

## شبیه سازی شوری آب زیرزمینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در سواحل استان مازندران

شهرام درخشان<sup>۱\*</sup>، وحید غلامی<sup>۲</sup> و زهرا درواری<sup>۳</sup>

\*۱- نویسنده مسئول، دانشجوی دکتری برنامه ریزی شهری، کارشناس ارشد GIS [shdr88@gmail.com](mailto:shdr88@gmail.com)

۲- استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه گیلان

۳- دانش آموخته کارشناسی ارشد آبخیزداری دانشگاه مازندران

تاریخ پذیرش: ۹۲/۴/۱۷

تاریخ دریافت: ۹۰/۱۲/۱۰

### چکیده

امروزه یکی از مسائل محدود کننده در بحث تأمین آب، مسئله کیفیت آب است. اندازه گیری پارامترهای کیفی آب زیر زمینی مستلزم صرف هزینه های زیاد و زمان بر می باشد. برآورد پارامترهای کیفی آب با استفاده از مدل ها موجب کاهش هزینه ها و دسترسی به آمار جامعی برای مدیریت منابع آب خواهد شد. در این تحقیق از شبکه عصبی مصنوعی (ANN) برای شبیه سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران استفاده شد. بدین جهت اطلاعات مربوط به آزمایش های کیفی آب در سواحل جنوبی دریای مازندران گردآوری شد و مقادیر کمی عوامل مؤثر در شوری آب زیر زمینی شامل: قابلیت انتقال تشکیلات آبخوان، شوری آب های سطحی، توپوگرافی منطقه و فاصله از دریا برآورد گردید. عملکرد شبکه عصبی از طریق پارامترهایی چون جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و ضریب همبستگی بین خروجی های حقیقی و شبیه سازی شده (R) سنجیده شد. نتایج تحقیق نشان داد که در بهترین ساختار شبکه، ضریب همبستگی بین مقادیر شبیه سازی شده و مقادیر واقعی  $0.75$  می باشد. همچنین، عوامل شوری آب سطحی، قابلیت انتقال تشکیلات آبخوان (بافت و نوع تشکیلات) و فاصله از دریا، بهترین ورودی ها برای شبیه سازی شوری آب زیر زمینی و عوامل اصلی شوری آب زیر زمینی در سواحل استان مازندران می باشند.

کلید واژه ها: شوری آب زیر زمینی، شبکه عصبی مصنوعی، مازندران.

### Simulation of Ground Water Salinity by Using Artificial Neural Network(ANN) on the Mazandaran province coasts

Sh. Derakhshan<sup>1</sup>, V. Gholami<sup>2</sup> and Z. Darvari<sup>3</sup>

1- PhD Student of Urban Planning

2- Assistant Professor, University of Guilan, Department of Range and Watershed Management.

3- Ms of Watershed Management, University of Mazandaran.

Received: 29.Feb.2012

Accepted: 8.July.2013

### Abstract

Groundwater is one of the most important water resources and its qualitative study is very important for water resources protection and planning. Also, qualitative parameters measuring of the ground water is costly and time consumer. Models will be reduced the cost of water qualitative estimations and it will be provided a data bank to manage water resources. In this study, Artificial Neural Network (ANN) has been used to simulate ground water salinity on the Caspian southern coasts (Mazandaran Province). So, a comprehensive data bank of water qualitative experiments has been provided and then quantitative values of the effective factors on ground water salinity, such as: Water conductivity of aquifer formation, surface water salinity, slope and elevation (topography) and the distance from Caspian Sea were estimated. The efficiency of Artificial Neural Network (ANN) has been considered through two parameters: Median Root of Square of the Error (RMSE) and co efficiency between the actual and desirable outputs (R). The results showed that co efficiency between the actual and desirable outputs (R) is 0.75 in the best network structure. surface water salinity, water conductivity of aquifer formation and distance from Sea are the best inputs for simulating ground water salinity and

those are the most important factors on ground water salinity in Mazandaran Province Coasts.

**Keywords:** Ground water salinity, ANN, Mazandaran.

#### مقدمه

هینی و لونتیس<sup>۱۱</sup> (۲۰۰۱)، به بررسی راهکارهایی برای مدیریت و کاهش شوری در حوزه های آبخیز پرداختند. در زمینه ارائه مدل برای شوری آب های زیر زمینی سربسوک و توت<sup>۱۲</sup> (۲۰۰۰) و همچنین هال<sup>۱۳</sup> و همکاران (۲۰۰۱) در تایلد مطالعاتی انجام داده و مدل هایی برای مدیریت شوری و پیش بینی خطر شوری ارائه نمودند. هدف از تحقیق حاضر به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد شوری آب های زیرزمینی در سواحل استان مازندران می باشد.

#### منطقه مورد مطالعه

استان مازندران در شمال ایران واقع شده است. این استان از شمال به دریای خزر و از جنوب به ارتفاعات البرز و از غرب و شرق به ترتیب به استان های گیلان و گلستان ختم می شود. میزان متوسط بارش در این منطقه بین ۱۲۰۰ میلی متر در غرب و ۶۰۰ میلی متر در شرق متغیر می باشد. تغییرات شیب و ارتفاع در سواحل جنوبی خزر اندک بوده و عمدتاً مناطق مسطح دشتی را شامل می شود. موقعیت منطقه مورد مطالعه در شکل ۱ ارائه گردیده است.

#### مواد و روش ها

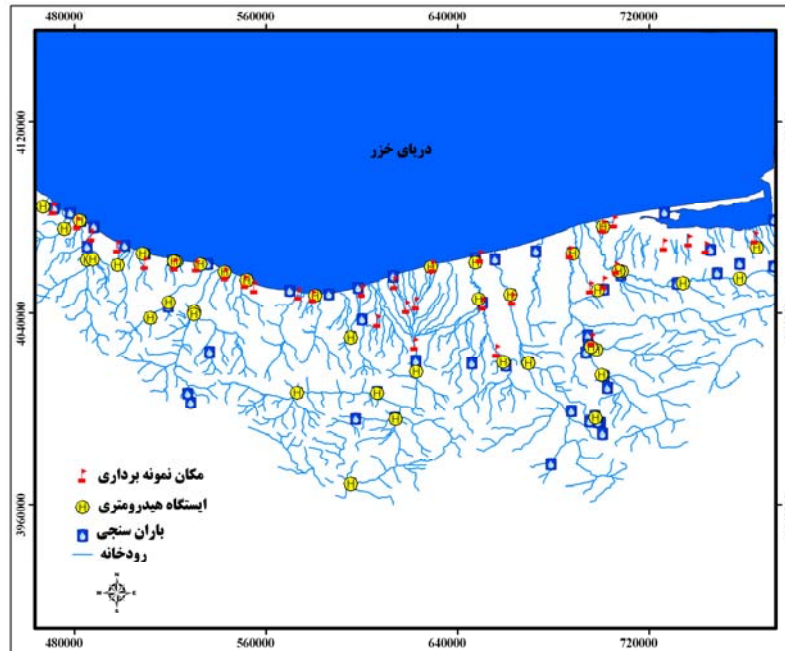
بر اساس پژوهش های انجام شده، ۹۰ شبکه عصبی که در مسائل هیدرولوژی مورد استفاده قرار گرفته اند، از نوع الگوریتم پس انتشار هستند. در این تحقیق برای شبیه سازی فرآیند شوری آب زیر زمینی شبکه پرسپترون تک لایه با الگوریتم پس انتشار خطا (BP) برگزیده شد که در محیط نرم افزار MATLAB شاخه Neural Network اجرا گردید. یک شبکه تک لایه با S نرون در شکل (۲) مشاهده می گردد. ورودی شبکه با بردار p و خروجی آن با بردار a نشان داده شده است. باید توجه داشت که هر یک از ورودی ها به همه نرون ها متصل می باشد. ماتریس W نیز در این حالت دارای S سطر و R ستون می باشد. لایه ها شامل ماتریس وزن، جمع کننده ها، بردار بایاس b (دارای S عنصر) و تابع تبدیل f هستند.

در شبکه های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیک مغز انسان ارائه گردد تا همانند آن قدرت

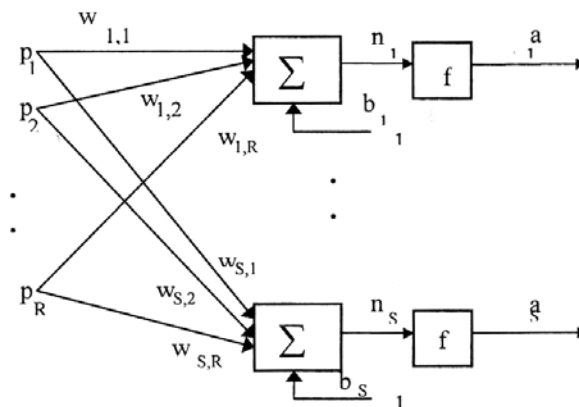
محدودیت منابع آب سطحی مناسب، تقاضای مصرف آب به دلیل افزایش جمعیت و توسعه کشاورزی، انسان ها را به سمت بهره برداری از ذخائر آب زیرزمینی سوق داده است (شمسایی، ۱۳۸۱). از طرفی مدل های رایانه ای ابزاری برای مدیریت منابع آب فراهم نموده اند (گیلبرت و اسپنگ<sup>۱</sup>، ۲۰۰۱). امروزه استفاده از مدل های ریاضی نرم افزاری برای پیش و مدیریت آب های زیرزمینی توسعه چشمگیری یافته است (چیت سازان و کشکویی، ۱۳۸۱). لالهیم<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۰۵)، با استفاده از شبکه عصبی به ارزیابی تغییرات سطح آب زیرزمینی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که شبکه عصبی مصنوعی (ANN<sup>۳</sup>) کارایی مطلوبی در برآورد سطح آب زیرزمینی دارد. آیونیس و همکاران<sup>۴</sup> (۲۰۰۵)، برای برآورد سطح آب زیرزمینی از مدل ANN با روش پس انتشار خطا و الگوریتم LM<sup>۵</sup> استفاده کرد و به این نتیجه رسید که این مدل قادر است با استفاده از داده های محدود، برآورد قابل قبولی برای سطح آب زیر زمینی در آینده ارائه دهد. کریشنا و همکاران<sup>۶</sup> (۲۰۰۸)، با استفاده از ANN به مدل سازی آب زیر زمینی در شهر ساحلی کاکینادا در هند پرداختند و به این نتیجه دست یافت شد که این مدل با روش BP<sup>۷</sup> و الگوریتم LM بهترین پیش بینی را ارائه می دهد. تکاملی (۱۳۸۳)، برای شبیه سازی سطح آب زیرزمینی دشت سیلاخور مدل رایانه ای PMVIN را به کار گرفت. همتی نژاد (۱۳۷۶)، تعدادی از بهترین مدل های آب زیر زمینی را مطالعه کرد و به این نتیجه رسید که برای آبخوان های ایران از گروه مدل های شبیه سازی جریان، ترتیب اولویت با مدل های PMVIN، V-MODFLOW و MODFLOW می باشد. به طور کلی عوامل مؤثر در شوری آب زیر زمینی شامل: عمق سفره آب زیر زمینی، میزان بارش و تبخیر در سطح منطقه، شوری آب های سطحی، خاکشناسی و نفوذ پذیری خاک ها، توپوگرافی و فاصله از دریا می باشد (برنر و کینزلباخ<sup>۸</sup>، ۲۰۰۵- زانگ<sup>۹</sup>، ۲۰۰۱). میکسو و لی پینگ<sup>۱۰</sup> (۲۰۰۴)، یک مدل ریاضی برای انتقال مواد محلول در محیط های متخلخل ارائه نمودند.

- 1- Gualbert and Essink
- 2- Lallahem
- 3- Artificial Neural Network
- 4- Ioannis
- 5- Artificial Neural Network
- 6- Krishna et al
- 7- Bake propagation
- 8- Brunnerand Kinzelbach
- 9- Zhang
- 10- Mixo-Xian. and Li-Ping

11- Heaney and Levantis  
12- Srisuk and Toth  
13- Hall



شکل ۱- موقعیت منطقه مورد مطالعه، نمونه‌ها، ایستگاه‌های باران سنجی و هیدرومتری



شکل ۲- شبکه تک لایه با S نرون

ساختارهای ساده با تعداد ورودی‌های مؤثر استفاده شود. از شبکه MLP<sup>۱</sup> با قانون آموزش پس انتشار خطا و با تکنیک یادگیری GDX<sup>۲</sup> و LM و CG<sup>۳</sup>، تعداد نرون (۱۰-۲) با هشت الگوی متفاوت مورد بررسی قرار گرفته است. عملکرد شبکه از طریق پارامترهای مختلفی اندازه‌گیری می‌شود، از جمله:

الف- جذر میانگین مربع خطا<sup>۴</sup> (RMSE)

یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد و هدف آن است که با معرفی تاریخچه عملکرد یک سیستم دینامیکی، مدل را آموزش داده، نحوه عملکرد سیستم را در حافظه مدل ذخیره کرده و از آن برای مواردی که مدل قبلاً با آن مواجه نشده، استفاده شود. ویژگی منحصر به فرد ANN توانایی آن در استخراج روابط بین ورودی و خروجی‌های یک فرایند بدون نیاز به شرایط پیچیده فیزیکی است. در این تحقیق از شبکه عصبی به عنوان ابزاری در شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران استفاده گردید. برای تعیین معماری بهینه شبکه از روش سعی و خطا و با انجام آزمون‌های مختلف، شبکه‌ای که کمترین میزان خطا و بیشترین ضریب همبستگی را دارد انتخاب گردید. در تعیین معماری بهینه سعی گشته از

- 1- Multi layer perceptron
- 2- Gradient Descent
- 3- Conjugate Gradient
- 4- Root Mean Squared Error

شوری از هدایت الکتریکی ( $EC^2$ ) متوسط آب و از عامل قابلیت انتقال متوسط ( $T$ ) برای کمی نمودن عامل نوع تشکیلات آبخوان استفاده شد. تعداد آزمایش‌های کیفی آب سطحی در طول دوره سی ساله در ۳۶ نمونه متفاوت بوده اما به طور متوسط ۱۰۰ نمونه در طی دوره سی ساله استفاده شد (حداکثر ۳۰۰ نمونه برای  $EC$  آب سطحی در یک ایستگاه). همچنین به دلیل عدم وجود تغییرات محسوس در توپوگرافی سواحل مازندران از این عامل صرف نظر شد. در این تحقیق ۸۰ درصد داده‌ها در مرحله آموزش و ۲۰ درصد داده‌ها در مرحله آزمون یا ارزیابی به کار گرفته شد.

برای آموزش و سپس آزمون یک شبکه عصبی، انتخاب تعداد و نوع پارامترهای ورودی به مدل از اهمیت بسیاری برخوردار است. به همین دلیل هشت الگوی ورودی طراحی، در زیر آورده شده است.

- ۱-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, T, L_S, P, E, D_{GW})$
- ۲-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, T, L_S, P, E)$
- ۳-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, T, L_S, P)$
- ۴-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, T, L_S)$
- ۵-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, T, P)$
- ۶-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, T)$
- ۷-  $EC_{GW} = f(EC_{SW}, P)$
- ۸-  $EC_{GW} = f(T, L_S)$

در روابط فوق:

- $EC_{GW}$ : هدایت الکتریکی متوسط آب زیر زمینی به میکروموس بر سانتیمتر
- $EC_{SW}$ : هدایت الکتریکی متوسط آب سطحی به میکروموس بر سانتیمتر
- $T$ : قابلیت انتقال متوسط تشکیلات آبخوان (متر مربع در روز)
- $L_S$ : فاصله از دریای خزر به متر
- $P$ : بارش متوسط سالانه به میلیمتر
- $E$ : تبخیر متوسط سالانه میلیمتر
- $D_{GW}$ : عمق متوسط سفره آب زیر زمینی به متر

### نتایج

در این تحقیق برای دستیابی به هدف، کارایی شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی شوری آب‌های زیر زمینی در سواحل استان مازندران مورد ارزیابی قرار گرفت. از سه تکنیک یادگیری مختلف LM، CG، GDX استفاده و با تعیین میزان همبستگی و میزان خطا بهترین تکنیک یادگیری انتخاب شد. جدول (۱) نمایش بهترین نتایج اجرای انواع مدل‌ها در برابر تغییرات تعداد نرون و نوع الگوریتم در هشت الگو را نشان

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (obs - calc)^2}{n}} \quad (1)$$

که در آن  $obs$  مقادیر مشاهده‌ای و  $calc$  مقادیر محاسبه شده توسط شبکه و مدل و  $n$  تعداد داده‌ها در هر مرحله می‌باشد. هر چه مقدار  $RMSE$  به صفر نزدیک‌تر باشد، نشان دهنده نزدیک‌تر بودن مقادیر مشاهده شده و برآورد شده به یکدیگر و دقیق‌تر بودن شبیه‌سازی در هر مرحله است. ب- ضریب همبستگی بین خروجی‌های حقیقی و دلخواه ( $R$ )

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (obs - \bar{obs})(calc - \bar{calc})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (obs - \bar{obs})^2 \sum_{i=1}^n (calc - \bar{calc})^2}} \quad (2)$$

که در آن  $\bar{obs}$  میانگین  $obs$  (میزان جریان مشاهده‌ای) و  $\bar{calc}$  میانگین  $calc$  (میزان جریان محاسبه شده) توسط شبکه و مدل و  $n$  برابر تعداد داده‌ها در هر مرحله از آزمون‌ها و آموزش می‌باشد. در این تحقیق برای بررسی ضریب همبستگی ( $R$ ) و معیار خطا ( $RMSE$ ) نرم افزار MATLAB، شاخه Neural Network مورد استفاده قرار گرفت.

### مشخصات ورودی شبکه

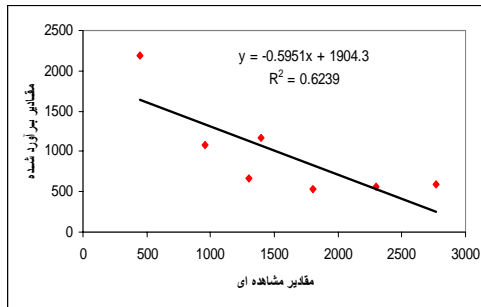
هدف از آموزش شبکه، دست‌یابی به شبکه‌ای است که بتواند روابط بین ورودی و خروجی مدل را بهبود بخشد. چون قوانین خاصی جهت طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، موجود نیست، ساختارهای مختلفی مورد بررسی قرار گرفت. در این تحقیق ابتدا اطلاعات گسترده‌ای شامل آزمایش‌های کیفی آب زیر زمینی و سطحی، نوع تشکیلات آبخوان و قابلیت انتقال آنها، عمق متوسط سفره آب زیر زمینی و آمار بارش و تبخیر ایستگاه‌های هواشناسی استان مازندران تهیه شدند (آمار تاب، ۱۳۸۶). آمار ۴۵ ایستگاه باران‌سنجی، ۳۳ ایستگاه هیدرومتری و ۱۲ ایستگاه تبخیر سنجی موجود در سطح منطقه گردآوری شد (آمار سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۶ - آمار سازمان تحقیقات منابع آب ایران، ۱۳۸۶). ۳۶ مکان در سواحل مازندران از غرب استان تا شرق استان با پراکنش یکنواخت طوری در نظر گرفته شدند که علاوه بر وجود چاه مطالعاتی سازمان تحقیقات منابع آب، حداقل فاصله ممکن به ایستگاه‌های باران‌سنجی، تبخیر سنجی و هیدرومتری (کیفیت آب سطحی) را دارا باشد. موقعیت مکان‌های نمونه برداری در شکل (۱) مشاهده می‌شود. برای عامل

تعداد نرون ها در لایه مخفی در برآورد شوری آب زیرزمینی بیان نمود. همچنین تغییرات RMSE نسبت به الگوریتم های مختلف در هشت الگو در مرحله آزمون در شکل (۴) ارائه گردیده است. ارزیابی کارایی شبکه عصبی برای شبیه سازی شوری آب زیر زمینی در تعدادی از مکان ها صورت گرفت و نتایج آن در شکل (۵) ارائه گردید. بر اساس شکل مذکور الگوی شماره سه و چهار دارای نتایج (مقادیر شبیه سازی شده) نزدیک‌تری به مقادیر مشاهداتی شوری آب زیرزمینی می باشند.

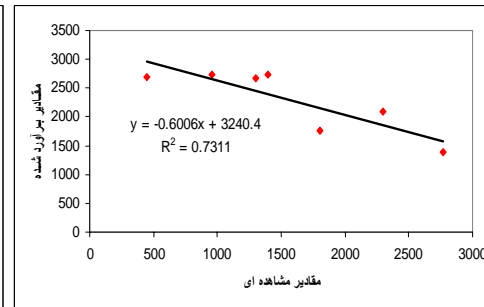
می دهد. بر اساس جدول مذکور الگو یا مدل شماره چهار دارای بیشترین کارایی در شبیه سازی شوری آب زیر زمینی می باشد. نمایش شبیه سازی شوری آب زیرزمینی در بهترین ساختار هشت الگو در مرحله آزمون در شکل ۳ ارائه شده است. همان طور که مشاهده می شود الگوی چهار دارای بیشترین همبستگی بین مقادیر واقعی و مقادیر شبه سازی شده می باشد. همچنین به منظور بررسی تغییرات تعداد نرون ها در برآورد شوری آب زیر زمینی در هشت الگو، تعداد نرون ها به صورت متوالی با دامنه تغییرات دو الی ۱۰ مورد ارزیابی قرار گرفت. نتایج حاکی از آن است که نمی توان قانونی صریح برای تعیین

**جدول ۱- مقادیر RMSE بین نتایج مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی و الگوریتم های مختلف**

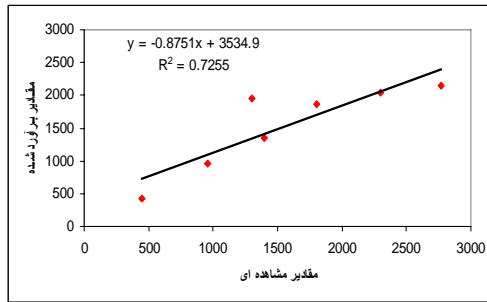
فاز ارزیابی		انواع مدل		
RMSE	R	بهترین ساختار	الگوریتم	
۱/۱۲	۰/۶۲	۶-۶-۱	LM	۱
۳/۲	۰/۳۸	۶-۶-۱	CG	
۱/۷	۰/۵۴	۶-۴-۱	GDX	
۰/۹۴	۰/۷۳	۵-۶-۱	LM	۲
۲/۸۷	۰/۴۱	۵-۴-۱	CG	
۱/۵	۰/۵۹	۵-۲-۱	GDX	
۰/۹۷	۰/۷۲	۴-۴-۱	LM	۳
۲/۹	۰/۴۹	۴-۲-۱	CG	
۱/۰۹	۰/۶۲	۴-۲-۱	GDX	
۰/۹۲	۰/۷۵	۳-۴-۱	LM	۴
۲/۷	۰/۵۴	۳-۲-۱	CG	
۱/۲	۰/۶۴	۳-۶-۱	GDX	
۱/۰۸	۰/۶۲	۳-۴-۱	LM	۵
۲/۵	۰/۳۷	۳-۸-۱	CG	
۱/۶	۰/۵۴	۳-۲-۱	GDX	
۱/۳	۰/۶	۲-۲-۱	LM	۶
۲/۰۱	۰/۴۴	۲-۴-۱	CG	
۱/۷۸	۰/۵۱	۲-۴-۱	GDX	
۱/۲	۰/۶۱	۲-۱۰-۱	LM	۷
۳/۵	۰/۳۷	۲-۸-۱	CG	
۲/۱	۰/۴۹	۲-۴-۱	GDX	
۱/۷۸	۰/۵۴	۱-۴-۱	LM	۸
۵/۲	۰/۳۱	۱-۴-۱	CG	
۳/۱	۰/۳۹	۱-۲-۱	GDX	



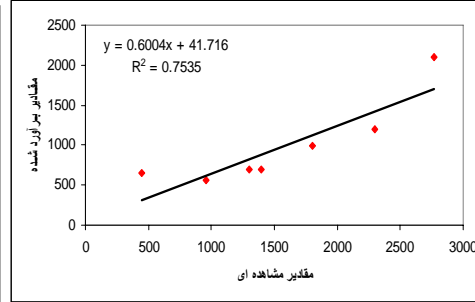
الگوی (۱)



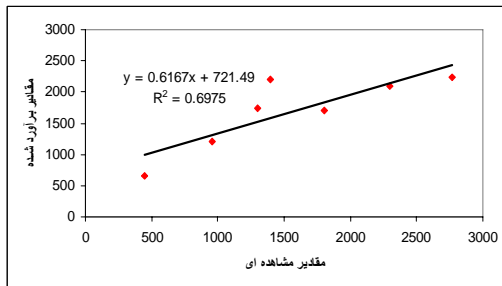
الگوی (۲)



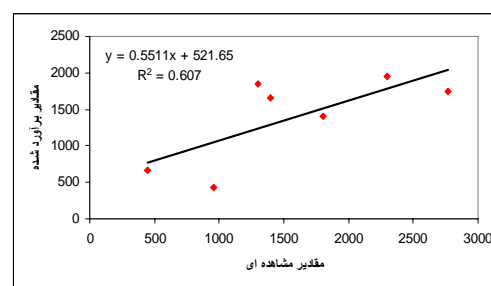
الگوی (۳)



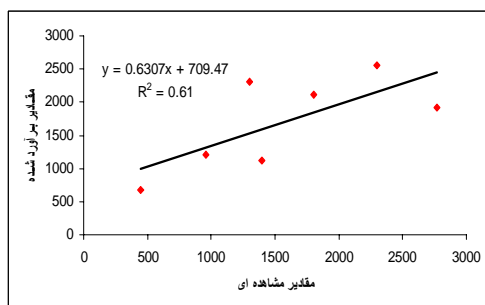
الگوی (۴)



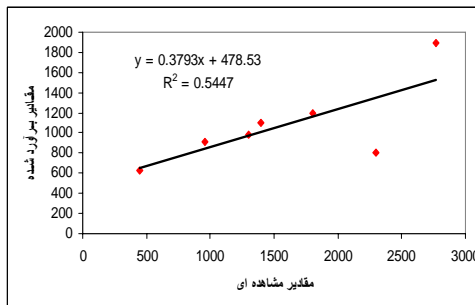
الگوی (۵)



الگوی (۶)



الگوی (۷)

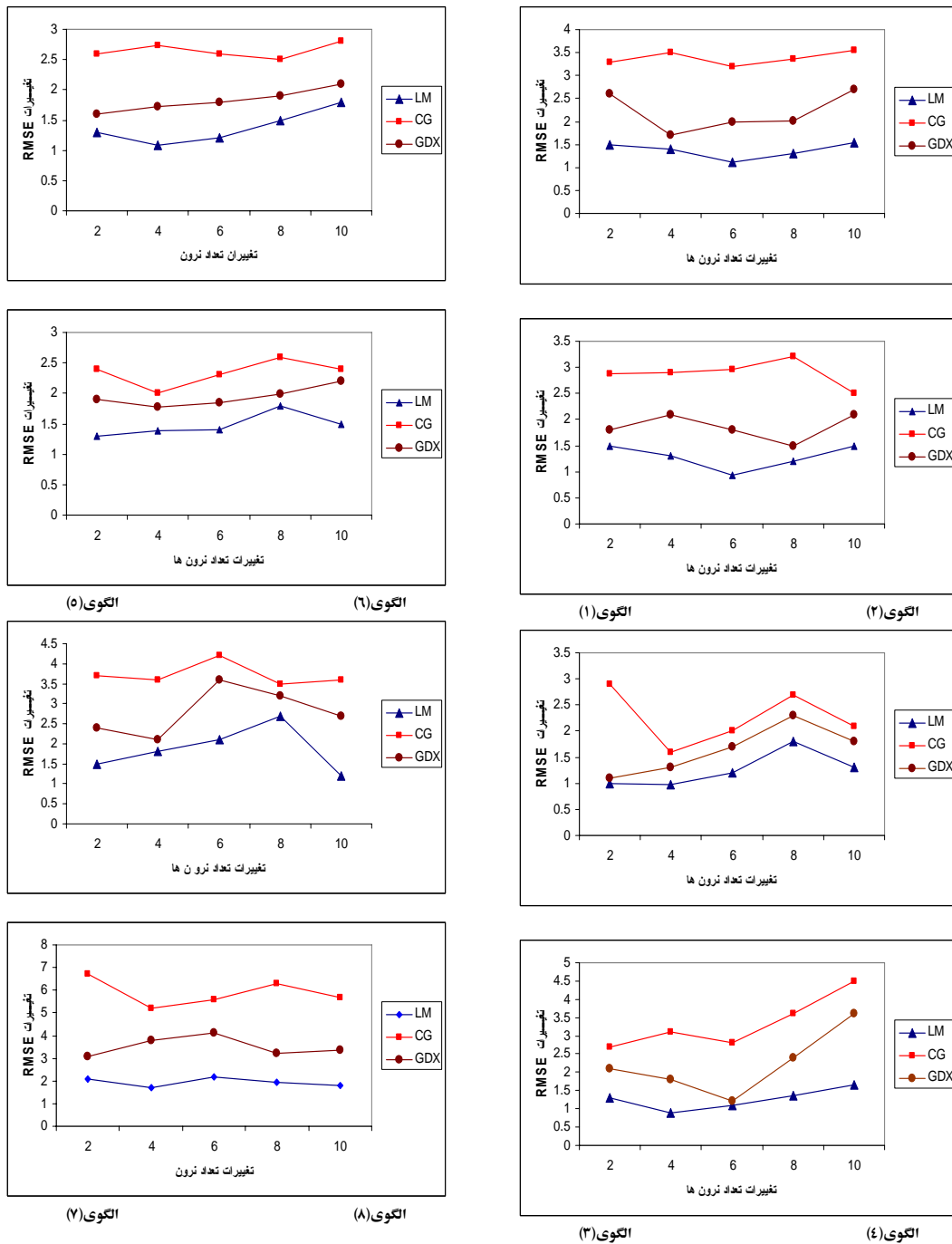


الگوی (۸)

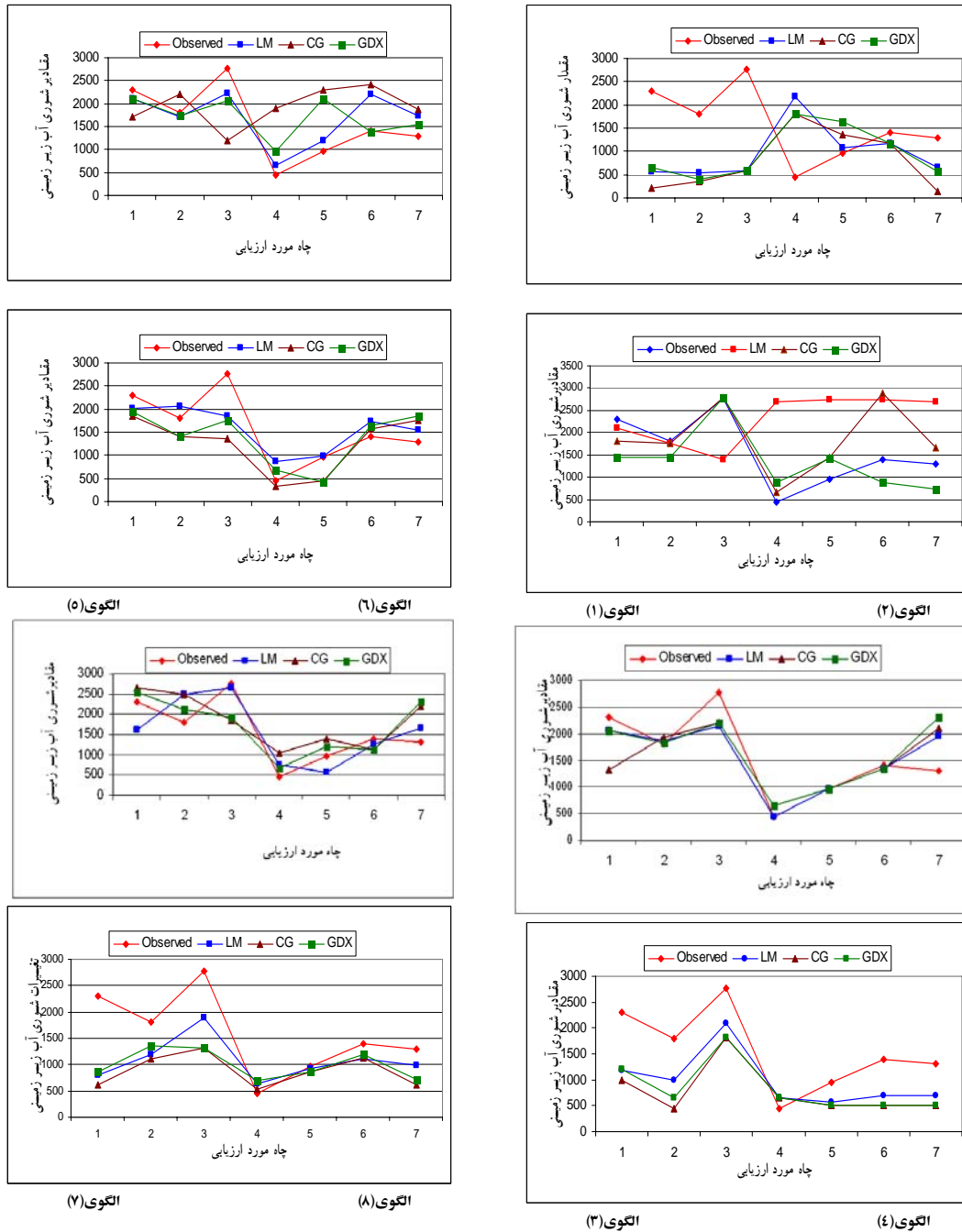
شکل ۳- نمایش شبیه سازی شوری آب زیرزمینی با به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی در بهترین ساختار هشت الگوی در مرحله تست

شده و مقادیر واقعی) در شبیه سازی شوری آب زیرزمینی میباشد.

همان طوری که در شکل فوق مشاهده میگردد، الگوی شماره چهار دارای بیشترین کارایی (همبستگی بین مقادیر شبیه سازی



شکل ۴- نمایش تغییرات RMSE نسبت به تکنیک یادگیری در هشت الگو در مرحله تست



شکل ۵ - مقادیر برآورد شده شوری (EC) آب زیر زمینی بر حسب میکرو موس بر سانتیمتر در هفت مکان مورد ارزیابی در الگوها و تکنیک های یادگیری مختلف

استفاده از نوع مناسب و سازگار شبکه عصبی مصنوعی و نیز کالیبره کردن مناسب آن می‌توان گفت که این تکنیک ابزاری بسیار کارا و مناسب برای برآورد شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران می‌باشد. رهیافت این تحقیق، شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه با الگوریتم LM بوده است. نتایج حاصله نشان دهنده توانایی قابل قبول شبکه عصبی در شبیه سازی شوری آب زیرزمینی می‌باشد. با توجه به نتایج

### بحث و نتیجه گیری

بر اساس تحقیقات مختلف انجام شده در خصوص کارایی شبکه‌های عصبی مصنوعی در مدل‌سازی فاکتورهای هیدرولوژی واضح است که توانایی های این تکنیک با توجه به ساختارهای مختلف آن و نیز طبیعت مسئله مورد نظر، متفاوت می‌باشد. با انتخاب نوع و تعداد مناسب عوامل ورودی و نیز



شبکه عصبی با الگوریتم LM در برآورد و شبیه سازی پارامترهای کمی و کیفی آب زیرزمینی می‌باشد. در مورد تعیین تعداد نرون ها در لایه پنهان نتایج نشان می دهد، که نمی‌توان قانونی صریح برای تعیین تعداد نرون‌های لایه مخفی در برآورد شوری آب زیرزمینی بیان نمود. به طور کلی می‌توان اظهار داشت که شبکه عصبی قادر است قانون حاکم بر داده‌ها، حتی داده‌های مغشوش را نیز استخراج نماید (آیونیس و همکاران، ۲۰۰۵). این خصوصیت شبکه های عصبی را می‌توان از برجسته ترین ویژگی های این مدل در مقایسه با سایر مدل ها دانست. بنابراین با به کارگیری شبکه عصبی مصنوعی می‌توان شوری آب زیر زمینی و یا حتی سایر پارامترهای کیفی آب را در مکان‌های فاقد آمار برآورد نموده و برای مدیریت بهینه منابع آب به کار گرفت.

عملکرد شبکه برای آرایش‌های مختلف و نیز مقایسه نتایج حاصله با داده های واقعی می‌توان گفت که الگوی چهارم بهترین الگو در میان هشت الگوی پیشنهادی می‌باشد و این ساختار خود نشان دهنده نقش مؤثر عوامل فاصله از دریا، شوری آب سطحی و قابلیت انتقال تشکیلات آبخوان و یا در واقع نوع تشکیلات آبخوان در شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران است. در این تحقیق آموزش شبکه با سه تابع یادگیری مورد بررسی قرار گرفت و نتایج حاکی از آن است که در تمامی الگوها تابع یادگیری LM، در تمامی الگوها سرعت یادگیری و کاهش خطای بیشتری را نسبت به تابع GDx و CG نشان می‌دهد. نتایج تحقیقات گذشته نیز حاکی از کارایی بالای شبکه عصبی با الگوریتم LM در برآورد و شبیه سازی پارامترهای آب زیرزمینی بود (سامانی<sup>۱</sup> و همکاران، ۲۰۰۷). نتایج تحقیقات کریشنا<sup>۲</sup> و همکاران (۲۰۰۸)، نیز حاکی از کارایی بالای

### منابع

- ۱- تکاملی، ۱۳۸۳. ارزیابی منابع آب زیرزمینی دشت سیلاخور با استفاده از مدل کامپیوتری PMWIN. پایان نامه کارشناسی ارشد، پردیس ابوریحان، دانشگاه تهران، ۱۳۷ صفحه.
- ۲- چیت سازان، م. و ج.ع. کشکولی. ۱۳۸۱. مدلسازی آب های زیر زمینی و حل مسائل هیدروژئولوژی. انتشارات دانشگاه شهید چمران اهواز، چاپ اول، ۱۴۱ صفحه.
- ۳- شمسایی، ا. ۱۳۸۱. ا. هیدرولیک جریان آب در محیط های متخلخل. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیر کبیر.
- ۴- همتی نژاد، ح. ۱۳۷۶. استفاده از مدل های آب زیر زمینی جهت تهیه طرح های جامع منابع آب. پایان نامه کارشناسی ارشد، رشته دانشکده عمران و محیط زیست، دانشگاه تربیت مدرس، ۱۵۲ صفحه.
- 5- Brunner, P. and W. Kinzelbach . 2005. Grounwater Modeling in remote Chinese basin- How can models be improved in areas where data are scarce, European Geosciences Union 2005.
- 6- Hall, N., Greiner, R. and S. Yangvanit. 2001. Modeling salinity management at from and catchment level in NSW and Thailand and Modsim, Australian National University, Canberra.
- 7- Heaney, A. and C. Levantis. 2001. Salinity management in the Northern Murray Darling basin, Tamworth Regional Gutlook, 14 P.
- 8- Ioannis ,N., Daliakopoulou, Paulin ., Coulbalya, Ioannis K. Tsanis . 2005. Groundwater level and forecasting using artificial neural networks. Journal of Hydrology ,309: 229–240.
- 9- Gualbert, H. P. and Oude\_ Essink .2001. Improving fresh groundwater Supply-Problems and solutions center of hydrology. Institute of Earth Science, Ocean and Coastal Management.
- 10- Krishna, B., Satyaji Rao ,Y. R .and to Vijaya. 2008. Modeling roundwater levels in an urban coastal aquifer using artificial neural networks. Hydrological Process., 22: 1180–1188 .
- 11- Lallahem, S., Mania, J., Hani, A. and Najjar. Y. 2005. On the use of neural networks to evaluate groundwater levels in fractured media. Journal of Hydrology ,307 (1–4): 92–111.

1- Samani et al.  
2- Krishna

- 12- Mixo-Xian, Z. and Z. Li-Ping. 2004. Combinational model of Solute transport in porous media. Journal of Zhejiang University Science.
- 13- Samani, N., Gohari-Moghadam ,M. and A.A. Safavi .2007. A simple neural network model for the determination of aquifer parameters. Journal of Hydrology, 340: 1– 11p.
- 14- Srisuk, K. and J.Toth. 2000.Groun water salinity and three-dimensional groundwater model at Ban Nong Khai Nun,Khon Kaen-Northeast Thailand. Conference on Technology and Development in northeast Thailand,pp.186-216.
- 15- Zhang, M. 2001. Information-stataistics evaluation on the effects of ground water buried depth to upper soil and groundwater salinity. China Postdoctoral Preceding science press, Beijng,China,pp221-224.