ارزیابی مدل شبکهٔ عصبی‌مصنوعی در تخمین جریان سالانه با استفاده از داده‌های بارندگی و شاخص‌های دما

« مطالعهٔ موردی: حوضهٔ معرف ناورود اسالم استان گیلان »

مجید عبادی فر کارشناس ارشد شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان*
خسرو تاجداری رئیس گروه تلفیق و بیلان شرکت آب منطقه‌ای گیلان
ملیحه فیضی کارشناس ارشد شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان
*تلفن نویسنده اصلی: ۰۹۱۱۳۳۷۶۹۶۶ ، نمابر:۰۱۳۱۶۶۰۵۱۴۲ ،
پست الکترونیکی: Majid.ebadifar۲@gmail.com

چکیده

برآورد دقیق جریان حوضه‌های آبریز به خصوص در حوضه‌های فاقد آمار آبدهی، از اهمیت زیادی در برنامه‌ریزی و مدیریت منابع آب برخوردار است. به دلیل محدودیت و عدم کارایی مناسب اغلب روش‌های تجربی جهت تخمین جریان سالانهٔ حوضه‌های آبریز جنوب دریای خزر، استفاده از مدل‌های هوشمند عصبی که امروزه در علم هیدرولوژی توسعهٔ فراوانی یافته‌اند، مطرح گردیده است.

یکی از رایج‌ترین این مدل‌ها، شبکهٔ عصبی‌مصنوعی[۱] (ANN) است که در پژوهش حاضر جهت تخمین جریان سالانهٔ حوضهٔ آبریز ناورود اسالم، مورد ارزیابی قرار گرفته است. برای این کار، به کمک جعبه‌ابزار شبکهٔ عصبی نرم‌افزار Matlab (شاخهٔ Neural Network)، از داده‌های بارندگی، شاخص‌های دما و جریان سالانهٔ حوضه در دورهٔ آماری ۱۶ ساله (از سال آبی ۷۵-۷۴ لغایت۹۰-۸۹)، به مدت ۱۱ سال برای آموزش و ۵ سال برای صحت‌سنجی مدل استفاده گردید. شبکهٔ به کار گرفته شده از نوع پرسپترون چندلایه[۲] (MLP) بوده و برای آموزش آن، از الگوریتم پس‌انتشارِ خطا[۳] (BP)، استفاده شده است.

نتایج نشان داد که در بین ۶ الگوی مورد بررسی بر اساس ترکیب بارندگی با سه شاخص دما، متوسط دمای هوا تأثیر چندانی در جریان سالانهٔ حوضه ندارد و کارایی شبکه با الگوی ورودیِ بارندگی با دو پارامتر متوسط حداکثر و حداقل دما، به بیشترین مقدار (R=٪۹۷) می‌رسد. به طور کلی می‌توان گفت، مدل شبکهٔ عصبی‌مصنوعی در تخمین جریان سالانهٔ حوضه از دقت بالایی برخوردار بوده و نتایج به دست آمده می‌تواند در برنامه‌ریزی و بهبود مدیریت منابع آب، مفید و مؤثر واقع گردد.

کلید واژه‌ها: ***شبکهٔ عصبی‌مصنوعی، جریان سالانه، حوضه آبریز ناورود اسالم، نرم افزار Matlab.***

۱ - Artificial Neural Network
۲ - Multi Layer perseptron
۳ - Back propagation

۱- مقدمه

افزایش جمعیت و به ویژه بالا رفتن سطح زندگی، سبب توسعهٔ صنایع، کشاورزی و فعالیت‌های اوقات فراغت گردیده و به تبع آن، حجم آب مصرفی نیز به شدت افزایش یافته است. اگرچه انسان از هزاران سال قبل به اهمیت حیاتی آب پی برده و جهت استفادهٔ صحیح و اصولی از آن قوانینی وضع کرده است، اما هرگز تا این حد نگران نبوده است، به طوری که امروزه مسأله تأمین آب، به عنوان یکی از مهم‌ترین مسایل و دغدغه‌ها در مدیریت منابع آب به شمار می‌رود (محمدی فتیده،۱۳۷۹، با اندکی تغییر).

از آنجا که با وجود افزایش روز افزون میزان تقاضای آب، سالانه حجم بسیار زیادی از رواناب حوضه‌های آبریز مناطق مختلف کشورمان به دلیل عدم کنترل، از دسترس خارج شده و به هدر می‌رود، اهمیت و حساسیت مهار آب‌های سطحی جهت تحقق سیاست‌ها و برنامه‌های تأمین آب، بیش از پیش ضرورت می‌یابد. بدیهی است نخستین گام در استحصال این منابع و استفاده بیشتر و بهتر از پتانسیل موجود در حوضه‌های آبریز، برآورد دقیق جریان سالانهٔ حوضه‌ها می‌باشد. اما یکی از مشکلات اساسی دراین زمینه، کمبود آمار و اطلاعات آبدهی رودخانه‌ها به علت عدم وجود ایستگاه‌های آب‌سنجی در خروجی حوضه‌ها بوده (ملکیان و همکاران، ۱۳۸۳، با اندکی تغییر) و مسألهٔ دیگر این است که در اندازه‌گیری مستقیم جریان در ایستگاه‌های آب‌سنجی، مشکلاتی از قبیل افزایش یا کاهش سریع سرعت جریان، حمل مقدار زیاد رسوب، بارش‌های رگباری و غیره وجود دارد(رضایی ع، ۱۳۸۶).

اگرچه معادلات و روابط تجربی متعددی برای تخمین جریان سالانهٔ حوضه‌ها مطرح گردیده است، اما به جهت این که این روش‌ها بر اساس یک‌سری عوامل اقلیمی و فیزیوگرافی حوضه‌ها بنا گردیده و اغلب محدود به مناطق خاص می‌باشند، در نتیجه ضرایب مربوطه با توجه به شرایط اقلیمی مناطق مورد مطالعه، بایستی تصحیح گردد که این کار علاوه بر صرف زمان طولانی، هزینهٔ زیادی را نیز طلب می‌نماید (فضل اولی، ۱۳۸۵).

محدودیت‌های یاد شده و لزوم تولید آمار و اطلاعات دقیق، موجب بهره‌گیری از روش‌های محاسباتی نرم (Soft Computing) یا هوش مصنوعی (Artificial Intelligence) با قدرت انعطاف پذیری بالا شده است (رضایی ع، ۱۳۸۶).

شبکه‌های هوشمند عصبی ابزار مناسبی برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی می‌باشند که توان‌مندی بالایی را در شبیه-سازی متغیر مجهول بر اساس تنوع محدود داده‌های ورودی و ناقص و حتی حاوی خطا دارند(داوسون و ویلبی، ۱۹۹۸). از جمله مزیت‌های این مدل‌ها، عدم نیاز به تعیین یک تابع خاص برای بیان رابطه میان داده‌های ورودی و خروجی است. ضمن آن که این شبکه‌ها قادر به استخراج حداکثر اطلاعات از داده‌های موجود هستند (اسکاپ و همکاران، ۱۹۹۸).

در این پژوهش، جهت تخمین جریان سالانهٔ حوضهٔ آبریز ناورود اسالم که از سال ۱۳۷۴ به عنوان معرف حوضه‌های غرب گیلان تحت مطالعه قرار دارد، مدل شبکهٔ عصبی‌مصنوعی(Artificial Neural Network) یا ANN، مورد ارزیابی قرارگرفته است. بر اساس شواهد موجود، مدل‌های ANN در هیدرولوژی و مهندسی منابع آب کاربرد فراوانی داشته و در زمینهٔ پیش‌بینی بارش و رواناب، موفقیت چشم‌گیری داشته است (فرانس و هم‌کاران، ۱۹۹۲).

با توجه به مناسب بودن کمیت و کیفیت داده‌های آماری منطقهٔ مورد مطالعه و سرعت و دقت مدل انتخابی، انتظار می‌رود با استفاده از حداقل داده‌های اقلیمیِ قابل دسترس(بارش و دما)، بتوان پاسخ مناسبی از مدل اخذ نموده و نتایج حاصل را برای حوضه-های دیگر تعمیم داد.

۲- مواد و روشها

۲-۱- منطقه مورد مطالعه

حوضهٔ آبریز ناورود اسالم با مساحت حدود ۳۰۷ کیلومترمربع (تا دریا)، در دامنه‌های شرقی رشته‌کوه‌های البرز (کوه‌های تالش)، بین طول‌های جغرافیایی '۳۵-°۴۸ تا '۵۴-°۴۸ درجهٔ شرقی و عرض‌های جغرافیایی '۳۶-°۳۷ تا '۴۵-°۳۷ درجهٔ شمالی، در استان گیلان و شهرستان تالش قرار گرفته است. این حوضه، از سمت شمال به حوضهٔ آبریز کرگان‌رود، از جنوب به حوضه‌های آبریز خاله‌سرا و لومیر، از غرب به حوضهٔ آبریز شاهرود طارم و از شرق به دریای خزر متصل گردیده است (شکل ۱).

منطقهٔ مورد مطالعه، بخشی از حوضهٔ آبریز ناورود به وسعت ۲۶۶ کیلومترمربع و شامل ارتفاعات حوضه تا محل ورود به دشت بوده که این محدوده به عنوان معرف حوضه‌های آبریز غرب استان گیلان تحت مطالعهٔ وزارت نیرو قرار دارد (گزارش سالانهٔ حوضهٔ معرف ناورود اسالم، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان، ۱۳۹۱).

حداقل، حداکثر و متوسط ارتفاع این محدوده از سطح دریا به ترتیب برابر ۱۴۰، ۳۰۱۳ و ۱۳۹۸ متر و طول رودخانهٔ اصلی آن حدود ۳۳ کیلومتر می‌باشد. رژیم آبدهی حوضه، از نوع بارانی- برفی، متوسط بارندگی سالانهٔ حوضه، حدود ۱۰۰۰ میلی‌متر و متوسط جریان آن، حدود ۱۳۵ میلیون مترمکعب در سال برآورد گردیده است.

شکل (۱): موقعیت حوضهٔ آبریز ناورود اسالم در شهرستان تالش، استان گیلان و کشور ایران

۲-۲- مدل شبکهٔ عصبی مصنوعی

شبکهٔ عصبی‌مصنوعی(Artificial Neural Network) یا ANN، سیستمی نوین جهت تجزیه و تحلیل داده‌هاست که با الهام از شبکه‌های عصبی انسان ساخته شده است. این شبکه قادر است به سادگی ارتباطات پنهان میان داده‌ها و حتی داده‌های با ارتباط غیرخطی، توزیعی، موازی، غیر رقومی(آنالوگ) و غیرالگوریتمی را کشف نماید.

هر شبکهٔ عصبی از سه لایه(یک لایهٔ ورودی، یک یا چند لایهٔ میانی و یک لایهٔ خروجی) تشکیل شده است. لایهٔ ورودی(Input layer)، شامل تعدادی نورون یا همان تعداد ورودی‌ها است و لایهٔ خروجی(Output layer)، به پارامترهای پیش-بینی شده توسط مدل اختصاص دارد. اما لایهٔ میانی یا پنهان(Hidedlayer)، شامل تعدادی نورون متغیر است که تعداد بهینه آن‌ها برای حداقل شدن خطای شبکه تعیین می‌گردد.

برای دست‌یابی به شبکه‌ای که بتواند روابط بین ورودی‌ها و خروجی مدل را تعمیم دهد، لازم است شبکه آموزش داده شود. به عبارت دیگر شبکه برای راهنمائی به یک معلم یا تعلیم دهندهٔ خارجی و یک‌سری مثال‌ها از رفتار مورد انتظار نیاز دارد که شامل ورودی شبکه و هدف می‌باشد. برای این کار شمار زیادی از داده‌های ورودی و خروجی برای آموزش به کار رفته و آموزش شبکه به وسیلهٔ بهینه‌سازی و تعدیل وزن‌های ارتباطی و مقادیر بحرانی به روش تکرار صورت می‌گیرد. بین نورون‌های لایه‌های مختلف، اتصالاتی وجود دارد که هر کدام دارای وزن‌هایی می‌باشند.

طی فرایند آموزش، این وزن‌ها و مقادیر ثابتی که با آن‌ها جمع می‌شود و اصطلاحاً بایاس(Bayas) نامیده می‌شود، به طور مستمر تغییر می‌کنند تا خطای بین مقادیر پیش‌بینی شده و مقادیر واقعی به حداقل برسد.

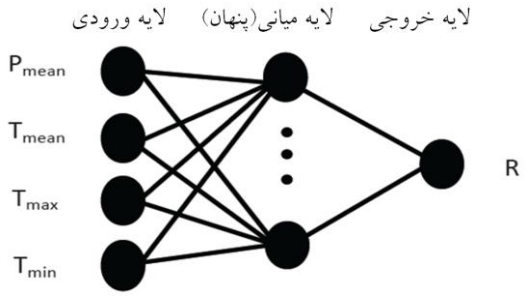
برای انتقال خروجی‌های هر لایه به لایه بعدی، از توابع محرک استفاده می‌شود که از مهم‌ترین آن‌ها می‌توان تابع خطی، تابع تبدیل سیگموئید و تانژانت هیپربولیک را نام برد.

در مرحله «صحت‌سنجی»، مدل به وسیلهٔ داده‌هایی که در مرحلهٔ آموزش شرکت نداشته‌اند، اجرا می‌شود. خروجی‌های مدل در این مرحله با مقادیر مشاهداتی مقایسه شده و دقت مدل به دست می‌آید. در صورتی که دقت مدل پایین باشد، ممکن است تا سه بار مراحل آموزش و صحت‌سنجی تکرار شود تا مدل به نتیجه مطلوب برسد.

جهت ارزیابی توانایی مدل برای آموزش دیدن و میزان دقت عمل‌کرد آن، اعتبار مدل توسط شاخص‌هایی نظیر RMSE (جذر میانگین مربعات خطاها)، R (ضریب هم‌بستگی) و e (خطای نسبی) سنجیده می‌شود.

در این تحقیق، از شبکهٔ پرسپترون چندلایه (MLP) که با معماری رو به جلو (Feed forward) عمل می‌کند، استفاده شده است. دلیل این امر توانایی تئوریکی این شبکه‌ها در شناخت الگو و تخمین توابع غیرخطی پیچیده با دقت بالا می‌باشد. شبکهٔ مورد استفاده، در سه لایه(با یک لایهٔ پنهان) طراحی شده (شکل۲) و برای آموزش آن، از الگوریتم (قانون یادگیری)پس‌انتشارِ خطا (BP) که از مطرح‌ترین روش‌های آموزش این نوع شبکه‌ها می‌باشد، استفاده شده است.

در این شبکه، چون جهت حرکت اطلاعات در تمامی مسیرها رو به جلو و از ورودی به سمت خروجی است، نورون‌های موجود در یک لایه به هم مرتبط نمی‌شوند، بلکه نورون‌ها در یک لایه به لایهٔ بعدی ارتباط می‌یابند. تابع محرک برای لایهٔ پنهانِ شبکه، از نوع سیگموئیدی و برای لایهٔ خروجی، از نوع خطی می‌باشد(آبراهارت و سی، ۲۰۰۰).



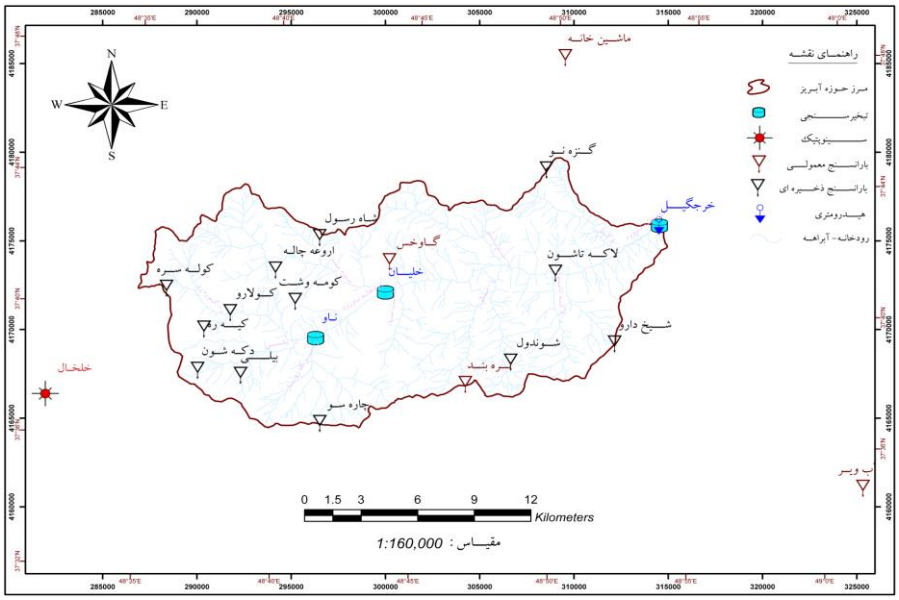
شکل (۲): شماتیک ساده‌ای از شبکهٔ عصبی‌مصنوعی (ANN) مورد استفاده

۲-۳- روش کار

در این تحقیق، از اطلاعات ایستگاه هیدرومتری خرجگیل و تعداد۲۰ایستگاه هواشناسی متعلق به وزارت نیرو، شامل ۳ایستگاه تبخیرسنجی(خرجگیل، خلیان و ناو)، ۴ایستگاه باران‌سنج معمولی(گاوخس، نره‌بند، آب‌ویر و ماشین‌خانه) و ۱۳ایستگاه باران‌سنج ذخیره‌ای و هم‌چنین یک ایستگاه متعلق به سازمان هواشناسی کشور (سینوپتیک خلخال)، در دوره آماری مشترک ۱۶ساله (منتهی به شهریورماه۱۳۹۰) استفاده گردیده است. در بین این ایستگاه‌ها، تعداد ۳ایستگاه(سینوپتیک خلخال و باران‌سنجی آب‌ویر و ماشین‌خانه) در خارج از حوضهٔ آبریز مورد مطالعه قرار دارند (جدول۱) و(شکل ۳).

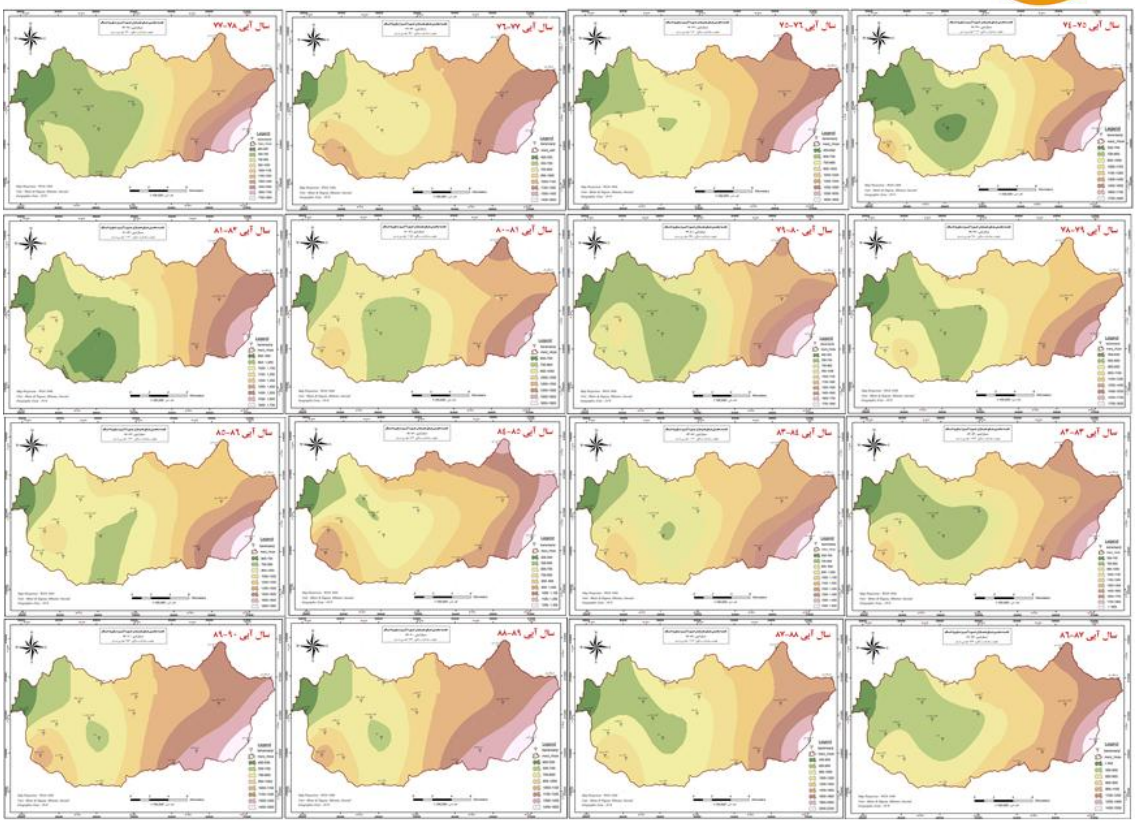
جدول(۱) : مشخصات ایستگاه‌های مورد مطالعه و سنوات آماری مربوطه در دورهٔ آماری ۳۰ ساله

ردیف	نام ایستگاه	حوضه آبریز	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی	ارتفاع (متر)	سال تأسیس	نوع ایستگاه	۶۰ ۶۱	۶۱ ۶۲	۶۲ ۶۳	۶۳ ۶۴	۶۴ ۶۵	۶۵ ۶۶	۶۶ ۶۷	۶۷ ۶۸	۶۸ ۶۹	۶۹ ۷۰	۷۰ ۷۱	۷۱ ۷۲	۷۲ ۷۳	۷۳ ۷۴	۷۴ ۷۵	۷۵ ۷۶	۷۶ ۷۷	۷۷ ۷۸	۷۸ ۷۹	۷۹ ۸۰	۸۰ ۸۱	۸۱ ۸۲	۸۲ ۸۳	۸۳ ۸۴	۸۴ ۸۵	۸۵ ۸۶	۸۶ ۸۷	۸۷ ۸۸	۸۸ ۸۹	۸۹ ۹۰
۱	خلخال	آریاچای	۴۸-۳۱	۳۷-۳۸	۱۷۹۷	۱۳۶۵	سینوپتیک																													
۲	خرجگیل	تاوررود	۴۸-۵۳-۴۵	۳۷-۴۲-۴۰	۱۴۵	۱۳۶۷	تبخیرسنجی																													
۳	خلیان	تاوررود	۴۸-۴۳-۵۶	۳۷-۴۰-۲۷	۸۰۷	۱۳۷۳	"																													
۴	ناو	تاوررود	۴۸-۴۱-۲۷	۳۷-۳۹-۰۱	۹۹۷	۱۳۶۷	"																													
۵	آب ویر	لومیر	۴۹-۰۱-۱۹	۳۷-۳۴-۴۷	۱۲۶	۱۳۴۵	بارانسنج معمولی																													
۶	نره بند	تاوررود	۴۸-۴۶-۵۴	۳۷-۳۷-۴۲	۱۸۰۴	۱۳۸۱	"																													
۷	گاوخس	تاوررود	۴۸-۴۴-۰۳	۳۷-۴۱-۲۳	۱۳۲۷	۱۳۷۳	"																													
۸	ماشین خانه	کرگان رود	۴۸-۵۰-۱۲	۳۷-۴۷-۴۴	۳۰۰	۱۳۳۶	"																													
۹	چاره سو	تاوررود	۴۸-۴۱-۴۱	۳۷-۳۶-۲۵	۲۰۶۶	۱۳۷۵	بارانسنج ذخیره ای																													
۱۰	بیلی	تاوررود	۴۸-۳۸-۴۷	۳۷-۳۷-۴۹	۱۷۱۷	۱۳۶۸	"																													
۱۱	دکه شون	تاوررود	۴۸-۳۷-۱۴	۳۷-۳۷-۵۷	۲۲۵۰	۱۳۷۴	"																													
۱۲	شوندول	تاوررود	۴۸-۴۸-۳۱	۳۷-۳۸-۲۵	۱۳۹۱	۱۳۷۹	"																													
۱۳	شیخ دارو	تاوررود	۴۸-۵۲-۱۴	۳۷-۳۹-۰۲	۱۱۴۲	۱۳۷۴	"																													
۱۴	کیه ره	تاوررود	۴۸-۳۷-۲۵	۳۷-۳۹-۱۲	۱۸۷۷	۱۳۷۳	"																													
۱۵	کولارو	تاوررود	۴۸-۳۸-۲۱	۳۷-۳۹-۴۳	۱۴۸۳	۱۳۷۳	"																													
۱۶	کومه وشت	تاوررود	۴۸-۴۰-۴۱	۳۷-۴۰-۰۷	۱۸۵۵	۱۳۷۵	"																													
۱۷	کوله سره	تاوررود	۴۸-۳۶-۰۲	۳۷-۴۰-۲۵	۲۳۱۰	۱۳۷۵	"																													
۱۸	لاکه تاشون	تاوررود	۴۸-۵۰-۰۳	۳۷-۴۱-۰۹	۳۵۰	۱۳۷۴	"																													
۱۹	اروعه چاله	تاوررود	۴۸-۳۹-۵۷	۳۷-۴۱-۰۳	۱۷۹۶	۱۳۷۷	"																													
۲۰	شاه رسول	تاوررود	۴۸-۴۱-۳۰	۳۷-۴۲-۰۵	۱۶۹۰	۱۳۸۱	"																													
۲۱	گزه نو	تاوررود	۴۸-۴۹-۲۸	۳۷-۴۴-۱۸	۹۵۰	۱۳۷۵	"																													
۲۲	خرجگیل	تاوررود	۴۸-۵۳-۴۵	۳۷-۴۲-۴۰	۱۴۲	۱۳۴۴	هیدرومتری																													



شکل (۳): موقعیت ایستگاه‌های آب و هواشناسی مورد مطالعه

برای آماده‌سازی ورودی‌های مدل که شامل بارندگی و شاخص‌های دمای سالانه است، ابتدا با اطمینان از همگنی داده‌های بارندگی ایستگاهها از طریق آزمون جرم مضاعف، آمار باران‌سنج‌های ذخیره‌ای با اعمال ضریب محاسباتی۱/۱۱، تصحیح و پس از بازسازی و تکمیل داده‌های ناقص، نقشه منحنی‌های هم‌باران حوضه به تفکیک برای ۱۶ سال آماری مورد مطالعه در محیط ArcGis (قاعدهٔ kriging) ترسیم و مقادیر متوسط بارش سالانهٔ حوضه محاسبه گردید(شکل۴ و جدول۳). سپس با استفاده از اطلاعات دمای کامل و بدون نقص ایستگاه‌های تبخیرسنجی خرجگیل، خلیان و ناو وسینوپتیک خلخال و ارتفاع آن‌ها از سطح دریا(به ترتیب حدود ۱۴۰، ۸۰۰، ۱۰۰۰ و۱۸۰۰ متر)، معادلات گرادیان حرارتی سالانه برای سه شاخص متوسط حداکثر و حداقل و میانگین دما، به تفکیک برای تمامی سنوات، تهیه و با جای‌گذاری متوسط ارتفاع حوضه(۱۳۹۸ متر) در معادلات مربوطه، مقادیر این شاخص‌ها محاسبه گردید(جداول ۲ و ۳).



شکل (۴): منحنی‌های هم‌باران حوضهٔ آبریز ناورود اسالم در سال‌های آماری مورد مطالعه

جدول(۲) : معادلات گرادیان شاخص‌های دمای سالانه حوضهٔ آبریز ناورود اسالم در سال‌های آماری مورد مطالعه

پارامتر / سال آبی	متوسط حداقل دما		متوسط حداکثر دما		میانگین دما	
	رابطهٔ گرادیان حرارتی	ضریب همبستگی (r)	رابطهٔ گرادیان حرارتی	ضریب همبستگی (r)	رابطهٔ گرادیان حرارتی	ضریب همبستگی (r)
۷۴-۷۵	T =− ۰/۰۰۴۹ H+ ۱۱/۱	۰/۹۵۸	T = − ۰/۰۰۳۷ H + ۲۰/۱	۰/۹۱۶	T = − ۰/۰۰۴۳ H + ۱۵/۶	۰/۹۹۸
۷۵-۷۶	T =− ۰/۰۰۶۲ H+ ۱۳/۰	۰/۹۸۳	T = − ۰/۰۰۳۱ H + ۱۹/۵	۰/۹۲۹	T = − ۰/۰۰۴۷ H + ۱۶/۲	۱/۰۰
۷۶-۷۷	T =− ۰/۰۰۶۳ H+ ۱۳/۸	۰/۹۸۹	T = − ۰/۰۰۲۸ H + ۱۹/۳	۰/۹۹۰	T = − ۰/۰۰۴۶ H + ۱۶/۵	۰/۹۹۸
۷۷-۷۸	T =− ۰/۰۰۶۱ H+ ۱۴/۳	۰/۹۸۱	T = − ۰/۰۰۱۸ H + ۱۸/۹	۰/۹۲۲	T = − ۰/۰۰۳۹ H + ۱۶/۶	۰/۹۹۸
۷۸-۷۹	T =− ۰/۰۰۵۸ H+ ۱۳/۱	۰/۹۹۳	T = − ۰/۰۰۲۲ H + ۱۸/۹	۰/۹۹۴	T = − ۰/۰۰۴۳ H + ۱۶/۵	۰/۹۹۹
۷۹-۸۰	T =− ۰/۰۰۶۶ H+ ۱۴/۵	۰/۹۹۹	T = − ۰/۰۰۲۳ H + ۱۸/۸	۰/۹۳۶	T = − ۰/۰۰۴۴ H + ۱۶/۶	۰/۹۹۸
۸۰-۸۱	T =− ۰/۰۰۵۹ H+ ۱۳/۸	۰/۹۹۴	T = − ۰/۰۰۲۵ H + ۱۹/۲	۰/۹۷۵	T = − ۰/۰۰۴۲ H + ۱۶/۵	۰/۹۹۹
۸۱-۸۲	T =− ۰/۰۰۵۵ H+ ۱۲/۷	۰/۹۹۱	T = − ۰/۰۰۲۳ H + ۱۷/۸	۰/۹۵۳	T = − ۰/۰۰۳۹ H + ۱۵/۲	۰/۹۹۸
۸۲-۸۳	T =− ۰/۰۰۵۷ H+ ۱۳/۶	۰/۹۹۰	T = − ۰/۰۰۲۸ H + ۱۹/۵	۰/۹۵۰	T = − ۰/۰۰۴۲ H + ۱۶/۶	۰/۹۹۹
۸۳-۸۴	T =− ۰/۰۰۵۷ H+ ۱۲/۸	۰/۹۹۴	T = − ۰/۰۰۲۹ H + ۱۹/۱	۰/۹۶۹	T = − ۰/۰۰۴۳ H + ۱۵/۹	۱/۰۰
۸۴-۸۵	T =− ۰/۰۰۴۷ H+ ۱۲/۱	۰/۹۷۹	T = − ۰/۰۰۲۴ H + ۱۹/۶	۰/۹۴۴	T = − ۰/۰۰۳۵ H + ۱۵/۸	۰/۹۹۹
۸۵-۸۶	T =− ۰/۰۰۳۳ H+ ۹/۸	۰/۹۹۸	T = − ۰/۰۰۴۲ H + ۲۰/۸	۰/۹۹۱	T = − ۰/۰۰۳۷ H + ۱۵/۳	۰/۹۹۵
۸۶-۸۷	T =− ۰/۰۰۴۴ H+ ۱۰/۸	۰/۹۹۴	T = − ۰/۰۰۳۲ H + ۲۰/۴	۰/۹۴۵	T = − ۰/۰۰۳۸ H + ۱۵/۶	۰/۹۹۵
۸۷-۸۸	T =− ۰/۰۰۴۲ H+ ۱۱/۳	۰/۹۸۷	T = − ۰/۰۰۲۵ H + ۱۸/۸	۰/۹۳۹	T = − ۰/۰۰۳۴ H + ۱۵/۱	۰/۹۷۵
۸۸-۸۹	T =− ۰/۰۰۳۸ H+ ۱۲/۰	۰/۹۷۳	T = − ۰/۰۰۳۳ H + ۲۱/۳	۰/۹۹۸	T = − ۰/۰۰۳۶ H + ۱۶/۶	۰/۹۹۴
۸۹-۹۰	T =− ۰/۰۰۵۱ H+ ۱۲/۲	۰/۹۹۵	T = − ۰/۰۰۳۱ H + ۲۰/۷	۰/۹۱۸	T = − ۰/۰۰۴۱ H + ۱۶/۵	۰/۹۸۵

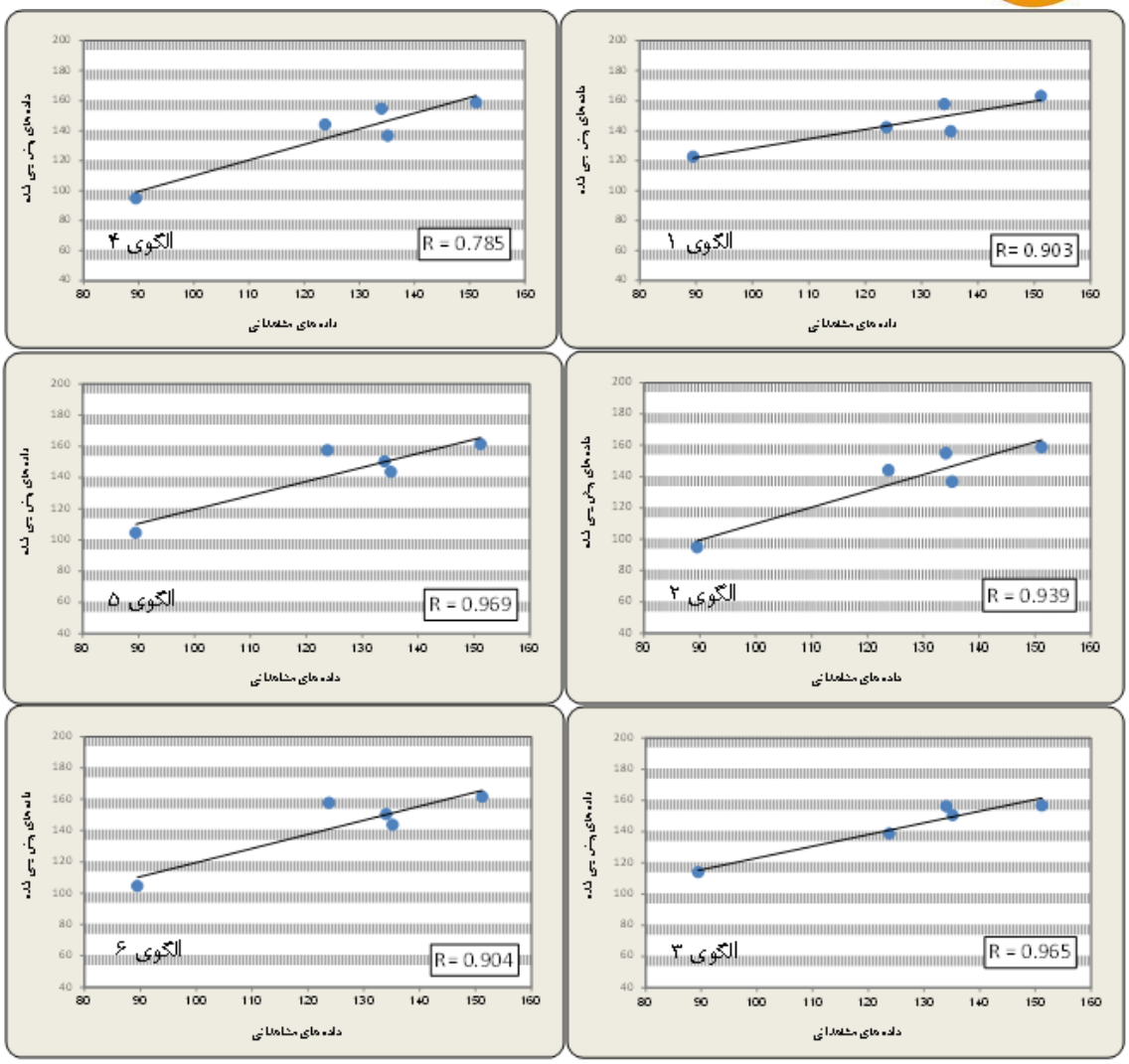
در این تحقیق حجم جریان سالانه حوضه به عنوان خروجی مدل در نظر گرفته شده و با آماده شدن داده‌های ورودی و خروجی، اطلاعات ۱۱ سال برای آموزش و ۵ سال برای صحت‌سنجی مدل تعیین گردید. جهت شناسایی ورودی‌های مؤثر در تخمین جریان حوضه، مطابق جدول۳، تعداد ۶ الگوی مختلف بر اساس ترکیب بارندگی با سه شاخص دما طراحی و برای اجرای پروژه، از جعبه‌ابزار شبکهٔ عصبیِ نرم‌افزار Matlab، استفاده گردید.

به منظور تعیین تعداد نورون‌های لایهٔ پنهان، با استفاده از کُدِ نوشته شده در محیط نرم‌افزار فوق، تعداد نورون بهینه برای هر الگو در محدودهٔ منطقی ۱ تا۲۰، از روش سعی و خطا مشخص و مقادیر داده‌های خروجی توسط شبکهٔ بهینه، پیش‌بینی گردید(تعداد نورون‌های لایهٔ ورودی مطابق الگو تعیین گردیده و تعداد آن برای لایهٔ خروجی برابر با ۱ است).

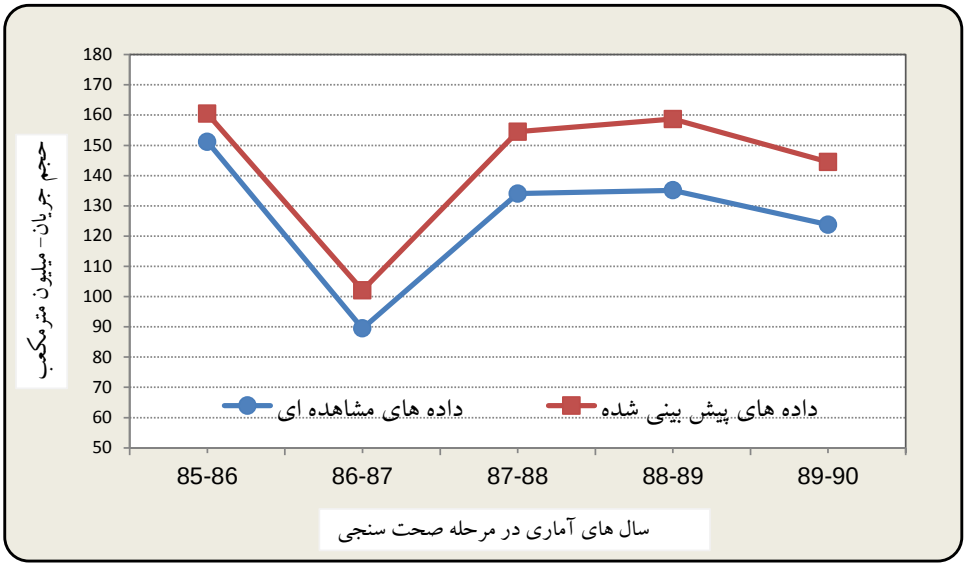
جهت بررسی دقت عمل‌کرد شبکهٔ ANN در شبیه‌سازی جریان سالانهٔ حوضه، مقادیر شاخص‌های RMSE و R مربوط به داده‌های ورودی (جریان مشاهده‌ای در دورهٔ صحت‌سنجی) و خروجی مدل، محاسبه گردید. بر اساس نتایج به دست آمده، چنان‌چه معیار ارزیابی شبکه را شاخص RMSE و یاکمترین خطا در نظر بگیریم، الگوی ۲ (ترکیب بارش با میانگین حداقل دما) و در صورت انتخاب شاخص R یا بیشترین ضریب هم‌بستگی، الگوی ۵ (ترکیب بارش با میانگین حداکثر و حداقل دما) بهترین الگوی شبکه خواهد بود. با توجه به این که مقادیر R در الگوهای مختلف، حساسیت بیشتری نسبت به مقادیر RMSE نشان می‌دهند، در نتیجه این شاخص برای ارزیابی شبکه مناسب‌تر تشخیص داده شده و بر این اساس، دقت عمل‌کرد شبکه برابر با (R=۰/۹۷) و الگوی ورودی مناسب، ترکیب بارش با میانگین حداکثر و حداقل دما (الگوی ۵) خواهد بود (جدول ۳ و شکل‌های ۵ و ۶).

جدول(۳): نتایج بررسی دقت عمل‌کرد شبکهٔ ANN در شبیه‌سازی جریان سالانهٔ حوضهٔ ناورود اسالم

مراحل مدل سازی	سال آبی	داده های ورودی				داده های خروجی (حجم جریان)- میلیون مترمکعب	الگوهای ورودی					
		متوسط بارندگی	متوسط حداکثر دما	متوسط حداقل دما	میانگین دما	حجم جریان	۱	۲	۳	۴	۵	۶
		میلی متر	سانتی گراد	سانتی گراد	سانتی گراد	میلیون مترمکعب						
مرحله آموزش	۷۴-۷۵	۱۰۱۲	۱۵/۰	۴/۳	۹/۷	۱۳۶	بارش - بارش	بارش - میانگین حداقل دما	بارش - میانگین حداکثر دما	بارش - میانگین دما	بارش - میانگین حداکثر و میانگین حداقل دما	بارش - میانگین حداکثر ، میانگین حداقل و میانگین دما
	۷۵-۷۶	۱۰۵۰	۱۵/۰	۴/۴	۹/۷	۱۴۰						
	۷۶-۷۷	۹۶۰	۱۵/۴	۴/۸	۱۰/۱	۱۳۵						
	۷۷-۷۸	۹۲۰	۱۶/۵	۵/۹	۱۱/۲	۱۱۹						
	۷۸-۷۹	۹۸۰	۱۵/۹	۵/۲	۱۰/۶	۱۴۲						
	۷۹-۸۰	۹۴۸	۱۵/۷	۵/۴	۱۰/۵	۱۲۵						
	۸۰-۸۱	۱۰۵۵	۱۵/۷	۵/۶	۱۰/۷	۱۵۳						
	۸۱-۸۲	۱۱۳۰	۱۴/۵	۵/۱	۹/۸	۱۶۱						
	۸۲-۸۳	۱۱۲۴	۱۵/۹	۵/۷	۱۰/۸	۱۵۶						
	۸۳-۸۴	۱۰۲۰	۱۵/۰	۴/۹	۱۰/۰	۱۴۸						
	۸۴-۸۵	۸۱۲	۱۶/۳	۵/۶	۱۱/۰	۱۰۸						
مرحله صحت سنجی	۸۵-۸۶	۱۱۴۰	۱۵/۱	۵/۲	۱۰/۲	۱۵۱	۱۶۳	۱۵۹	۱۵۷	۱۵۳	۱۶۰	۱۶۲
	۸۶-۸۷	۸۲۷	۱۶/۰	۴/۷	۱۰/۳	۸۹	۱۲۳	۹۵	۱۱۴	۱۰۴	۱۰۲	۱۰۵
	۸۷-۸۸	۱۱۱۷	۱۵/۳	۵/۵	۱۰/۴	۱۳۴	۱۵۸	۱۵۵	۱۵۶	۱۵۴	۱۵۴	۱۵۰
	۸۸-۸۹	۱۰۵۰	۱۶/۷	۶/۵	۱۱/۶	۱۳۵	۱۴۰	۱۳۷	۱۵۱	۱۸۷	۱۵۹	۱۴۴
	۸۹-۹۰	۹۸۲	۱۶/۵	۵/۱	۱۰/۸	۱۲۴	۱۴۲	۱۴۴	۱۳۹	۱۴۲	۱۴۴	۱۵۸
تعداد نورون بهینه							۱۵	۱۵	۳	۴	۷	۱۶
شاخص RMSE							۶/۸	۵/۵	۶/۳	۷/۸	۶/۴	۶/۵
شاخص R							۰/۹۰	۰/۹۴	۰/۹۶	۰/۷۹	۰/۹۷	۰/۹۰



شکل (۵):ضرایب هم‌بستگی بین داده‌های جریان مشاهداتی و محاسباتی در الگوهای مختلف



شکل (۶):مقادیر جریان مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده در الگوی منتخب مدل ANN

۴- بحث و نتیجه‌گیری

تحقیق حاضر با استفاده از دو پارامتر اقلیمی قابل دسترس (بارندگی و دما)، نتایج قابل قبولی از عمل‌کرد شبکهٔ عصبی-مصنوعی ارایه نمود. با توجه به سهولت اندازه‌گیری این پارامترها در مقایسه با اندازه‌گیری جریان، علی‌الخصوص در حوضه‌های سیلابی و از سوی دیگر، بالا بودن سرعت و دقت مدل‌های عصبی نسبت به سایر روش‌ها، از این روش می‌توان برای برآورد جریان حوضه‌های فاقد آمار آبدهی استفاده نمود.

به طور خلاصه، مهم‌ترین نتایج و دست‌آوردهای تحقیق حاضر، به شرح زیر بیان می‌گردد:

۱- بارندگی به تنهایی بیشترین تأثیر را در برآورد جریان سالانهٔ حوضه دارد (R= ٪۹۰).

۲- متوسط دمای هوا برخلاف میانگین حداکثر و حداقل دما، تأثیر آنچنانی در برآورد جریان سالانهٔ حوضه ندارد.

۳- مناسب‌ترین الگوی ورودی مدل ANN در تخمین جریان سالانهٔ حوضه، ترکیب بارندگی با متوسط حداکثر و حداقل دما می-باشد. ضریب هم‌بستگی بین داده‌های محاسباتی و مشاهده‌ای در این حالت به بیشترین مقدار (٪۹۷) می‌رسد.

۴- در تمامی الگوهای ورودی، مقادیر جریان پیش‌بینی شده توسط مدل، اندکی بیش از مقادیر مشاهده‌ای به دست آمده‌اند که بررسی‌ها در این زمینه حاکی از آن است که علی‌رغم افزایش نسبی میزان بارندگی در دورهٔ صحت‌سنجی مدل نسبت به دورهٔ آموزش آن، مقادیر جریان کاهش محسوسی داشته است. به عبارت دیگر می‌توان گفت که در دورهٔ ۵ ساله(۸۶-۸۵ الی ۹۰-۸۹)، تلفات تبخیر و تعرق حوضه بیش از دورهٔ قبل بوده و پدیدهٔ خشک‌سالی هیدرولوژیکی بر حوضه حاکم بوده است. به طور یقین، عواملی که می‌تواند درک مدل را در این شرایط افزایش دهد، افزودن پارامترهایی از قبیل تبخیر، باد و نفوذ به ترکیب ورودی‌ها است. اما باید توجه داشت که دسترسی به این داده‌ها در تمامی حوضه‌های آبریز، خصوصاً مناطق کوهستانی به آسانی میسر نیست. با این شرایط، به نظر می‌رسد که تنها راه اساسی که از طریق آن بتوان با ورودی‌های مورد نظر(بارندگی و دما)، دقت پیش‌بینی مدل را تا حد ممکن افزایش داد، تفکیک داده‌ها به دو دورهٔ خشک‌سالی و ترسالی و سپس آموزش جداگانهٔ شبکه و در نهایت دست‌یابی به روابط مجزا می‌باشد. برای این کار می‌توان از شاخص‌هایی نظیر میانگین متحرک بارندگی، SPI و غیره، استفاده نموده و با توجه به ماهیت داده-های ورودی در مرحلهٔ صحت‌سنجی(از نظر خشک‌سالی و یا ترسالی)، پاسخ لازم را از مدل دریافت نمود.

۵- مناسب‌ترین ساختار شبکهٔ ANN جهت تخمین جریان سالانه حوضه به صورت (۱-۷-۳) خواهد بود. یعنی تعداد ۳ نورون در لایهٔ ورودی (بارندگی، متوسط حداکثر و حداقل دما) و تعداد ۷ نورون بهینه (N_{best}) در لایهٔ پنهان یا میانی.

۶- از نکات قابل توجه در نتایج به دست آمده، می‌توان به بالاتر بودن ضریب هم‌بستگی در الگوی منتخب شبکه، نسبت به تحقیقات مشابه در نقاط مختلف دنیا، علی‌رغم استفاده از داده‌های محدود (۱۱ سال) برای آموزش شبکه، اشاره نمود. از آنجا که کمیت داده‌ها در عکس‌العمل مدل‌های شبکهٔ عصبی از اهمیت زیادی برخوردار است، به طوری که بیشتر بودن تعداد نمونه‌ها، منجر به آموزش بهترِ شبکه و به تبع آن بالا رفتن درک شبکهٔ عصبی و همین طور دقت نتایج می‌گردد، شاید تصور بر این باشد که تعداد سال‌های آماری مورد استفاده در تحقیق حاضر کافی نبوده و در نتیجه کارآیی لازم از شبکه مورد انتظار نیست. اما باید توجه داشت که برای این مطالعه، یک حوضهٔ معرف انتخاب گردیده که از تجهیزات و دقت آماربرداری قابل توجهی نسبت به سایر حوضه‌ها برخوردار است. نتایج کسب شده، اهمیت و ارزش اطلاعات هیدروکلیماتولوژیکی این حوضه‌ها را به خوبی به اثبات می‌رساند.

۷- به طورکلی می‌توان گفت، شبکهٔ عصبی‌مصنوعی جهت برآورد جریان سالانهٔ حوضه از دقت بالایی برخوردار است.

۵- منابع

[۱] محمدی فتیده م.۱۳۷۹.استخراج آب‌های زیرزمینی. انتشارات دانشگاه گیلان.

[۲] ملکیان، آ.، محسنی ساروی، م و مهدوی، م.۱۳۸۳. بررسی کارایی روش شمارهٔ منحنی در برآورد عمق رواناب، مجلهٔ منابع طبیعی ایران، شمارهٔ ۵۷، جلد ۴.

[۳] رضایی ع.، مهدوی م.، لوکس ک.، فیض‌نیا س. و مهدیان م.ح. ۱۳۸۶. مدل‌سازی منطقه‌ای دبی‌های اوج در زیر حوضه‌های آبخیز سد سفیدرود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی ۱۱(۱ الف) : ۴۰- ۲۵.

[۴] فضل اولی ر.، آخوندعلی م.ع. و بهنیا ع. ۱۳۸۵. تعیین روابط پیش‌بینی رواناب در حوضه‌های آبریز کوهستانی (مطالعه موردی، حوضه‌های آبریز معرف امامه و کسیلیان). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی. ۱۳ (۶): ۱۳-۱.

[۵]رضایی ع.، مهدوی م.، لوکس ک.، فیض‌نیا س. و مهدیان م.ح. ۱۳۸۶. مدل‌سازی منطقه‌ای دبی‌های اوج در زیر حوضه‌های آبخیز سد سفیدرود با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی. مجله علوم و فنون کشاورزی و منابع طبیعی ۱۱(۱ الف) : ۴۰- ۲۵.

[٦] Dawson C.W., and Wilby R. ١٩٩٨. An artificial neural network approach to rainfall-runoff modeling. J.Hydrol. Sci. ٤٣: ١٤-٦٦.

[٧] Schap M.G., Leij F.L., and Van Genuchten T.H. ١٩٩٨. Neural network analysis for hierachical prediction of soil hydraulic properties. J. Soil Sci. Soc. Am. ٦٢: ٨٤٧-٨٥٥.

[٨] French,M. N.,Krajewski, W. F.,and Cuykendal, R. R.(١٩٩٢) "Rainfall forecasting in space and time using a neural network." J.Hydrol.١٣٧(١) , ١-٣١.

[۹] گزارشات سالانهٔ حوضهٔ معرف ناورود اسالم، ۱۳۹۰-۱۳۷۴، شرکت سهامی آب منطقه‌ای گیلان.

[١٠] Abrahart, R. j. and See, l., Comparing neural network and autoreg ressive moving average techniques for the provision of continouous river forecasts tow contrasting catchments hydrological processes, ٢٠٠٠.