

شبیه‌سازی آینده‌ی چشمه‌های کارستی با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی (مطالعه‌ی موردی: ارتفاعات البرز مرکزی)

زهرا درواری - کارشناس ارشد آبخیزداری، دانشگاه مازندران
وحید غلامی - استادیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه گیلان
عیسی جوکار سرهنگی* - استادیار گروه جغرافیا و برنامه‌ریزی شهری، دانشگاه مازندران

پذیرش مقاله: ۱۳۸۹/۱۰/۹ تأیید نهایی: ۱۳۹۰/۸/۲۸

چکیده

چشمه‌ها یکی از منابع آبی مهم در سطح کشور شمرده می‌شوند. در ارتفاعات البرز مرکزی چشمه‌های کارستی فراوانی گسترش دارند که شناخت وضعیت هیدرولوژیکی آنها در بهره‌برداری و مدیریت آنها ضرورت دارد. هدف از این پژوهش، بررسی کارایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی آینده‌ی چشمه‌های کارستی در استان مازندران است. بدین منظور، ۸۰ چشمه کارستی مورد مطالعه قرار گرفت. تعداد ۶۰ نمونه برای آموزش یا ارائه‌ی مدل و تعداد ۲۰ نمونه برای تست یا اعتباریابی استفاده شد. مقادیر کمی عوامل مؤثر در آینده‌ی چشمه‌های کارستی، شامل: درصد تخلخل تشکیلات آبخوان، ارتفاع مکان، شیب زمین، بارش متوسط سالانه و فاصله از منابع آب با به‌کارگیری داده‌ها و نقشه‌ها در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی (GIS) برآورد شد. برای ارائه‌ی مدل مناسب برای آینده‌ی چشمه‌های کارستی از نرم‌افزار MATLAB شاخه‌ی Neural Network و از شبکه‌ی پرسپترون چند لایه استفاده شد. برای فرآیند شبیه‌سازی، ۸۰ درصد داده‌ها برای آموزش و ۲۰ درصد مابقی برای تست یا اعتباریابی استفاده شد. عملکرد شبکه‌ی عصبی با پارامترهایی چون، جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و ضریب همبستگی بین خروجی‌های حقیقی و دلخواه (R) سنجیده شد. نتایج پژوهش، نه تنها کارایی شبکه‌ی عصبی مصنوعی در شبیه‌سازی آینده‌ی چشمه‌ها را نشان داد؛ بلکه حاکی از آن است که عوامل فاصله از منابع آب، تخلخل تشکیلات آبخوان و ارتفاع مکان، عوامل اصلی در آینده‌ی چشمه‌های کارستی در ارتفاعات البرز مرکزی به‌شمار می‌آیند؛ بنابراین با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی، می‌توان آینده‌ی چشمه‌های فاقد آمار را با دقت قابل قبولی برآورد کرد.

کلیدواژه‌ها: تخلخل، منابع آب، شبکه‌ی عصبی مصنوعی، استان مازندران.

مقدمه

یکی از منابع آبی مهمی که برای شرب کیفیت مناسبی داشته و مورد استفاده انسان‌ها قرار می‌گیرد، چشمه‌ها هستند. چشمه نوعی تخلیه‌ی آب زیرزمینی است که به‌طور متمرکز رخ می‌دهد و هر جا که سطح ایستابی، سطح زمین را قطع کند؛ آب به‌صورت جریان سطحی تخلیه می‌شود. رابطه‌ی زیادی بین فراوانی چشمه‌ها با فاصله از عناصر تکتونیکی، خطواره‌ها و شبکه‌ی هیدروگرافی وجود دارد. از روابط میان فراوانی چشمه‌ها با عناصر تکتونیکی، خطواره‌ها، شبکه‌ی هیدروگرافی، لیتولوژی و عوامل توپوگرافی می‌توان برای پتانسیل‌یابی منابع آب زیرزمینی استفاده کرد (کاظمی و همکاران، ۱۳۸۵، ۴۰).

در استان مازندران، چشمه‌های کارستی در ارتفاعات البرز مرکزی بر روی تشکیلات آهکی از غرب به شرق گسترش دارند. در مکان‌هایی که تحول کارست پیشرفته است، پتانسیل‌های قوی در جذب آب و ذخیره‌ی آن ایجاد شده که می‌تواند در رشد و شکوفایی منطقه برای احداث پروژه‌های مختلفی که نیازمند منابع آب بیشتر هستند، مورد توجه قرار گیرد (محمودی و ملکی، ۱۳۸۰، ۹۳). چشمه‌های کارستی در مقایسه با چشمه‌های دیگر، آبدهی به‌نسبت زیادی دارند (احمدی، ۱۳۷۸، ۱۱۹).

لالاهم و همکاران^۱ (۲۰۰۵) با استفاده از شبکه‌ی عصبی به ارزیابی تغییرات سطح آب زیرزمینی پرداختند و به این نتیجه رسیدند که ANN^۲ کارایی مطلوبی در برآورد سطح آب زیرزمینی دارد. بر اساس نتایج آنها، شبکه‌ی عصبی با روش آزمون و خطا می‌تواند به ساختار بهینه دست یابد.

کریشنا و همکاران^۳ (۲۰۰۸) با استفاده از ANN به مدل‌سازی آب زیرزمینی در شهر ساحلی کاکینادا در هند پرداختند و به این نتیجه دست یافتند که این شبکه‌ی عصبی با روش BP^۴ و الگوریتم LM بهترین شبیه‌سازی را در مقایسه با روش‌های دیگر ارائه خواهد داد.

پژوهش‌های متعددی در زمینه‌ی مدل‌سازی برای برآورد دبی چشمه‌های کارستی با روش‌های مختلف انجام شده است که نتایج آنها نشان داد، عواملی نظیر نوع تشکیلات آبخوان، بارش و منابع آبی مانند رودخانه، در دبی چشمه‌های کارستی تأثیرگذار است (زانگ و همکاران^۵، ۱۹۹۶، ۴۱)؛ (زانگ و همکاران، ۲۰۰۱، ۲۲۱)؛ (پروهاسگا و استوانویک^۶، ۱۹۹۳، ۱۵۱)؛ (دیمترو و همکاران^۷، ۱۹۹۷، ۳۵۳).

اوکن تاهلر و دیگران^۸ (۲۰۰۵)، مدلی برای شبیه‌سازی آبدهی چشمه‌های کارستی در شمال غرب سوئیس ارائه کردند. نتایج نشان داد، تشکیلات نوع آبخوان و قابلیت انتقال آنها در آبدهی چشمه‌ها تأثیر دارد. چشمه‌های کارستی در مناطق کوهستانی به‌سختی در دسترس هستند و این مطالعه، گامی به سوی استفاده از شبکه‌ی عصبی برای برآورد

1. Lallahem & et al

2. Artificial Neural Network

3. Krishna & et al

4. Bake propagation

5. Zhang & et al

6. Prohaska and Stevanovic

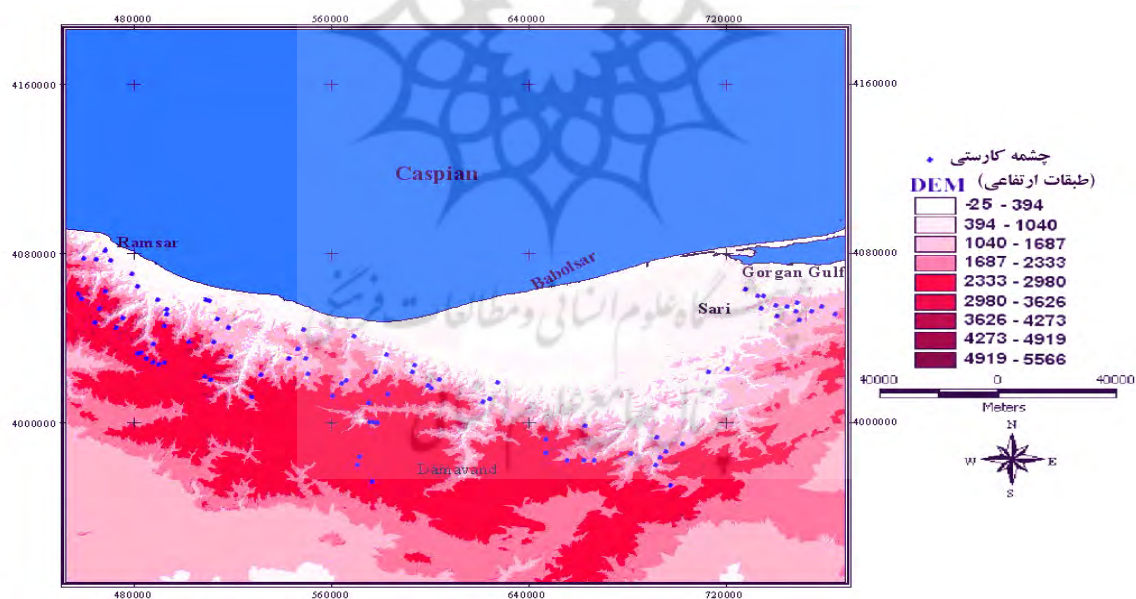
7. Dimitrov & et al

8. Auckenthaler & et al

آبدهی چشمه‌های کارستی فاقد آمار برمی‌دارد. پژوهش پیش رو با هدف شبیه‌سازی آبدهی متوسط چشمه‌های کارستی ارتفاعات البرز مرکزی و همچنین بررسی عوامل مؤثر در آبدهی این چشمه‌ها با استفاده از شبکه‌ی عصبی مصنوعی انجام شده است.

موقعیت جغرافیایی منطقه‌ی مورد مطالعه

منطقه‌ی مورد مطالعه، شامل ارتفاعات البرز مرکزی و سواحل جنوبی دریای خزر در استان مازندران است که در سیستم تصویر UTM (zone39) در محدوده‌ی ۳۹۷۰۰۰۰ تا ۴۰۷۵۰۰۰ عرض شمالی و ۴۷۰۹۴۳ تا ۷۶۷۸۱۵ طول شرقی واقع شده است. موقعیت منطقه، در شکل (۱) نشان داده شده است. میزان متوسط بارش در این منطقه، ۱۳۰۰ میلی‌متر در غرب تا ۴۰۰ میلی‌متر در ارتفاعات البرز متغیر است (سازمان هواشناسی استان مازندران، ۱۳۸۵). دامنه‌ی ارتفاعی منطقه‌ی مورد مطالعه، از صفر در ابتدای دشت تا ۵۶۳۶ در قلّه‌ی دماوند است. چشمه‌ها نیز در سطح منطقه، در ارتفاع ۱۰۰ تا ۳۵۰۰ متری قرار دارند. در این منطقه در تشکیلات آهکی ارتفاعات البرز مرکزی، چشمه‌های کارستی فراوانی وجود دارد. موقعیت چشمه‌های کارستی نیز در شکل (۱) آمده است.



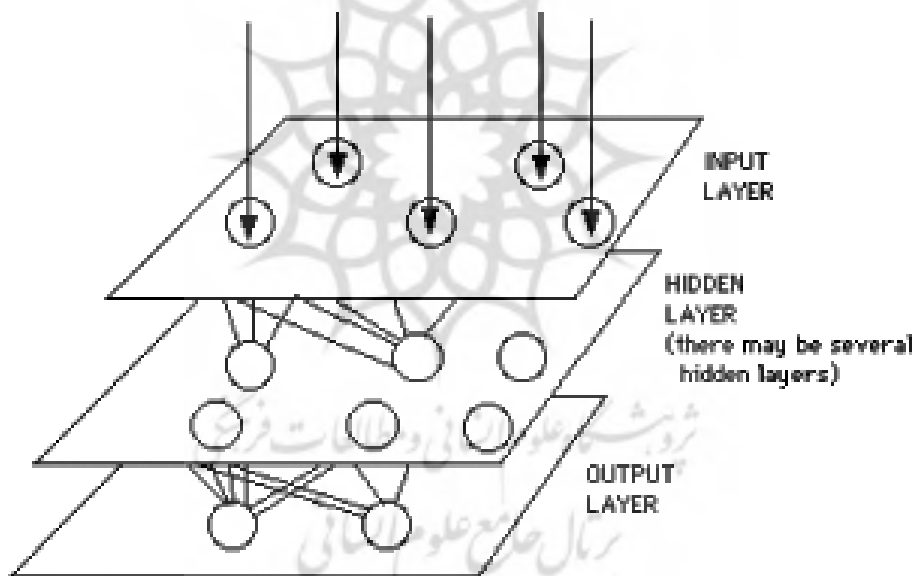
شکل ۱. موقعیت منطقه‌ی مورد مطالعه و چشمه‌های کارستی (مدل ارتفاعی رقومی ۵۰ متر)

مواد و روش‌ها

در این پژوهش برای بررسی عوامل مؤثر در آبدهی چشمه‌های کارستی و شبیه‌سازی آبدهی متوسط این چشمه‌ها، تعداد ۸۰ چشمه‌ی کارستی در ارتفاعات البرز مرکزی مورد مطالعه قرار گرفتند. ۶۰ نمونه از آنها برای آموزش یا ارائه‌ی مدل و ۲۰ نمونه برای تست یا اعتباریابی استفاده شد. برای شبیه‌سازی آبدهی چشمه‌های کارستی، از عوامل درصد تخلخل تشکیلات آبخوان، ارتفاع و شیب زمین، بارش متوسط سالانه و فاصله از منابع آبی (رودخانه، دریاچه و آب‌بندان) برای هر

یک از چشمه‌ها استفاده شد. برای برآورد مقادیر کمی درصد تخلخل تشکیلات آبخوان از نقشه‌ها و اطلاعات سازمان تحقیقات منابع آب، برای بارش از اطلاعات ایستگاه‌های هواشناسی و همچنین برای برآورد فاصله از منابع آب، شیب و ارتفاع از نقشه‌های سازمان‌های نقشه‌برداری کشور و جغرافیایی ارتش در محیط سیستم اطلاعات جغرافیایی، بهره برده شد (سازمان تحقیقات منابع آب ایران، ۱۳۸۵؛ سازمان هواشناسی استان مازندران، ۱۳۸۵). برای ارائه مدل مناسب برای آینده چشمه‌های کارستی در سطح استان مازندران از نرم افزار MATLAB شاخه‌ی Neural Network استفاده شده است.

هر شبکه‌ی عصبی از سه نوع لایه با نام‌های ۱- لایه ورودی؛ ۲- لایه پنهان؛ ۳- لایه خروجی تشکیل شده است. شکل (۲) نمای کلی این لایه‌ها را نشان می‌دهد. روی لایه‌ی پنهان و لایه‌ی خروجی تعدادی نرون قرار دارد که با اتصالات وزن دار به هم مرتبط هستند. وزن آنها طبق برنامه‌ی خاصی که برای شبکه تنظیم شده است، تغییر می‌یابد. در لایه‌ی ورودی، هر یک از نرون‌ها، یک متغیر ورودی را دریافت می‌کنند.



شکل ۲. نمای کلی لایه‌ها در شبکه‌ی عصبی مصنوعی

منبع: منهاج، ۱۳۸۴

به‌طور کلی شبکه‌ی عصبی مصنوعی باید با داده‌های مناسب که دربرگیرنده‌ی ورودی و خروجی است، آموزش داده شود که به آنها داده‌های آموزشی گفته می‌شود؛ بنابراین، انتخاب مناسب داده‌های آموزشی، مسأله مهمی در یادگیری مناسب مدل است. افزون بر آن، انتخاب نوع و ساختمان مناسبی از شبکه‌های عصبی مصنوعی برای موضوع مورد نظر،

1. Input Layer
2. Hidden Layer
3. Output Layer

اهمیت خاصی در کسب نتایج قابل قبول دارد. در این پژوهش از شبکه‌ی پرسپترون چندلایه^۱ استفاده شده است. گفتنی است که این شبکه، اساساً جزء شبکه‌های پیش‌خور^۲ شمرده می‌شود که معمولاً به‌وسیله‌ی مدل انتشار به عقب^۳ آموزش داده می‌شود. در این مدل، خطای خروجی شبکه برآورد و به عقب (به داخل سیستم) انتشار یافته و بر این اساس وزن‌های انتخاب‌شده در مدل اصلاح می‌شود. این فرایند مربوط به اصلاح وزن‌ها، در تمامی عناصر سیستم ادامه می‌یابد تا بهترین وزن‌ها که صحیح‌ترین خروجی را برای سیستم ایجاد می‌کنند، شناسایی و انتخاب شوند. در حقیقت، در این روش با تصحیح مرتب خطا، وزن‌های مناسب برای سیستم به‌دست می‌آید. مفهوم "حالت مناسب‌ترین وزن‌های به‌دست‌آمده" این است که مدل، آموزش کافی را دیده است. سپس وزن‌های مربوط، تثبیت‌شده و در مورد داده‌های ورودی جدید که در قالب داده‌های مربوط به آزمایش کارایی مدل است، اعمال می‌شود. در این حالت نتایج مدل با مقادیر مشاهده‌شده، مقایسه و در مورد کارایی مدل داوری می‌شود.

در این پژوهش از سه الگوریتم کاربردی، همچون LM^۴، CG^۵، GDX^۶ نیز استفاده شده است. ۷۵ درصد داده‌ها در مرحله‌ی آموزش و ۲۵ درصد داده‌ها در مرحله‌ی تست یا ارزیابی به‌کار گرفته شد. برای آموزش و سپس آزمون یک شبکه‌ی عصبی، انتخاب تعداد و نوع پارامترهای ورودی به مدل، اهمیت بسیاری دارد. معیار توقف شبکه، دستیابی به بهترین نتایج است. روش سعی و خطا تکرار می‌شود تا به کمترین خطا و بیشترین همبستگی بین مقادیر شبیه‌سازی‌شده و مقادیر اندازه‌گیری‌شده (واقعی) دست یابیم. هشت الگوی ورودی طراحی، در زیر آورده شده است.

$$Q_{spring} = f(H, R, L) \quad (۵) \quad Q_{spring} = f(P, H, R) \quad (۱)$$

$$Q_{spring} = f(P, R) \quad (۶) \quad Q_{spring} = f(P, H, L) \quad (۲)$$

$$Q_{spring} = f(R, L) \quad (۷) \quad Q_{spring} = f(P, L) \quad (۳)$$

$$Q_{spring} = f(P, R, L) \quad (۸) \quad Q_{spring} = f(P, H, R, L, S) \quad (۴)$$

در روابط فوق:

Q_{spring} : آبدهی متوسط سالانه‌ی چشمه‌های، کارستی بر حسب لیتر بر ثانیه؛

P : درصد تخلخل تشکیلات زمین شناسی (آبخوان)؛

H : ارتفاع بر حسب متر؛

R : بارش متوسط سالانه به میلی‌متر؛

1. Multi-layer Perceptron
2. Feed forward networks
3. Back propagation
4. Levenberg Marquart
5. Conjugate Gradient
6. Gradient Descent

L : فاصله از منابع آب بر حسب متر؛

S : شیب متوسط به درجه؛

تعداد نرون (۲۰-۲) با هشت الگوی متفاوت مورد بررسی قرار گرفته است. عملکرد شبکه با پارامترهای مختلفی

اندازه‌گیری شده است، از جمله:

۱- جذر میانگین مربع خطا (RMSE)

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

که در آن obs مقادیر مشاهده‌ای و $calc$ مقادیر محاسبه‌شده با شبکه و n تعداد داده‌ها در هر مرحله است. هرچه مقدار RMSE به صفر نزدیکتر باشد، نشان‌دهنده‌ی نزدیکتر بودن مقادیر مشاهده‌شده و برآوردشده به یکدیگر و دقیق‌تر بودن شبیه‌سازی در هر مرحله است.

۲- 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 محاسبه‌شده با شبکه) و n برابر تعداد داده‌ها در هر مرحله از آزمون‌ها و آموزش است. در این پژوهش برای بررسی ضریب همبستگی (R) و معیار خطا (RMSE)، نرم‌افزار MATLAB شاخه‌ی Neural Network مورد استفاده قرار گرفت.

یافته‌های تحقیق

برای بررسی عملکرد ANN در برآورد آبدی چشمه‌های کارستی، هشت الگوی طراحی‌شده را با تکنیک‌های مختلف یادگیری (LM, CG, GDX) و تعداد نرون‌های مختلف (۲ الی ۲۰) مورد بررسی قرار دادیم و میزان خطای RMSE و ضریب همبستگی R را محاسبه و بهترین ساختار را در میان هشت الگوی طراحی، انتخاب کردیم.

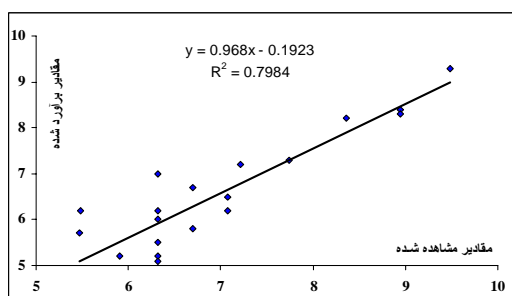
جدول (۱) نمایش بهترین نتایج اجرای انواع مدل‌ها در برابر تغییرات تعداد نرون و نوع الگوریتم در هشت الگو را نشان می‌دهد. شکل (۳) نمایش شبیه‌سازی آبدی چشمه‌های کارستی، در بهترین ساختار از میان هشت الگو در مرحله‌ی تست است. همچنین برای بررسی تغییرات تعداد نرون‌ها در برآورد آبدی چشمه‌های کارستی در هشت الگو، تعداد نرون‌ها به‌طور متوالی با دامنه تغییرات ۲ الی ۲۰ مورد ارزیابی قرار گرفت و نتایج نشان داد که نمی‌توان قانون صریحی برای تعیین تعداد نرون‌ها در لایه‌ی مخفی برای برآورد آبدی چشمه‌ها بیان کرد.

1. Root Mean Squared Error

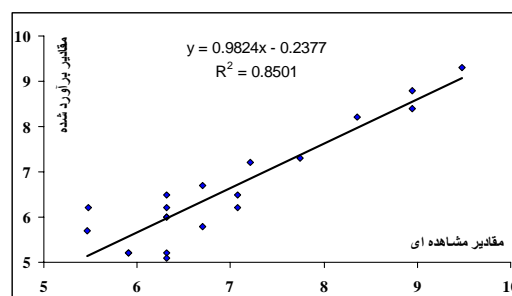
2. Coefficient of correlation

جدول ۱. مقادیر RMSE بین نتایج مدل‌ها و تکنیک یادگیری مختلف در شبکه‌ی عصبی مصنوعی

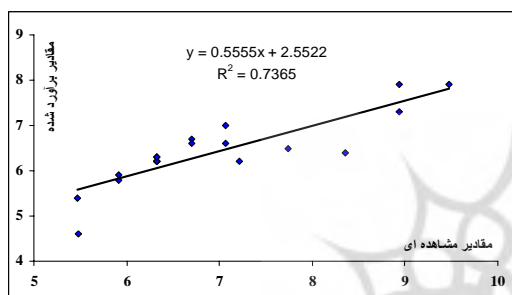
انواع مدل‌ها	الگوریتم	بهترین ساختار	فاز ارزیابی			
			آموزش		تست	
			R	RMSE	R	RMSE
1	LM	3-12-1	0.84	0.78	0.79	1
	CG	3-8-1	0.65	1.2	0.55	2.5
	GDX	3-14-1	0.6	1.5	0.51	2.8
2	LM	3-18-1	0.89	0.68	0.85	0.72
	CG	3-12-1	0.78	1.02	0.64	1.4
	GDX	3-18-1	0.80	0.78	0.75	0.95
3	LM	2-8-1	0.77	0.85	0.74	0.90
	CG	2-12-1	0.65	1.2	0.61	1.4
	GDX	2-14-1	0.71	0.89	0.67	1.1
4	LM	5-4-1	0.7	1.5	0.65	1.7
	CG	5-12-1	0.61	1.7	0.52	2.2
	GDX	5-8-1	0.60	1.7	0.54	2.0
5	LM	3-8-1	0.56	1.9	0.50	2.7
	CG	3-10-1	0.51	2.8	0.4	3.1
	GDX	3-6-1	0.51	2.7	0.45	2.9
6	LM	2-14-1	0.78	0.9	0.71	1.1
	CG	2-10-1	0.62	1.7	0.52	2.1
	GDX	2-14-1	0.65	1.4	0.55	1.9
7	LM	2-10-1	0.52	1.9	0.41	2.7
	CG	2-12-1	0.44	2.9	0.37	3.5
	GDX	2-4-1	0.48	2.5	0.41	3.6
8	LM	3-20-1	0.71	1.8	0.65	1.2
	CG	3-12-1	0.52	2.2	0.48	2.7
	GDX	3-16-1	0.58	1.4	0.51	1.7



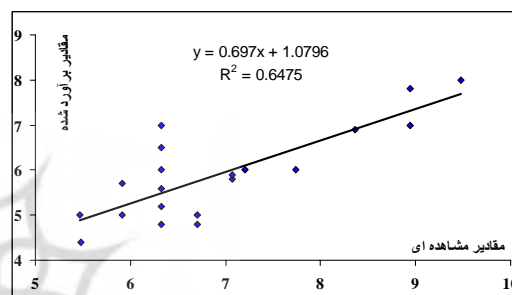
الگوی (۱)



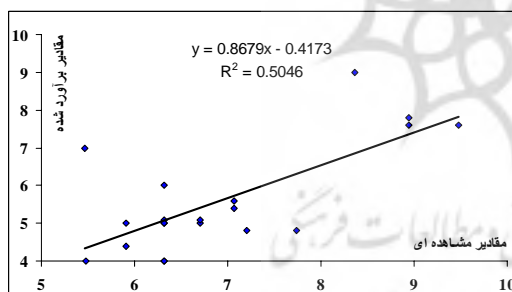
الگوی (۲)



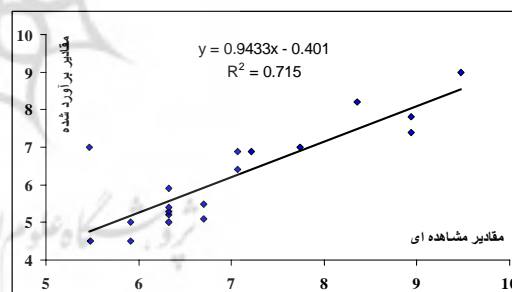
الگوی (۳)



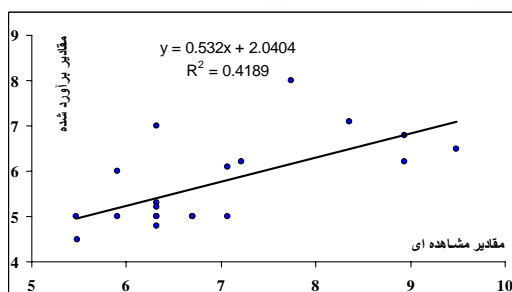
الگوی (۴)



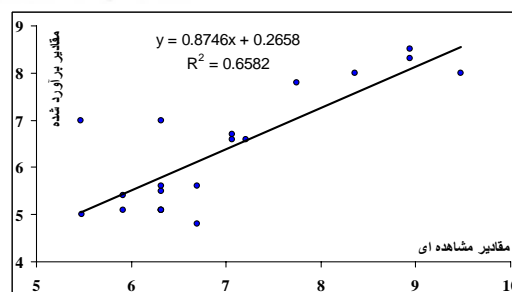
الگوی (۵)



الگوی (۶)



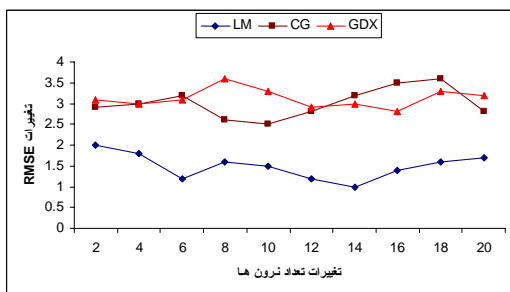
الگوی (۷)



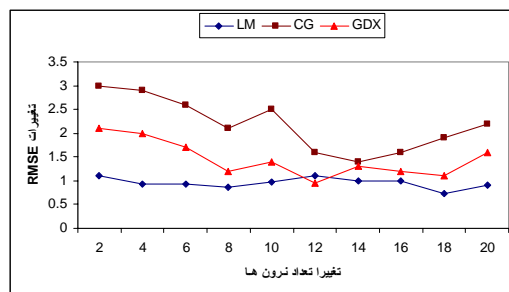
الگوی (۸)

شکل ۳. ارزیابی شبیه‌سازی آبدهی چشمه‌های کارستی در بهترین ساختار از هشت الگوی در مرحله تست

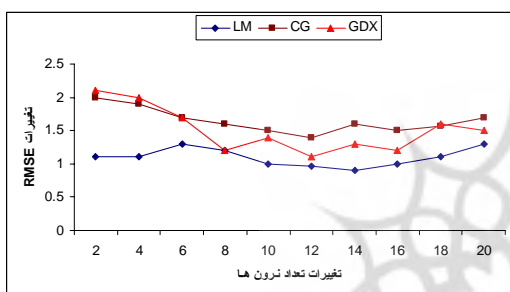
شکل (۴) نمایش تغییرات RMSE نسبت به الگوریتم‌های مختلف در هشت الگوی مرحله‌ی تست را نشان می‌دهد.



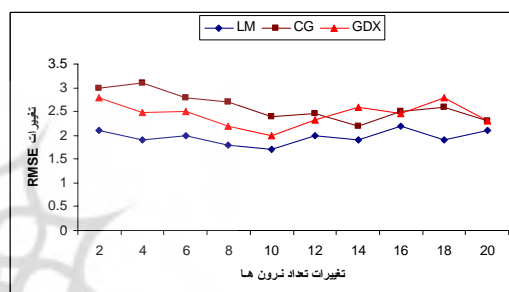
الگوی (۱)



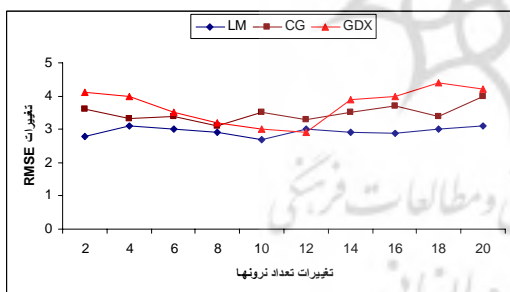
الگوی (۲)



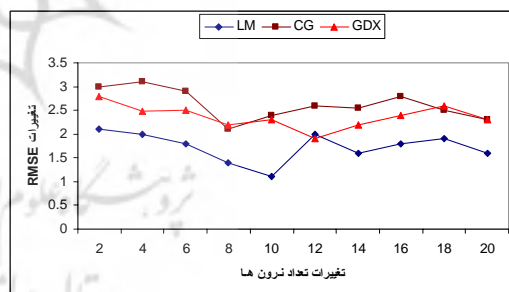
الگوی (۳)



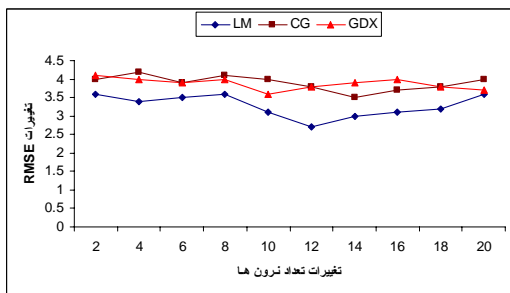
الگوی (۴)



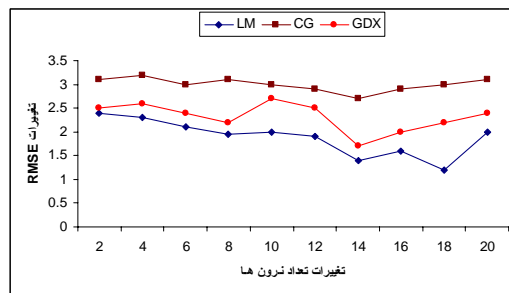
الگوی (۵)



الگوی (۶)



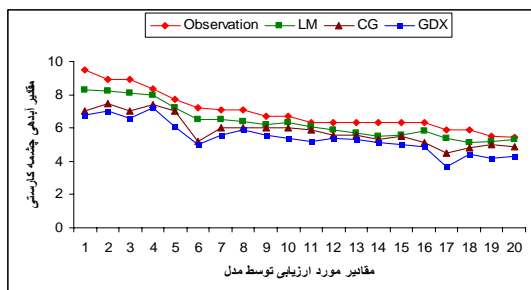
الگوی (۷)



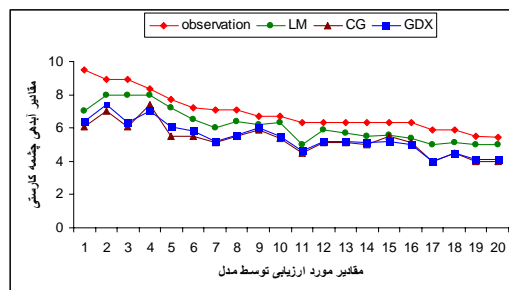
الگوی (۸)

شکل ۴. نمایش تغییرات RMSE نسبت به تغییرات نرون در تکنیک‌های یادگیری و الگوهای مختلف در مرحله‌ی تست

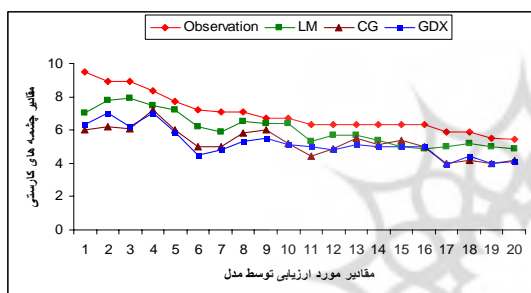
در شکل (۵) نمایش شبیه‌سازی آینده چشمه‌های کارستی در مرحله‌ی تست با الگوها و تکنیک‌های یادگیری مختلف به کاررفته، ارائه شده است.



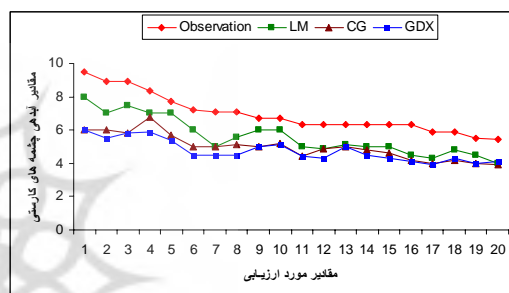
الگوی (۱)



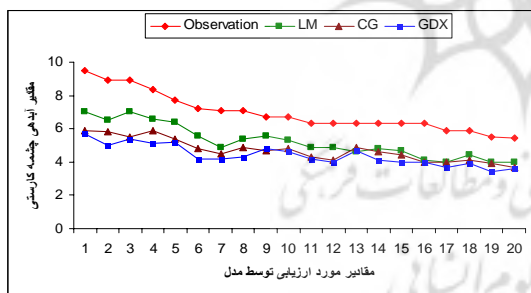
الگوی (۲)



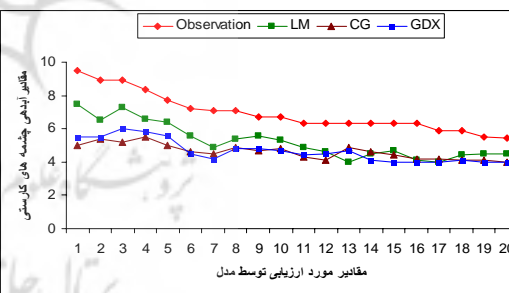
الگوی (۳)



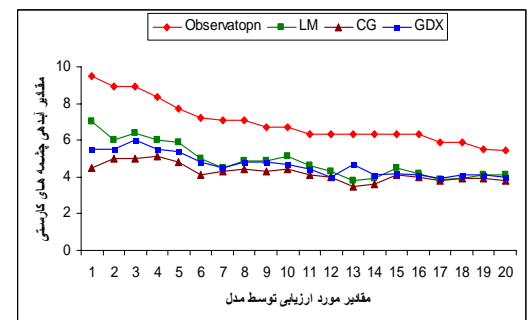
الگوی (۴)



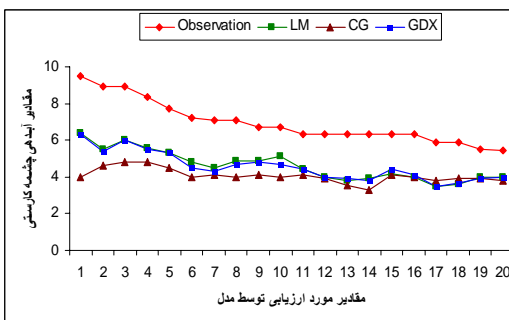
الگوی (۵)



الگوی (۶)



الگوی (۷)



الگوی (۸)

شکل ۵. نمایش مقادیر برآورد شده و واقعی با الگوها و الگوریتم‌های مختلف در مرحله‌ی تست

بحث و نتیجه‌گیری

بر اساس نتایج پژوهش، با انتخاب نوع و تعداد مناسب عوامل ورودی و استفاده از نوع مناسب و سازگار شبکه‌ی عصبی مصنوعی و همچنین بهینه‌سازی مناسب آن، می‌توان گفت که این مدل ابزار بسیار کارا و مناسبی برای برآورد آبدهی چشمه‌های کارستی در ارتفاعات البرز مرکزی است. رهیافت این پژوهش، شبکه‌ی عصبی مصنوعی با ساختار پرسپترون چندلایه با الگوریتم LM بوده است. نتایج به‌دست‌آمده، نشان‌دهنده‌ی توانایی قابل قبول شبکه‌ی عصبی در شبیه‌سازی آبدهی چشمه‌های کارستی است. با توجه به نتایج عملکرد شبکه برای آرایش‌های مختلف و مقایسه‌ی نتایج کسب‌شده با داده‌های واقعی، می‌توان نتیجه گرفت که الگوی دوم، بهترین الگو در میان هشت الگوی پیشنهادی است و این الگو خود نشان‌دهنده‌ی آن است که عوامل فاصله از منابع آب، تخلخل تشکیلات آبخوان و ارتفاع مکان، بهترین عوامل برای شبیه‌سازی آبدهی چشمه‌های کارستی است. این نتیجه با نتایج غلامی و همکاران (۲۰۰۸) مطابقت دارد. درصد تخلخل تشکیلات در آبخوان کارستی مهم‌ترین عامل در میزان آبدهی چشمه و غنای سفره‌ی آب زیر زمینی است؛ زیرا آب در این خلل و فرج جاری است. همچنین ارتفاع مکان چشمه با میزان آبدهی آن همبستگی بالا داشته و میان آنها رابطه‌ای معکوس وجود دارد (غلامی و همکاران، ۲۰۰۸، ۴۱)؛ چون در ارتفاعات بالاتر، سطح حوضه‌ی آبخیز تغذیه‌کننده‌ی منابع آب محدودتر است. در مورد فاصله از منابع آب نیز روشن است که بین آبدهی چشمه و این فاصله، رابطه‌ی معکوس وجود دارد و چشمه‌های نزدیک به رودخانه‌ها و دریاچه‌ها آبدهی بیشتر و تغییرات زمانی کمتری دارند. میزان جذر میانگین مربع خطا (RMSE) و ضریب همبستگی بین خروجی‌های حقیقی و دلخواه (R) در مرحله‌ی آموزش به‌ترتیب ۰/۶۸، ۰/۸۹ و در مرحله‌ی تست ۰/۷۲، ۰/۸۵ بوده است. در این پژوهش، آموزش شبکه با سه تابع یادگیری مورد بررسی قرار گرفته و نتایج حاکی از آن است که در تمامی موارد، تابع یادگیری LM، سرعت یادگیری و کاهش خطای بیشتری را نسبت به تابع یادگیری GDX و CG نشان می‌دهد. نتایج پژوهش‌های گذشته نیز حاکی از کارایی بالای شبکه‌ی عصبی با الگوریتم LM در برآورد و شبیه‌سازی پارامترهای آب زیرزمینی است (کریشنا و همکاران، ۲۰۰۸، ۱۱۸۰). در مورد تعیین تعداد نرون‌ها در لایه‌ی پنهان، نتایج نشان می‌دهد که نمی‌توان قانون صریحی برای تعیین تعداد نرون‌های لایه‌ی مخفی بیان کرد و تعداد مناسب آنها با روش آزمون و خطا تعیین می‌شود. علاوه بر تناسب و سازگاری نوع شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای برآورد آبدهی چشمه‌های کارستی، نوع و عوامل مورد استفاده در ورودی شبکه نیز برای رسیدن به نتایج قابل قبول، بسیار مهم تشخیص داده شده است؛ به‌گونه‌ای که در مدل هفتم با به‌کار بردن فاصله از منابع آب و بارش و به‌کار نبردن عامل درصد تخلخل تشکیلات، میزان خطای شبکه افزایش یافته است و این بدین معنی است که پارامتر درصد تخلخل تشکیلات آبخوان، نقش بسزایی در برآورد آبدهی چشمه‌ها دارد. با انتخاب نوع و تعداد مناسب این عوامل و همچنین استفاده از نوع مناسب و سازگار شبکه‌ی عصبی مصنوعی، می‌توان گفت که این روش، ابزار بسیار کارا و مناسبی برای برآورد آبدهی چشمه‌های کارستی فاقد آمار در ارتفاعات البرز مرکزی است (ال سن و همکاران، ۲۰۰۴، ۱۱).

تشکر و قدردانی

بر خود لازم می‌دانیم که از کارکنان سازمان تحقیقات منابع آب و سازمان هواشناسی مازندران برای در اختیار گذاشتن آمار مورد نیاز پژوهش پیش رو، سپاسگزاری و قدردانی کنیم.

منابع

- Ahmadi, H., 1999, **Applied Geomorphology**, Water Erosion, University of Tehran Publications, Iran.
- Auckenthaler, A., Reichert, P., and Huggenberger, P., 2005, **Modeling Discharge and Microorganism Transport in a Karst Aquifer**, Geophysical Research Abstracts, Vol. 7, 01603.
- Climatology Organization of Mazandaran, 2006, **The Data of Synoptic and Climatologic Stations**.
- Dimitrov, D., Machkova, M. and Damyanov, G., 1997, **On the Karst Spring Discharge Forecasting by Means of Stochastic Modelling**, Karst Waters & Environmental Impacts Proceedings of Int. Symp. Antalya, Turkey (1995), Günay, G. et. Johnson, A.I. (eds.), Balkema, Rotterdam, PP. 353-359.
- Gholami, V., Azodi, M., and Taghvaye Salami, E., 2008, **Modeling of Karst and Alluvial Springs Discharge in the Central Alborz Highlands and on the Caspian Southern Coasts**, Journal of Caspian Environmental Sciences, Vol. 6, No. 1, PP.41-45.
- Kazemi, R., Ghayoumian, J., and Jalali, N., 2006, **Investigation the Effect of Structural Elements on the Karst Water Resource Abundance in the LAR Catchment's Using RS and GIS**, Journal of Pajouh Research & Reconstruction, Vol. 73, PP. 33-41.
- 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, Vol. 22, No. 8, PP. 1180-1188.
- 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, Vol. 307 No. 1-4, PP. 92-111.
- Mahmoodi, F. and Maleki, A., 2001, **Karst Changes and Its Role in Water Resources by Using GIS and RS in the Karst Lar Region**, Journal of Pajouh Research & Reconstruction, Vol. 40, PP. 93-105.
- Olsson, J., Uvo, C.B., Jinno, K., Kawamura, A., Nishiyama, K., Koreeda, N., Nakashima, T. and Morita, O., 2004, **Neural Networks for Rainfall Forecasting by Atmospheric Downscaling**, Journal of Hydrological Engineering, Vol. 9, No. 1, PP. 1-12.
- Prohaska, S. and Stevanovic, Z., 1993, **The Development of the Autocross-regression Model for Karst Spring Flow Simulation**, Theoretical and Applied Karstology, 6, PP. 151-155.
- 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.
- Zhang, Y.K., Bai, E.W., Libra, R., Rowden, R. and Huaibai, L., 1996, **Simulation of Spring Discharge From a Limestone Aquifer in Iowa, USA**, Hydrogeology Journal, Vol. 4, No. 1, PP. 41-54.