



دانشگاه گواران و منابع طبیعی

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک
جلد بیست و چهارم، شماره سوم، ۱۳۹۶
<http://jwsc.gau.ac.ir>

ارزیابی قابلیت مدل‌های سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی، شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیونی در تحلیل منطقه‌ای سیلاب

* حسن اسمعیلی گیساوندانی^۱، علی محمد آخوندعلی^۲، حیدر زارعی^۳ و مهرداد تقیان^۴

^۱ دانش‌آموخته کارشناسی ارشد گروه مهندسی هیدرولوژی و منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز، استاد گروه مهندسی هیدرولوژی

و منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز، استادیار گروه مهندسی هیدرولوژی و منابع آب، دانشگاه شهید چمران اهواز،

^۴ استادیار گروه مهندسی هیدرولوژی و منابع آب، دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی رامین

تاریخ دریافت: ۹۵/۴/۱۱؛ تاریخ پذیرش: ۹۶/۶/۳۰

چکیده

سابقه و هدف: توسعه روش‌های برآورد فراوانی منطقه‌ای سیلاب در مناطق فاقد ایستگاه‌های اندازه‌گیری یکی از اولین اهداف اصلی در مسائل روز هیدرولوژی می‌باشد. ارزیابی فراوانی سیلاب در حوضه‌های فاقد ایستگاه‌های اندازه‌گیری، معمولاً توسط ایجاد روابط مناسب آماری (مدل‌ها) بین سیلاب و ویژگی‌های فیزیکی حوضه انجام می‌گیرد. تاکنون معادله‌های متعددی در زمینه برآورد دبی سیلاب در مناطق مختلف از جمله حوضه کرخه ارائه شده ولی با توجه به پیچیدگی این پدیده، روابط موجود نتوانسته‌اند دبی سیلاب طراحی را با دقت مناسب شبیه‌سازی کنند. بر همین اساس در این پژوهش علاوه بر روش رگرسیونی که در گذشته استفاده می‌شد از مدل شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و همچنین سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) استفاده شده است این مدل‌ها در واقع از نوع مدل‌های جعبه‌سیاه هستند که بدون آگاهی یا با آگاهی کم از فرآیند درونی سیستم، ورودی‌ها را به خروجی‌ها (یا خروجی) تبدیل می‌نمایند. این وضعیت در واقع مشابهت این مدل‌ها را با روابط رگرسیونی می‌رساند، با این تفاوت که قابلیت انعطاف آن‌ها در تنظیم وزن‌ها بیشتر بوده و بنابراین به‌عنوان جایگزین برای رگرسیون‌های چندمتغیره استفاده می‌شود. **مواد و روش‌ها:** منطقه مورد پژوهش، در نواحی غرب ایران واقع در حوضه کرخه قرار دارد که شامل ۳۳ ایستگاه هیدرومتری همگن می‌باشد. از ایستگاه‌های همگن موجود، ۲۷ ایستگاه برای واسنجی (ایجاد مدل) و ۶ ایستگاه برای صحت‌سنجی مدل‌های ایجادشده، مورد استفاده قرار گرفتند، برای حصول به مدل واحد، دوره بازگشت به‌عنوان عامل مستقل در مدل در نظر گرفته شد.

یافته‌ها: برای دستیابی به بهترین ساختار شبکه عصبی مصنوعی و همچنین شبیه‌سازی در سیستم ANFIS از ترکیبات مختلف فیزیوگرافی به همراه دوره بازگشت به‌عنوان ورودی استفاده شد. برای به‌دست آوردن مهم‌ترین عوامل ورودی در مدل‌ها از تحلیل حساسیت در محیط نرم‌افزار SPSS استفاده شد و بدین ترتیب مهم‌ترین متغیرهای مستقل برابر شد با: دوره بازگشت، مساحت، ارتفاع، طول آبراهه اصلی و شیب، در مدل ANN ساختارهای مختلف

* مسئول مکاتبه: hag.esmaeeli@yahoo.com

این ورودی‌ها با یکدیگر مقایسه شدند با این توضیح که برای بهینه‌سازی وزن‌های اتصال در بین لایه‌های مختلف ANN از الگوریتم ژنتیک استفاده شده است. بدین ترتیب بهترین شبکه، پیش‌خور با ساختار ۱-۱۰-۵ با ضریب تعیین ۰/۹۵ انتخاب شد؛ و همچنین در سیستم ANFIS، با افزایش تعداد ورودی‌ها در هر چهار تابع عضویت مثلثی، گوسی نوع ۱، گوسی نوع ۲ و دوزنقه‌ای دقت شبیه‌سازی افزایش یافته به طوری که بهترین شبیه‌سازی در تابع مثلثی با $RMSE=0.1514$ و $R^2=0.97$ که در آن تعداد قوانین ۲۴۳ می‌باشد. در پایان با مقایسه مدل ANFIS، ANN و مدل رگرسیونی مشخص شد که مدل ANFIS در مقایسه با شبکه عصبی منتخب و مدل رگرسیونی به‌خصوص در دوره بازگشت‌های زیاد از دقت بالاتری برخوردار است.

نتیجه‌گیری: مدل رگرسیونی در زیرحوضه‌هایی که دبی سیلاب آن‌ها در دوره بازگشت‌های مختلف حدوداً کم‌تر از $1000 \text{ m}^3/\text{s}$ باشد، از مطابقت خوبی با دبی سیلاب واقعی برخوردار است همچنین مدل شبکه عصبی نیز در دبی‌های کم دقت خوبی دارند ولی از آن‌جا که مدل رگرسیونی قادرند پیش‌بینی‌های خود را در قالب فرمول ارائه کنند، نسبت به مدل‌های ANN و ANFIS که اطلاعاتی در مورد روابط بین پارامترهای مسأله ارائه نمی‌دهند برای مهندسیین راحت‌تر می‌باشد ولی در مجموع از نظر دقت پیش‌بینی سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) در تمام دوره بازگشت‌ها، دبی سیلابشان از مطابقت بسیار بالایی با دبی سیلاب واقعی برخوردار بوده و می‌توان به‌عنوان بهترین ابزار برای پیش‌بینی دبی سیلاب در دوره بازگشت‌های مختلف در حوضه آبریز کرخه معرفی کرد.

واژه‌های کلیدی: تحلیل منطقه‌ای سیلاب، دبی سیلاب، ANFIS، ANN، مدل رگرسیونی

مقدمه

سیل از جمله پدیده‌هایی است که هر ساله خسارت‌های جبران‌ناپذیری به اقتصاد کشورها وارد می‌کند. بنابراین پژوهش در خصوص ویژگی‌های این پدیده طبیعی از اهمیت بالایی برخوردار است. آگاهی از میزان و تواتر دبی سیلابی با دوره برگشت‌های مختلف از موارد ضروری در طراحی سازه‌های آبی می‌باشد، اما اغلب در محل احداث سازه‌ها با فقدان ایستگاه اندازه‌گیری و یا کمبود آمار مواجه هستیم که در این صورت برآورد مطمئن دبی سیلابی امری الزامی است. از پارامترهای مهم در معرفی سیلاب‌ها، حداکثر دبی با دوره برگشت‌های مختلف می‌باشد که همیشه در طراحی سازه‌های آبی تخمین مناسبی از آن مورد نیاز بوده و از نظر اقتصادی نقش تعیین‌کننده‌ای در محاسبه حجم عملیات سازه‌ای ایفا می‌کند. در بسیاری از حوضه‌ها خصوصیات فیزیوگرافی نقش

مؤثری در تولید دبی پیک سیلاب ایفا می‌کند، این ویژگی‌ها با گذشت زمان‌های نسبتاً طولانی ثابت بوده و بنابراین می‌توان از آن‌ها به‌عنوان پارامتر مستقل برای تخمین سیلاب به‌خصوص در مناطقی که فاقد ایستگاه هیدرومتری^۱ هستند، استفاده نمود و این ویژگی‌ها در حوضه‌های فاقد آمار مهم‌ترین نقش را در برآوردهای هیدرولوژی دارند. تحلیل منطقه‌ای سیلاب روشی است که در حوضه‌های فاقد آمار جریان با استفاده از آمار جریان سیلاب در حوضه‌های مجهز به ایستگاه‌های هیدرومتری روابطی بین مقادیر جریان سیل و برخی از ویژگی‌های مورفولوژی، فیزیوگرافی، اقلیمی، زمین‌شناسی، خاک‌شناسی، پوشش گیاهی و نحوه کاربری اراضی حوضه‌ها برآورد می‌کند. در واقع داده‌های موجود و محدود منطقه موردنظر به روش‌های مختلف برای

1- Ungauged Catchment

شبکه عصبی مصنوعی (ANN)^۷ و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) است که در نرم افزار متلب انجام می شود.

تحلیل اغلب مدل های هیدرولوژیکی بر اساس روابط فیزیکی^۸ امکان پذیر نبوده و از پیچیدگی زیادی برخوردار است (۶). روش شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی برای مدل سازی مسائل هیدرولوژیکی به کار گرفته شده است، از جمله مدل سازی بارش- رواناب، پیش بینی دبی رودخانه ها (۹) و مطالعات کم تری در زمینه برآورد سیل در مناطق فاقد داده صورت گرفته است.

به طور مثال نمونه ای از پژوهش های انجام شده در زمینه تحلیل منطقه ای سیلاب در سطح ایران و جهان عبارتند از: هینز و استدینگر (۱۹۹۸) با شبیه سازی ۱۴۵ حوضه در مونت کارلوی آمریکا به این نتیجه رسیدند که استفاده از رگرسیون غیرخطی به جواب های مناسب و واقعی تری نسبت به پژوهش های قبلی در حوضه مذکور منتهی می شود (۱۲).

سولوماتین و یونپین ژو (۲۰۰۴) با استفاده از الگوریتم M_5 نین شبکه عصبی به پیش بینی دبی رودخانه هوآی در چین پرداخت و برای هر زیرحوضه از حوضه مذکور معادلاتی ارائه کردند و همچنین به بررسی مقدار پیش بینی دبی با مقدار مشاهداتی پرداختند (۱۰).

داوسون و همکاران (۲۰۰۶) با بررسی شبکه عصبی مصنوعی برای مناطق فاقد داده برای حوضه ای در انگلستان دبی حداکثر را با دوره برگشت های ۱۰، ۲۰ و ۳۰ ساله برآورد کردند و نتیجه گرفتند که با دوره برگشت های کم تر جواب های دقیق تری به دست می آید (۷).

تمام منطقه تعمیم می دهد در این راستا روش های گوناگونی معرفی شده است از جمله: روش سیل شاخص^۱ رگرسیون چندمتغیره^۲، شبکه های مربعی^۳ و روش هیبرید^۴ را می توان نام برد (۱).

از روش های فوق، روش رگرسیون چندمتغیره بارها در مقالات و گزارش های ایران و جهان بیش تر به کار رفته و ارائه شده است. حال این که در دهه حاضر شاهد سیستم های هوشمند و کاربردش در مدل های هیدرولوژیکی هستیم. اصلی ترین مزیت نگرش سیستم های هوشمند نسبت به روش های سنتی این است که سیستم های هوشمند نیازی به توضیح صریح طبیعت پیچیده فرایندها به صورت ریاضی ندارد، شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS)^۵ نمونه ای از سیستم های هوشمند می باشند (۱۹)؛ که در این پژوهش مورد استفاده قرار گرفته اند. در سطح ملی، چاوشی بروجنی و اسلامیان (۱۹۹۹) نشان دادند، در دوره های بازگشت پایین، دقت مدل هیبریدی بیش تر از روش رگرسیونی است (۵). نساجیان زواره و همکاران (۲۰۱۰) نشان دادند بهترین دبی شاخص، دبی با دوره بازگشت دو سال است (۱۳). شادمانی و همکاران (۲۰۱۱) نشان دادند بهترین ساختار، شبکه عصبی مصنوعی پیش خور^۶ با دو لایه پنهان به ترتیب دارای ۵ و ۴ عنصر پردازشگر می باشد (۲۲). در ادامه نیز نمونه ای از پژوهش های دیگر در سطح ملی و بین المللی آورده خواهد شد.

هدف از این پژوهش تحلیل منطقه ای سیلاب با استفاده از روش رگرسیونی و مقایسه آن با مدل سازی

- 1- Index Flow Method(IFM)
- 2- Multivariate Regression Method (MRM)
- 3- Square Grids Method(SGM)
- 4- Hybrid Method(HM)
- 5- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
- 6- Feed-forward

7- Artificial neural network
8- White Box

همگن در هر منطقه دبی سیلاب را به‌عنوان عامل وابسته و مشخصات فیزیوگرافی را به‌عنوان عامل مستقل در نظر گرفته شد. به‌طوری‌که پس از مدل‌سازی، با جاگذاری مشخصات فیزیوگرافی در مدل‌های به‌دست آمده، دبی با دوره بازگشت‌های مختلف به‌دست آید.

در مدل‌سازی سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی و نیز مدل‌سازی رگرسیونی برای حصول به مدل واحد و کاستن تعداد مدل‌ها، دوره بازگشت به‌عنوان عامل مستقل در مدل در نظر گرفته شد (۱۶ و ۲۳).

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه: پژوهش حاضر در حوزه آبخیز رود کرخه انجام گرفت. این حوزه به وسعت حدود ۵۱ هزار کیلومترمربع، بین ۴۶ درجه و ۵۷ دقیقه تا ۴۹ درجه و ۱۰ دقیقه طول شرقی و ۳۱ درجه و ۴۸ دقیقه تا ۳۴ درجه و ۵۸ دقیقه عرض شمالی واقع شده و شامل استان‌های همدان، کرمانشاه، کردستان، ایلام، لرستان و خوزستان است (شکل ۱). کرخه رودخانه‌ای است که در جنوب‌غربی ایران در استان خوزستان جریان دارد. این رودخانه از مناطق میانی و جنوب‌غربی رشته‌کوه‌های زاگرس در نواحی غرب و شمال‌غرب کشور سرچشمه گرفته و پس از طی مسافتی در حدود ۹۰۰ کیلومتر در امتداد شمال به جنوب، سرانجام در مرز مشترک ایران و عراق به مرداب هورالعظیم می‌رسد. این رودخانه پس از رودخانه‌های کارون و دز سومین رودخانه بزرگ ایران از نقطه‌نظر آبدهی محسوب می‌شود. رودخانه کرخه از شمال به سوی جنوب جریان دارد و در ۴۰ کیلومتری شمال اهواز مسیر آن تغییر کرده و وارد عراق می‌شود. سرشاخه‌های اصلی تشکیل‌دهنده رودخانه کرخه، رودخانه‌های سیمره، کشکان، قره‌سو، گاماسیاب و

ثروتی و همکاران (۲۰۰۷) در پژوهشی به برآورد سیلاب در حوضه رودخانه وربند لارستان پرداختند. آن‌ها در این پژوهش ابتدا با استفاده از آنالیز خوشه‌ای به تعیین مناطق همگن پرداختند که بر این اساس حوضه مربوطه را به دو منطقه همگن تقسیم کردند و سپس برای هر منطقه همگن معادلاتی به‌ازای دوره بازگشت‌های مختلف برای محاسبه دبی سیلاب ارائه کردند (۲۰).

شادمانی و همکاران (۲۰۱۱) در پژوهشی به مدل‌سازی منطقه‌ای دبی سیلابی در استان همدان با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. در این پژوهش با توجه به مراحل آموزش، اعتبارسنجی و آزمون، نتایج به‌دست آمده مشخص شد که در منطقه مورد مطالعه شبکه عصبی مصنوعی پیش‌خور با دو لایه پنهان به‌ترتیب دارای ۴ و ۵ عنصر پردازشگر بود (۲۲).

رسول‌زاده و همکاران (۲۰۱۴) در ۹ ایستگاه همگن در مرکز استان اردبیل اقدام به ایجاد و بررسی مدل‌های مختلف تحلیل منطقه‌ای تناوب سیلاب تابعی از دوره بازگشت کردند، آن‌ها در این پژوهش به مدل‌بندی به ۴ صورت پرداختند و با توجه به RMSE کم‌تر مدل، مدل مساحت-شیب-طول آبراه‌ها به‌دست آمد که این مدل نسبت به مساحت، مساحت-شیب و مدل فولر در برآورد دبی سیلاب دقیق‌تر می‌باشد. آن‌ها در مدل‌بندی‌های خود برای حصول به مدل واحد و کاستن تعداد مدل‌ها، از دوره بازگشت به‌عنوان عامل مستقل در مدل در نظر گرفته شد (۱۶).

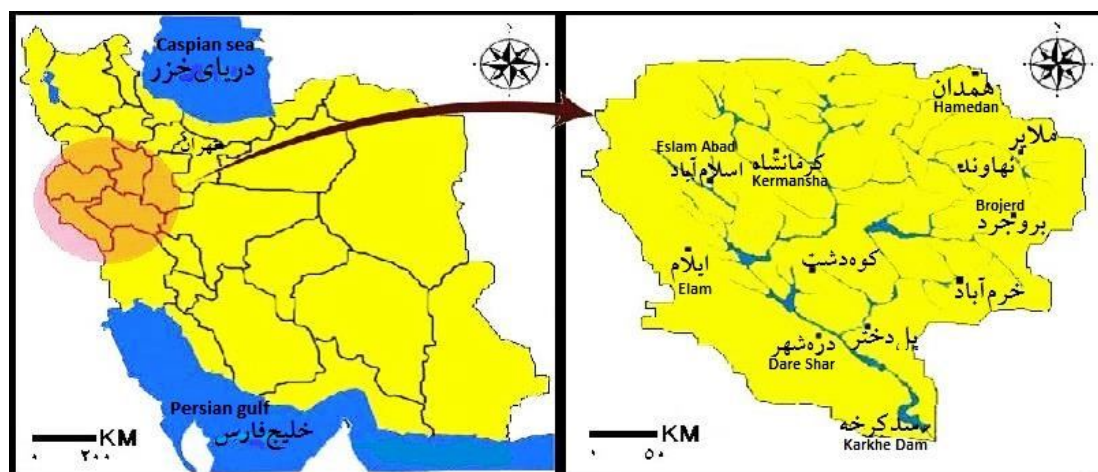
هدف از این پژوهش به‌کارگیری روش‌های هوشمند برای تحلیل منطقه‌ای سیلاب در برابر مدل رگرسیونی و مقایسه نتایج این مدل‌ها با یکدیگر است. در این پژوهش زمانی که به مدل‌سازی از طریق رگرسیون می‌پردازیم بعد از به‌دست آوردن مناطق

لایه‌های مخفی، اطلاعات دریافت شده از لایه ورودی را پردازش کرده و در اختیار لایه خروجی قرار می‌دهند. تابع انتقال بیان‌کننده پاسخ هر نرون به سیگنال ورودی آن نرون است. توابع انتقال معمول مورد استفاده در شبکه‌های عصبی مصنوعی تابع سیگموئید^۲ و تانژانت هیپربولیک^۳ می‌باشد (۲). هر شبکه با دریافت مثال‌هایی آموزش می‌بیند. آموزش فرآیندی است که در نهایت منجر به یادگیری می‌شود. یادگیری شبکه، زمانی انجام می‌شود که وزن‌های ارتباطی بین لایه‌ها چنان تغییر کند که اختلاف بین مقادیر پیش‌بینی شده و محاسبه شده در حد قابل‌قبولی باشد (۸). ساختار شبکه عصبی مصنوعی در شکل ۲ ارائه شده است. به‌طور کلی طراحی یک شبکه عصبی مصنوعی شامل انتخاب تعداد لایه‌های پنهان و عناصر پردازنده (نرون‌ها) برای لایه(های) پنهان است که یک فرایند سعی و خطا جهت کسب بهترین نتیجه ممکن برای تولید خروجی می‌باشد (۳).

چرداول هستند و یکی از مشخصه‌های طبیعی رودخانه کرخه احتمال وقوع سیلاب و خطرات ناشی از آن است (۲۶)؛ که اهمیت مطالعه رفتار جریان این حوزه را نشان می‌دهد.

معرفی مدل‌ها

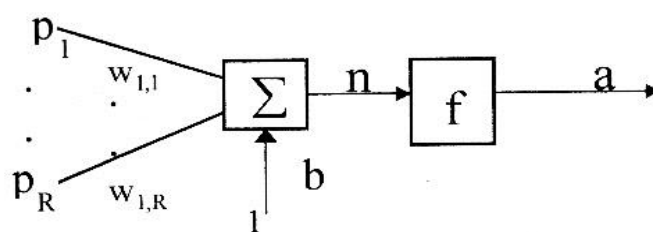
شبکه‌های عصبی مصنوعی: شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری^۱ و با استفاده از پردازشگرهایی به نام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاهی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده بهم‌پیوسته به نام نرون تشکیل شده که برای حل یک مسأله با هم هماهنگ عمل می‌کند. هر شبکه عصبی از سه لایه ورودی، مخفی و خروجی تشکیل شده است. در هر لایه تعدادی پردازشگر به نام نرون وجود دارد. لایه یا



شکل ۱- موقعیت حوزه آبخیز کرخه در ایران.

Figure 1. Location of Karkheh Watershed in Iran.

- 1- Learning
- 2- Sigmoid
- 3- Hyperbolic Tangent



شکل ۲- مدل ریاضی شبکه.

Figure 2. Mathematical Model Network.

مثلثی^۲، گوسی^۳، گوسی نوع دو^۴، دوزنقه‌ای^۵ می‌باشد. مدل فازی عصبی تطبیقی بر اساس تغییر در میزان مقادیر مرکز و دامنه توابع تعلق در تکرارهایی مختلف جهت رسیدن به شبکه مناسب بر اساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند (۱۱ و ۱۸). معماری معمول سیستم استنتاج فازی سوگنو و ساختار ANFIS معادل آن در شکل ۳ ارائه شده است (۱۴).

روش انجام کار

برای انجام پژوهش حاضر ابتدا داده‌های حداکثر دبی لحظه‌ای سیلاب سالانه همه ایستگاه‌های موجود در منطقه را از سازمان تحقیقات منابع آب ایران و سازمان آب و منطقه استان‌های موجود در حوضه کرخه اخذ و مورد بازبینی قرار گرفت. در مجموع ۸۹ ایستگاه هیدرومتری در حوزه آبخیز مطالعاتی موجود بود. تعدادی از ایستگاه‌ها دارای کفایت آماری لازم نبود و تعدادی از ایستگاه‌ها نیز در آزمون ران تست^۶ جهت همگن نبودن داده‌ها کنار گذاشته شده‌اند بنابراین به‌عنوان مطلوب‌ترین حالت ممکن تعداد ۳۳ ایستگاه با دوره آماری از سال آبی ۱۳۶۱-۱۳۶۰ تا ۱۳۹۰-۱۳۹۱ وارد محاسبات گردیدند، کفایت داده‌ها

شبکه فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS): در سال‌های اخیر از ترکیب منطق فازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های فازی-عصبی به وجود آمده‌اند. یک شبکه تطبیقی، یک ساختار پیشرو چندلایه است که رفتار کلی خروجی آن به‌وسیله مقدار یک مجموعه از پارامترهای قابل اصلاح تعیین می‌گردد. به‌عبارت دیگر ساختار شبکه تطبیقی شامل یک مجموعه از گره‌های متصل به هم است که به‌طور مستقیم به هم مرتبط شده‌اند و در آن هر گره یک واحد پردازش محسوب می‌شود. این سیستم‌ها مشکل اصلی در طراحی سیستم‌های فازی (به‌دست آوردن قواعد اگر-آن‌گاه در سیستم فازی) را به‌وسیله استفاده مؤثر از قابلیت یادگیری ANN جهت تولید خودکار این قواعد و بهینه‌سازی پارامترها، حل کرده‌اند. ANFIS یکی از متداول‌ترین سیستم‌های عصبی فازی است که یک سیستم فازی سوگنو^۱ را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند. این سیستم برای فرآیند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس‌انتشار خطا و کمینه مربعات خطا بهره‌گیری می‌کند (۲۵). در ANFIS لازم است که در لایه اول نوع تابع عضویت و تعداد آن مشخص شود. برای این منظور در لایه اول، دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای جهت کلاسه‌بندی داده‌ها وجود دارد. انواع توابع موجود در این شبکه شامل

- 2- Trimf
- 3- Gaussmf
- 4- Gauss2mf
- 5- Trapmf
- 6- Run test

- 1- Sugeno

این روش در یک دستگاه مختصات در محور افقی سال و در محور عمودی مقادیر داده‌های مربوط به آن سال آورده می‌شود و یک خط مستقیم با معادله $y=a+bx$ از بین نقاط گذارنده می‌شود و سپس درجه همبستگی آن‌ها به روش‌های آماری مشخص می‌گردد. **تحلیل آمار سیلاب با دوره بازگشت‌های مختلف:**

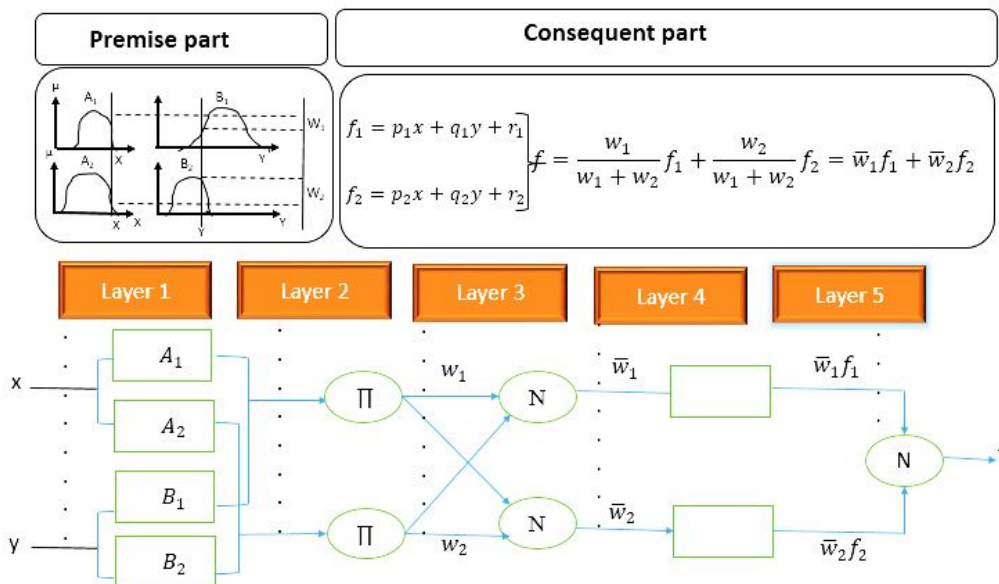
در این پژوهش، آمارهای حداکثر لحظه‌ای سیلاب سالیانه مدنظر قرار گرفته و برای برآورد دبی سیلاب با دوره‌های بازگشت مختلف و انتخاب بهترین توزیع آماری از نرم‌افزار SMADA استفاده گردید. بهترین توزیع، برای هر ایستگاه با استفاده نموداری که تطبیق بین داده‌های محاسباتی با واقعی را نشان می‌دهد انتخاب گردید سپس با استفاده از بهترین توزیع برای هر ۳۳ ایستگاه هیدرومتری ذکرشده، دبی سیلاب با دوره بازگشت ۲، ۳، ۵، ۱۰، ۲۵، ۵۰، ۱۰۰، ۲۰۰، ۵۰۰ و ۱۰۰۰ سال محاسبه گردید (جدول ۱).

با استفاده از روش ماکوس به‌دست آمد، در مورد کفایت داده‌ها باید این نکته را متذکر شد که حداقل طول دوره آماری موردنیاز بستگی به این دارد که بخواهیم نتایج در چه سطح آماری قابل‌قبول باشد. بر طبق پیشنهاد ماکوس این حداقل از فرمول زیر محاسبه می‌شود.

$$Y = ((4.3t)\log R)^2 + 6$$

که در آن، Y حداقل قابل‌قبول تعداد داده‌ها برای تجزیه و تحلیل، T مقدار t استیوندت در سطح اعتماد ۹۰ درصد به‌زای درجه آزادی $(y-6)$ ، R نسبت مقدار متغیر در دوره بازگشت ۱۰۰ سال به مقدار آن در دوره بازگشت ۲ سال بر اساس داده‌های موجود.

از ایستگاه‌های همگن موجود ۲۷ ایستگاه برای واسنجی (ایجاد مدل) و ۶ ایستگاه برای صحت‌سنجی مدل‌های ایجادشده، مورد‌استفاده قرار گردید (ایستگاه‌های ۲۸ الی ۳۳ در جدول ۱) برای به‌دست آوردن عدم وجود روند از رگرسیون خطی استفاده گردید که در



شکل ۳- سیستم ANFIS معادل با سیستم فازی سوگنو با تابع عضویت مثلثی (۱۴).

Figure 3. Sugeno ANFIS system equivalent to the system with triangular membership function (14).

جدول ۱- نوع توزیع آماری برای هر ایستگاه.

Table 1. The type of statistical distribution for each stations.

نوع توزیع	نام ایستگاه	شماره	نوع توزیع	نام ایستگاه	شماره	نوع توزیع	نام ایستگاه	شماره
Distribution type	Station name	Num	Distribution type	Station name	Num	Distribution type	Station name	Num
لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	پلدختر کشکان Pol dokhtar	23	پیرسون نوع سه Pearson III	دارتوت Dar tot	12	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	سنگ‌سوراخ Sang Sorkh	1
لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	جلوگیر Jologer	24	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	تنگ سازین Tang Sarzian	13	لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	کارخانه Karkhne	2
لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	پل علی آباد Pol Ali Abad	25	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	تنگ سیاب Tang Syab	14	لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	بوچین Bochen	3
لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	باباقاسم Baba Ghasm	26	لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	دهنو - هرود Dehno Jrod	15	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	آران Aran	4
پیرسون نوع سه Pearson III	پل حاجعلیمیراد Pol Hajalimorad	27	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	کاکا رضا Kaka Reza	16	گامبل Gumball I	پل چهر Pol cher	5
لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	کانال وراپنه Channel Vryne	28	پیرسون نوع سه Pearson III	سراب صید علی Sarab Seid ALI	17	پیرسون نوع سه Pearson III	خهرس آباد Khers Abad	6
لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	کاکاشرف Kaka Shraf	29	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	دو آب و صیان Do Ab Vesyan	18	پیرسون نوع سه Pearson III	دوآب مرک Doabmark	7
پیرسون نوع سه Pearson III	حیدرآباد Heidar Abad	30	پیرسون نوع سه Pearson III	چشم انجیر Chamancher	19	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	قورباغستان Ghorbaghstn	8
پیرسون نوع سه Pearson III	وسج Vasj	31	لوگ‌نرمال سه‌پارامتری Log-Nor III	آفرینه-کشکان Afrine-Kashkan	20	پیرسون نوع سه Pearson III	نورآباد Norabad	9
پیرسون نوع سه Pearson III	پل کهنه Pol Kehne	32	پیرسون نوع سه Pearson III	آفرینه-چولبول Afrine-Cholbol	21	لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	هلیان Helyan	10
لوگ‌نرمال دوپارامتری Log-Nor II	نظرآباد-سپهره Nzr Abad-Symr	33	پیرسون نوع سه Pearson III	بارآفتاب Barftab	22	لوگ‌پیرسون نوع سه Log-Pear III	خسرآباد Khosroabad	11

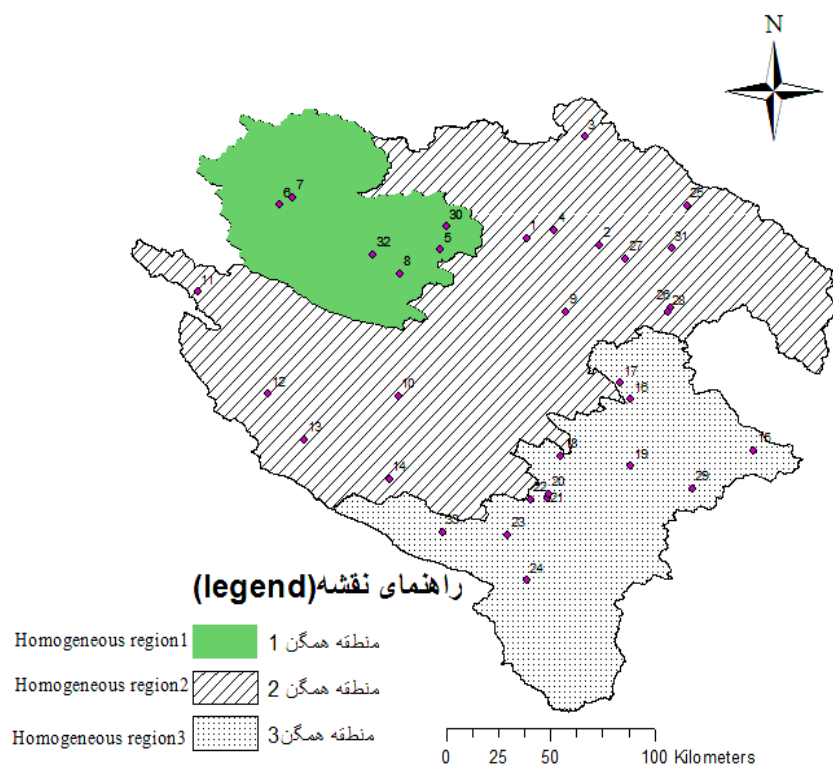
محاسبه شود. سپس نسبت Q_{10}/Q_2 برای هر ایستگاه محاسبه شده و متوسط آن‌ها به دست آورده شد. سپس باید مقدار Q_2 هر ایستگاه در A (متوسط Q_{10}/Q_2) و مقدار جدیدی به عنوان Q_{10} هر ایستگاه به دست آید.

$$A = 1/n \sum_{k=1}^n Q_{10}/Q_2 \quad (1)$$

که در آن، n تعداد ایستگاه‌ها و A متوسط Q_{10}/Q_2 ها می‌باشند. اگر مقدار محاسبه شده در حد اطمینان ۹۵٪ دبی سیلاب با دوره بازگشت ۱۰ سال قرار گیرد، آن ایستگاه جزء ایستگاه‌های همگن محسوب می‌شود.

بعد از به دست آوردن دبی با دوره بازگشت‌های مختلف، مناطق همگن^۱ با استفاده از روش لانگین مشخص شد (شکل ۴)، (در شکل زیر شماره هر ایستگاه بر اساس جدول ۱ می‌باشد). در ادامه مشخصات فیزیوگرافی هر یک از زیرحوضه‌های ایستگاه‌های آب‌سنجی توسط نرم‌افزار Arc GIS به دست آمد.

روش لانگین: روش لانگین توسط سازمان زمین‌شناسی ایالات متحده برای تعیین مناطق همگن به کار برده شد. در این روش ابتدا توزیع مناسب منطقه انتخاب شد و سپس مقدار دبی سیلاب با دوره بازگشت ۲ ساله Q_2 و ۱۰ ساله Q_{10} برای هر ایستگاه



شکل ۴- نقشه مناطق سه گانه و موقعیت ایستگاه‌های مورد استفاده در آزمون همگنی.

Figure 4. Map of three regions and location of stations used in the homogeneity test.

1- Homogeneity regions

داده‌ها استفاده شده است که این کار مانع کوچک شدن بیش از حد وزن‌ها و سبب جلوگیری از اشباع زود هنگام نرون‌ها می‌گردد (۱۷). فرمول‌های مختلفی برای نرمال‌سازی در پژوهش‌های مختلف پژوهشگران ارائه شده است (۱۴). در این پژوهش یکی از ساده‌ترین راه‌های نرمال‌سازی یعنی Ln گرفتن از داده‌ها مورد استفاده قرار گرفت. از آنجا که یکی از اهداف این پژوهش مقایسه شبکه هوشمند برای پیش‌بینی دبی سیلاب می‌باشد پس لازم است شرایط مدل‌سازی در هر سه روش یکسان باشد از این رو در مدل‌سازی رگرسیونی نیز ابتدا از داده‌های خام مانند شبکه عصبی Ln گرفته و مدل‌سازی با داده‌های نرمال شده انجام گرفت.

استفاده از روش رگرسیونی برای مدل‌بندی دبی سیلاب: با استفاده از روش رگرسیون گام‌به‌گام^۱ در نرم‌افزار SPSS به ایجاد معادله در دوره بازگشت‌های مختلف بین متغیر وابسته دبی سیلاب و متغیرهای مستقل مشخصات فیزیوگرافی در هر سه منطقه همگن پرداخته شد. در این پژوهش از رگرسیون گام‌به‌گام استفاده شده است. رگرسیون گام‌به‌گام روشی برای انجام تحلیل رگرسیون هست که در آن همه متغیرهای مستقل را وارد تحلیل می‌کنند و در روند محاسبات متغیر مستقلی که تأثیری محسوس در ارتباط با متغیر وابسته نداشته باشد از تحلیل حذف می‌شود و وارد معادله نمی‌شود. برای صحت‌سنجی مدل‌های ایجاد شده از معیارهای آماری ضریب تعیین تعدیل شده^۲ (R^2)، برای ۶ ایستگاه که به منظور صحت‌سنجی کنار گذاشته شده بود استفاده شد.

آموزش شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و شبکه فازی عصبی تطبیقی (ANFIS): شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این پژوهش، شبکه عصبی

تعیین پارامترهای فیزیوگرافی مؤثر: با استفاده از نقشه‌های موضوعی تهیه شده در محدوده حوضه آبریز کرخه، مقادیر پارامترهای فیزیوگرافی حوضه‌های آبریز ایستگاه‌های آب‌سنجی منتخب محاسبه شد. در این منطقه با استفاده از نرم‌افزار SPSS ضریبی رگرسیونی برای مشخصات فیزیوگرافی منطقه تهیه شد که بر اساس بزرگی ضریب رگرسیون مشخص شد که ۴ ویژگی مساحت، ارتفاع متوسط، شیب متوسط، طول آبراهه اصلی هر یک از زیر حوضه‌های ایستگاه‌های آب‌سنجی به‌عنوان فیزیوگرافی حوضه‌ها بیش‌ترین تأثیر را در دبی سیلاب در ۳۱ سال گذشته داشته‌اند و بقیه مشخصات فیزیوگرافی تأثیر کم‌تری در دبی سیلاب داشته‌اند که به دلیل ایجاد مدلی ساده‌تر به‌عنوان ورودی آورده نشده است.

آماده‌سازی داده‌های ورودی: در این پژوهش از سه روش مدل رگرسیونی چندمتغیره خطی، مدل سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی و شبکه عصبی مصنوعی برای به‌دست آوردن رابطه بین دبی با دوره بازگشت مختلف و مشخصات فیزیوگرافی استفاده شد. مدل‌های برآورد دبی با دوره بازگشت‌های مختلف را می‌توان در دو حالت ارائه کرد، یکی با در نظر گرفتن مناطق همگن و دیگری بدون در نظر گرفتن مناطق همگن، در این پژوهش هنگام مدل‌بندی از روش رگرسیونی مناطق همگن مدنظر قرار گرفت و در هر یک از مناطق همگن سه‌گانه مدلی به‌دست آمد ولی در مدل بندی به‌صورت شبکه عصبی مصنوعی و مدل سیستم استنتاج فازی- عصبی تطبیقی از آنجا که هرچه تعداد داده‌ها برای آموزش شبکه بیش‌تر باشد جواب دقیق‌تر است برای مدل شبکه عصبی و سیستم استنتاج فازی- عصبی از کل منطقه و بدون در نظر گرفتن مناطق همگن استفاده می‌شود (۲۱ و ۲۴).

به‌علت این‌که وارد کردن داده‌ها به‌صورت خام و با واحد اندازه‌گیری متفاوت باعث کاهش سرعت و دقت شبکه هوشمند می‌شود از روش نرمال‌سازی

1- Stepwise regression

2- Determination Coefficient

پس از آموزش شبکه‌های مختلف، معیارهای آماری ضریب تعیین (R^2)^۴ و جذر میانگین مربعات خطا (RMSE)^۵ برای ارزیابی الگو استفاده می‌شود. روابط مربوط به هر یک از آماره‌ها در رابطه‌های ۱ و ۲ ارائه شده است.

$$R^2 = 1 - \frac{\sum [Y_i - X_i]^2}{\sum [X_i - \bar{X}]^2} \quad (1)$$

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum [Y_i - X_i]^2} \quad (2)$$

که در آن‌ها، X_i و Y_i به ترتیب مربوط به مقادیر اندازه‌گیری شده و برآورد شده می‌باشد. \bar{X} و \bar{Y} به ترتیب به میانگین مقادیر مشاهداتی و میانگین مقادیر برآوردی هستند و n تعداد داده‌ها را نشان می‌دهد.

صحت‌سنجی مدل‌های منتخب: برای اطمینان از دقت عملکرد مدل‌های ایجاد شده در این پژوهش، صحت‌سنجی مدل انجام شد برای این منظور، از آمار ۶ ایستگاه واقع در منطقه مورد مطالعه استفاده گردید که در مرحله واسنجی برای ایجاد مدل‌ها، از آن‌ها استفاده نشده بود.

نتایج و بحث

نتایج واسنجی مدل‌های ذکر شده، در جدول ۲ برای مدل‌های مختلف رگرسیونی، جدول ۳ برای انواع مختلف شبکه عصبی مصنوعی و جدول ۴ برای شبکه فازی عصبی تطبیقی ارائه شده است. این جداول نشان می‌دهد با افزایش تعداد ورودی‌ها به مدل، ضریب تعیین (R^2) افزایش می‌یابد این نتیجه با نتایج رسول‌زاده و همکاران مطابقت دارد (۶).

مدل‌های رگرسیونی برای تخمین سیلاب: مدل رگرسیونی سه منطقه همگن به‌ازای بهترین برازش بین دبی سیلاب (Q_p) در دوره بازگشت‌های مختلف و مشخصات فیزیوگرافی در جدول ۲ ارائه شده است.

پیش‌خور با تابع انتقال سیگموئید برای آموزش این شبکه از نرم‌افزار MATLAB استفاده شد. از انواع الگوریتم یادگیری مختلف و همچنین توابع محرک مختلف که در جدول ۳ به آن اشاره شد استفاده شده است. این شبکه با انواع ترکیب‌های ورودی شامل ۱- طول آبراهه اصلی (L)، ۲- طول آبراهه اصلی و مساحت حوضه (A)، ۳- طول آبراهه اصلی و مساحت حوضه و ارتفاع متوسط حوضه (H)، ۴- طول آبراهه اصلی و مساحت حوضه و ارتفاع متوسط حوضه و شیب متوسط حوضه (S)، آموزش دید. سپس بهترین شبکه‌های آموزش‌دیده توسط نرم‌افزار در ترکیب‌های مختلف ورودی و همچنین مناسب‌ترین تابع عضویت لایه‌های مخفی انتخاب و با یکدیگر مقایسه و در نهایت مناسب‌ترین شبکه‌های آموزش‌دیده انتخاب شد.

برای شبیه‌سازی در سیستم ANFIS از کدنویسی در نرم‌افزار Matlab استفاده شد. برای این منظور ترکیب‌های مختلف ورودی که همان ۴ ترکیب ورودی گفته شده در شبکه عصبی در بالا می‌باشد. هر کدام از این ترکیبات ورودی با توابع عضویت مثلثی، گوسی نوع ۱، گوسی نوع ۲ و دوزنقه‌ای مورد ارزیابی قرار گرفتند. همچنین برای گروه‌بندی داده‌های ورودی از جداسازی خوشه‌ای^۱ استفاده شد. به‌منظور آموزش ANFIS در این پژوهش از عمل‌گر اشتراک (AND) از روش حاصل‌ضرب^۲، عمل‌گر اجتماع (or) از روش حداکثر (Maximum) و برای استنباط و گردآوری اطلاعات به‌ترتیب از روش حاصل‌ضرب و حداکثر و برای روش غیرفازی‌سازی نیز از روش متوسط وزن‌دار^۳ استفاده شد.

- 1- Separation clustering
- 2- Prod
- 3- Weighted Average

- 4- Correlation Coefficient
- 5- Root Mean Square Error

جدول ۲- مدل منتخب رگرسیونی در مناطق همگن.

Table 2. Elected regression model in homogeneous areas.

مناطق همگن Homogeneity regions	مدل‌های پیشنهادی Suggested models	ضریب تعیین (R^2)
1	$Q_p=0.291T+3.51S-9.235H+2.105L-0.971A+60.995$	0.89
2	$Q_p=0.292T+1.301S-3.587H+2.02L-0.873A+24.593$	0.86
3	$Q_p=0.256T+2.621S-2.439H+1.702L-0.518A+11.439$	0.903

که در آن‌ها، T: دوره بازگشت، A: مساحت حوضه (کیلومتر مربع)، S: شیب متوسط حوضه (m/km)، H: ارتفاع متوسط حوضه (متر) و L: طول آبراهه اصلی (کیلومتر).

با مقایسه این نتایج بهترین شبکه مربوط به مدل ترکیب ورودی دوره بازگشت، مساحت، ارتفاع، طول آبراهه اصلی، شیب می‌باشد که با بیش‌ترین ضریب تعیین داده‌های صحت‌سنجی ($R^2 = 0.95$) و کم‌ترین مقدار ($RMSE=0.85$) می‌باشد؛ که این یافته با نتایج عزیز و همکاران (۲۰۱۴) مطابقت دارد (۴).

مدل ANFIS برای تخمین سیلاب: در سیستم ANFIS نیز از همان ترکیبات ورودی در مدل شبکه عصبی استفاده شد که در توابع عضویت مختلف مثلثی، گوسی، گوسی نوع ۲ و زنگوله استفاده شد که نتایج این شبیه‌سازی و نمایه‌های آماری مربوط به آن‌ها شامل $RMSE$ و R^2 در جدول ۴ ارائه شده است.

از این‌رو برای محاسبه دبی سیلاب برای حوضه‌هایی که ایستگاه آب‌سنجی موجود نیست کافی است بر اساس این‌که آن حوضه در کدام منطقه قرار دارد مشخصات فیزیوگرافی و دوره بازگشت مدنظر را در فرمول مربوطه وارد کرده تا دبی سیلاب با دوره بازگشت مربوطه را به‌دست آورد.

مدل شبکه عصبی مصنوعی برای تخمین سیلاب: در این مرحله با ساخت مدل‌های چهارگانه اشاره‌شده در بخش ۲-۵ و با انجام سعی و خطای بسیار بهترین شبکه برای هر چهار مدل، مدل پیش‌خور^۱ بود، عملکرد هر کدام از آن‌ها به‌صورت جداگانه مورد ارزیابی قرار گرفت که نتایج این ارزیابی در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- عملکرد شبکه در مدل‌های مختلف.

Table 3. Network performance in different models.

صحت‌سنجی (test)		آموزش (train)		تعداد تکرار Epoch	بهترین ساختار شبکه Structure	قانون آموزش Learning Rule	تابع محرک Activity Function	ورودی مدل Input of model
RMSE	R^2	RMSE	R^2					
0.96	0.88	0.571	0.89	42	2-8-1	Conjugate Gradient	Sigmoid	T,L
0.91	0.89	0.271	0.905	307	3-8-1	Levenberg-Marquardt	Tansig	T,A,L
0.86	0.91	0.211	0.93	421	4-3-4-1	Levenberg-Marquardt	Satlin	T,H,A,L
0.85	0.95	0.18	0.96	27	5-10-1	Levenberg-Marquardt	Sigmoid	T,A,H,L,S

1- Feed-forward

جدول ۴- عملکرد ANFIS در مدل‌های مختلف.

Table 4. The ANFIS performance in different models.

صحت‌سنجی (test)		آموزش (train)		تابع عضویت Membership function	تعداد قوانین Number of rules	ورودی مدل Input model
RMSE	R ²	RMSE	R ²			
0.651	0.73	0.511	0.78	مثلثی (Trimf)	9	T,L
0.656	0.72	0.656	0.77	دوزنقه‌ای (Trapmf)		
0.485	0.71	0.471	0.76	گوسی (Gaussmf)		
0.465	0.74	0.423	0.77	گوسی نوع ۲ (Gauss2mf)		
0.411	0.85	0.341	0.88	مثلثی (Trimf)	27	T,A,L
0.416	0.84	0.356	0.88	دوزنقه‌ای (Trapmf)		
0.565	0.85	0.415	0.87	گوسی (Gaussmf)		
0.364	0.85	0.124	0.88	گوسی نوع ۲ (Gauss2mf)		
0.231	0.89	0.211	0.92	مثلثی (Trimf)	81	T,H,A,L
0.365	0.87	0.356	0.91	دوزنقه‌ای (Trapmf)		
0.456	0.86	0.071	0.88	گوسی (Gaussmf)		
0.226	0.87	0.123	0.89	گوسی نوع ۲ (Gauss2mf)		
0.151	0.97	0.049	0.98	مثلثی (Trimf)	243	T,A,H,L,S
0.256	0.91	0.361	0.95	دوزنقه‌ای (Trapmf)		
0.265	0.91	0.071	0.92	گوسی (Gaussmf)		
0.264	0.93	0.112	0.94	گوسی نوع ۲ (Gauss2mf)		

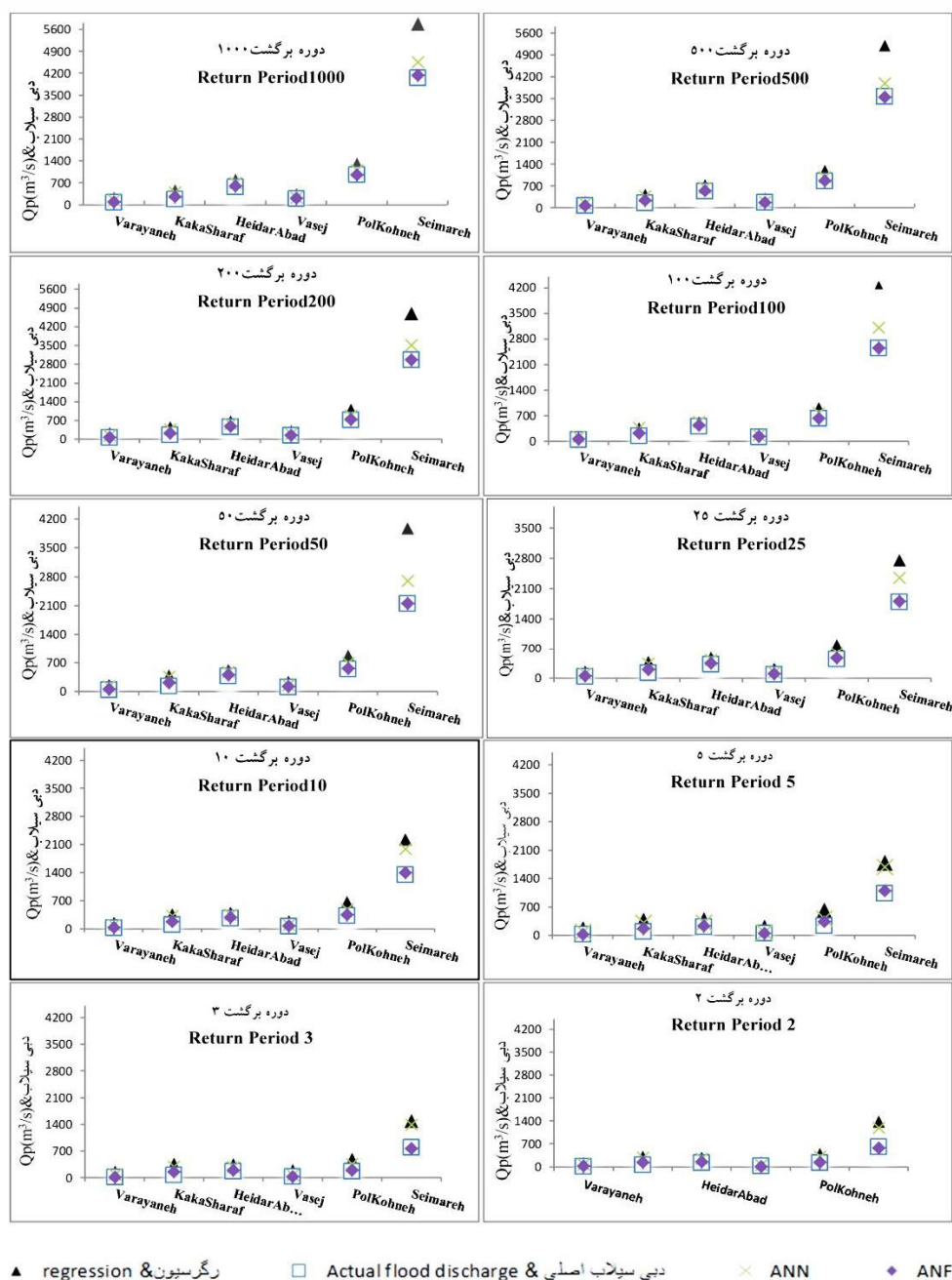
زارع‌ایبانه و بیات‌ورکشی (۲۷) و کورتولوس و رزاک (۱۵) مطابقت دارد.

با مشاهده شکل ۵ به‌وضوح مطابقت کامل مدل ANFIS با ترکیب منتخب ورودی ذکرشده در بالا را با دبی سیلاب واقعی می‌توان متوجه شد، از این‌رو در حوضه آبریز کرخه برای محاسبه دبی سیلاب باید از مدل ANFIS مذکور استفاده کرد.

با توجه به جدول ۴ مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد ورودی‌ها در هر چهار تابع دقت شبیه‌سازی افزایش یافته به‌طوری‌که بهترین شبیه‌سازی در تابع مثلثی با ترکیب ورودی دوره بازگشت، مساحت، ارتفاع، طول آبراهه اصلی، شیب رخ داده است که در آن تعداد قوانین ۲۴۳ می‌باشد. این نتیجه با نتایج

این نتیجه با نتایج چاوشی بروجنی و اسلامیان (۱۹۹۱) و نساچیان زواره و همکاران (۲۰۱۱) همخوانی دارد (۵ و ۱۳).

با دقت در نمودار رسم شده برای مدل رگرسیونی می‌توان نتیجه گرفت که با افزایش دوره بازگشت مقدار دبی محاسبه شده از مقدار واقعی فاصله می‌گیرد.



شکل ۵- مقایسه سیلاب واقعی و تخمین زده از شبکه عصبی منتخب (ANN)، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) و مدل رگرسیونی.

Figure 5. Compare between actual discharge with Elected Artificial neural network (ANN), Adaptive Neuro Fuzzy Inference System ANFIS and regression model.

نتیجه گیری

با توجه به مطالعات انجام گرفته در مورد تحلیل منطقه‌ای سیلاب در حوضه‌های مختلف، نیاز به استفاده از ابزار سیستم‌های هوشمند به منظور بالا بردن دقت برآورد تخمین دبی سیلاب احساس شد.

در این مطالعه پارامترهای مؤثر بر دبی سیلاب، بیان شد و از دو سیستم هوشمند شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی به همراه مدل رگرسیون به منظور تخمین دبی سیلاب استفاده شد. پس از به دست آوردن دبی سیلاب محاسباتی با سه ابزار اشاره شده، به مقایسه آن‌ها با دبی سیلاب واقعی پرداخته شد.

در مدل ANN از ترکیب ورودی‌های مختلف و توابع فعال‌سازی مختلف برای لایه مخفی استفاده شد. همچنین در مدل ANFIS نیز از توابع عضویت مختلف شامل گوسی، گوسی نوع ۲، مثلثی، دوزنقه‌ای استفاده شد. در هر دو سیستم هوشمند از ترکیب‌های مختلف فیزیوگرافی حوضه (H,L,S,A) به همراه دوره بازگشت (T) به عنوان ورودی استفاده شد.

در هر دو مدل هوشمند به کار رفته در این پژوهش با افزایش تعداد متغیرهای ورودی، دقت شبیه‌سازی بهبود یافت. چنان‌که بیش‌ترین دقت در دو مدل در ترکیب سایر متغیرهای مستقل ورودی با شیب متوسط حوضه (S) فراهم شده است. این نشان‌دهنده تأثیرپذیری زیاد حوضه آبخیز کرخه از شیب متوسط حوضه می‌باشد. علاوه بر این نتایج به دست آمده از این مدل‌های هوشمند با روابط رگرسیونی مقایسه قرار گرفت.

همان‌طور که نتایج به دست آمده نشان داد، مدل ANFIS به عنوان یکی از ابزارهای مناسب و قدرتمند جهت پیش‌بینی دبی سیلاب در حوضه کرخه معرفی شد که در صحت‌سنجی مدل (شکل ۵) بیش‌ترین مطابقت را با دبی سیلاب واقعی نسبت به ANN و رگرسیون داشت.

قابل ذکر است مدل‌های رگرسیونی با توجه به نمودارهای شکل ۵ در زیرحوضه‌هایی که دبی سیلابشان در دوره بازگشت‌های مختلف کم‌تر از $1000 \text{ m}^3/\text{s}$ باشد، از مطابقت خوبی با دبی سیلاب واقعی برخوردار است، مدل شبکه عصبی نیز در دبی‌های کم‌دقت خوبی دارند ولی از آن‌جا که مدل رگرسیونی قادرند پیش‌بینی‌های خود را در قالب فرمول ارائه کنند، نسبت به مدل‌های ANN و ANFIS که اطلاعاتی در مورد روابط بین پارامترهای مسئله ارائه نمی‌دهند برای مهندسين کاربردى تر مى‌باشد ولی اگر دقت مدنظر باشد، با توجه به صحت‌سنجی انجام شده، می‌توان نتیجه گرفت که سیستم استنتاج فازی-عصبی تطبیقی (ANFIS) با تعداد قوانین ۲۴۳ و تابع عضویت مثلثی در تمام دوره بازگشت‌ها و همچنین در تمام دبی سیلاب‌ها از مطابقت بسیار بالایی با دبی سیلاب واقعی برخوردار بوده و می‌تواند به عنوان بهترین ابزار برای پیش‌بینی دبی سیلاب در دوره بازگشت‌های مختلف در حوضه آبریز کرخه معرفی گردد؛ که این نتیجه‌گیری با پژوهش‌های عزیزى و همکاران (۲۰۱۴)، دیمتری و همکاران (۲۰۰۴) و نورانی و همکاران (۲۰۱۳) مطابقت دارد.

منابع

1. Alizadeh, A. 2013. Applied hydrology. Ferdowsi University Press, 942p. (In Persian)
2. Alborzi, M. 2002. Introduction to Artificial Neural Networks. Amirkabir University of Technology. press, 137p. (In Persian)
3. Aziz, K., Rahman, A., Fang, G., and Shrestha, S. 2014. Application of artificial neural networks in regional flood frequency analysis: a case study for Australia, 28: 3. 541-554.
4. Boughton, W.C. 1984. Flood frequency characteristics of some Arizona watersheds. Water resources Bulletin. 20: 5. 761-769.
5. Chavoshi, S., and Eslamian, S. 1999. Regional flood frequency analysis in Zayandeh-Roud watershed using the Hybrid method. J. Sci. Technol. Agric. Natur. Resour. Water Soil Sci. 3: 3. 1-12.
6. Chiari, F. 2000. Prediction of the Hydrologic Behavior of watershed using artificial neural network and Geographic information system. IEEE. 1: 1. 382-386.
7. Dawson, C.W., Abraham, R.J., Shamseldin, A.Y., and Wilby, R.L. 2006. Flood estimation at ungauged sites using artificial neural networks. J. Hydrol. 319: 4. 391-409.
8. Dayhoff, J.E. 1990. Neural Network Principles. Prentice-Hall International, U.S.A., 197p.
9. Dibike, Y.B., and Solomatine, D.P. 2001. River flow forecasting using artificial neural networks. Physics and Chemistry of the Earth. 26: 1. 1-7.
10. Dimitri, P., Solomatine, T., and Yunpeng Xue. 2004. M5 Model Trees and Neural Networks: Application to Flood Forecasting in the Upper Reach of the Huai River in China. J. Hydrol. Engin. 9: 6. 491-591.
11. Fausett, L. 1994. Fundamentals of Neural Networks Architectures Algorithms and Applications. Prentice-Hall Inc, New Jersey, 476p.
12. Heinz, D.F., and Stedinger, J.R. 1998. Using regional regression within index flood procedures and an empirical Bayesian estimator. J. Hydrol. 210: 4. 128-145.
13. Kurtulus, B., and Razack, M. 2010. Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: artificial neural network and neurofuzzy. J. Hydrol. 381: 3. 101-111.
14. Nassajian Zavareh, M.H., Vafakhah, M., and Telvari, A.R. 2011. Regional Flood Frequency Analysis in the Part of Large Central Watershed of Iran. Watershed Management Science and Engineering. 16: 2. 49-52. (In Persian)
15. Nourani, V., and Komasi, M. 2013. A geomorphology-based ANFIS model for multi-station modeling of rainfall-runoff process. J. Hydrol. 402: 3. 41-55.
16. Rasoulzadeh, A., Azartaj, E., and Farzi, P. 2014. Derivation and investigation of regional flood analysis models as a function of return period (Case study: Ardabil province). J. Water Soil Cons. 22: 4. 261-268. (In Persian)
17. Riad, S., and Mania, J. 2004. Rainfall Runoff Model Using an Artificial Neural Network Approach, Mathematical and Computer Modeling, Delft, Netherlands, 147p.
18. Ross, T.J. 1995. Fuzzy logic with engineering application. McGraw Hill Inc. USA. 585p.
19. Sadheer, K.P., Gosain, A.K., and Ramassastri, K.S. 2002. A data algorithm for constructing artificial neural network rainfall-runoff models. J. Hydrol. 128: 16. 1325-1330.
20. Servati, M., and Ghanbari, A. 2007. Flood estimation for Larestan basin. Scientific - Research Quarterly of Geographical Data. Pp: 5-74. (In Persian)
21. Shafi, M., and Serzad, M. 2006. Regional Flood Analysis using Artificial Neural Network. second Water Resources Management Conference.
22. Shadmani, M., Marofi, S., Mohammadi, K., and Sabziparvar, A.A. 2011. Regional flood discharge modeling in Hamedan province using Artificial Neural Network. J. Water Soil Cons. 18: 4. 21-42.
23. Subramanya, K. Engineering hydrology. 2003. Mc Graw-Hill international edition, New York, 126p.
24. Solaimani, K., and Yoosofi, A. Investigation of the role of physiographic factors on instantaneous peak discharges in gorgan river sub basins for the regional flood modeling. J. Water Soil Cons. 22: 1. 164-171. (In Persian)

25. Tabari, H., Marofi, S., and Savziparvar, A. 2010. "Estimation of daily pan evaporation using artificial neural networks. J. Food Agric. Org. United Nations. 16: 1. 47-59.
26. The ministry of Energy. 2004. Atlas of Iranian National Water Resources. Deputy utilization and management of water resources Press. (In Persian)
27. Zare Abyaneh, H., and Bayat Varkeshi, M. 2011. Evaluation of artificial intelligent and empirical models in estimation of annual runoff. J. Water Soil. 25: 2. 365-379. (In Persian)

Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 24(3), 2017
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Evaluation of the ability of adaptive neuro-fuzzy interface system, artificial neural network and regression to regional flood analysis

*H. Esmaili Gisavandani¹, A.M. Akhond Ali², H. Zarei³ and M. Taghian⁴

¹M.Sc. Graduate, Dept. of Hydrology and Water Resource Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran, ²Professor, Dept. of Hydrology and Water Resource Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran, ³Assistant Prof., Dept. of Hydrology and Water Resource Engineering, Shahid Chamran University, Ahvaz, Iran, ⁴Assistant Prof., Dept. of Hydrology and Water Resource Engineering, Ramin University of Agricultural and Natural Resources

Received: 07/01/2016; Accepted: 09/21/2017

Abstract

Background and Objectives: Developing of techniques for regional flood frequency estimation in ungauged sites is one of the foremost goals of contemporary hydrology. The flood frequency evaluation for ungauged catchments is usually approached by deriving suitable statistical relationships (models) between flood statistics and basins characteristics. Already, several equations have been presented to estimate the flood frequency in different areas such as Karkheh basin. However, due to the complexity of this phenomenon, the relationships have not been capable to simulate the flood frequency with desired accuracy. Accordingly, in this study, in addition to the regression method has been used in the previous studies, the ANN and ANFIS models are applied. In fact, these are a type of black box models without any knowledge of processes within the system, in which inputs are converted into outputs (or output). This situation indicates that this type of new models is actually similar to the regression relations, however, there is further flexibility in adjusting the weights and thus can be used as an replacement to multivariate regressions.

Materials and Methods: The study area, including 33 hydrometry stations, is located in the west of Iran. In this study, 27 of the stations for calibration and 6 of the stations for validation were used. To approach a unique model, return period was taken into account as the independent factor.

Results: For achieving the best ANN and ANFIS system, different combinations of physiographic with return periods, as input data, has been used. To find the important input factors of the models, sensitivity analysis has been performed in SPSS software. Accordingly, the most important independent variables were including: Return period, area, height, main stream length and slope. In the ANN model, different combinations of these inputs were compared together. It should be noted that for optimizing the connecting weights among different layers of ANN, Genetic algorithms have been used. Consequently, the best selected network is Feed-forward with the structure of 5-10-1 and $R^2=0.95$. In the ANFIS system, with increasing the number of input variables for each of the four membership function, including Triangular, Gaussian, Gaussian2 and trapezoidal, simulation accuracy increases. The best simulation is a triangular function with $RMSE=0.1514$, $R^2=0.97$ and the number of rules is 243. Finally, by comparing models, The ANFIS model was selected as the best model. The ANFIS has the best accuracy especially in high return period.

Conclusion: Where the sub-basins are small and their flood in different return periods is less than $1000 \text{ m}^3/\text{s}$, the regression model makes a good accordance with real flood. The ANN model has also good performance in low discharges. The regression presents its forecast in the framework of formulas and it is better and more practical for engineers. Generally, The ANFIS model is the best model for all ranges of the discharge and the best tool for prediction enormous flood in Karkheh basin.

Keywords: Regional flood analysis, High flow, ANFIS, ANN, Regression

* Corresponding Author; Email: hag.esmaeli@yahoo.com