



## Forecasting Spatiotemporal Water Levels by Neural Kriging Method in Tabriz City Underground Area

A. Asghari Moghaddam<sup>1\*</sup>, V. Norani<sup>2</sup>  
and A. O. Nadiri<sup>3</sup>

### Abstract

Groundwater level variations can essentially affect the execution of many engineering projects. Accordingly, due to the projects underway in Tabriz district and especially Tabriz Underground Project (METRO), spatiotemporal prediction of the groundwater level is crucial. Due to the aquifer complexity in the Tabriz area, there are problems in using classical mathematical models. In this research a combination of the artificial neural networks and Geostatistic models were applied as a new method for spatiotemporal prediction of groundwater levels using selected piezometers. For this purpose, the different neural networks were examined for groundwater level forecasting in central piezometer and an optimal ANN architecture was identified. This ANN structure was then used for modeling the selected piezometers. The results of these models were used as the inputs of the geostatistics model for forecasting spatial groundwater level in the study area. Two year monthly groundwater level prediction data in selected piezometers resulted by ANN modeling were among these input data. In order to obtain a high efficiency model, different methods of the geostatistic model were used. Finally the obtained model was tested by water level data in piezometers other than those used for model calibration. The results of this hybrid model were acceptable.

**Keywords:** Fluctuation of groundwater table, Artificial neural networks, Geostatistic model, Tabriz city area aquifer, Hybrid model

## پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آب زیرزمینی محدوده متروی شهر تبریز توسط روش کریجینگ عصبی

اصغر اصغری مقدم<sup>۱\*</sup>، وحید نورانی<sup>۲</sup>  
و عطا... ندیری<sup>۳</sup>

### چکیده

تغییرات سطح آبهای زیرزمینی یکی از عوامل اصلی تأثیر گذار بر اجرای پروژه‌های مهندسی می‌باشد. پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی در محدوده شهر تبریز به علت وجود پروژه‌های مهندسی در دست اجرا از جمله پروژه متروی شهر تبریز ضروری به نظر می‌رسد. به علت پیچیده و چند لایه بودن آبخوان محدوده شهر تبریز، مدل‌سازی آن با مدل‌های ریاضی کلاسیک با مشکلات فراوانی رو به رو است. در این تحقیق به عنوان روشی جدید از دو مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین‌آمار (کریجینگ عصبی) به صورت ترکیبی برای پیش‌بینی زمانی و مکانی تغییرات سطح آبهای زیرزمینی در آبخوان محدوده شهر تبریز استفاده شد. به طوری که ابتدا از ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی سطح آبهای زیرزمینی در پیزومتر مرکزی استفاده گردید و بهترین ساختار شناسایی شد. سپس این ساختار برای مدل‌سازی پیزومترهای منتخب به کار برده شد. نتایج مدل‌های مذکور، شامل داده‌های پیش‌بینی ماهانه سطح آبهای زیرزمینی در پیزومترهای منتخب در بازه زمانی دو ساله، به عنوان ورودی مدل زمین‌آمار برای پیش‌بینی مکانی سطح آبهای زیرزمینی در محدوده مطالعاتی به کار گرفته شد. برای بدست آوردن مدلی با بازده بالا روشهای مختلف زمین‌آمار استفاده شد. در نهایت مدل به دست آمده توسط نتایج مربوط به پیزومترهای استفاده نشده در مدل‌سازی و در دست احداث، مورد آزمون قرار گرفت، که نتایج قابل قبولی را ارائه داد.

**کلمات کلیدی:** تغییرات سطح آبهای زیرزمینی، مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، مدل زمین‌آمار، کریجینگ عصبی، آبخوان محدوده شهر تبریز.

تاریخ دریافت مقاله: ۲۸ مهر ۱۳۸۶

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۹ اسفند ۱۳۸۷

1- Associate professor, Department of Geology, University of Tabriz, Tabriz, Iran, Email: Moghaddam@Tabrizu.ac.ir

2- Assistant professor, Department of Water Engineering, University of Tabriz, Tabriz, Iran

3- Ph.D. Candidate in Hydrogeology, Department of Geology, University of Tabriz, Tabriz, Iran

\*- Corresponding Author

۱- دانشیار دانشکده علوم طبیعی، دانشگاه تبریز

۲- استادیار دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

۳- دانشجوی دانشجوی دکتری هیدروژئولوژی، دانشگاه تبریز

\*- نویسنده مسئول

مرحله اول این تحقیق مربوط به شناخت بهترین ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیش‌بینی زمانی سطح ایستابی برای بدست آوردن تخمینی کلی از تغییرات بار هیدرولیکی در منطقه مطالعاتی می‌باشد. به این منظور در این مطالعه از ۶ ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی که متشکل از ۳ الگوریتم ( $LM^4$ ,  $GDX^3$ ,  $BR^2$ ) و ۲ شبکه ( $FNN^5$ ,  $RNN^6$ ) می‌باشند، استفاده شد. توضیحات کلی الگوریتم‌ها و شبکه‌های عصبی مورد استفاده با جزئیات کامل توسط ندیری (۱۳۸۶) ارائه شده است این ساختارها بر اساس نتایج بدست آمده از آنها در طی مطالعات انجام شده از بین ساختارهای مختلف انتخاب شده است (Daliakopoulos et al., 2005; Coulibaly et al., 2000; Coulibaly et al., 2001a; Coulibaly et al., 2000). عموماً در مدل‌سازی ژئواستاتیستیکی که در علوم مختلف کاربرد دارد، بسته به هدف مدل از چندین روش متفاوت می‌توان استفاده کرد. این روشها شامل: (۱) کریجینگ، (۲) نزدیکترین همسایه ( $N.N^7$ )، (۳) رگرسیون چندجمله‌ای ( $P.R^8$ )، (۴) تابع شعاعی ( $R.B.F^9$ )، (۵) میانگین متحرک ( $M.A^{10}$ )، (۶) توان معکوس فاصله ( $I.D.P^{11}$ )، (۷) انحراف کمینه ( $M.C^{12}$ )، (۸) روش تغییر یافته شپردز ( $M.S.M^{13}$ ) و (۹) چند جمله‌ای محلی ( $L.P^{14}$ ) می‌باشند. توضیحات کلی روشهای مذکور به همراه فرمول‌های لازم در بیشتر منابع مربوطه ارائه شده است (ASCE, 1990; Isaaks and Srivastava, 1989).

## ۲-۱- طراحی شبکه‌ها

چندین نوع از طراحی شبکه‌های عصبی به منظور پیش‌بینی متغیرهای مرتبط با هیدرولوژی بیان شده است (Maier and Dandy, 1998). ساختار شبکه با آزمون و خطا مشخص می‌شود و تعداد ورودی‌ها و لایه مخفی شبکه متغیر است و تنها به افق پیش‌بینی بستگی دارد. تعداد گره‌ها در لایه مخفی در راستای کمینه کردن خطا و بیشینه کردن دقت مدل بهینه‌سازی می‌شوند، و در نهایت تابع سیگموئید تانژانتی هیپربولیک از بین توابع دیگر، با استفاده از روش آزمون و خطا بهترین تابع برای مدل‌سازی سیستم‌های طبیعی غیرخطی تشخیص داده شده‌اند و به عنوان تابع تبدیل‌گر گره‌های پردازشگر لایه مخفی مورد استفاده قرار گرفتند. از آنجایی که برای انتخاب تعداد گره‌های مخفی این شبکه‌ها، روش مستقیم و دقیقی وجود ندارد، بنابراین روش آزمون و خطا به صورت بسیار گسترده‌ای مورد استفاده قرار می‌گیرد. در این مطالعه از رابطه تجربی (۱) برای تعیین تعداد گره‌های لایه میانی استفاده شده است (Lalahem et al., 2005):

$$(A+1)B + (B+1)C \leq \frac{1}{10} \times D \quad (1)$$

پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی یکی از مسائل مهم در مطالعات هیدروژئولوژیکی به شمار می‌رود که یکی از اهداف اصلی بیشتر مدل‌سازی‌ها در این علم می‌باشد. پیش‌بینی سطح آبهای زیرزمینی از نظر ایجاد سازه‌های مهندسی، مطالعات هیدروژئولوژی و مدیریتی، مصارف کشاورزی و جهت استحصال آبهای زیرزمینی با کیفیت بالا از اهمیت بالایی برخوردار است. وجود پروژه‌های مهندسی همچون طرح متروی شهر تبریز و بالا بودن سطح آبهای زیرزمینی در قسمت‌های از منطقه مطالعاتی دشت نشانگر ضرورت بالای مدل‌سازی محدوده شهر تبریز می‌باشد. شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان مدل جعبه سیاه با توانایی‌های بالا، برای مدل‌سازی سیستم غیرخطی پویا بسیار مناسب هستند. مابقی و کاربردهای متنوع شبکه‌های عصبی مصنوعی در هیدرولوژی و هیدروژئولوژی اخیراً طی مقالاتی ارائه شده است (اصغری مقدم و همکاران، ۱۳۸۷، ۱۳۸۶؛ ندیری و همکاران، ۱۳۸۵؛ ASCE, 2000; French et al., 1992). استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرولوژی از دهه اخیر، نشان می‌دهد که این مدل‌ها توانایی بالایی در کشف رابطه بین داده‌ها و شناخت الگوها دارند (Daliakopoulos et al., 2005). اخیراً شبکه‌های عصبی مصنوعی نتایج قابل قبولی در پیش‌بینی زمانی سطح آبهای زیرزمینی در مناطق آبرفتی و کارستی داشته‌اند (Coulibaly et al., 2000; Coulibaly et al., 2001a,b; Lallahem et al., 2005). مدل زمین‌آمار<sup>۱</sup> به عنوان روشی کارآمد، کاربرد وسیعی در پیش‌بینی مکانی پدیده‌های هیدرولوژیکی (Goovaerts, 2000) از جمله سطح آبهای زیر زمینی داشته است (Hoeksema et al., 1989; Dunlap and Spinazola, 1984; Aboufirassi and Maano, 1983). مطالعه در این زمینه توسط Delhomme (1978) صورت گرفت بدنبال این تحقیق، مطالعات فراوانی در این زمینه صورت گرفته است (Desbarats et al., 2002). کریجینگ عصبی برای اولین بار توسط Rizzo and Dougherty (1994) برای بررسی هدایت هیدرولیکی آبخوان معرفی شد. مدل ارائه شده توسط آنها که حاصل ترکیب مدل سه لایه شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل زمین‌آمار بود، نتایج قابل قبولی ارائه داد. در این تحقیق از مدل ترکیبی کریجینگ عصبی به عنوان روشی جدید برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی در آبخوان محدوده متروی شهر تبریز استفاده شده است. بدین منظور ساختارهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین‌آمار برای تشکیل مدل ترکیبی پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی در محدوده مطالعاتی مورد بررسی قرار گرفت و در نهایت مدل قابل قبولی به دست آمده است.

استان قرار دارد. محدوده مورد مطالعه بین طولهای ۴۲۰۴۰۰ تا ۴۲۲۹۵۰۰ و عرضهای جغرافیائی ۵۹۵۰۰۰ تا ۶۲۵۰۰۰ قرار دارد (شکل ۱).

### ۳-۱- داده‌های منطقه مطالعاتی

دما، بارش، دبی متوسط سالانه رودخانه آجی‌چای و سطح ایستابی برخی از چاههای موجود در منطقه در بازه زمانی ۹ ساله (۱۳۸۳-۱۳۷۴) به عنوان داده‌های ورودی شبکه استفاده شدند. موقعیت پیژومترهای منتخب در شکل ۱ نشان داده شده است. داده‌های دما، بارش، دبی رودخانه آجی‌چای که در شکل ۲ ارائه شده است، برای زمانهای  $t_0$  و  $t_0-1$ ، سه ورودی اصلی ساختارهای مورد بحث شبکه‌های عصبی مصنوعی را تشکیل می‌دهند. بعضی از چاههای موجود در منطقه با نقص داده‌های سطح ایستابی مواجه بودند. به منظور حل این مشکل از داده‌های این چاهها از درون‌یابی بین داده‌های اندازه‌گیری شده با سپالین مکعبی استفاده شد. دو مسأله مهم در این نوع مدل‌ها تعیین درصد‌های مناسبی از داده‌ها برای هر مرحله از مدل‌سازی و تعیین تعداد گرهمهای میانی می‌باشد (Lalahem et al., 2005). در این مطالعه نیز درصد‌های متفاوتی از داده‌ها (۳۵-۶۵ درصد) برای آموزش مورد آزمایش قرار گرفت که نهایتاً بهترین دسته آموزشی انتخاب شد. داده‌های این مطالعه برای انجام مدل‌سازی بوسیله ۶ ساختار بیان شده به سه قسمت کلی تقسیم شدند که هر یک از این دسته‌ها برای مراحل آموزش، صحت‌سنجی و آزمایش مورد استفاده قرار گرفتند. برای هر یک از مراحل فوق به ترتیب ۶۰٪، ۲۰٪ و ۲۰٪ داده‌ها استفاده شده‌اند.

در رابطه فوق، A تعداد گرهمها در لایه ورودی، B تعداد گرهمها در لایه میانی، C تعداد گرهمها در لایه خروجی، D تعداد دوره‌های آموزشی می‌باشند.

### ۳-۲- ارزیابی دقت مدل

معمولاً دو معیار مختلف به منظور ارزیابی کارایی هر شبکه و توانائی آن برای پیش‌بینی دقیق استفاده می‌شود. ریشه مربع متوسط خطا (RMSE) که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (y_i - \hat{y}_i)^2}{N}} \quad (2)$$

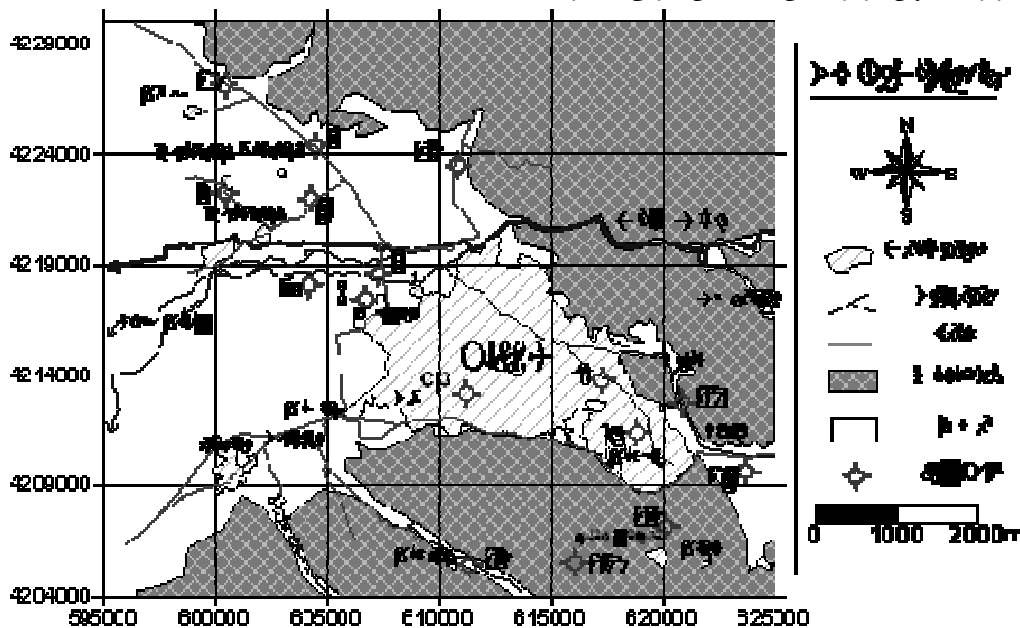
در رابطه فوق،  $y_i$  نتایج مشاهداتی و  $\hat{y}_i$  نتایج محاسباتی و N تعداد کل مشاهدات است، RMSE اختلاف مقادیر مشاهده شده و مقادیر محاسبه شده را نشان می‌دهد. کمترین مقدار RMSE بالاترین صحت پیش‌بینی را نشان می‌دهد. همچنین  $R^2$  نشانگر میزان بازده شبکه می‌باشد که به صورت زیر بیان می‌گردد:

$$R^2 = 1 - \frac{\sum (y_i - \hat{y}_i)^2}{\sum (y - \bar{y})^2} \quad (3)$$

هر چه RMSE به صفر و  $R^2$  به یک نزدیکتر شود، جواب بهتری برای مدل حاصل شده است.

### ۳- منطقه مطالعاتی

منطقه مورد مطالعه تحت عنوان "محدوده شهر تبریز" در استان آذربایجان شرقی در شمال‌غرب کشور قرار دارد. محدوده مورد مطالعه در این تحقیق شامل شهر تبریز و ارتفاعات مشرف به این دشت می‌باشد. شهر تبریز به عنوان مرکز استان آذربایجان شرقی در غرب



شکل ۱- موقعیت منطقه مطالعاتی و پیژومترهای منتخب.

$$X_{normalise} = \frac{X_{input} - \bar{X}}{\delta} \quad (4)$$

$$Y_{normalise} = \frac{Y_{output} - \bar{Y}}{\delta} \quad (5)$$

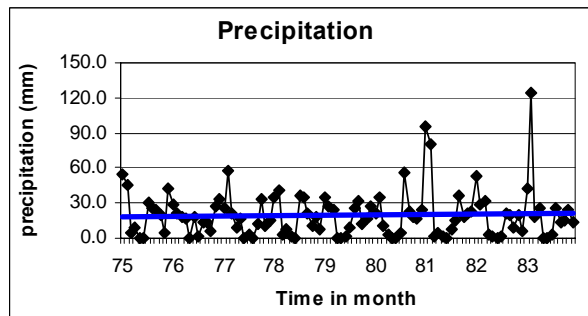
در روابط اخیر  $\delta$  انحراف معیار داده‌ها می‌باشد.

#### ۴- نتایج و بحث

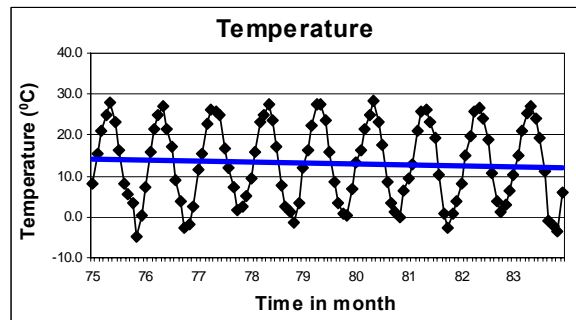
با توجه به مرکزیت یکی از پیژومترها (پیژومتر مرکزی<sup>۱۵</sup>) در منطقه مطالعاتی، این پیژومتر برای ارزیابی سطح ایستابی و برای بدست آوردن تخمینی کلی از تغییرات بار هیدرولیکی در منطقه مطالعاتی انتخاب شد. این ارزیابی با استفاده از ۶ ساختار شبکه‌های عصبی مصنوعی که متشکل از ۳ الگوریتم و ۲ شبکه می‌باشند، صورت گرفت. در این مطالعه الگوریتم‌ها و شبکه‌های عصبی مورد استفاده به ترتیب عبارت بودند از (BR, GDX, LM), (FNN, RNN). در مرحله آنالیز حساسیت برای داده‌های ورودی ساختارها، با توجه به خصوصیات هیدروژئولوژیکی منطقه مطالعاتی علاوه بر داده‌های ماهانه دما، بارش و دبی رودخانه آجی‌چای، تنها داده‌های دو پیژومتر نزدیک از طرفین به پیژومتر مرکزی مورد استفاده قرار گرفت. برای انجام آنالیز حساسیت ۴ دسته ورودی زیر مورد بررسی قرار گرفت که برای هر ۴ دسته ورودی، بردار هدف شبکه سطح ایستابی چاه مرکزی در زمان  $t_0+1$  بود.

۱- دما و بارش، دبی رودخانه آجی‌چای در بازه زمانی  $(t_0, t_0-1)$  و سطح ایستابی پیژومتر مرکزی برای بازه‌های زمانی  $t_0-2$  و  $t_0-1$  و  $t_0$  و سطح ایستابی دو پیژومتر کناری در بازه زمانی  $t_0-1$  و  $t_0$  و  $t_0-2$  دما، بارش، دبی رودخانه آجی‌چای در بازه زمانی  $t_0-1$  و  $t_0$  و سطح ایستابی پیژومتر در بازه زمانی  $t_0-2$  و  $t_0-1$  و  $t_0$  دما، بارش، دبی رودخانه آجی‌چای در بازه زمانی  $t_0-1$  و  $t_0$  و سطح ایستابی پیژومتر در بازه زمانی  $t_0-1$  و  $t_0$  و  $t_0-4$  دما، بارش، دبی رودخانه آجی‌چای در بازه زمانی  $t_0$  و سطح ایستابی پیژومتر در بازه زمانی  $t_0-1$  و  $t_0$ .

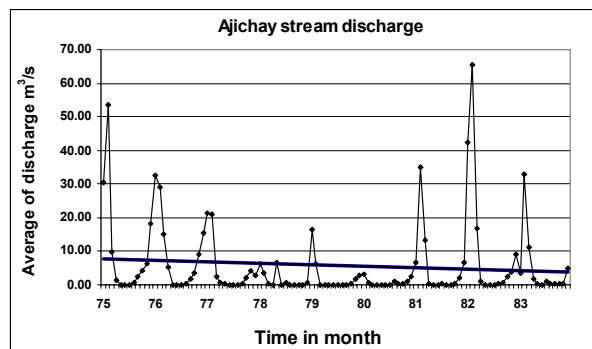
نتایج بدست آمده از ساختارهای مختلف با ورودی‌های ۴ دسته داده با استفاده از مقادیر RMSE در جدول ۱ ارائه شده است. با توجه به این نتایج دسته چهارم داده‌ها بهترین نتایج را حاصل کرده است. بدین ترتیب می‌توان نتیجه گرفت که تأثیر تغییرات سطح آب در پیژومترهای دو طرف پیژومتر مرکزی بر سطح ایستابی این پیژومتر نامحسوس خواهد بود که احتمالاً حاصل پیچیدگی و چند لایه بودن آبخوان محدود مطالعاتی می‌باشد و پارامترهای دما و بارش و دبی ماهانه آجی‌چای نیز در زمان  $t_0$  تأثیر بالایی بر روی سطح ایستابی در



(الف)



(ب)



(ج)

شکل ۲- الف) نمودار تغییرات بارش مؤثر ماهانه، ب) نمودار تغییرات دمای ماهانه، و ج) نمودار تغییرات متوسط دبی ماهانه رودخانه آجی‌چای

دومین مسأله اساسی که تعیین تعداد گره‌های میانی می‌باشد، به سه طریق قابل بررسی می‌باشد. روش اول، روش آزمون و خطا می‌باشد که به علت وقت‌گیر بودن این روش امروزه از مقبولیت کمی برخوردار است. دو روش دیگر عبارتند از رابطه (۱) و روش حفظ حالت تخم‌مرغی شبکه می‌باشد (ندیری، ۱۳۸۶؛ اصغری مقدم و همکاران، ۱۳۸۵). در این مطالعه از رابطه (۱) استفاده گردید که از نظر علمی نیز مقبول‌تر به نظر می‌رسد. در بیشتر موارد داده‌های ورودی شبکه باید نرمال شوند (ASCE, 2000). چندین روش برای نرمال کردن داده‌های مورد استفاده، وجود دارد (ندیری، ۱۳۸۶). در این مطالعه برای نرمال کردن داده‌ها از روش زیر استفاده شده است.

زمان  $t_0+1$  در پیروتر مرکزی دارند. پس از تعیین داده‌های ورودی (دسته چهارم) و گرهای میانی (۳ گرہ برای FNN, RNN) ساختارها، آموزش داده شدند تا مقادیر سطح ایستایی پیروتر مرکزی در زمان  $t_0+1$  را پیش‌بینی نمایند. پس از آموزش ساختارهای مختلف بوسیله دسته چهارم از داده‌ها، خروجی‌های آنها پادرنمال شدند و مقادیر  $R^2$  و RMSE برای مقادیر مشاهداتی و شبیه‌سازی شده بدست آمد (جدول ۲). بدنبال مرحله آموزش هر یک از ساختارهای فوق مرحله صحت‌سنجی نیز صورت گرفت.

با توجه به اینکه ساختار FNN-LM به عنوان بهترین ساختار برای منطقه مطالعاتی شناخته شد، مدل مذکور برای پیش‌بینی سطح تراز آبهای زیرزمینی در پیروترهای منتخب منطقه مطالعاتی استفاده شد (شکل ۱) و ورودی‌های استفاده شده برای مدل‌سازی سطح آبهای زیرزمینی هر یک از پیروترها پس از انجام مرحله حساسیت سنجی شامل داده‌های ماهانه دما، بارش، دبی رودخانه آجی‌چای و سطح ایستایی هر یک از پیروترها با تأخیر زمانی  $t_0$  در بازه زمانی ۹ ساله (۱۳۷۴-۱۳۸۳) بودند. پس از نرمال کردن داده‌ها (توسط روابط ۴ و ۵)، برای هر یک از مدل‌ها، مراحل آموزش، صحت‌سنجی، آزمایش اجرا گردید. نتایج بدست آمده از هر مدل بر اساس دو معیار ارزیابی ( $R^2$ ) و (RMSE) در جدول ۴ ارائه شده است. نتایج به دست آمده نشانگر قابل قبول بودن پیش‌بینی دو ساله انجام شده برای سطح آبهای زیرزمینی در پیروترهای منتخب بود. شکل ۴ نمونه‌ای از مقایسه مقادیر مشاهداتی و محاسباتی مراحل مختلف این مدل‌ها را برای پیروتر مرکزی نشان می‌دهد. پس از حصول نتایج پیش‌بینی زمانی برای سطح تراز آبهای زیرزمینی با استفاده از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی، مرحله بعدی به دست آوردن بهترین مدل ژئواستاتیستیکی برای پیش‌بینی مکانی سطح تراز آبهای زیرزمینی در محدوده مطالعاتی می‌باشد.

الگوریتم LM تغییر یافته الگوریتم کلاسیک نیوتن است که به علت سرعت بالای آن برای پیدا کردن راه حلی مناسب در مسائلی که نیاز به کمینه‌سازی دارند به کار می‌رود و نتایج آن عموماً بسیار نزدیک به مینیمم خطا می‌باشد و به این دلیل ساختارهایی که از این الگوریتم سود می‌برند نتایج قابل قبول تری ارائه کردند. بهترین پیش‌بینی سطح ایستایی برای پیروتر مرکزی مربوط به ساختار FNN-LM و پس از آن دومین ساختار RNN-LM می‌باشد (شکل ۳). بررسی نهایی ۶ ساختار مختلف برای پیش‌بینی ۲ ساله سطح ایستایی در جدول ۳ ارائه شده است. جدول ۳ نشان می‌دهد که ساختار FNN-GDX نیز می‌تواند پیش‌بینی خوبی انجام دهد، اما در بعضی موارد دارای خطای محلی مثل بالا یا پائین آمدن ناگهانی می‌باشد.

با توجه به نتایج نهایی بدست آمده از میان ساختارهای مختلف پائین‌ترین بازده مربوط به ساختار RNN-BR می‌باشد که نشان دهنده این مطلب است که شبکه‌های برگشتی نیاز به الگوریتم آموزش پیچیده‌تری دارد. که در بیشتر مطالعات قبلی انجام یافته نیز این ساختار از بازده پائینی برای پیش‌بینی برخوردار بوده است (Daliakopoulos et al., 2005; Coulibaly et al., 2000;

جدول ۱- مقادیر درصد RMSE برای شش شبکه مورد مطالعه با ورودی‌های متفاوت در مرحله آنالیز حساسیت

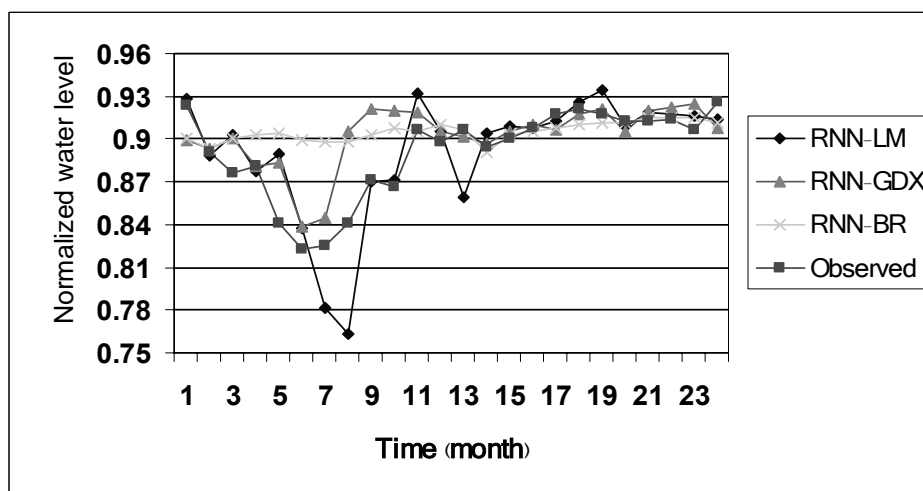
	FNN-BR	FNN-GDX	FNN-LM	RNN-LM	RNN-BR	RNN-GDX
۱	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
۲	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
۳	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰
۴	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰

جدول ۲- نتایج شبکه‌های مختلف برای ورودی‌های اولیه انتخاب شده در مرحله آموزش

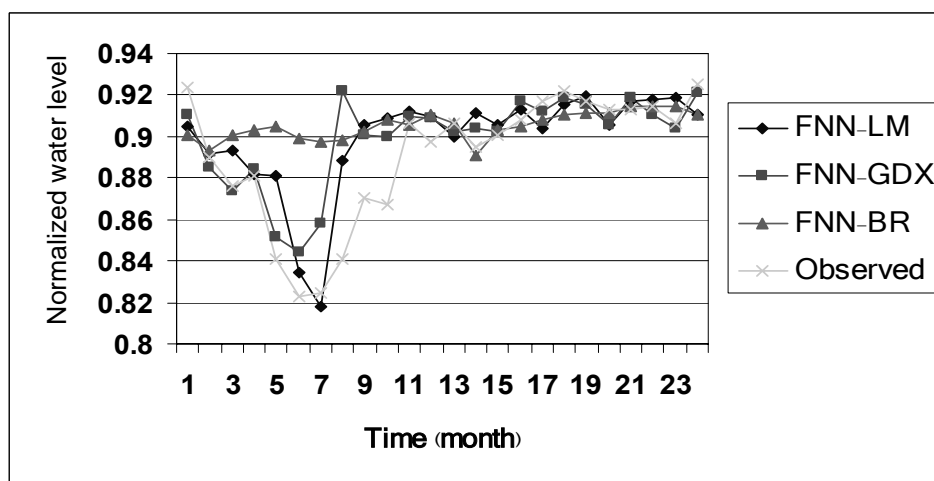
	FNN-BR	FNN-GDX	FNN-LM	RNN-LM	RNN-BR	RNN-GDX
$R^2$	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹
RMSE	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰

جدول ۳- نتایج نهایی برای مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی برای مرحله آزمایش

	FNN-BR	FNN-GDX	FNN-LM	RNN-LM	RNN-BR	RNN-GDX
$R^2$	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹	۰.۹۹۹۹
RMSE	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰	۰.۰۰۰۰



الف



ب

شکل ۳- مقایسه نتایج مدل‌های مختلف برای پیزومتر مرکزی، الف) شبکه برگشتی، ب) شبکه پیشرو.

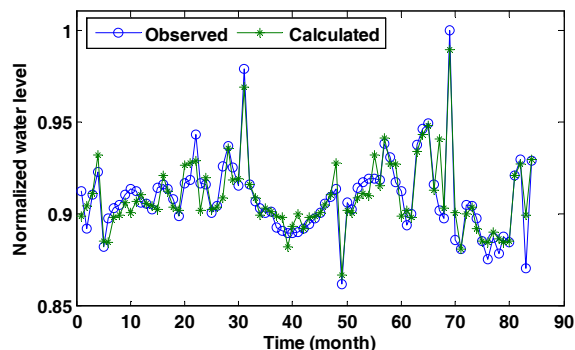
جدول ۴- نتایج حاصل شده برای پیش‌بینی دوساله انجام شده توسط مدل‌های هر پیزومتر.

شماره پیزومتر		4	5	6	7	8	9	10	
معیار ارزیابی شبکه	مرحله آموزش	RSME%	۵/۴	۶/۵	۶/۶	۵/۳	۴/۹	۵/۳	۴/۱
		R <sup>2</sup>	۰/۹۳	۰/۹۱	۰/۹۴	۰/۹۹	۰/۹۳	۰/۹۷	۰/۹۸
	مرحله صحت سنجی	RSME%	۴/۹	۷/۷	۷/۲	۶/۵	۵/۷	۵/۹	۴/۹
		R <sup>2</sup>	۰/۸۷	۰/۸۸	۰/۸۶	۰/۹۶	۰/۸۸	۰/۹۳	۰/۹۵
	مرحله آزمایش	RSME%	۷۵/	۸/۴	۷۷/	۸۶/	۱/۶	۶/۳	۵/۴
		R <sup>2</sup>	۸۵۰/	۷۹۰/	۸۱۰/	۰/۹۳	۸۱۰/	۸۸۰/	۹۰/

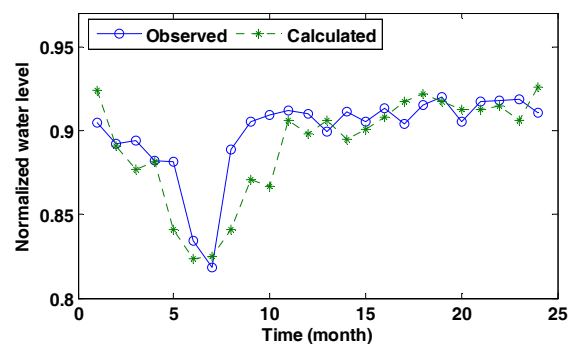
به طوری که برای هر ماه از پیش‌بینی انجام شده یک مدل ژئواستاتیستیکی منفرد حاصل گشت. مراحل مختلف این مدل را می‌توان توسط نرم‌افزارهای مختلف از جمله Gslib انجام داد که در این مطالعه برای رسم و بررسی واریوگرام و سپس برازش فرمول تجربی و غیره از نرم‌افزار فوق استفاده شد.

بهترین مزیت این روش ارائه مقادیری برای نقاط مجهول و خطای کم مقادیر محاسباتی نسبت به مشاهداتی می‌باشد. پس از استفاده از روشهای مختلف این مدل برای رسم منحنی‌های هم تراز آب زیرزمینی به وسیله داده‌های دو ساله حاصل از پیش‌بینی سطح ایستابی توسط مدل‌های مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی برای پیرومترهای منتخب در ماه اول پیش‌بینی، خطای مدل ژئواستاتیستیکی (تفاوت مقادیر محاسباتی و مشاهداتی نقاط معلوم) بدست آمد (جدول ۵ و ۶). بر اساس نتایج بدست آمده، روش نزدیکترین همسایه<sup>۶</sup> بهترین نتایج را ارائه داد. بدین ترتیب از این روش (نزدیکترین همسایه) نیز برای مدل‌سازی ژئواستاتیستیکی داده‌های بیست و چهار ماهه پیش‌بینی شده توسط شبکه‌های عصبی مصنوعی استفاده شد. شکل ۵ نتایج نهایی حاصل شده توسط مدل ژئواستاتیستیکی را برای منطقه مطالعاتی در ماههای اول، دوازدهم و بیست و چهارم نشان می‌دهد. خطای مدل مذکور برای داده‌های ماههای دوازدهم و بیست و چهارم نیز در جدول ۷ ارائه شده است.

بدین منظور از مدل‌های مختلف ژئواستاتیستیکی ذکر شده در بخش روش‌شناسی استفاده شد. این کار با بکارگیری داده‌های پیش‌بینی شده بیست و چهار ماهه به عنوان ورودی مدل زمین‌آمار صورت گرفت.



(الف)



(ب)

شکل ۴- مقایسه نتایج پیش‌بینی مدل FNN-LM با داده‌های مشاهداتی، الف) مرحله آزمایش (ب) مرحله آموزش و صحت‌سنجی.

جدول ۵- نتایج روشهای مختلف ژئواستاتیستیکی برای داده‌های ماه اول پیش‌بینی.

X (m)	Y (m)	H (m)	Residuals (m)				
			N.N <sup>3</sup>	P.R <sup>4</sup>	R.B.F <sup>5</sup>	M.A <sup>6</sup>	I.D.P <sup>7</sup>
600450	4222250	1332.0877	0	22.74487338	0.01383134	-12.698403	-0.04019678
607300	4218650	1334.41478	0	-44.29840511	-0.0355146	-60.471789	-0.11859425
604300	4222000	1329.40621	0	-6.971989001	-0.0334748	-15.379898	-0.14727706
600400	4227150	1315.10607	0	39.12227879	-4.849E-07	-23.601473	0
604500	4224400	1342.51973	0	21.00251366	0.02069296	-2.2663731	0.028962492
606700	4217450	1333.91923	0	-48.93221173	-0.0288109	-58.882074	-0.1072498
604200	4218100	1328.54496	0	-33.46382529	-0.0195754	-45.925322	-0.10938978
611250	4213150	1393.41463	0	-48.38146059	-0.0506521	-10.529081	-0.05264677
611350	4205400	1560.23423	0	65.53865866	0.02768461	129.02807	0.114946372
618900	4211400	1522.89746	0	18.93388585	0.03211445	83.551721	0.218877456
617300	4213750	1455.86396	0	-21.72364969	-0.0188723	28.829415	-0.07792217
610875	4223500	1393.66163	0	24.10177433	0.04124956	10.145265	0.124465283
620900	4212750	1520.36	0	12.32755674	0.00386718	65.953331	0.11742682

مقایسه نمود. با توجه به خطی بودن مدل ژئواستاتستیک در مناطقی که آبخوان از پیچیدگی بالائی برخوردار است، نتایج حاصله نیز خطای بالائی را نسبت به مناطق دیگر نشان می‌دهند، که این خود از نواقص مدل‌های خطی به شمار می‌آید.

با توجه به مشکلات موجود در منطقه مطالعاتی، نتایج قابل قبول حاصله از این مدل می‌تواند بسیاری از مشکلات مطالعات هیدروژئولوژیکی از جمله عدم اطلاع از سطح تراز آبهای زیرزمینی در مناطق فاقد پیزومتر در محدوده مطالعاتی را تا حد قابل قبولی حل کند و نیز به علت هزینه‌های بالای حفاری پیزومترها و چاههای مشاهداتی در منطقه مطالعاتی برای طرح متروی تبریز این بخش از مطالعه می‌تواند از صرف زمان و هزینه‌های مالی بیشتر برای بسیاری از نقاط محدوده مورد نظر جلوگیری نماید.

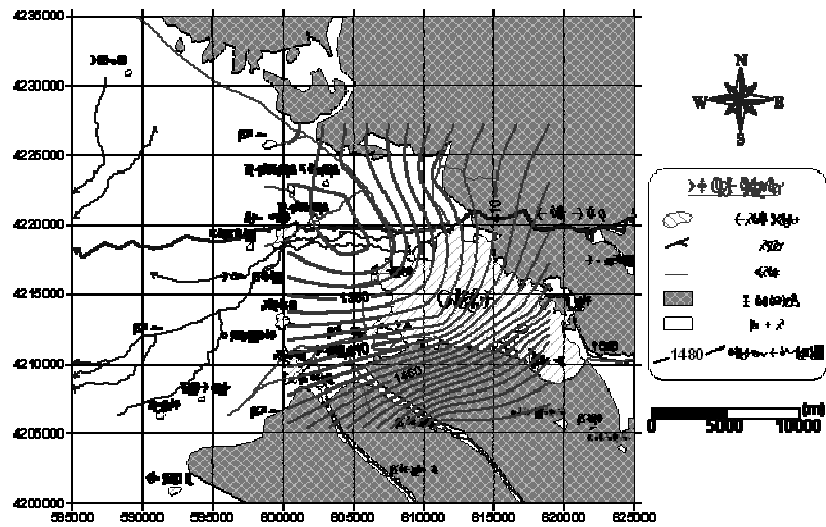
باید توجه کرد که خطای ارائه شده خطایی ترکیبی است و به عبارت دیگر حاصل از ترکیب نتایج دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و ژئواستاتستیک می‌باشد. خطای تخمینی حاصل از آن تا حدودی قابل قبول به نظر می‌رسد. براساس نتایج حاصله، با افزایش دوره پیش‌بینی بازده مدل زمین آمار کاهش می‌یابد که حاصل افزایش خطا با افزایش دوره پیش‌بینی در مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌باشد و تاثیر خطای مدل ژئواستاتستیک نامحسوس است.

جدول ۸ نتایج حاصل از مدل ژئواستاتستیک برای پیزومترهای دیگر موجود در منطقه مطالعاتی را نشان می‌دهد. برای آزمایش مدل به دست آمده از پیزومترهای در دست احداث و کامل شده فاقد داده، برای پیش‌بینی سطح ایستابی در بازه زمانی دو ساله استفاده شد و بر اساس جدول ۹ نتایج مناسبی به دست آمد. بر اساس نتایج حاصل شده حتی می‌توان پیچیدگی آبخوان را در مناطق مختلف نیز با هم

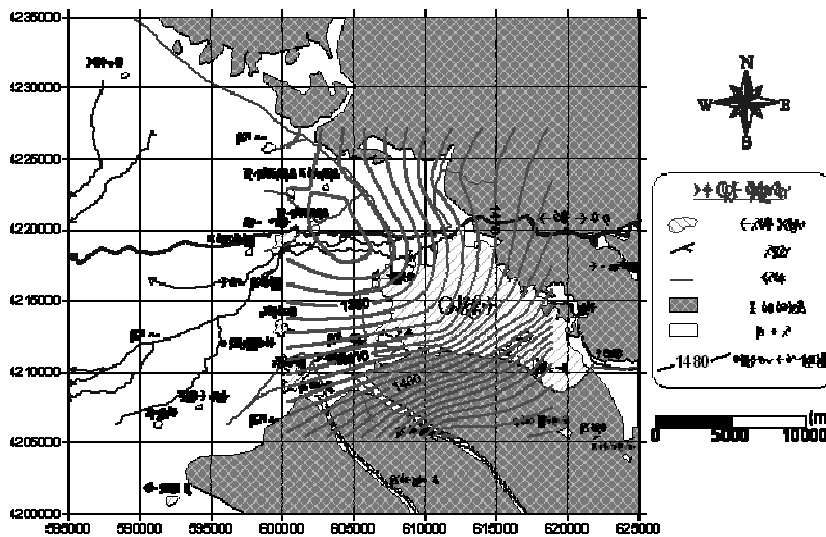
جدول ۶- نتایج روشهای مختلف ژئواستاتستیک برای داده‌های ماه اول پیش‌بینی.

X (m)	Y (m)	H (m)	Residuals (m)			
			kriging	M.C <sup>1</sup>	M.S.M <sup>2</sup>	L.P <sup>3</sup>
600450	4222250	1332.0877	0.234806525	-2.07552	-0.00179	3.011848
607300	4218650	1334.41478	-0.39230304	-0.1041	-0.01555	-8.95619
604300	4222000	1329.406205	-0.36497075	0.312836	-0.01772	-5.38644
600400	4227150	1315.106065	2.07833E-08	0	0	-1.006
604500	4224400	1342.51973	0.374031941	-2.42244	0.00816	0.564044
606700	4217450	1333.919232	-0.37346768	-0.3172	-0.03061	-4.28328
604200	4218100	1328.544961	-0.2440011	0.372689	-0.0173	0.724867
611250	4213150	1393.414628	-0.90656213	0.539701	-0.01557	-12.4568
611350	4205400	1560.234231	0.932363803	-5.56545	-0.00404	0.015901
618900	4211400	1522.89746	0.625271082	1.082377	-0.00811	-0.38771
617300	4213750	1455.863957	-0.62918578	0.446144	-0.00311	-2.99874
610875	4223500	1393.661627	0.740355946	-1.08114	-0.02601	0.235894
620900	4212750	1520.36	0.273258264	-0.26959	-0.01399	0.041825

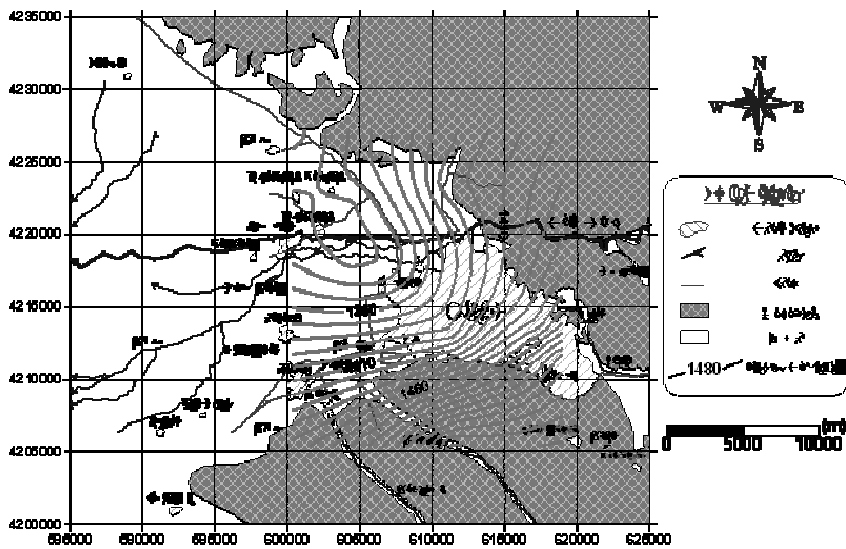




الف



ب



ج

شکل ۵- نتایج بهترین مدل ژئواستاتستیک برای پیش‌بینی (الف) برای ماه اول، (ب) برای ماه دوازدهم، و (ج) برای ماه بیست و چهارم.

جدول ۷. نتایج حاصل از مدل ژئواستاتستیکی برای ماههای دوازدهم و بیست و چهارم پیش‌بینی.

X	Y	Twelfth month		Twenty fourth month	
		W.L <sup>1</sup>	Residuals	W.L	Residuals
600450	4222250	1332.29	-0.001	1332.34	-0.0008
607300	4218650	1334.23	-0.0173	1334.17	-0.0146
604300	4222000	1328.9	-0.0214	1327.78	-0.0271
600400	4227150	1315.13	0	1315.16	0
604500	4224400	1343.42	0.00994	1343.69	0.01205
606700	4217450	1333.96	-0.0282	1333.79	-0.0291
604200	4218100	1327.89	-0.019	1328.17	-0.0183
611250	4213150	1393.72	-0.0155	1393.09	-0.016
611350	4205400	1562.18	-0.0037	1561.91	-0.0038
618900	4211400	1524.91	-0.0077	1524.24	-0.0078
617300	4213750	1455.73	-0.0027	1455.51	-0.0028
610875	4223500	1395.22	-0.0265	1395.2	-0.0274
620900	4212750	1519.65	-0.0141	1519.55	-0.0142

جدول ۸. نتایج مدل برای پیژومترهای استفاده نشده در مدل.

X	Y	Month	P.W.L <sup>1</sup>	Residuals
602000	4214950	1	1363.7	-1.391836
		12	1363.43	-1.181029
		24	1365.41	-0.55175
601900	4214800	1	1363.7	-1.499907
		12	1363.43	-0.109698
		24	1365.41	-1.276058
610875	4223500	1	1393.69	1.422364
		12	1395.25	-0.0608975
		24	1395.22	-0.013873
600950	4219800	1	1336.65	-0.499085
		12	1336.58	-0.427837
		24	1337.12	-1.373131

جدول ۹. پیش‌بینی سطح ایستابی در مکانهای پیژومترهای در دست احداث.

X	Y	Estimated water level		
		1(month)	12(month)	24(month)
607883	4217278	1340.29	1340.29	1340.09
607905	4217310	1340.31	1340.31	1340.12
607892	4217288	1340.3	1340.31	1340.11
607877	4217311	1340.15	1340.15	1339.96
603407	4217435	1333.8	1333.07	1333.69
604145	4214326	1359.73	1359.62	1360.65
604687	4222683	1333.24	1333.07	1332.19
604693	4222664	1333.19	1333	1332.11
610501	4219135	1360.6	1360.72	1360.47
610530	4219133	1360.89	1361.01	1360.76
610491	4219111	1360.43	1360.55	1360.3
611610	4217483	1368.84	1368.84	1368.53
611626	4217470	1369	1369	1368.68
612240	4215369	1381.39	1381.5	1381.01
612220	4215367	1381.2	1381.32	1380.83
612216	4215412	1380.88	1380.99	1380.5
612227	4215393	1381.11	1381.22	1380.73
608551	4213794	1367.9	1367.88	1367.67
615575	4215079	1418.75	1418.25	1418.1
602000	4214950	1345.49	1345.32	1345.77
601900	4214800	1363.7	1363.43	1365.41
604836	4215571	1366.16	1365.93	1368.03
610875	4223500	1393.69	1395.25	1395.22
600950	4219800	1336.65	1336.58	1337.12

## ۵- نتیجه‌گیری

لایه محدود شهر تبریز استفاده شده است. نتایج بدست آمده، پیش‌بینی زمانی و مکانی مناسبی را از سطح آبهای زیرزمینی در محدوده مطالعاتی ارائه می‌دهد. این تحقیق از نظر روش‌شناسی می‌تواند راهگشای بیشتر مشکلات موجود در پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی در آبخوانها به خصوص آبخوانهای چند لایه باشد. علاوه بر آن، این مطالعه می‌تواند از صرف زمان و هزینه‌های مالی بیشتر جهت حفر پیژومترهای زیادتیر برای طرح متروی شهر تبریز جلوگیری نماید.

پیش‌بینی زمانی و مکانی تغییرات سطح آبهای زیرزمینی یکی از مسائل مهم در مطالعات هیدروژئولوژی به شمار می‌آید. هر یک از مدل‌های شبکه‌های عصبی مصنوعی و زمین‌آمار به ترتیب توانایی بالایی را در پیش‌بینی زمانی و مکانی پدیده‌های هیدروژئولوژیکی دارند. ترکیب این دو مدل می‌تواند مکملی مناسب برای رفع نواقص هر یک از این دو مدل باشد. در این تحقیق، ترکیبی از این دو مدل، برای پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی در آبخوان چند

- Coulibaly, P., Anctil, F. and Bobée, B. (2000), "Daily reservoir inflow forecasting using artificial neural networks with stopped training approach". *J. of Hydrol.*, 230, pp. 244-257.
- Coulibaly, P., Anctil, F., Aravena, R. and Bobée, B. (2001a), "Artificial neural network modeling of water table depth fluctuation". *Water Resour. Res.*, 37, pp. 885-896.
- Coulibaly, P., Bobée, B. and Anctil, F. (2001b), "Improving extreme hydrologic events forecasting using a new criterion for artificial neural network selection". *Hydrol. Process.*, 15, pp. 1533-1536.
- Daliakopoulos, N. I., Coulibaly, P. and Tsanis, I. K. (2005), "Ground water level forecasting using artificial neural networks". *J. of Hydrol.*, 309, pp. 229-240.
- Delhomme, J. P. (1978), "kriging in hydrosiences". *Adv. Water Resour.*, 1(5), pp. 251-266.
- Desbarats, A. J., Logan, C. E., Hinton, M. J. and Sharp, D. R. (2002), "On the kriging of water table elevation using collateral information from a digital elevation model". *J. of Hydrol.*, 255, pp. 25-38.
- Dunlap, L. E. and Spinazola, J. M. (1984), "Interpolation water-table altitudes in west-central Kansas using kriging techniques", US geological Survey water-supply paper 2238, US Geol. Surv., Reston, 19p.
- French, M. N., Krajewski, W. F. and Cuykendal, R. R. (1992), "Rainfall forecasting in space and time using a neural network". *J. of Hydrol.*, 137, pp.1-37.
- Hoeksema, R.J., Clapp, R. B., Thomas, A. L., Hunley, A. E., Farrow, N. D. and Dearstone, K. C. (1989), "Cokriging model for estimation of water table elevation. *Water Resour. Res.*, 25 (3), pp. 429-438.
- Isaaks, E. H. and Srivastava, R. M. (1989), *Applied Geostatistics*, Oxford University press, 561p.
- Goovaerts, P. (2000), "Geostatistical approaches for incorporating elevation into the spatial interpolation of rainfall". *J. of Hydrol.*, 228, pp. 113-129.
- Lallahem, S., Mania, J., Hani, A. and Najjar, Y. (2005), "On the use of neural networks to evaluate ground water levels in fractured media". *J. of Hydrol.*, 307, pp. 92-111.
- Maier H. R. and Dandy G. C. (2000), "Neural network for the prediction and forecasting water resources variables: a review of modeling issues and applications". *Environ. Modeling Software*, 15, pp. 101-124.
- Rizzo, D. M. and Dougherty, D. E. (1994), "Characterization of aquifer properties using artificial neural networks: Neural kriging, *Water Resour. Res.*, 30(2), pp. 483-497.

- 1- Geostatistics
- 2- Bayesian Regularization
- 3- Gradient Descent back propagation
- 4- Levenberg-Marquardt
- 5- Feedforward Neural Networks
- 6- Recurrent Neural Networks
- 7- Nearest neighbor
- 8- Polynomial regression
- 9- Radial basis function
- 10- Moving average
- 11- Inverse Distance to a power
- 12- Minimum curvature
- 13- Modified sheperds method
- 14- Local polynomial
- 15- Central piezometer (CP)
- 16- Nearest neighbor

## ۶- مراجع

- اصغری مقدم، اصغر، نورانی، وحید، ندیری، عطالله (۱۳۸۶)، "پیش‌بینی زمانی و مکانی سطح آبهای زیرزمینی در محدوده شهر تبریز". یازدهمین همایش انجمن زمین‌شناسی، دانشگاه فردوسی مشهد، ص ۳۸۸.
- اصغری مقدم، اصغر، نورانی، وحید، ندیری، عطالله (۱۳۸۷)، "مدل سازی بارش دشت تبریز با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی". مجله دانش کشاورزی دانشگاه تبریز، شماره ۱، جلد ۱۸، ص ۱-۱۵.
- ندیری، عطالله، اصغری مقدم، اصغر (۱۳۸۵)، "مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) و کاربرد آن در هیدروژئولوژی". دهمین همایش انجمن زمین‌شناسی، دانشگاه تهران، ایران، ص ۴۵.
- ندیری، عطالله (۱۳۸۶)، "پیش‌بینی سطح آبهای زیرزمینی توسط مدل ANNs در محدوده متروی شهر تبریز. پایان‌نامه کارشناسی ارشد، دانشگاه تبریز". ۱۷۸ ص.
- Aboufirassi, M. and Maano, M. A. (1983), "kriging of water level in the Souss aquifer", Morocco. *Math. Geol.*, 15(4), pp. 537-551.
- ASCE Task Committee on Application of Artificial Neural Networks in Hydrology (2000), "Artificial neural network in hydrology, part I and II". *J. Hydrol. Eng. ASCE*, 5(2), pp. 115-137.
- ASCE American Society of Civil Engineering Task Committee on geostatistical techniques in geohydrology (1990), Review of geostatistics in geohydrology 1:Basic concepts; 2:applications. *ASCE J. Hydraul. Eng.*, 116(5), pp. 612-658.