

بررسی روش رگرسیون چند متغییره و شبکه عصبی مصنوعی (ANN) در

شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران

وحید غلامی^{1*}، شهرام درخشان، زهرا درواری

استادیار دانشکده منابع طبیعی دانشگاه گیلان، گروه مرتع و آبخیزداری؛

Gholami.vahid@gmail.com

دانشجوی دکتری برنامه ریزی شهری؛

der_sh@yahoo.com

دانش آموخته کارشناسی ارشد آبخیزداری دانشگاه مازندران؛

z.darvari@gmail.com

چکیده

متاسفانه اطلاعات کمی و کیفی جامع از منابع آب در کشور ما محدود است و این امر موجب اهمیت بکارگیری روش‌های و مدل‌های مختلف به منظور برآورد پارامترهای کمی و کیفی منابع آب شده است. تحقیق حاضر با هدف مقایسه عملکرد و کارایی دو روش رگرسیون چند متغییره و شبکه عصبی مصنوعی در مدلسازی و برآورد شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران انجام پذیرفت. روش رگرسیون چند متغییره با بکارگیری نرم افزار SPSS با در نظر گرفتن هدایت الکتریکی بعنوان معیاری برای بررسی شوری آب بعنوان متغییر وابسته و عوامل موثر در این پدیده بعنوان متغییرهای مستقل بکار گرفته شد. دو مدل یکی خطی و دیگری غیرخطی برای برآورد میزان شوری آب زیرزمینی ارائه شد و سپس کارایی این مدل‌ها مورد ارزیابی و تأیید قرار گرفت. همچنین از شبکه عصبی مصنوعی ANN برای شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی استفاده گردید. عملکرد شبکه عصبی از طریق پارامترهای چون، جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و ضریب همبستگی بین خروجی‌های حقیقی و دلخواه (R) سنجیده شد. نتایج حاصل از هر دو روش حاکی از آن است که عوامل نوع تشکیلات آبخوان، فاصله از دریا و شوری آب سطحی از عوامل اصلی میزان شوری آب زیر زمینی می‌باشند اما کارایی شبکه عصبی مصنوعی در برآورد شوری آب زیرزمینی بیشتر از روش رگرسیون چند متغییره است.

واژه‌های کلیدی: هدایت الکتریکی آب، مدل خطی، مدل غیر خطی

۱. آدرس نویسنده مسؤول: گیلان، صومعه سرا، دانشکده منابع طبیعی دانشگاه گیلان، گروه مرتع و آبخیزداری، وحید غلامی صندوق پستی 1144 * دریافت: مرداد، 1390 و پذیرش: اردیبهشت، 1391

مقدمه

آب مایه حیات در کره زمین محسوب می‌شود. نیاز به آب بدلیل افزایش جمعیت بشر، توسعه کشاورزی، صنایع و سایر فعالیت‌های بشری رو به افزایش می‌باشد. محدودیت منابع آب سطحی مناسب و افزایش تقاضای مصرف آب، انسان‌ها را به سمت بهره‌برداری از ذخائر آب زیرزمینی سوق داده است (شمسایی، 1381). با پیشرفت صنایع و افزایش جمعیت بشر و عدم رعایت استانداردهای زیست محیطی، خطرات زیادی از لحاظ آلودگی منابع آبی وجود دارد. اما متأسفانه بیشتر کمیت منابع آب مورد مطالعه قرار گرفته و مطالعات کیفی آب فراموش شده است. وجود آب در صورتی مفید است که بتوان بدون صرف هزینه زیاد آن را مورد استفاده قرار داد (مهدوی، 1378)، لذا مطالعات کیفی آب شامل مطالعه آلودگی آبهای سطحی و زیر زمینی حائز اهمیت می‌باشند (علیزاده، 1377).

از طرفی مدل‌های رایانه‌ای ابزاری برای مدیریت منابع آب فراهم نموده‌اند (گیلبرت و اسینگ، 2001) و امروزه استفاده از مدل‌های ریاضی نرم‌افزاری برای پایش و مدیریت آبهای زیرزمینی توسعه چشمگیری یافته است (چیتسازان و کشکولی، 1381).

برای شبیه‌سازی پارامترهای هیدروژئولوژیک تکنیک‌ها و روش‌های مختلفی ارائه شده است. لالاها و همکاران (2005)، با استفاده از شبکه عصبی به ارزیابی تغییرات سطح آب زیرزمینی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که ANN¹ کارایی مطلوبی در برآورد سطح آب زیرزمینی دارد. آنیس (2005)، برای برآورد سطح آب زیرزمینی از مدل ANN با روش پس انتشار خطا و الگوریتم LM² استفاده کرد و به این نتیجه رسید که این مدل قادر است با استفاده از داده‌های محدود، برآورد قابل قبولی را برای سطح آب زیرزمینی در آینده ارائه دهد.

کریشنا (2008)، با استفاده از ANN به مدلسازی آب زیر زمینی در شهر ساحلی کاکینادا در هند پرداخت و به این نتیجه دست یافت که این مدل با متد BP³ و الگوریتم LM بهترین پیش‌بینی را ارائه می‌دهد.

در زمینه ارائه مدل برای شوری آبهای زیر زمینی هال و همکاران (2001)، در تایلند مطالعاتی انجام داده و مدل‌هایی برای مدیریت شوری و پیش بینی خطر شوری ارائه نمودند. هینی و دیگری (2001)، به بررسی راهکارهایی برای مدیریت و کاهش شوری در حوزه های آبخیز پرداختند. بطور کلی عوامل موثر در شوری آب زیر زمینی شامل: عمق سفره آب زیرزمینی، میزان بارش و تبخیر در سطح منطقه، شوری آبهای سطحی، خاکشناسی و نفوذ پذیری خاک‌ها، توپوگرافی و فاصله از دریا می باشد (برنر و همکاران، 2005; زانگ، 2001). هدف از تحقیق حاضر بکارگیری روش رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی برای برآورد شوری آبهای زیرزمینی و مقایسه عملکرد و کارایی این دو روش در شبیه سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران می‌باشد.

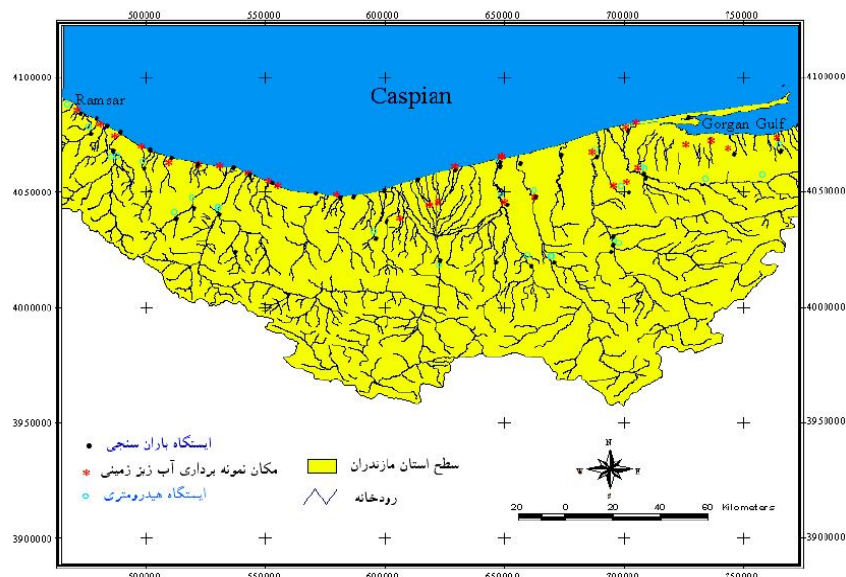
مواد و روشها

استان مازندران در شمال ایران واقع شده است. این استان از طرف شمال به دریای خزر و از طرف جنوب به ارتفاعات البرز و از غرب و شرق به ترتیب به استانهای گیلان و گلستان ختم می‌شود. منطقه مورد مطالعه در سیستم تصویر UTM(zone39) در محدود طول شرقی 470943 تا 767815 و عرض شمالی 4074224 تا 4084012 واقع شده است. موقعیت منطقه مورد مطالعه در شکل شماره (1) ارائه گردیده است.

¹. Artificial Neural Network

². Levenberg Marquart

³. Bake propagation



شکل 1- موقعیت منطقه مورد مطالعه، نمونه ها، ایستگاه های باران سنجی و هیدرومتری

(ترنس میسیونته) برای کمی نمودن عامل نوع تشکیلات آبخوان استفاده شد. تعداد آزمایشات کیفی آب سطحی در طول دوره سی ساله در 28 نمونه متفاوت بوده اما بطور متوسط 100 نمونه در طی دوره سی ساله استفاده شد (حداکثر 300 نمونه برای EC آب سطحی در یک ایستگاه). ارتفاع و فاصله مکان از دریای خزر با بکارگیری نقشه های توپوگرافی در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی برآورد گردید (نقشه های توپوگرافی، 1381 و 1384). همچنین بدلیل عدم وجود تغییرات محسوس شیب در سواحل خزر از این عامل صرف نظر شد.

روش رگرسیون چند متغیره

تجزیه و تحلیل های آماری با بکارگیری نرم افزار SPSS به روش گام به گام (Stepwise) صورت گرفت. هدایت الکتریکی متوسط آب زیرزمینی بعنوان متغیر وابسته و عوامل موثر در آن به عنوان متغیرهای مستقل در نظر گرفته شدند. در مرحله بعد صحت و کارایی مدل ارائه شده در مکان هایی از سواحل جنوبی استان مازندران که از آمار و اطلاعات آن برای ارائه مدل

در این تحقیق ابتدا اطلاعات و آمار سازمان تحقیقات منابع آب ایران (تماب) طی یک دور 35 ساله (1385-1350)، شامل آزمایشات کیفی آبهای زیرزمینی و سطحی، نوع تشکیلات زمین شناسی و میزان نفوذپذیری آنها، عمق متوسط سفره های آب زیرزمینی و آمار بارش و تبخیر ایستگاه های هواشناسی استان مازندران تهیه شدند (سازمان تحقیقات منابع آب، 1388؛ سازمان هواشناسی کشور، 1388). آمار 45 ایستگاه باران سنجی، 33 ایستگاه هیدرومتری و 12 ایستگاه تبخیر سنجی موجود در سطح منطقه گرد آوری شد. 36 مکان در سواحل مازندران از غرب استان تا شرق استان با پراکنش یکنواخت طوری در نظر گرفته شده اند که علاوه بر وجود چاه مطالعاتی سازمان تحقیقات منابع آب، حداقل فاصله ممکن به ایستگاه های باران سنجی، تبخیر سنجی و هیدرومتری (کیفیت آب سطحی) را دارا باشند.

موقعیت مکان های نمونه برداری در شکل شماره (1) مشاهده می شود. برای عامل شوری از هدایت الکتریکی (EC^1) متوسط آب و از عامل قابلیت انتقال

¹. Electrical Conductivity

مقاومت مورد بررسی قرار گرفته است. عملکرد شبکه از طریق پارامترهای مختلفی اندازه گیری شده، از جمله:

1- جذر میانگین مربع خطا ($RMSE^4$)

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

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.

2- 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 مشاهده-ای) 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. هدف از آموزش شبکه دست-یابی به شبکه‌ای است که بتواند روابط بین ورودی و خروجی مدل را بهبود بخشد. بعلاوه اینکه قوانین خاصی جهت طراحی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)، موجود نیست، ساختارهای مختلفی مورد بررسی قرار گرفت. 80 درصد داده‌ها در مرحله آموزش و 20 درصد داده‌ها در مرحله تست یا ارزیابی بکار گرفته شد. برای آموزش و سپس آزمون یک شبکه عصبی، انتخاب تعداد و نوع پارامترهای ورودی به مدل از اهمیت بسیاری برخوردار است. 8 الگوی ورودی طراحی شده برای شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی، در زیر آورده شده است.

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, T, L_S, P, E, D_{gw} \quad (1)$$

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, T, L_S, P, E \quad (2)$$

استفاده نشده بود، مورد ارزیابی قرار گرفت و مقادیر برآورد شده که شامل مقدار متوسط EC برای آن مکان بوده با مقادیر متوسط گزارش شده توسط سازمان تحقیقات منابع آب ایران مقایسه شدند (80 درصد داده‌ها برای ارائه مدل و 20 درصد داده‌ها برای تست مدل بکار گرفته شدند). با این روش یک مدل خطی ارائه شد (رابطه 3) که نیاز به مقادیر متوسط EC آب سطحی دارد که چنین آماری فقط در محدوده ایستگاه‌های هیدرومتری در دسترس می‌باشد و از طرفی با حذف این عامل مدل خطی حاصله معنی دار نمی‌باشد. بنابراین یک مدل غیر خطی (رابطه 4) بر اساس دو عامل قابلیت انتقال تشکیلات آبخوان و فاصله از دریا برای برآورد شوری متوسط آب زیرزمینی ارائه شد (جدول 3) و کارایی این مدل غیر خطی مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج این ارزیابی در شکل شماره (3) ارائه شده است.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

در این تحقیق برای شبیه‌سازی 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. ورودی شبکه با بردار p و خروجی آن با بردار a نشان داده شده است. باید توجه داشت که هر یک از ورودی‌ها به همه نرون‌ها متصل می‌باشد. ماتریس w نیز در این حالت دارای S سطر و R ستون می‌باشد. لایه‌ها شامل ماتریس وزن، جمع کننده‌ها، بردار بایاس b (دارای S عنصر) و تابع تبدیل f هستند. 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 ساختارهای ساده با تعداد ورودی‌های موثر استفاده شود. شبکه MLP^1 با قانون آموزش پس انتشار خطا و با تکنیک یادگیری GDX^2 و LM و CG^3 ، تعداد نرون (10-2) با هشت الگوی

¹ Multi-layer perceptron

² Gradient Descent

³ Conjugate Gradient

⁴ Root Mean Squared Error

تحقیقات منابع آب در جدول شماره (3) ارائه و مقایسه شده‌اند.

اما کاربرد این مدل خطی محدود می‌باشد، زیرا هدایت الکتریکی متوسط آب سطحی برای اکثر مکان‌ها تعیین نشده است. از طرفی با حذف این عامل از مدل، مدل خطی حاصله معنی‌دار نخواهد بود. بنابراین تجزیه رگرسیونی برای ارائه یک مدل غیر خطی صورت گرفت و نتیجه آن بصورت معادله زیر ارائه شده است (R²0/501)

$$\log EC_{GW} = 45.212(\log T)^{-6} - 3.61 \frac{1}{\log D_s} + 3.789 \quad (4)$$

پارامترهای این مدل مشابه مدل خطی می‌باشند. کارایی این مدل نیز از طریق مقایسه مقادیر برآورد شده توسط مدل با مقادیر ثبت شده از طریق آزمایشات کیفی آب، مورد ارزیابی و تأیید قرار گرفت (شکل 2). این مدل برای برآورد مقادیر متوسط شوری آب زیرزمینی به دو پارامتر قابلیت انتقال تشکیلات آبخوان و فاصله از دریا نیاز دارد که برای تمامی سطح استان مازندران اطلاعات آنها موجود می‌باشد.

همچنین شبکه عصبی مصنوعی با سه تکنیک یادگیری مختلف LM, CG, GDX استفاده شد و با تعیین میزان همبستگی و میزان خطا، بهترین تکنیک یادگیری انتخاب گشت. نمایش بهترین نتایج اجرای انواع مدل‌ها در برابر تغییرات تعداد نرون و نوع تکنیک یادگیری در 8 الگو در شکل شماره 3 ارائه شده است. همچنین به منظور بررسی تغییرات تعداد نرون‌ها در برآورد شوری آب زیر زمینی در 8 الگو، تعداد نرون‌ها بصورت متوالی با دامنه تغییرات 2 الی 10 مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج حاکی از آن است که نمی‌توان قانونی صریح برای تعیین تعداد نرون‌ها در لایه مخفی در برآورد شوری آب زیرزمینی بیان نمود. از طرفی تغییرات RMSE نسبت به تکنیک‌های یادگیری مختلف در هشت الگو در مرحله تست در جدول شماره 4 مشاهده می‌گردد. ارزیابی کارایی شبکه عصبی

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, T, L_s, P \quad (3)$$

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, T, L_s \quad (4)$$

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, T, P \quad (5)$$

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, T \quad (6)$$

$$EC_{GW} = f EC_{SW}, P \quad (7)$$

$$EC_{GW} = f T, L_s \quad (8)$$

در روابط فوق: EC_{GW} : هدایت الکتریکی متوسط آب زیر زمینی بر حسب میکروموس بر سانتیمتر

EC_{SW} : هدایت الکتریکی متوسط آب سطحی بر حسب میکروموس بر سانتیمتر

T: قابلیت انتقال متوسط تشکیلات آبخوان بر حسب متر مربع در روز

L_s : فاصله از دریای خزر به متر

P: بارش متوسط سالانه به میلیمتر

T: تبخیر متوسط سالانه به میلیمتر

Dgw: عمق متوسط سفره آب زیر زمینی به متر

نتایج

همان طوری که ذکر شد روش رگرسیون چند متغییره برای ارائه مدل به منظور برآورد شوری متوسط آب زیرزمینی بکار گرفته شد. نتایج حاصل از بکارگیری روش رگرسیون چند متغییره به منظور ارائه مدل، بصورت مدل خطی زیر ارائه می‌شود:

$$\log EC_{GW} = 1.018 \log EC_{SW} - 0.339 \log T + 0.21 \log D_s + 0.403 \quad (3)$$

که در این معادله EC_{GW} هدایت الکتریکی متوسط آب زیر زمینی (میکروموس بر سانتیمتر)، EC_{SW} هدایت الکتریکی متوسط آب سطحی، T قابلیت انتقال متوسط تشکیلات آبخوان بر حسب متر مربع بر روز و D_s فاصله مکان از دریای خزر به متر می‌باشد. مدل مذکور به منظور ارزیابی صحت و کارایی آن در مکان‌هایی با مشخصات جدول شماره (3) بکار گرفته شد و مقادیر برآورد شده توسط مدل و مقادیر حاصل از آزمایشات کیفی سازمان

برای شبیه سازی شوری آب زیرزمینی در تعدادی از مکانها صورت گرفته و نتایج آن در شکل شماره 4 ارائه گردید. جدول 1- نتایج حاصل از اجرای مدل خطی با روش رگرسیون چند متغیره ($R^2 = 0/56$).

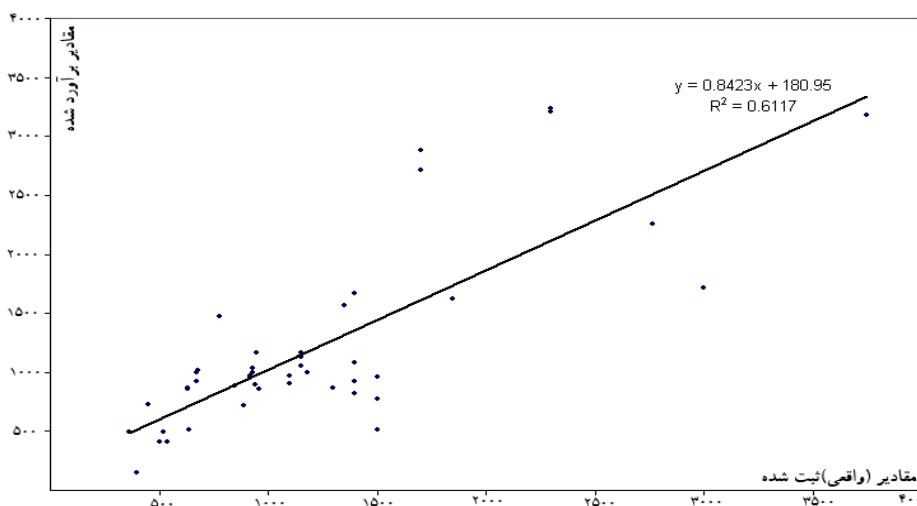
| مدل | مجموع مربعات خطا | درجه آزادی | میانگین خطا | F | سطح معنی داری |
|--------------------|------------------|------------|-------------|-------|---------------|
| | 1/525 | 3 | 0/5084 | | |
| باقیمانده خطای مدل | 1/168 | 24 | 0/0486 | 10/45 | 0/00 |
| | 2/693 | 27 | | | |

جدول 2- نتایج حاصل از اجرای مدل غیر خطی با روش رگرسیون چند متغیره ($R^2 = 0/501$).

| مدل | مجموع مربعات خطا | درجه آزادی | میانگین خطا | F | سطح معنی داری |
|--------------------|------------------|------------|-------------|--------|---------------|
| | 2 | 2 | 0/67 | | |
| باقیمانده خطای مدل | 1/345 | 25 | 0/0538 | 12/527 | 0/00 |
| | 2/693 | 27 | | | |

جدول 3- ارزیابی کارایی مدل خطی ارائه شده در برآورد EC متوسط آب زیرزمینی (منبع مقادیر واقعی EC: تمام، تعداد نمونه ها بدلیل فقدان آمار کیفی آب سطحی محدود می باشد).

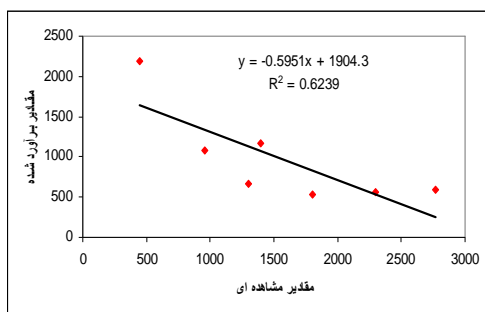
| X sample | Y sample | EC _{S w} | T | Ls | EC _{G w} Estimated | EC _{G w} Observed |
|----------|----------|-------------------|------|-------|-----------------------------|----------------------------|
| 642800 | 4062450 | 792/2 | 100 | 658 | 1852/6 | 1850 |
| 656565 | 4061099 | 656/02 | 100 | 4830 | 2323 | 2300 |
| 692950 | 4058760 | 370/8 | 100 | 17792 | 1709/6 | 1800 |
| 688100 | 4074500 | 770/18 | 100 | 1457 | 2127 | 2768 |
| 626250 | 4048550 | 745/8 | 2000 | 10584 | 2468 | 960 |
| 628350 | 4051300 | 745/8 | 1500 | 8242 | 1183 | 1400 |
| 657500 | 4056800 | 656 | 1000 | 9166 | 1217 | 1300 |



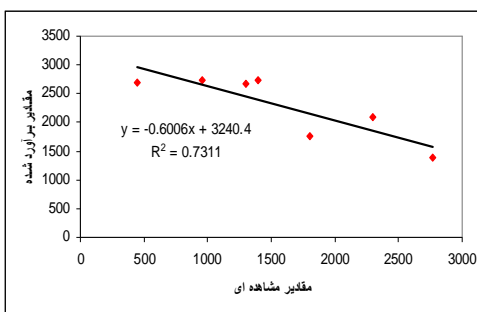
شکل 2- ارزیابی کارایی مدل غیر خطی در برآورد EC متوسط آب زیرزمینی بر حسب میکرو موس بر سانتیمتر.

جدول 4- مقادیر RMSE بین نتایج مدل های مختلف شبکه عصبی مصنوعی و تکنیک های یادگیری مختلف

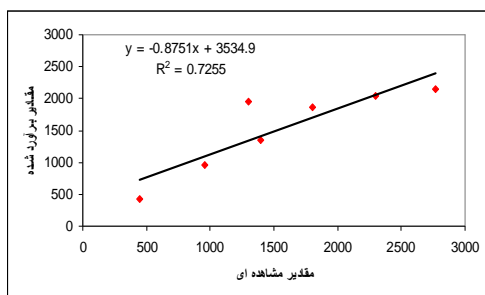
| انواع مدل ها | الگوریتم | بهترین ساختار | R | RMSE |
|--------------|----------|---------------|-------|-------|
| 1 | LM | 6-6-1 | 0/62 | 1/12 |
| | CG | 6-6-1 | 0/38 | 3/2 |
| | GDX | 6-4-1 | 0/54 | 1/7 |
| 2 | LM | 5-6-1 | 0/73 | 0/94 |
| | CG | 5-2-1 | 0/41 | 2/87 |
| | GDX | 5-8-1 | 0/59 | 1/5 |
| 3 | LM | 4-4-1 | 0/72 | 0/97 |
| | CG | 4-2-1 | 0/49 | 2/9 |
| | GDX | 4-2-1 | 0/62 | 1/09 |
| 4 | LM | 3-4-1 | 0/75 | 0/929 |
| | CG | 3-2-1 | 0/54 | 2/7 |
| | GDX | 3-6-1 | 0/64 | 1/2 |
| 5 | LM | 3-4-1 | 0/62 | 1/08 |
| | CG | 3-8-1 | 0/37 | 2/5 |
| | GDX | 3-2-1 | 0/54 | 1/6 |
| 6 | LM | 2-2-1 | 0/60 | 1/3 |
| | CG | 2-4-1 | 0/44 | 2/01 |
| | GDX | 2-4-1 | 0/51 | 1/78 |
| 7 | LM | 2-10-1 | 0/61 | 1/2 |
| | CG | 2-8-1 | 0/37 | 3/5 |
| | GDX | 2-4-1 | 0/49 | 1/2 |
| 8 | LM | 1-4-1 | 0/547 | 1/78 |
| | CG | 1-4-1 | 0/31 | 5/2 |
| | GDX | 1-2-1 | 0/39 | 3/1 |



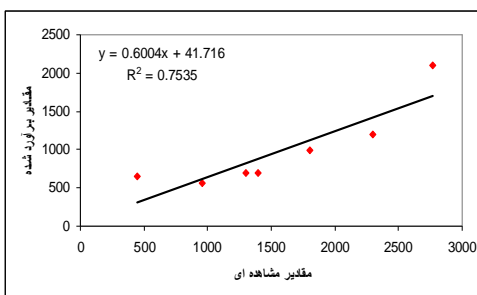
الگوی (1)



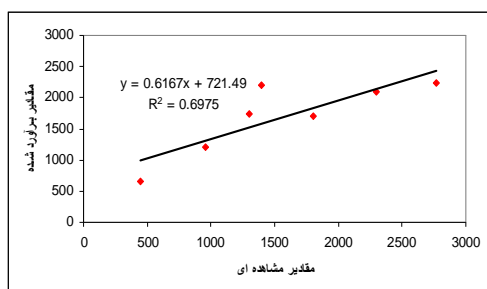
الگوی (2)



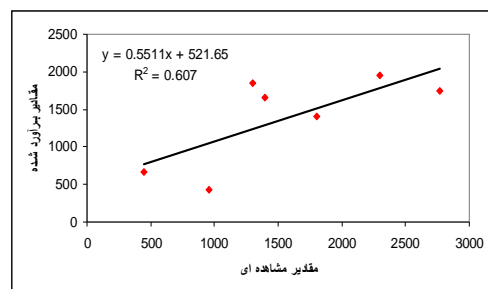
الگوی (3)



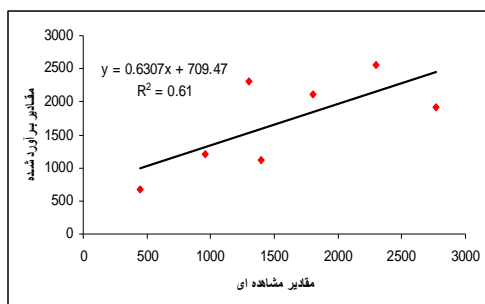
الگوی (4)



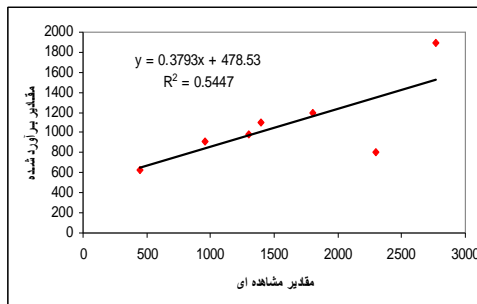
الگوی (5)



الگوی (6)

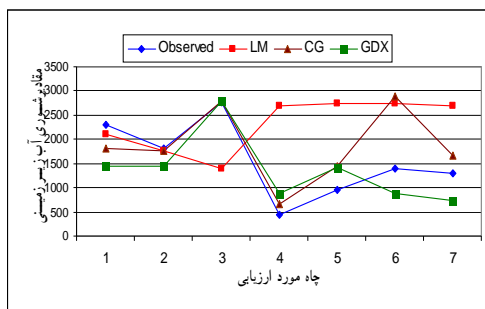


الگوی (7)

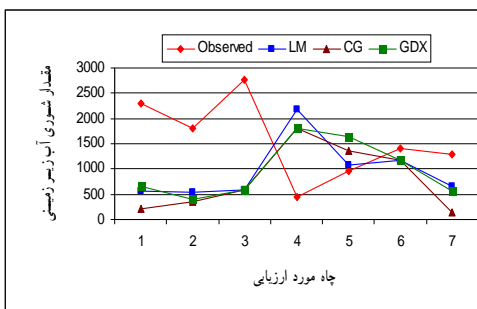


الگوی (8)

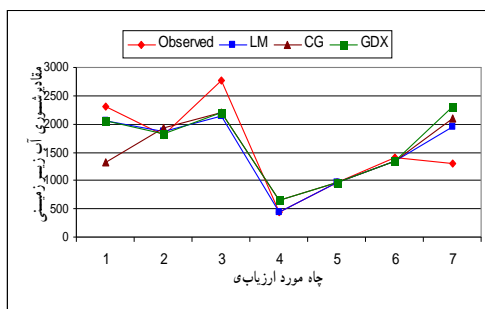
شکل 3- نمایش شبیه سازی شوری آب زیرزمینی با بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی در بهترین ساختار هشت الگو در مرحله تست.



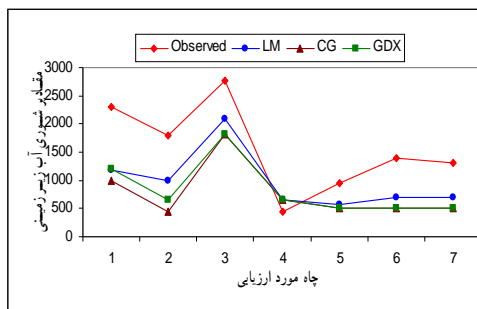
(1) الگوی



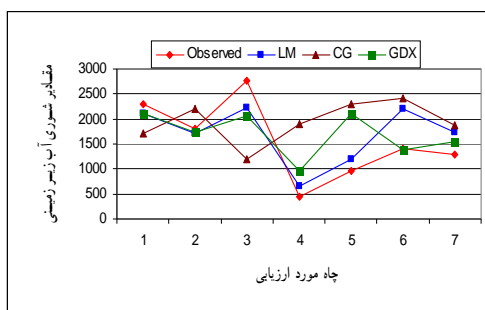
(2) الگوی



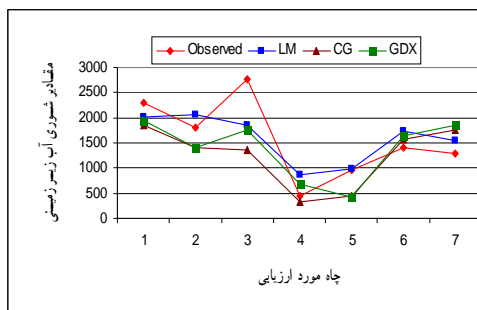
(3) الگوی



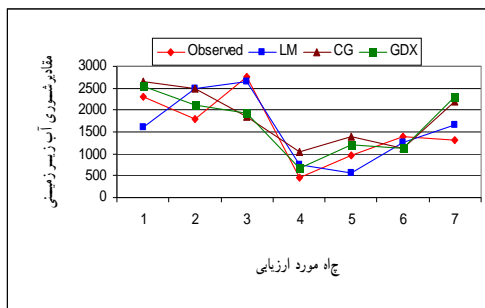
(4) الگوی



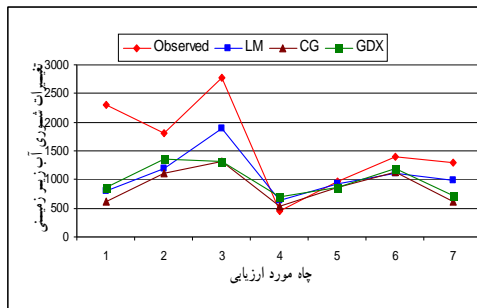
(5) الگوی



(6) الگوی



(7) الگوی



(8) الگوی

شکل 4- مقادیر برآورد شده EC (شوری) آب زیر زمینی در 7 مکان مورد ارزیابی در الگوها و تکنیک‌های یادگیری مختلف.

بحث و نتیجه گیری

دو روش رگرسیون چند متغیره و شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های یکسان برای شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران بکار گرفته شد. نتایج حاصله از هر دو روش حاکی از آن است که عوامل شوری آب سطحی، فاصله از دریا و قابلیت انتقال تشکیلات آبخوان (نوع تشکیلات) از عوامل اصلی شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران می‌باشند. ارزیابی کارایی مدل‌های خطی و غیرخطی با روش رگرسیون چند متغیره نشان داد که حداکثر همبستگی بین مقادیر برآورد شده و مقادیر مشاهده‌ای از 0/61 تجاوز نمی‌کند، اما بکارگیری همان داده‌ها برای ارزیابی کارایی شبکه عصبی مصنوعی، همبستگی 0/73 بین مقادیر برآورد شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و مقادیر مشاهده‌ای (واقعی) ارائه نمود. بنابراین کارایی و دقت شبکه عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی شوری آب زیرزمینی بیش از روش رگرسیون چند متغیره می‌باشد. نتایج تحقیقات گذشته نیز حاکی از کارایی بالای شبکه عصبی با تکنیک یادگیری LM در برآورد و شبیه‌سازی پارامترهای آب زیرزمینی است (سامانی و همکاران، 2007). بطور کلی می‌توان اظهار داشت که شبکه عصبی قادر است قانون حاکم بر داده‌ها، حتی داده‌های مغشوش را نیز استخراج

نماید. این خصوصیت شبکه‌های عصبی را می‌توان از برجسته‌ترین ویژگی‌های این تکنیک در مقایسه با سایر روش‌ها دانست. با انتخاب نوع مناسب تکنیک یادگیری، تعداد مناسب نرون و لایه پنهان، نوع و تعداد مناسب عوامل ورودی و نیز کالیبره کردن مناسب آن می‌توان گفت که این تکنیک ابزاری بسیار کارا و مناسبی برای برآورد شوری آب زیرزمینی در سواحل استان مازندران می‌باشد. رهیافت این تحقیق، شبکه عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چند لایه با تکنیک یادگیری LM بوده است. با توجه به نتایج عملکرد شبکه برای آرایش‌های مختلف و نیز مقایسه نتایج حاصله با داده‌های واقعی می‌توان گفت که الگوی چهارم بهترین الگو در میان هشت الگوی پیشنهادی می‌باشد. در این تحقیق آموزش شبکه با سه تابع یادگیری مورد بررسی قرار گرفته 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 یادگیری GDX و CG نشان می‌دهد. بنابراین با بکارگیری شبکه عصبی مصنوعی می‌توانیم شوری آب زیرزمینی و یا حتی سایر پارامترهای کیفی آب را در مکان‌های فاقد آمار برآورد نموده و برای مدیریت بهینه منابع آب بکار گیریم.

منابع مورد استفاده

1. اطلاعات و نقشه‌های تشکیلات آبخوان. 1388. استان مازندران، سازمان تحقیقات منابع آب ایران.
2. آمار و اطلاعات ایستگاه‌های هواشناسی. 1388. سازمان هواشناسی کشور.
3. آمار آزمایشات کیفی آبهای سطحی استان مازندران. 1388. سازمان تحقیقات منابع آب ایران.
4. آمار آزمایشات کیفی آبهای زیرزمینی استان مازندران. 1388. سازمان تحقیقات منابع آب ایران.
5. آمار عمق سفره‌های آب زیرزمینی استان مازندران. 1388. سازمان تحقیقات منابع آب ایران.
6. چیتسازان، م. و کشکولی ح. ع. 1381. مدلسازی آبهای زیر زمینی و حل مسائل هیدروژئولوژی، چاپ اول، دانشگاه شهید چمران اهواز، 141ص.
7. شمسایی، ا. 1381. هیدرولیک جریان آب در محیط‌های متخلخل. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر. 234 ص.

8. علیزاده، ا. 1377. اصول هیدرولوژی کاربردی. انتشارات آستان قدس رضوی. 622 ص.
9. مهدوی، م. 1378. هیدرولوژی کاربردی. جلد دوم. انتشارات دانشگاه تهران. 401 ص.
10. نقشه های توپوگرافی 1:50000 سازمان جغرافیایی ارتش. 1384. شیت های استان مازندران.
11. نقشه های توپوگرافی 1:25000 سازمان نقشه برداری کشور. 1381. شیت های استان مازندران.
12. Brunner P. and Kinzelbach, V. 2005. Groundwater Modeling in a remote Chinese Basin- How can models be improved in areas where data are scarce? European Geosciences Union 2005. 2p.
13. Hall, N. Greiner, R and Yangvanit, S. 2001. Modeling Salinity management at from and catchment level in NSW and Thailand and Modsim 2001. Australian National University, Canberra. 15 P.
14. Heaney, A. and Levantis, C. 2001. Salinity management in the northern Murray Darling Basin, Tamworth Regional Gutlook. 14p.
15. 15-Ioannis, N. Daliakopoulos, a P. Coulibalya, I. and Tsanis, K. 2005. Groundwater level forecasting using artificial neural networks. Journal of Hydrology. 309 (2005): 229–240.
16. Gualbert, H. P. and Essink, O. 2001. Improving Fresh Groundwater Supply-Problems and Solutions Center of Hydrology (ICHU), Institute of Earth Science, Ocean & Coastal Management. 429–449.
17. Krishna, B. Satyaji Rao, Y. R. and Vijaya, T. 2008. Modeling groundwater levels in an urban coastal aquifer using artificial neural networks. Journal of Hydrological Process. 22: 1180–1188.
18. 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.
19. Samani, N. Gohari-Moghadam, M. and Safavi, A. A. 2007. A simple neural network model for the determination of aquifer parameters. Journal of Hydrology. 340: 1–11.
20. Zhang, M. 2001. Information-Statistics evaluation on the effects of ground water buried depth to upper soil and groundwater salinity, China postdoctoral preceding science press, Beijing, China: 221-224PP.