

شبیه‌سازی فرآیند بارش - رواناب با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی - عصبی تطبیقی (مطالعه موردی: حوزه آبخیز حاجی قوشان)

غلامعلی غفاری^۱ و مهدی وفاخواه^۲

۱- دانش آموخته کارشناسی ارشد، دانشگاه تربیت مدرس

۲- استادیار، دانشگاه تربیت مدرس، (نویسنده مسوول: vafakhah@modares.ac.ir)

تاریخ دریافت: ۹۰/۱۲/۱۹ تاریخ پذیرش: ۹۲/۳/۲۱

چکیده

پیش‌بینی رواناب به صورت کوتاه مدت به دلیل رابطه مستقیم آن با چگونگی تعامل مدیران با خطرات جانی ناشی از سیلاب‌ها، از اهمیت خاصی برخوردار است. در این تحقیق با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN) و فازی عصبی تطبیقی (ANFIS)، اقدام به شبیه‌سازی فرآیند بارش - رواناب به صورت روزانه، در حوزه آبخیز حاجی قوشان شده است. در این سیستم‌ها سه ترکیب مختلف ورودی شامل بارندگی همان روز، بارندگی همان روز و روز قبل، بارندگی همان روز و روز قبل و دو روز قبل از آن، مورد استفاده قرار گرفت. هم چنین در شبکه ANFIS از توابع مختلف گوسی، گوسی نوع ۲، مثلثی و زنگوله‌ای استفاده شد و تعداد نرون‌های لایه مخفی در شبکه عصبی بین ۲ تا ۱۰ نرون متغیر بود. معیارهای آماری متوسط ریشه مربع خطا (RMSE)، متوسط قدر مطلق خطا (MAE) و ضریب همبستگی (R) برای ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل ANFIS در پیش‌بینی رواناب، مورد استفاده قرار گرفت. مدل ANFIS با $RMSE=7/11$ ، $MAE=2/18$ و $R=0/60$ نسبت به مدل ANN با $RMSE=6/03$ ، $MAE=1/97$ و $R=0/39$ ، فرآیند بارش - رواناب را با دقت بالاتری پیش‌بینی نموده است.

واژه‌های کلیدی: شبیه‌سازی بارش - رواناب، شبکه عصبی مصنوعی، شبکه فازی - عصبی تطبیقی، حوزه آبخیز حاجی قوشان

مقدمه

منجر به خسارات مالی و مازاد آن به صورت سیلاب می‌تواند باعث خسارات جانی و مالی شود. لزوم پیش‌بینی مناسب جریان رودخانه، در کارهای عمرانی، ساماندهی رودخانه، طراحی و برنامه‌ریزی منابع آب سطحی و

یکی از ابزارهای اساسی در مدیریت منابع آب پیش‌بینی عرضه و تقاضای آب می‌باشد. مقدار دبی یک حوزه آبخیز از اهمیت زیادی برخوردار است چرا که کمبود آن می‌تواند

سامانه‌های هشدار سیل کاملاً احساس می‌شود. هم چنین شبیه‌سازی جریان رودخانه به منظور آگاهی از آورد رودخانه در دوره‌های زمانی آینده از مسایل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب است (۹).

بیش‌بینی دبی می‌تواند به صورت بلندمدت یا کوتاه‌مدت باشد. در این بین پیش‌بینی کوتاه‌مدت دبی به صورت روزانه از اهمیت خاصی برخوردار است چرا که به صورت مستقیم بر نحوه تعامل مدیران با خطرات جانی ناشی از سیلاب‌ها اثرگذار است. این پیش‌بینی نوعی سیستم هشدار سیلاب را برای ساکنان حوزه آبخیز و ساکنان حوزه‌های پایین دست فراهم می‌کند و به مدیران فرصتی برای تخلیه ساکنان مناطق در معرض سیل می‌دهد. با توجه به این که مدل‌های مفهومی اغلب نیازمند دانش صحیح و کامل در مورد راهکارهای فیزیکی اثرگذار بر روی جریان رودخانه هستند و این امر تاکنون برای بشر ممکن نشده است، پژوهشگران به استفاده از مدل‌هایی روی آورده‌اند که سیستم را به صورت یک جعبه سیاه در نظر گرفته و با توجه به رفتار گذشته سیستم رفتار سیستم در زمان آینده را پیش‌بینی نماید که به این مدل‌ها، مدل‌های مبتنی بر داده یا آماری گفته می‌شود (۵).

در بین مدل‌های آماری، سیستم‌های هوشمند به دلیل استفاده از الگوریتم‌های خاص و پیچیده، قابلیت مناسبی برای پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده و غیر خطی مانند رواناب از خود نشان داده‌اند (۹). شبکه عصبی مصنوعی^۱ (ANN) و سیستم استنتاج

فازی عصبی تطبیقی^۲ (ANFIS) نوعی از این مدل‌ها هستند که استفاده از آنها در فرآیندهای هیدرولوژیکی و از جمله مدل‌سازی بارش- رواناب، در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققین قرار گرفته است.

نورانی و همکاران (۱۵) از سه مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و سیستم فازی- عصبی تطبیقی جهت پیش‌بینی رواناب ماهانه و روزانه در حوضه آبریز ليقوان‌چای، واقع در استان آذربایجان شرقی استفاده نمودند. در نهایت، نتایج سه مدل مذکور با نتایج به دست آمده از روش‌های رگرسیون خطی و مدل سری زمانی ARIMA مقایسه شدند. نتایج آنها نشان داد که مدل‌سازی فازی (تطبیقی و استنتاجی) از سایر مدل‌ها دقیق‌تر بوده و بیشترین مقدار ناش- ساتکلیف^۳ و کمترین خطا را در پی داشته است.

عراقی‌نژاد و کارآموز (۱) از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی^۴ برای پیش‌بینی بلندمدت حجم جریان رودخانه زاینده‌رود استفاده نمودند. نتایج آنها نشان داد که این دو مدل به خصوص هنگامی که در ترکیب با هم به کار رفتند، از دقت مناسبی برای پیش‌بینی رواناب به صورت بلند مدت برخوردار بودند.

زارع ابیانه و بیات ورکشی (۲۳) کاربرد مدل شبکه عصبی (ANN)، شبکه عصبی- فازی (CANFIS) و مدل‌های تجربی را در برآورد رواناب در حوضه سد زاینده‌رود بررسی کردند. نتایج آنها نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی و شبکه عصبی- فازی از دقت

1- Artificial Neural Networks
3- Nash-Sutcliffe (NS)

2- Adaptive Neuro Fuzzy Inference System
4- Fuzzy Inference System

رواناب در حوزه آبخیز کولار هند مورد بررسی قرار دادند. نتایج این بررسی نشان داد روش نروفازی به‌طور معناداری بهتر از دو مدل دیگر فرآیند بارش رواناب را شبیه‌سازی کرده است. هم چنین این مدل در پیش‌بینی مقادیر کمینه و بیشینه نیز بهتر از مدل‌های دیگر عمل کرده است.

الویسی و همکاران (۲) از ANN و دو رویکرد ممدانی^۱ و تاگوچی- سوگنو^۲ در مدل منطق فازی، برای پیش‌بینی تراز سطح آب رودخانه رنو در ایتالیا استفاده نمودند. آنها دریافتند که هر دو رویکرد منطق فازی با دقت مناسب‌تری از ANN تراز سطح آب را پیش‌بینی نمودند. با این حال زمانی که از اطلاعات مفصل‌تر برای شبکه عصبی مصنوعی استفاده می‌شود، عملکرد آن بهبود می‌یابد.

تیفور و سینگ (۲۰) از ANN و ANFIS برای شبیه‌سازی مبتنی بر وقایع^۳ فرآیند بارش- رواناب با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی، بهره گرفتند. بر اساس تحقیقات آنها مدل ANFIS انعطاف‌پذیری و کارایی بیشتری نسبت به ANN برای این شبیه‌سازی داشت.

عقیل و همکاران (۳) اقدام به استفاده از مدل‌های شبکه عصبی، ANFIS و معادله همبستگی چند متغیره در پیش‌بینی دبی ساعتی و روزانه حوزه آبخیز سیلالوی در استان جاوه اندونزی نمودند. نتایج آنها نشان داد که مدل ANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل‌های شبکه عصبی و معادله همبستگی چند متغیره داشته است.

مناسبی در برآورد رواناب برخوردار بودند. ضمن این که ترکیب شبکه عصبی با منطق فازی در قالب شبکه عصبی- فازی (CANFIS) کارایی لازم را در بهبود نتایج شبکه عصبی نداشت.

شجاع رستگاری و بارانی (۱۸) از دو مدل ANFIS، ANN و رگرسیون جهت پیش‌بینی رواناب ماهانه حوزه زیارت گرگان استفاده نمودند. نتایج نشان داد که شبکه عصبی- فازی تطبیقی نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون برتری دارد.

توکار و مارکوس (۱۹) با مقایسه شبکه عصبی مصنوعی و با مدل‌های سنتی مفهومی برای برآورد رواناب حوزه آبخیز رودخانه فراسر در کلرادو آمریکا، دقت و سرعت دستیابی به جواب مناسب در شبکه‌های عصبی برای پیش‌بینی رواناب نسبت به مدل‌های مفهومی را گزارش کردند.

نایاک و همکاران (۱۳) در پیش‌بینی دبی رودخانه بایتارانی در ایالت اوراسیای هند، به این نتیجه رسیدند که روش نروفازی (ANFIS) عملکرد بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی و مدل ARMA داشته است. راجورکار و همکاران (۱۷) از مدل غیر خطی شبکه عصبی- مصنوعی برای شبیه‌سازی جریان روزانه در دو حوزه بزرگ و کوچک استفاده کردند و نشان دادند با تقسیم یک حوزه بزرگ به چند زیرحوزه آبخیز کوچک، نتایج بهتری حاصل می‌شود.

نایاک و همکاران (۱۴) عملکرد مدل‌های شبکه عصبی، منطق فازی و عصبی فازی (ANFIS) را در شبیه‌سازی فرآیند بارش-

دبی روزانه مشاهده‌ای آبخوان کارست را مناسب پیش‌بینی نمودند. هنگامی که تعداد ورودی‌ها در دو مدل افزایش یافت، عملکرد دو مدل بهبود یافت. با این حال روش ANFIS عملکرد بهتری را نسبت به مدل ANN به خصوص برای پیش‌بینی دبی اوج نشان داد.

بررسی سوابق در زمینه شبیه‌سازی فرآیند رواناب- بارش با استفاده از دو مدل هوشمند شبکه عصبی مصنوعی و سیستم فازی عصبی تطبیقی نشان می‌دهد، اکثر این مطالعات اقدام به پیش‌بینی رواناب به صورت بلند مدت نموده‌اند. در آن دسته از مطالعاتی که به شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب به صورت کوتاه مدت بوده نیز این شبیه‌سازی را به صورت مبتنی بر رگبار انجام داده و به این صورت از چولگی داده‌های ورودی کاسته شده است. در این مطالعه اقدام به شبیه‌سازی بارش- رواناب به صورت روزانه با استفاده از بارش روزانه در یک منطقه نیمه خشک شده است. داده‌های بارندگی روزانه این منطقه از چولگی بسیار بالایی برخوردار هستند. هدف از این مطالعه بررسی امکان شبیه‌سازی رواناب با چنین داده‌های غیرنرمالی توسط شبکه عصبی مصنوعی و شبکه فازی عصبی تطبیقی و مقایسه عملکرد این دو مدل با یکدیگر می‌باشد.

مواد و روش‌ها

منطقه مورد مطالعه

حوزه آبخیز حاجی‌قوشان یکی از سرشاخه‌های گرگان‌رود است که از دامنه

فیرات و گنگور (۷) در برآورد دبی روزانه رودخانه گریت مندرس در شرق ترکیه از مدل ANFIS استفاده نمودند. نتایج آنها نشان داد که مدل ANFIS دقت و قابلیت اطمینان زیادی برای برآورد جریان رودخانه دارد.

طارقیان و کاشفی‌پور (۲۱) برای پیش‌بینی جریان روزانه ورودی به سد دز شبکه عصبی مصنوعی ANN جریان روزانه مخزن را مناسب‌تر دانستند.

فیرات (۸) کاربرد سیستم فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) و شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، شبکه عصبی تعمیم‌یافته رگرسیونی^۱ (GRNN) و شبکه عصبی پیش‌خور^۲ (FFNN)، و کاهنده خودکار^۳ (AR) را برای پیش‌بینی جریان رودخانه به صورت روزانه در دو رودخانه Seyhan و Cine مورد بررسی قرار دادند. نتایج آنها نشان داد که مدل ANFIS نسبت به مدل‌های GRNN و FFNN برتر است و این مدل قابلیت اطمینان بالایی برای پیش‌بینی جریان رودخانه به صورت روزانه دارد.

کورتولوس و رازاک (۱۱) توانایی پیش‌بینی دبی روزانه آبخوان کارست را با دو روش تک ورودی (بارش باران یا سطح پیزومتریک) در مقابل چند لایه ورودی (بارندگی و سطح پیزومتریک) در حوزه آبخیز کارستی لاروچفوکولد در جنوب غرب فرانسه با روش‌های منطق فازی (FL)، شبکه عصبی- مصنوعی (ANN) و سیستم عصبی تطبیقی فازی (ANFIS) مقایسه نمودند. نتیجه آنها نشان داد که هر دو مدل ANN و ANFIS

1- Generalized Regression Neural Networks

2- Feed Forward Neural Networks

3- Auto-Regressive

شمالی رشته‌کوه‌های البرز شرقی و دامنه کوه‌های آلاداغ در شهرستان بجنورد سرچشمه می‌گیرد و با عبور از شهرستان کلالة در روستای حاجی‌قوشان وارد بخش مرکزی می‌شود. حوزه آبخیز مورد مطالعه با مساحتی در حدود ۲۳۶۳ کیلومتر مربع در شرق استان گلستان، در حوزه آبخیز گرگان‌رود در بخش جنوب شرقی دریای خزر قرار دارد. این حوزه آبخیز بین عرض‌های ۳۳° ۴۷ تا ۳۶° ۵۱ شمالی و طول‌های ۴۸° ۱۶ تا ۵۵° ۳۸ ۱۲° ۲۸ شرقی واقع شده است. اقلیم حوزه آبخیز مذکور بر اساس روش آمبرژه نیمه خشک معتدل تا نیمه مرطوب و بر اساس روش گوسن مدیترانه ای گرم می‌باشد (۲۲). متوسط درجه حرارت ۱۷/۵ درجه سانتی‌گراد و متوسط بارش سالانه منطقه ۵۵۰ میلی‌متر است.

معرفی مدل‌ها

شبکه‌های عصبی مصنوعی

شبکه عصبی مصنوعی، یکی از روش‌های محاسباتی است که به کمک فرآیند یادگیری^۱ و با استفاده از پردازشگرهایی بنام نرون تلاش می‌کند با شناخت روابط ذاتی بین داده‌ها، نگاشتی میان فضای ورودی (لایه ورودی) و فضای مطلوب (لایه خروجی) ارائه دهد. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی فوق‌العاده به هم پیوسته 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 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. 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 قابل قبولی باشد (۴). ساختار شبکه عصبی مصنوعی در شکل ۱ ارائه شده است.

شبکه پرسپترون چند لایه^۴ (MLP) نوعی از شبکه‌های عصبی مصنوعی است که بر مبنای یک واحد محاسباتی به نام پرسپترون ساخته می‌شود. یک پرسپترون برداری از ورودی‌ها با مقادیر حقیقی را گرفته و یک ترکیب خطی از این ورودی‌ها را محاسبه می‌کند. اگر مقدار حاصل از یک مقدار آستانه بیشتر بود خروجی پرسپترون برابر با ۱ و در غیر این صورت معادل ۰ خواهد بود. این شبکه شامل یک لایه ورودی، یک یا چند لایه پنهان و یک لایه خروجی است. برای آموزش این شبکه، معمولاً از الگوریتم پس انتشار^۵ (BP) استفاده می‌شود. در طی آموزش شبکه MLP به کمک الگوریتم یادگیری BP، ابتدا محاسبات از ورودی شبکه به سوی خروجی شبکه انجام می‌شود و سپس مقادیر خطای محاسبه شده به لایه‌های قبل انتشار می‌یابد. در ابتدا، محاسبه خروجی به صورت لایه به

1- Learning

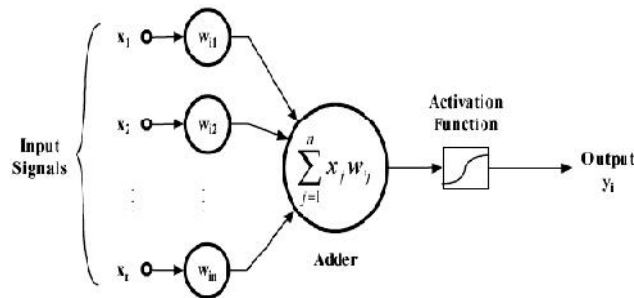
2- Sigmoid

3- Hyperbolic Tangent

4- Multilayer perceptron

5- Back propagation

لایه انجام می شود و خروجی هر لایه، ورودی لایه بعدی خواهد بود.



شکل ۱- ساختار شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

استفاده موثر 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. 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 مثلثی^۲، گوسی^۳، گوسی نوع دو^۴، زنگوله‌ای^۵ می‌باشد. مدل فازی عصبی تطبیقی بر اساس تغییر در میزان مقادیر مرکز و دامنه توابع تعلق در تکرارهای مختلف جهت رسیدن به شبکه مناسب بر اساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند (۶، ۱۶). معماری معمول سیستم استنتاج فازی سوگنو و ساختار ANFIS معادل آن در شکل ۲ و ۳ ارائه شده است.

با توجه به ساختار شبکه عصبی مصنوعی، ویژگی‌های عمده آن، سرعت بالای پردازش، توانایی یادگیری الگو به روش اراده الگو، توانایی تعمیم دانش پس از یادگیری، انعطاف پذیری در برابر خطاهای ناخواسته و عدم ایجاد اختلال قابل توجه در صورت بروز اشکال در بخشی از اتصال‌ها به دلیل توزیع وزن‌های شبکه است (۱۰).

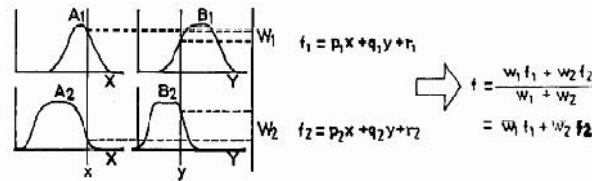
شبکه فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS)

در سال‌های اخیر از ترکیب منطق فازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های فازی-عصبی به وجود آمده‌اند. یک شبکه تطبیقی، یک ساختار پیشرو چند لایه است که رفتار کلی خروجی آن به وسیله مقدار یک مجموعه از پارامترهای قابل اصلاح تعیین می‌گردد. به عبارت دیگر ساختار شبکه تطبیقی شامل یک مجموعه از گره‌های متصل به هم است که به طور مستقیم به هم مرتبط شده‌اند و در آن هر گره یک واحد پردازش محسوب می‌شود. این سیستم‌ها مشکل اصلی در طراحی سیستم‌های فازی (به دست آوردن قواعد "اگر- آنگاه" در سیستم فازی) را به وسیله

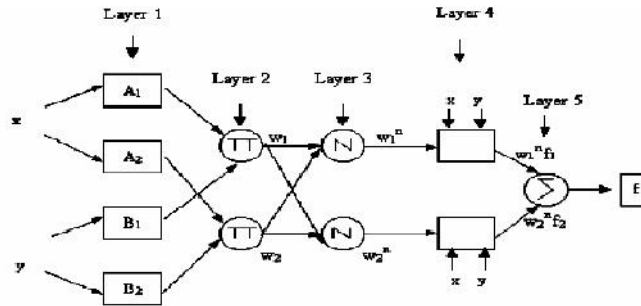
1- Sugeno
4- Gauss2mf

2- Trimf
5- Gbellmf

3- Gaussmf



شکل ۲- سیستم استنتاج فازی نوع سوگنو



شکل ۳- معماری مدل ANFIS معادل سیستم استنتاجی شکل قبل

چشمه‌خان، تنگراه و تمر از شرکت تحقیقات منابع آب کشور دریافت شد. مشخصات ایستگاه‌های مورد استفاده در جدول ۱ نشان داده شده است.

روش تحقیق

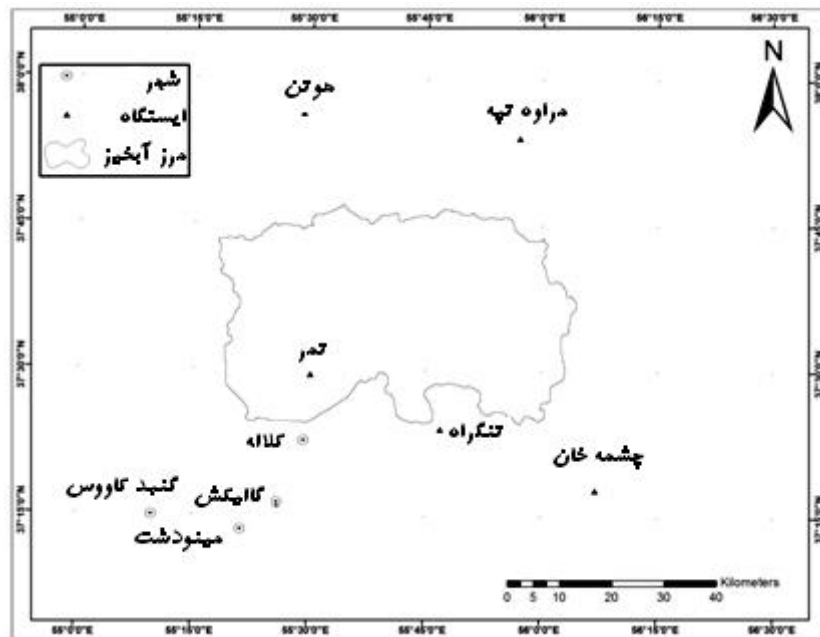
محاسبه بارش متوسط حوزه آبخیز اطلاعات رواناب روزانه حوزه آبخیز حاجی‌قوشان و بارش روزانه ۵ ایستگاه هواشناسی محدوده آن شامل هوتن، مراوه تپه،

جدول ۱- مشخصات ایستگاه‌های مورد استفاده برای محاسبه بارش روزانه حوزه آبخیز حاجی‌قوشان

نام ایستگاه	مختصات جغرافیایی		ارتفاع (m)	بارش سالانه (mm)
	طول جغرافیایی	عرض جغرافیایی		
هوتن	۵۳° ۲۸' ۵۵"	۳۷° ۵۶' ۲۳"	۱۰۷	۲۷۵/۳
مراوه تپه	۱۹° ۵۷' ۵۵"	۳۷° ۵۴' ۳۱"	۲۱۶	۳۵۵
تمر	۰۷° ۳۰' ۵۵"	۳۷° ۲۹' ۳۱"	۱۹۰	۵۳۷/۸
چشمه خان	۰۲° ۵۶' ۵۶"	۳۷° ۱۷' ۴۸"	۱۱۷۴	۲۳۲/۵
تنگراه	۰۰° ۲۶' ۵۵"	۳۷° ۱۵' ۵۱"	۴۳۸	۷۱۷/۲۳

آوردن بارندگی روزانه این حوزه آبخیز از روش پلی‌گون‌های تیسن استفاده شد (۱۲). موقعیت ایستگاه‌های مختلف نسبت به حوزه آبخیز حاجی‌قوشان در شکل ۴ ارائه شده است.

با توجه به این که هدف این تحقیق پیش‌بینی دبی روزانه با استفاده از بارندگی روزانه است، چون ایستگاه‌های موجود از توزیع مکانی و ارتفاعی مناسبی نسبت به حوزه آبخیز حاجی‌قوشان برخوردار بودند، برای بدست



شکل ۴- محدوده حوزه آبخیز حاجی قوشان و موقعیت ایستگاه‌های مختلف نسبت به آن

مساحت موثر هرکدام از ایستگاه‌ها در
 بارندگی روزانه حوزه آبخیز حاجی قوشان، با
 توجه به پلی‌گون‌های تیسن به هکتار و درصد
 در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- مساحت موثر ایستگاه‌های مختلف در میزان بارندگی حوزه آبخیز حاجی قوشان

مساحت موثر		نام ایستگاه
درصد	هکتار	
۶/۱	۱۴۴/۱۴	هوتن
۱۴/۹	۳۵۲/۰۹	مراوه تپه
۴۷/۷	۱۱۲۷/۱۵	تمر
۲/۳	۵۴/۳۵	چشمه خان
۲۹	۶۷۵/۲۷	تنگراه

حاجی قوشان محاسبه شد. طول دوره آماری
 مورد استفاده ۲۶ سال (۹۴۹۷ روز) برای
 بارندگی و رواناب بود که از این دوره ۱۹ سال
 (۱۳۶۲-۱۳۸۰) آن برای آموزش و ۷ سال
 (۱۳۸۱-۱۳۸۷) برای آزمون دو مدل مورد

برای این منظور ابتدا با توجه به موقعیت
 ایستگاه‌های مزبور پلی‌گون‌های تیسن در
 نرم‌افزار Arc GIS 9.3 رسم شد و سپس با
 استفاده از مساحت موثر هر یک از ایستگاه‌های
 هواشناسی مقدار بارندگی روزانه حوزه آبخیز

استفاده قرار گرفت. مشخصات آماری مربوط به داده‌ها بارندگی و رواناب روزانه حوزه آبخیز حاجی‌قوشان در جدول ۳ ارائه شده است.

جدول ۳- مشخصات آماری داده‌های بارندگی و رواناب روزانه حوزه آبخیز حاجی‌قوشان

متغیر	سری داده‌ها	تعداد داده‌ها	میانگین	انحراف معیار	مقدار حداکثر	مقدار حداقل	چولگی
بارندگی (mm)	آموزش	۶۹۴۰	۱/۴۴	۴/۱۲	۵۳/۳۷	۰	۴/۷۸
	آزمون	۲۵۵۷	۱/۶۹	۴/۷۹	۴۶/۰۴	۰	۴/۶۰
	کل	۹۴۹۷	۱/۵۱	۴/۳۱	۵۳/۳۷	۰	۴/۷۵
رواناب ($m^3 s^{-1}$)	آموزش	۶۹۴۰	۱/۹۴	۶/۶۴	۲۴۸	۰	۱۷/۷۸
	آزمون	۲۵۵۷	۲/۱۲	۸/۷۴	۲۶۷	۰	۱۹/۱۳
	کل	۹۴۹۷	۱/۹۹	۷/۲۷	۲۶۷	۰	۱۸/۸۹

یکی از اهداف این تحقیق مشخص کردن درجه تاثیرپذیری رواناب از بارندگی روزهای قبل از آن بود. بنابراین از ترکیب تاخیرهای مختلف بارندگی به عنوان ورودی استفاده شد. در این تحقیق برای به دست آوردن تعداد تاخیر مناسب بارندگی برای آموزش دو شبکه ANN و ANFIS از تحلیل خود همبستگی جزئی^۱ (PACF) برای داده‌های بارندگی روزانه و همبستگی متقاطع^۲ (CCF) برای بارندگی و رواناب روزانه استفاده شد، که مقادیر آن برای تاخیرهای صفر تا پنج در جدول ۴ قابل مشاهده است.

یکی از اهداف این تحقیق مشخص کردن درجه تاثیرپذیری رواناب از بارندگی روزهای قبل از آن بود. بنابراین از ترکیب تاخیرهای مختلف بارندگی به عنوان ورودی استفاده شد. در این تحقیق برای به دست آوردن تعداد تاخیر مناسب بارندگی برای آموزش دو شبکه

جدول ۴- مقادیر خود همبستگی جزئی و همبستگی متقاطع برای داده‌های بارندگی و رواناب روزانه

تاخیر	۰	۱	۲	۳	۴	۵
بارش (mm)	-	۰/۲۲	-۰/۰۵	۰/۰۰۳	-۰/۰۰۰۹	۰/۰۱۳
بارش (mm) - رواناب ($m^3 s^{-1}$)	۰/۲۴۹	۰/۰۲۷	۰/۰۰۹	۰/۰۰۱	-۰/۰۰۲	-۰/۰۰۳

آموزش شبکه عصبی مصنوعی و شبکه فازی عصبی تطبیقی

اولین اقدام در آموزش شبکه‌های هوشمند نرمال کردن داده‌ها است. برای این منظور در شبکه‌های عصبی مصنوعی داده‌ها بین ۰/۱-۰/۹ و در سیستم فازی عصبی تطبیقی داده‌ها بین ۰-۱ قرار گرفتند. از فرمول‌های ۱ و ۲ به ترتیب برای نرمال کردن داده‌ها در ANN و ANFIS استفاده شد.

با توجه به جدول ۴، تحلیل خود همبستگی جزئی (PACF) و همبستگی متقاطع (CCF) تعداد دو تاخیر را مناسب ارزیابی کرد. بنابراین از ترکیبات مختلف ورودی شامل بارندگی همان روز (R)، بارندگی همان روز و روز قبل (R, R-t) و بارندگی همان روز و روز قبل و دو روز قبل از آن (R, R-t, R-2)، در سال‌های (۱۳۶۲-۱۳۸۰) برای آموزش دو مدل استفاده شد.

داده‌ها شامل بارندگی همان روز (R)، بارندگی همان روز و روز قبل (R, R-1) و بارندگی همان روز و روز قبل و دو روز قبل از آن (R, R-1, R-2) مورد استفاده قرار گرفت. هر کدام از این ترکیبات ورودی با توابع عضویت مثلثی، گوسی نوع ۱، گوسی نوع ۲ و زنگوله‌ای مورد ارزیابی قرار گرفتند. هم چنین برای گروه بندی داده‌های ورودی از جداسازی خوشه‌ای استفاده شد. به منظور آموزش ANFIS در این تحقیق از عملگر اشتراک (AND) از روش حاصل ضرب^۲ (Prod)، عملگر اجتماع (Or) از روش حداکثر (Maximum) و برای استنباط^۳ و گردآوری^۴ اطلاعات به ترتیب از روش حاصل ضرب (Prod) و حداکثر (Maximum) و برای روش غیر فازی سازی نیز از روش متوسط وزن دار^۵ (Wtaver) استفاده شد.

پس از آموزش شبکه‌های مختلف، معیارهای آماری متوسط ریشه مربع خطا^۶ (RMSE)، متوسط قدر مطلق خطا^۷ (MAE) و ضریب همبستگی^۸ (R) برای ارزیابی و مقایسه عملکرد شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل ANFIS در پیش‌بینی رواناب، مورد استفاده قرار گرفت. روابط مربوط به هر یک از آماره‌ها در معادلات ۳ تا ۵ ارائه شده است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^n (O_i - P_i)^2}{n}} \quad (3)$$

$$MAE = \frac{\sum_{i=1}^n |O_i - P_i|}{n} \quad (4)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})(P_i - \bar{P})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2 (P_i - \bar{P})^2}} \quad (5)$$

$$N_i = 0.18 \times \left[\frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \right] + 0.1 \quad (1)$$

$$N_i = \frac{X_i - X_{min}}{X_{max} - X_{min}} \quad (2)$$

که در آن، N_i : مقدار داده‌های نرمال بین ۰/۱ و ۰/۹ یا بین ۰ و ۱، X_i : مقدار داده واقعی، X_{min} : حداقل مقدار داده‌ها و X_{max} : حداکثر مقدار داده‌ها است.

شبکه عصبی مصنوعی مورد استفاده در این تحقیق، شبکه پرسپترون چند لایه است. برای آموزش این شبکه از نرم‌افزار STATISTICA استفاده شد. الگوریتم یادگیری مورد استفاده در شبکه عصبی مصنوعی BFGS^۱ و تعداد نرون‌های لایه مخفی بین ۲ تا ۱۰ نرون تعریف شد. تابع عضویت مورد استفاده در لایه مخفی تانژانت هیپربولیک و سیگموئید و در لایه خروجی از تابع عضویت خطی استفاده شد. این شبکه با انواع ترکیب‌های مختلف ورودی شامل بارندگی همان روز (R)، بارندگی همان روز و روز قبل (R, R-1) و بارندگی همان روز و روز قبل و دو روز قبل از آن (R, R-1, R-2) آموزش دید. سپس بهترین شبکه‌های آموزش دیده توسط نرم‌افزار در ترکیب‌های مختلف ورودی و هم چنین مناسب‌ترین تابع عضویت لایه‌های مخفی انتخاب و با یکدیگر مقایسه و در نهایت مناسب‌ترین شبکه‌های آموزش دیده انتخاب شد.

برای شبیه‌سازی در سیستم ANFIS از کدنویسی در نرم‌افزار Matlab استفاده شد. برای این منظور ترکیب‌های مختلف ورودی

1- Weighted Average
4- Correlation Coefficient
7- Mean Absolute Error

2- Root Mean Square Error
5- Weighted Average
8- Correlation Coefficient

3- Mean Absolute Error
6- Root Mean Square Error

شده در نرم‌افزار MATLAB، برای شبیه‌سازی فرآیند رواناب- بارش به صورت روزانه مورد استفاده قرار گرفت.

در شبکه عصبی مصنوعی انواع ترکیب‌های ورودی داده‌ها با الگوریتم یادگیری BFGS با توابع عضویت سیگموئید و تانژانت هیپربولیک در لایه مخفی و تابع عضویت خطی در لایه خروجی با تعداد نرون‌های لایه مخفی متغیر بین ۲ تا ۱۰ نرون آموزش دید. نتایج بهترین شبکه‌های آموزش دیده در هر نوع ترکیب ورودی در جدول ۵ ارائه گردیده است.

در این روابط RMSE، MAE و R به ترتیب متوسط ریشه مربع خطا، متوسط قدر مطلق خطا و ضریب همبستگی هستند. O_i دبی مشاهداتی، P_i دبی پیش‌بینی شده و n تعداد کل داده‌ها است.

نتایج و بحث

در این مطالعه، شبکه عصبی پیشخور انتشار به عقب (FFBP) و سیستم فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) به ترتیب با استفاده از نرم‌افزار STATISTICA و کدنویسی انجام

جدول ۵- مقادیر نمایه‌های مختلف آماری RMSE، MAE و R برای شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

ورودی مدل	معماری	تابع فعال سازی		آموزش			آزمون		
		لایه مخفی	لایه خروجی	R	MAE (m ³ /s)	RMSE (m ³ /s)	R	MAE (m ³ /s)	RMSE (m ³ /s)
Rt	۱-۱۰-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۳۳	۱/۸۰	۵/۱۵	۰/۲۷	۲/۱۵	۱۰/۳۸
Rt Rt-1	۲-۴-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۴۴	۱/۸۲	۶/۶۲	۰/۳۱	۱/۸۷	۶/۶۰
Rt Rt-1 Rt-2	۳-۸-۱	تانژانت هیپربولیک	خطی	۰/۳۹	۲/۰۱	۶/۹۴	۰/۳۹	۱/۹۷	۶/۰۳

در سیستم ANFIS نیز از همان ترکیبات ورودی 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 MAE و R در جدول ۶ ارائه شده است.

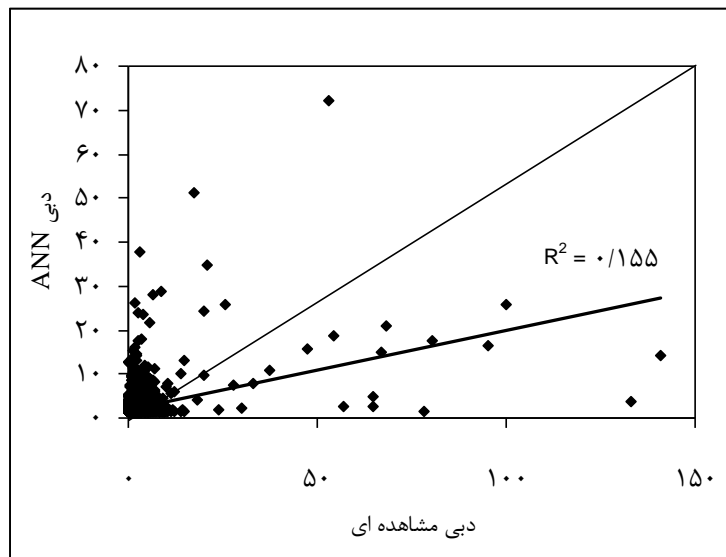
با توجه به جدول ۵ مشاهده می‌شود که مدل ANN (۱-۸-۳) با ترکیب ورودی بارش روزانه با دو تاخیر، کم‌ترین میزان RMSE و MAE و بالاترین درجه همبستگی (R) را دارد. این یافته با نتایج زارع ابیانه و بیات ورکشی (۲۳)، الویسی و همکاران (۲) و کورتولوس و رازاک (۱۱) همخوانی دارد.

جدول ۶- مقادیر نمایه‌های مختلف آماری RMSE، MAE و R برای شبکه فازی- عصبی تطبیقی (ANN)

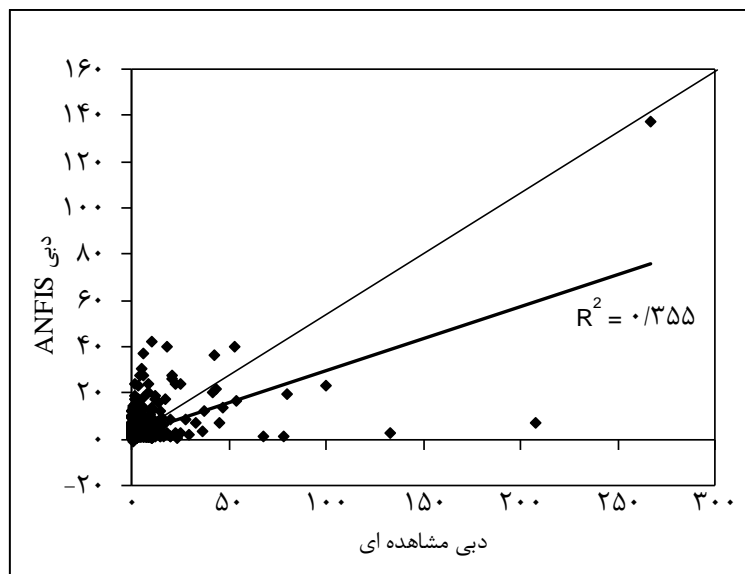
بخش آزمون			بخش آموزش			تابع عضویت	تعداد قوانین	ورودی مدل
R	MAE	RMSE (m3/s)	R	MAE	RMSE (m3/s)			
۰/۲۵	۲/۳۲	۸/۴۶	۰/۰۰	۱/۹۰	۶/۸۷	مثلثی	۲	Rt
۰/۲۵	۲/۳۲	۸/۴۷	۰/۰۰	۱/۹۱	۶/۹۰	دوزنقه‌ای		
۰/۲۵	۲/۳۲	۸/۴۶	۰/۰۰	۱/۹۰	۶/۸۹	گوسی		
۰/۲۵	۲/۳۲	۸/۴۸	۰/۰۰	۱/۹۱	۶/۹۰	گوسی نوع ۲		
۰/۲۰	۲/۲۴	۸/۰۷	۰/۱۸	۱/۸۶	۶/۷۰	مثلثی	۴	Rt Rt-1
۰/۰۳	۲/۵۱	۱۲/۴۵	۰/۱۸	۱/۸۷	۶/۷۴	دوزنقه‌ای		
۰/۱۶	۲/۳۹	۹/۳۳	۰/۱۸	۱/۸۷	۶/۷۳	گوسی		
۰/۰۵	۲/۴۵	۱۰/۶۰	۰/۱۸	۱/۸۷	۶/۷۱	گوسی نوع ۲		
۰/۶۰	۲/۱۸	۷/۱۱	۰/۲۲	۱/۸۲	۶/۶۲	مثلثی	۸	Rt Rt-1 Rt-2
۰/۰۰	۲/۶۲	۱۳/۹۰	۰/۲۲	۱/۸۱	۶/۶۵	دوزنقه‌ای		
۰/۰۰	۲/۵۱	۱۰/۹۱	۰/۲۲	۱/۸۱	۶/۶۴	گوسی		
۰/۱۰	۲/۴۲	۱۰/۲۷	۰/۲۳	۱/۸۱	۶/۶۰	گوسی نوع ۲		

دو تاخیر (Rt, Rt-1, Rt-2) و با تعداد ۸ نرون مخفی و تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک در لایه مخفی بوده است. هم چنین در شبکه فازی- عصبی تطبیقی، تابع مثلثی با ترکیب ورودی دو تاخیر (Rt, Rt-1, Rt-2) بهترین شبیه‌سازی را ارائه کرده است. برای مقایسه عملکرد دو مدل ANFIS و ANN، برای پیش‌بینی رواناب نمودار پراکنش پیش‌بینی برای هر یک از مدل‌ها در بخش آزمون در شکل ۵ و ۶ ارائه گردیده است.

با توجه به جدول ۶ مشاهده می‌شود که با افزایش تعداد ورودی‌ها در هر چهار تابع دقت شبیه‌سازی افزایش یافته به طوری که بهترین شبیه‌سازی در تابع مثلثی با ترکیب ورودی با دو تاخیر رخ داده است. این نتیجه با نتایج زارع ابیانه و بیات ورکشی (۲۳) و کورتولوس و رازاک (۱۱) مطابقت دارد. همان طور که ذکر گردید بهترین شبکه‌های آموزش دیده با شبکه عصبی مصنوعی، شبکه آموزش دیده با ترکیب ورودی



شکل ۵- نمودار پراکنش پیش‌بینی مدل ANN در بخش آزمون



شکل ۶- نمودار پراکنش پیش‌بینی مدل ANFIS در بخش آزمون

یافته‌ها با نتایج نورانی و همکاران (۱۵)، عراقی‌نژاد و کارآموز (۱)، نایاک و همکاران (۱۳)، نایاک و همکاران (۱۴)، تیغور و سینگ (۲۰)، عقیل و همکاران (۳)، فیرات و گنگور (۷)، فیرات (۸) و کورتولوس و رازاک (۱۱) مطابقت دارد.

با توجه به شکل‌های پراکنش پیش‌بینی دو مدل، مدل ANFIS نه تنها با درجه همبستگی (R) بیشتری فرآیند بارش- رواناب روزانه را در این تحقیق شبیه‌سازی نموده است، بلکه تا حدودی در برآورد مقادیر حداکثر رواناب عملکرد بهتری داشته است. این

جلوگیری از آموزش تعداد زیادی از ورودی‌ها، را انتخاب کند.

در مناسب‌ترین شبکه‌های آموزش دیده با هر سه نوع ترکیب ورودی در شبکه عصبی مصنوعی (ANN)، از تابع فعال‌سازی تانژانت هیپربولیک در لایه مخفی استفاده شده است، که نشان‌دهنده تابعیت داده‌های بارش و رواناب در این تحقیق، از این نوع تابع است.

بهترین شبکه آموزش یافته، سیستم ANFIS با ترکیب ورودی دو تاخیر است که این امر نشان‌دهنده مزیت نسبی ANFIS بر ANN در شبیه‌سازی فرآیند بارش- رواناب در این تحقیق می‌باشد.

هرچند دقت شبیه‌سازی در این تحقیق از لحاظ معیارهای ارزیابی آماری نسبت به تحقیقات گذشته کمتر بوده است. این امر احتمالاً به دلیل تفاوت در نوع داده‌های مورد استفاده در این تحقیق و تحقیقات گذشته است، چرا که داده‌های مورد استفاده در این تحقیق، از چولگی بسیار بالایی برخوردار و بسیار غیر نرمال هستند. با این حال نتایج این تحقیق امیدوار کننده است و نشان می‌دهد که سیستم فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) برای مدل‌سازی فرآیند بارش- رواناب از قابلیت مناسبی برخوردار است.

در این تحقیق از دو سیستم هوشمند ANN و ANFIS برای شبیه‌سازی فرآیند بارش رواناب استفاده شد. در مدل ANN از ترکیب ورودی‌های مختلف و توابع فعال‌سازی مختلف برای لایه مخفی استفاده شد. هم چنین در مدل ANFIS نیز از توابع عضویت مختلف شامل گوسی، گوسی نوع ۲، مثلثی، دوزنقه‌ای استفاده شد. در هر دو سیستم از ترکیب‌های مختلف بارندگی حوزه آبخیز حاجی‌قوشان (R_t, R_{t-1}, R_{t-2}) به عنوان ورودی استفاده شد.

در هر دو مدل با افزایش تعداد ورودی‌ها دقت شبیه‌سازی بهبود یافت. چنان که بیشترین دقت در دو مدل در ترکیب ورودی با دو تاخیر فراهم شده است. این نشان‌دهنده تاثیرپذیری زیاد رواناب حوزه آبخیز حاجی‌قوشان از بارندگی دو روز قبل آن می‌باشد. هم چنین این امر نشان می‌دهد که مقدار خود همبستگی جزئی (PACF) و همبستگی متقاطع (CCF) بارندگی و رواناب اطلاعات بسیار ارزشمندی درباره ساختار نرون‌های ورودی مدل‌های ANN و ANFIS فراهم می‌کند. بررسی جدول خود همبستگی جزئی کاربر ANN و ANFIS را قادر می‌سازد تا مناسب‌ترین تعداد ورودی‌ها، با هدف

منابع

1. Araghinejad, S. and M. Karamoz. 2005. Long-term runoff forecasting using artificial neural networks and fuzzy inference system. *Iran Water Resources Research*, 1(2): 29-41. (In Persian)
2. Alvisi, S., G. Mascellani, M. Franchini and A. Bardossy. 2006. Water level forecasting through fuzzy logic and artificial neural network approaches. *Hydrology and Earth System Sciences*, 10(1): 1-17.
3. Aqil, M., I. Kita, A. Yano and S. Nishiyama. 2007. A comparative study of artificial neural networks and neuro-fuzzy in continuous modeling of the daily and hourly behavior of runoff. *Journal of Hydrology*, 337: 22-34.
4. Dayhoff, J.E. 1990. *Neural Network Principles*. Prentice-Hall International. U.S.A. 197 pp.
5. El-Shafie, A., M. Reda Taha and A. Noureldin. 2007. A neuro-fuzzy model for inflow forecasting of the Nile River at Aswan high dam. *Water Resource Management*, 21(3): 533-556.
6. Fausett, L. 1994. *Fundamentals of neural networks architectures algorithms and applications*. Prentice-Hall Inc. New Jersey. 476 pp.
7. Firat, M. and M. Gungor. 2007. River flow estimation using adaptive neuro-fuzzy inference system. *Mathematics and Computers in Simulation*, 75(3-4): 87-96.
8. Firat, M. 2008. Comparison of artificial intelligence techniques for river flow forecasting. *Hydrology and Earth System Sciences*, 12: 123-139.
9. Fathabadi, A., A. Salajegheh and M. Mahdavi. 2009. River flow forecasting using neuro-fuzzy methods and time series models. *Iran-Watershed Management Science & Engineering*, 2(5): 21-30. (In Persian)
10. Khanna, T. 1990. *Foundation of neural networks*. Addison-Wesley Publishing Company. U.S.A. 327 pp.
11. Kurtulus, B. and M. Razack. 2010. Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: artificial neural network and neuro-fuzzy. *Journal of Hydrology*, 381: 101-111.
12. Mahdavi, M. 2008. *Applied hydrology*. Vol. 2. Tehran University Publishers. 220 pp. (In Persian)
13. Nayak, P.C. Sudheer, K.P. Rangan, D.M. and K.S. Ramasastri. 2004. A neuro-fuzzy computing technique for modeling hydrological time series. *Journal of Hydrology*, 29(1): 52- 66.
14. Nayak, P.C., K.P. Sudheer, D.M. Rangan and K.S. Ramasastri. 2005. Short-term flood forecasting with a neurofuzzy model. *Water Resources Research*. 41(4): 2517-2530.
15. Nurani, V., M.A. Kaynejad and L. Malekani. 2009. Application of neuro- fuzzy inference system in rainfall-runoff modeling. *Journal of Civil of Engineering & Environment*, 39(4): 75-81. (In Persian)
16. Ross, T.J. 1995. *Fuzzy logic with engineering application*. McGraw Hill Inc. USA. 585 pp.
17. Rajurkar, M.P., U.C. Kothiyari and U.C. Chube. 2004. Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network. *Journal of Hydrology*, 285(4): 96-113.

18. Shoja Rastegari, H. and G. Barani. 2011. Application neuro- fuzzy inference system in rainfall- runoff modeling. 1st Regional Water Resources Development Conference, Islamic Azad University, Abarkouh Unit. 19 May 2011. (In Persian)
19. Tokar, A.S. and M. Markus. 2000. Precipitation runoff modeling using artificial neural network and conceptual models. *Journal of Hydrologic Engineering*, 5: 156-161.
20. Tayfur, G. and V.P. Singh. 2006. ANN and fuzzy logic for simulating event-based rainfall- runoff. *Journal of Hydrologic Engineering*, 132(12): 1321-1329.
21. Tareghian, R. and S.M. Kashefipour. 2007. Application of fuzzy systems and artificial neural Networks for Flood Forecasting. *Journal of Applied Sciences*, 7(22): 3451-3459 pp.
22. Water Resources Research Center (WRRC). 1996. Water year report, Water Resources Management Organization, Ministry of Energy, Iran. (In Persian)
23. Zare Abyaneh, H. and M. Bayat Varkeshi. 2011. Evaluation of artificial intelligent and empirical models in estimation of annual runoff. *Journal of Water and Soil*. 25(2): 365-379. (In Persian)

Simulation of Rainfall-Runoff Process using Artificial Neural Network and Adaptive Neuro-Fuzzy Interface System(Case Study: Hajighoshan Watershed)

Gholam ali Ghafari¹ and Mehdi Vafakhah²

1- Former MSc Student, Tarbiat Modares University

2- Assistant Professor, Tarbiat Modares University (Corresponding author: vafakhah@modares.ac.ir)

Received: March 9, 2012

Accepted: June 11, 2013

Abstract

Short-term runoff forecasting is very important due to direct relationship between managers approach with loss of life by flood. In this study, daily rainfall-runoff modeling was carried out in Hajighoshan watershed using artificial neural networks (ANNs) and adaptive neuro-fuzzy interface system (ANFIS) with different inputs(current day rainfall; current rainfall and pervious day rainfall; current rainfall, pervious day rainfall and two previous day) methods. Also, the different functions i.e. Gaussian, Gaussian 2, Triangular, Gaussian Bell shape were used to ANFIS and number of neurons at hidden layer of ANNs were changed between 2 to 10 neurons. Root mean squared error (RMSE), mean absolute error (MAE) and correlation coefficient (R) statistics are employed to evaluate the performance of the ANNs and ANFIS models for runoff forecasting. Based on the results of test stage, ANFIS with RMSE=7.11, MAE=2.18 and R=0.60 is superior to rainfall-runoff modeling than the ANN with RMSE=6.03, MAE=1.97 and R=0.39.

Keywords: Rainfall-runoff modeling, Artificial neural network, Adaptive neuro-fuzzy interface system, Hajighoshan Watershed