجه به ضریب تعیین 0/86 و خطای (RMSE) 0/35 به دست آمده، می‌توان از رابطه 5 برای پیش‌بینی ارتفاع سطح ایستابی برای دشت مورد مطالعه استفاده کرد که اطلاعات ارزشمندی در مدیریت منابع آب منطقه تحت مطالعه در اختیار می‌گذارد.

#### منابع مورد استفاده

ایزدی ع، داوری ک، علیزاده ا و قهرمان ب، 1386. پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله آبیاری و زهکشی ایران، سال 1، شماره 2، صفحه‌های 59 تا 71.

- ایزدی ع، داوری ک، علیزاده ا و قهرمان ب، 1387. کاربرد مدل داده‌های ترکیبی در پیش‌بینی سطح آب زیرزمینی. مجله آبیاری و زهکشی ایران، سال 2، شماره 2، صفحه‌های 133 تا 143.
- خاشعی سیوکی ع، قهرمان ب و کوچک‌زاده م، 1392. مقایسه مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی، ANFIS و رگرسیون در برآورد سطح ایستابی آبخوان دشت نیشابور. نشریه آبیاری و زهکشی ایران، جلد 7، شماره 1، صفحه‌های 10 تا 22.
- رتی‌پور ا، سلاجقه ع، المعالی ن و محمد عسگری ح، 1388. بررسی مدل بارش - رواناب با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون دو متغیره آماری (مطالعه موردی در حوزه آبخیز میناب). پژوهش‌های آبخیزداری (پژوهش و سازندگی)، شماره 83، صفحه‌های 69 تا 74.
- رسول زاده س و بزرگ حداد ا، 1387. مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی چند متغیره در پیش‌بینی میزان آبدهی مخزن سد کرج. سومین کنفرانس مدیریت منابع آب ایران، 23 تا 25 مهر ماه، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز، تبریز.
- رضوی س و کارآموز م، 1382. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در پیش‌بینی ماهانه جریان رودخانه. دهمین کنفرانس دانشجویی مهندسی عمران، 30 مهر تا 2 آبان ماه، دانشگاه صنعتی امیرکبیر، تهران.
- محتشمی م، دهقانی ا، اکبرپور ا، مفتاح هلقی م و اعتباری ب، 1389. پیش‌بینی سطح ایستابی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی: دشت بیرجند). مجله آبیاری و زهکشی ایران، جلد 4، شماره 1، صفحه‌های 1 تا 10.
- مهدی‌زاده م، 1383. شبکه‌های عصبی مصنوعی و کاربرد آن در مهندسی عمران. انتشارات عبادی، 130 صفحه.
- Ahn H, 2000. Modeling of groundwater heads based on second- order difference time series models. *Journal of Hydrology* 234(1-2): 82-94.
- Daliakopoulos IN, Coulibaly P and Tsanis IK, 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. *Journal of Hydrology* 309: 229-240.
- Dayhoff JE, 1990. *Neural Network Principals*. Prentice-Hall International. U.S.A. 197 pp.
- Elizabeth MS, Keith JB and Nick A, 2010. *Hydrology in Practice*. 4<sup>th</sup> ed, 546 p. Amazon.Co.Uk.
- Hipel KM and Mcload AI, 1994. *Time Series Modeling of Water Resources and Environmental Systems*. In *Developments in Water Science*, 45. Elsevier Science BV, Amsterdam, Netherlands.
- Karthikeyan L, Nagesh Kumar D and Grailot D, 2012. Prediction of groundwater levels in the uplands of a tropical coastal riparian wetland using Artificial Neural Networks. *Water Resources Management* 27(3): 871-883.
- Koutsoyiannis D, 2000. A generalized mathematical framework for stochastic simulation and forecast of hydrologic time series. *Water Resources Research* 36(6): 1519-1533.
- Nayak P, Satyajirao YR and Sudheer, KP, 2006. Groundwater level forecasting in a shallow aquifer using artificial neural network approach. *Water Resources Management* 20(1): 77-99.
- Rawls WJ, Gish TJ and Brakensiek DL, 1991. Estimating soil water retention from soil physical properties and characteristics. *Advances in Soil Science* 9: 213-234.
- Singh VP and Woolhiser DA, 2002. Mathematical modeling of watershed hydrology. *Journal of Hydrologic Engineering* 7(4): 270-292.
- Sorooshian S and Gupta VK, 1995. Model Calibration. Pp. 23-68. In: Singh VP (ed). *Computer Models of Watershed Hydrology*. Water Resources Publications- Colorado.
- Wong H, Ip WC, Zhang RQ and Xia J, 2007. Non-parametric time series models for hydrological forecasting. *Journal of Hydrology* 332(3-4): 337-347.
- Wu JC, Hu BX, Zhang DX and Shirley C, 2003. A three-dimensional numerical method of moments for groundwater flow and solute transport in a non-stationary conductivity field. *Advances in Water Resources* 26(11): 1149-1169.
- Yang ZP, Lu WX, Long YQ and Li P, 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.