Archive of SID

اکوهیدرولوژی

دورهٔ ۲، شمارهٔ ۲، تابستان ۱۳۹۴، ص ۲۴۳-۲۳۳

شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب با استفاده از شبکهٔ عصبی- مصنوعی و سیستم فازی عصبی تطبیقی و رگرسیون چندمتغیره (مطالعهٔ موردی: حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد)

علی حقی‌زاده [۱*]، محمد محمدلو[۲]،فاضل نوری[۲]

۱. استادیار، گروه مهندسی آبخیزداری دانشگاه لرستان

۲. دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی آبخیزداری دانشگاه لرستان

(تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۱۲/۰۱ - تاریخ تصویب: ۱۳۹٤/۰۳/۰۱)

چکیده

مقدار دبی یا رواناب خروجی از یک حوضهٔ آبخیز از اهمیت زیادی برخوردار است؛ زیرا کمبود آن ممکن است موجب خسارات مالی و مازاد آن به‌صورت سیلاب ممکن است موجب خسارات جانی و مالی شود. در این پژوهش با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و مدل فازی عصبی تطبیقی (ANFIS) و روش رگرسیون چندمتغیره، فرایند بارش- رواناب به‌صورت روزانه در حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد شبیه‌سازی شد. برای ورودی‌ها از ترکیب‌های مختلف از ورودی‌های بارندگی همان روز، یک روز قبل و دو روز قبل استفاده شد. تابع عضویت ورودی‌های مدل ANFIS استفاده‌شده در این مطالعه، ذوزنقه‌ای، مثلثی، گوسی و گوسی نوع ۲ است. مدل MLP به‌کاررفته با یک لایهٔ پنهان و تعداد نورون‌های متغیر ارزیابی شد. نتایج نشان داد که مدل عصبی فازی تطبیقی (ANFIS) عملکرد بهتری از شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و مدل رگرسیون چندمتغیره دارد. همچنین با افزایش تعداد ورودی‌ها و دخالت دادن بارندگی یک و دو روز قبل، عملکرد هر سه مدل بهتر می‌شود.

واژه‌های کلیدی: پرسپترون چندلایه، حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد، سیستم فازی- عصبی تطبیقی، رگرسیون چندمتغیره، رواناب.

[*] نویسنده مسئول

Email: Haghizadeh.a@lu.ac.ir

www.SID.ir

Archive of SID

مقدمه

پیش‌بینی و تقاضای آب، ابزاری اساسی در مدیریت منابع آب به‌شمار می‌رود. لزوم پیش‌بینی مناسب جریان آب در رودخانه‌ها در کارهای عمرانی، ساماندهی رودخانه، طراحی و برنامه‌ریزی منابع آب‌های سطحی و زیرزمینی و سامانه‌های هشدار سیل از اهمیت فراوانی برخوردار است. همچنین شبیه‌سازی جریان رودخانه به‌منظور آگاهی از آورد رودخانه در دوره‌های زمانی آینده از مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب است [۱]. وجود روابط غیرخطی بین عوامل مؤثر بر پدیده‌های مختلف هیدرولوژیکی بر اهمیت این موضوع می‌افزاید. در این بین شبکه‌های عصبی و مصنوعی (ANN) و سیستم استنتاج فازی - عصبی تطبیقی (ANFIS) به‌دلیل استفاده از الگوریتم‌های خاص و پیچیده، قابلیت مناسبی برای پیش‌بینی پدیده‌های پیچیده و غیرخطی مانند رواناب دارند [۹] و نوعی از این مدل‌ها هستند که استفاده از آنها در فرایندها هیدرولوژیکی از جمله مدلسازی بارش- رواناب، در سال‌های اخیر مورد توجه بسیاری از محققان قرار گرفته است. از جمله مطالعات سال‌های اخیر در این زمینه می‌توان به موارد زیر اشاره کرد. هنر و همکاران [۲] برای برآورد ضریب دبی سرریزهای جانبی با استفاده از سیستم استنتاج فازی – عصبی (ANFIS) اقدام کردند. نتایج این مطالعه نشان داد که اضافه کردن منطق فازی به شبکهٔ عصبی با تابع عضویت گوسی و روش آموزش هیبرید با سه قانون فازی می‌تواند معیار درصد میانگین مطلق خطا برای تخمین ضریب دبی سرریز جانبی تخت و مایل را به‌ترتیب تا مقدار ۱/۵۸ و ۵/۵۳ درصد کاهش دهد. بنابراین می‌توان گفت شبکه‌های عصبی- فازی قادرند دبی سرریزهای جانبی را دقیق‌تر از دیگر مدل‌های موجود در این زمینه برآورد کنند. عراقی‌نژاد و همکاران [۳] از شبکهٔ عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی برای پیش‌بینی بلندمدت حجم جریان رودخانهٔ زاینده‌رود استفاده کردند. نتایج آنها نشان داد که این دو مدل به‌خصوص هنگامی که در ترکیب با هم به‌کار رفتند، از دقت مناسبی برای پیش‌بینی رواناب به‌صورت بلندمدت برخوردار بودند. نورانی و همکاران [۴] از سه مدل هوشمند شبکهٔ عصبی مصنوعی، سیستم استنتاج فازی و سیستم فازی - عصبی تطبیقی برای پیش‌بینی رواناب ماهانه و روزانه در حوضهٔ آبریز لیقوان‌چای در استان آذربایجان شرقی استفاده کردند. در نهایت نتایج سه مدل مذکور با نتایج به‌دست‌آمده از روش‌های رگرسیون خطی و مدل سری زمانی ARIMA مقایسه شد. نتایج نشان داد که مدلسازی فازی (تطبیقی و استنتاجی) از مدل‌های دیگر دقیق‌تر بود و بیشترین مقدار ناش- ساتکلیف و کمترین خطا را در پی داشت. نبی‌زاده و همکاران [۵] به تخمین هوشمند دبی روزانه با بهره‌گیری از سامانهٔ استنباط فازی - عصبی تطبیقی در رودخانهٔ لیقوان در آذربایجان شرقی پرداختند. ارزیابی نتایج پیش‌بینی‌ها با استفاده از معیارهای گوناگون از جمله معیار ناش - ساتکلیف نشان داد که مدل ANFIS دقت زیاد و خطای کمی در پیش‌بینی داشته است و این روش می‌تواند به‌عنوان روشی کارامد و دقیق در پیش‌بینی جریان رودخانه به‌کار گرفته شود. زارع ابیانه و همکاران [۶] کاربرد شبکهٔ عصبی (ANN)، مدل شبکهٔ عصبی- فازی (CANFIS) و مدل‌های تجربی را در برآورد رواناب در حوضهٔ سد زاینده‌رود بررسی کردند. نتایج آنها نشان داد که شبکهٔ عصبی مصنوعی و شبکهٔ عصبی- فازی از دقت مناسبی در برآورد رواناب برخوردار بودند. احمدزاده قره گویز و همکاران [۷] به مقایسهٔ سیستم‌های هوش مصنوعی (ANFIS و ANN) در تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع در مناطق بسیار خشک ایران پرداختند. نتایج این مطالعه نشان داد که روش‌های ANFIS و ANN با موفقیت تبخیر و تعرق مرجع روزانه را برآورد می‌کنند. مدل ANFIS تنها با سه پارامتر ورودی شامل تشعشع خورشیدی، دمای حداکثر هوا و سرعت باد نسبت به تمامی ورودی‌های تجربی مورد استفاده، از دقت بیشتری برخوردار است.

کورتولوس و همکاران [۹] توانایی پیش‌بینی دبی روزانهٔ آبخوان کارست را با دو روش تک‌ورودی (بارش باران یا سطح پیزومتریک) در مقابل چند لایهٔ ورودی (بارندگی و سطح پیزومتریک) در حوضهٔ آبخیز کارستی لاروچفوکولد در جنوب غرب فرانسه با روش‌های منطق فازی (FL)، شبکهٔ عصبی- مصنوعی (ANN) و سیستم عصبی- تطبیقی فازی (ANFIS) مقایسه کردند. یافته‌های آنها نشان داد که هر دو مدل ANN و ANFIS دبی روزانهٔ مشاهده‌ای آبخوان کارست را مناسب پیش‌بینی کردند. هنگامی که تعداد ورودی‌ها در دو مدل افزایش یافت، عملکرد دو مدل بهبود یافت. با این‌حال روش ANFIS عملکرد بهتری نسبت به مدل ANN به‌خصوص برای

www.SID.ir

Archive of SID

پیش‌بینی دبی اوج نشان داد. راجورکار و همکاران [۱۰] از مدل غیرخطی شبکهٔ عصبی و مصنوعی برای شبیه‌سازی جریان روزانه در دو حوضهٔ بزرگ و کوچک استفاده کردند و نشان دادند که با تقسیم یک حوضهٔ بزرگ به چند زیرحوضهٔ آبخیز کوچک، نتایج بهتری حاصل می‌شود. فیرات و گنگور [۱۱] در برآورد دبی روزانهٔ رودخانهٔ گریت مندرس در شرق ترکیه از مدل ANFIS استفاده کردند. نتایج آنها نشان داد که مدل ANFIS دقت و قابلیت اطمینان زیادی برای برآورد جریان رودخانه دارد. دوروم و همکاران [۱۲] در مطالعه‌ای به مدلسازی رابطهٔ بارش- رواناب در حوضهٔ آبخیز Susurluk در ترکیه با استفاده از ANN و ANFIS پرداختند و به این نتیجه رسیدند که مدل‌های ANN و ANFIS نسبت به روش‌های سنتی مثل رگرسیون چندمتغیره (MR) نتیجهٔ مناسب‌تری دارند. کیسی و همکاران [۱۳] با ارزیابی سه مدل ANN، ANFIS و Gep[1] برای شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب در حوضهٔ آبخیز Kurukava در شمال ترکیه به این نتیجه رسیدند که مدلGep نتیجهٔ بهتری در شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب دارد. بهاتیا و همکاران [۱۴] با استفاده از دو مدل SD-ANN[2] و شبکهٔ عصبی از نوع پیش‌خور به مدلسازی بارش- رواناب در حوضهٔ آبخیز کومار در هند پرداختند. نتایج این تحقیق نشان داد که هر دو مدل با کارایی مناسبی می‌توانند آب‌نمود خروجی حوضهٔ آبخیز را شبیه‌سازی کنند. وفاخواه [۱۵] با هدف مقایسهٔ روش‌های پیش‌بینی هوشمند مبتنی بر شبکهٔ عصبی مصنوعی، نروفازی و سری‌های زمانی، به پیش‌بینی دبی در رودخانهٔ حاجی‌قوشان واقع در استان گلستان پرداخت. نتایج نشان داد که سیستم نروفازی برتر از شبکهٔ عصبی و مصنوعی و سری زمانی می‌تواند رواناب یک دورهٔ زمانی رو به جلو را پیش‌بینی کند. در پیش‌بینی رواناب دو دورهٔ زمانی رو به جلو نروفازی برتر از شبکهٔ عصبی و مصنوعی تشخیص داده شد و در پیش‌بینی سه دورهٔ زمانی رو به جلو شبکهٔ عصبی و مصنوعی برتر از نروفازی است.

در این مطالعه از داده‌های بارندگی ایستگاه‌های مجاور حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد به‌عنوان ورودی استفاده می‌شود و رواناب خارج‌شده در ایستگاه چم‌انجیر به‌عنوان خروجی برای مدل‌های سیستم استنتاج عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS)، مدل پرسپترون چندلایه (MLP)[3] و رگرسیون چندمتغیرهٔ خطی درنظر گرفته می‌شود. شبیه‌سازی با استفاده از ترکیبات مختلف از ورودی بارندگی روزانه و روزهای قبل و معماری‌های مختلف سه روش انجام می‌گیرد و در نهایت بهترین عملکرد و ساختار مناسب مدل‌های مزبور مقایسه شده و بحث و بررسی می‌شود.

مواد و روش‌ها

منطقهٔ تحقیق

حوضهٔ آبخیر خرم‌آباد با مساحت ۱۶۴۰ کیلومتر مربع در استان لرستان با موقعیت جغرافیایی ۳۳ درجه و ۲۶ دقیقه و ۷۶ ثانیهٔ عرض شمالی تا ۴۸ درجه و ۱۴ دقیقه و ۷۷ ثانیهٔ طول شرقی واقع شده است. این حوضهٔ حدود ۱۶ درصد وسعت حوضهٔ کشکان را در بر گرفته و دارای شیب متوسط ۲۴/۳۶ درصد است که نسبت به شیب متوسط کشکان کمتر است. تراکم زهکشی در حوضه ۶۲ درصد است که کمتر از تراکم زهکشی کشکان یعنی ۷۴ درصد است. رودخانهٔ خرم‌آباد با طول آبراههٔ اصلی حدود ۴۴/۵ کیلومتر پس از عبور از شهر خرم‌آباد و دشت جنوبی آن، و پس از دریافت آب از شاخه‌های فرعی مختلف در نهایت به رودخانهٔ کشکان می‌ریزد. حداکثر ارتفاع حوضهٔ مورد مطالعه ۲۸۷۶ متر و حداقل ارتفاع حوضه ۱۱۱۲ متر است [۸]. موقعیت حوضهٔ آبخیز رودخانهٔ خرم‌آباد در شکل ۱ نشان داده شده است.

معرفی مدل شبکهٔ عصبی و مصنوعی (ANN)

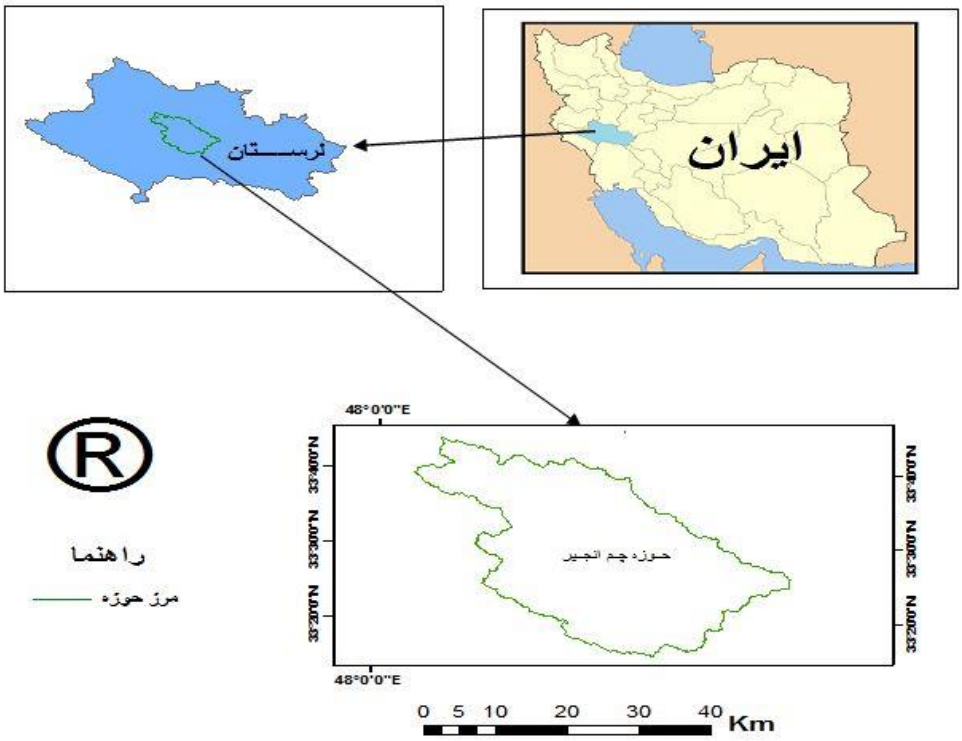
شبکهٔ عصبی مصنوعی[4] نامی نوین در علوم مهندسی است. این شیوه از ساختاری نورونی و هوشمند با الگوبرداری مناسب از نورون‌های موجود در مغز انسان سعی می‌کند از طریق توابع تعریف‌شدهٔ ریاضی رفتار درون‌سلولی نورون‌های مغز را شبیه‌سازی کند و از طریق وزن‌های محاسباتی موجود در خطوط ارتباطی نورون‌های مصنوعی، عملکرد سیناپسی را در نورون‌های طبیعی به مدل درآورد. ماهیت و ذات تجربی و منعطف این روش موجب می‌شود در مسائلی مانند مقولهٔ پیش‌بینی که چنین نگرشی در ساختار آنها مشاهده می‌شود و از رفتاری غیرخطی و لجام‌گسیخته برخوردارند، به‌خوبی قابل استفاده باشد. در

1. Gene Expression Programming
2. Stream flow Decomposition Based Integrated ANN
3. Multilayer Perceptron
4. Artificial Neural Network

www.SID.ir

Archive of SID

بسیاری از مسائل پیچیدهٔ ریاضی که به حل معادلات بغرنج غیرخطی منجر می‌شود، یک شبکهٔ عصبی و مصنوعی می‌تواند به‌سادگی با تعریف اوزان و توابع مناسب مورد استفاده قرار گیرد. توابع فعالیت مختلفی به فراخور اسلوب مسئله در نورون‌ها استفاده می‌شود. این روش در بررسی سامانه‌های پویای غیرخطی و دیگر مسائل تقریب تابع از اهمیت بسیاری برخوردار است. در این نوع شبکه‌ها از یک لایهٔ ورودی برای اعمال ورودی‌های مسئله، یک یا چند لایهٔ پنهان و یک لایهٔ خروجی که در نهایت پاسخ‌های مسئله را ارائه می‌کنند، استفاده می‌شود.



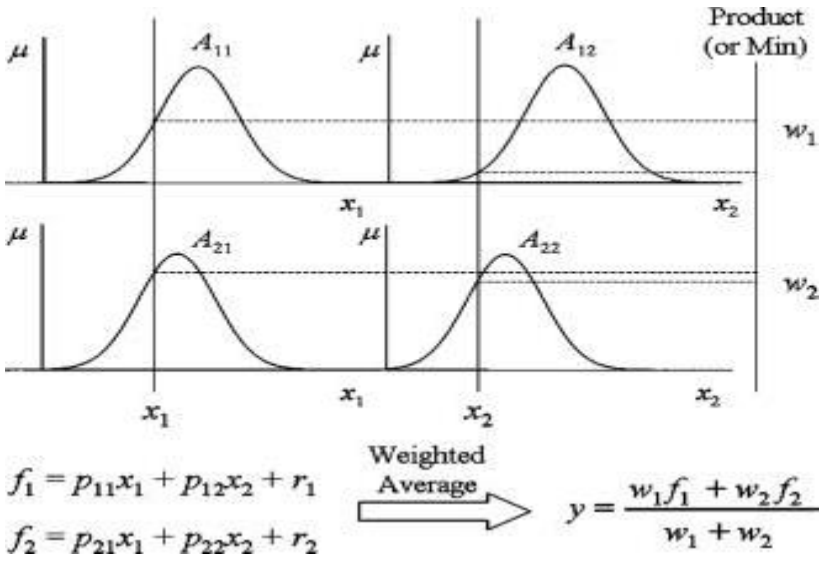
شکل ۱. موقعیت حوضهٔ آبخیز مورد مطالعه در ایران و استان لرستان

شبکهٔ فازی- عصبی تطبیقی (ANFIS)

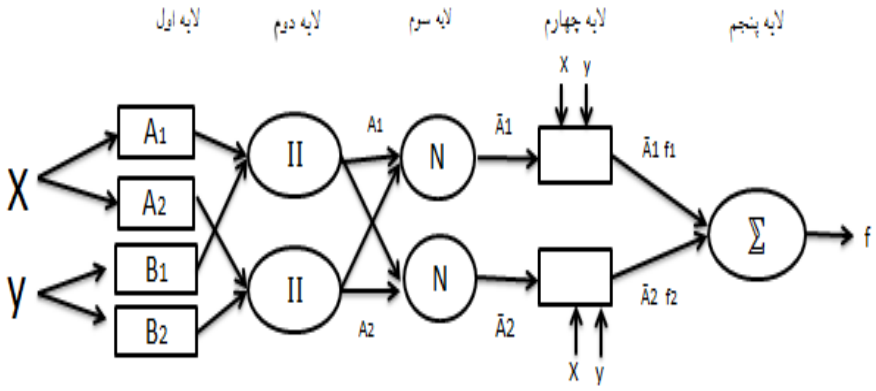
در سال‌های اخیر از ترکیب منطق فازی با شبکه‌های عصبی مصنوعی، سیستم‌های فازی- عصبی به‌وجود آمده‌اند. یک شبکهٔ تطبیقی، یک ساختار پیشرو چندلایه است که رفتار کلی خروجی آن براساس مقدار یک مجموعه از پارامترهای اصلاح‌شدنی تعیین می‌شود. به‌عبارت دیگر ساختار شبکهٔ تطبیقی شامل مجموعه‌ای از گره‌های متصل به هم است 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 با استفادهٔ مؤثر از قابلیت یادگیری ANN به‌منظور تولید خودکار این قواعد و بهینه‌سازی پارامترها، حل کرده‌اند. یکی از متداول‌ترین سیستم‌های عصبی- فازی، ANFIS است که یک سیستم فازی سوگنو را در یک ساختار عصبی اجرا می‌کند. این سیستم برای فرایند آموزش از ترکیبی از روش‌های آموزش پس‌انتشار خطا و کمینهٔ مربعات خطا بهره‌گیری می‌کند. در سیستم ANFIS لازم است که در لایهٔ اول نوع تابع عضویت و تعداد آن مشخص شود. برای این منظور در لایهٔ اول دو روش تفکیک شبکه‌ای و تفکیک خوشه‌ای بری طبقه‌بندی داده‌ها وجود دارد. انواع توابع موجود در این شبکه شامل مثلثی گوسی، گوسی نوع دو، زنگوله‌ای و غیره‌اند. مدل فازی عصبی تطبیقی براساس تغییر در مقادیر مرکز و دامنهٔ توابع تعلق در تکرارهای مختلف به‌منظور رسیدن به شبکهٔ مناسب بر اساس حداقل خطای موجود عمل می‌کند. معماری معمول سیستم استنتاج فازی سوگنو و ساختار ANFIS در شکل‌های ۲ و ۳ نشان داده شده‌اند.

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۲. سیستم استنتاج نوع سوگنو [۱۶]



شکل ۳. نمونهٔ طراحی‌شده از مدل تطبیقی عصبی- فازی

یافته‌ها

در این مطالعه با استفاده از شبکهٔ عصبی مصنوعی (MLP) و شبکهٔ عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) و روش رگرسیون چندمتغیرهٔ خطی، رواناب خروجی از حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد با استفاده از ترکیب‌های مختلف از داده‌های ورودی بارندگی شبیه‌سازی شد. نظر به اینکه پارامتر بارندگی دارای پراکنش مکانی و زمانی زیادی است، ابتدا با استفاده از روش پلی‌گونی تیسن از چهار ایستگاه باران‌سنجی اطراف و داخل حوضه که دارای توزیع مکانی و ارتفاعی مناسبی نسبت به حوضهٔ خرم‌آباد بودند، میانگین وزنی گرفته شد و سپس از میانگین به‌دست‌آمده به‌عنوان ورودی برای برآورد رواناب خروجی به مدل‌های مذکور استفاده شد. موقعیت چهار ایستگاه مزبور و ضریب وزنی هر یک از ایستگاه‌ها در جدول ۱ آمده است. از مجموع کل سری‌های زمانی داده‌های روزانه، ۷۰ درصد داده‌ها برای فرایند آموزش و ۳۰ درصد باقی‌مانده برای فرایند آزمایش استفاده شد و عملکرد مدل‌ها ارزیابی شد. شبکهٔ عصبی به‌کاررفته در این مطالعه از نوع پرسپترون چندلایه است. تعداد لایه‌های پنهان یک عدد و تعداد نورون‌ها در لایهٔ پنهان با روش سعی و خطا انتخاب شده است. تابع انتقال یا تابع تحریک در لایهٔ پنهان تانژانت هیپربولیک است و تابع خروجی از نوع خطی است. ازآنجا که در شبکه‌های عصبی مقادیر وزن‌ها و بایاس‌ها در هر بار اجرای مدل تغییر می‌یابند و نیز ازآنجا که داده‌های آموزش و آزمایش در هر بار اجرای مدل به‌صورت تصادفی انتخاب می‌شود، نتایج هر بار اجرا نیز متفاوت خواهد بود و با تکرارهای

www.SID.ir

Archive of SID

مختلف باید عملکرد مدل را سنجید و بهترین نتایج و عملکرد را به‌دست آورد. در مدل ANFIS، تعداد تابع عضویت در لایهٔ اول ۵ عدد، برای داده‌های ورودی از توابع عضویت گوسی، گوسی نوع ۲، مثلثی و ذوزنقه‌ای استفاده شد. تابع عضویت لایهٔ خروجی از نوع خطی است. روش بهینه‌سازی مدل از نوع ترکیبی و هیبریدی است. حداکثر تکرارها برابر با ۱۰۰ در نظر گرفته شده است. برای ارزیابی عملکرد مدل‌ها با یکدیگر، از آماره‌های ضریب همبستگی (R)، مربعات خطا (MSE) و ریشهٔ مربعات خطا (RMSE) استفاده شده است. جدول‌های ۲ و ۴ نتایج حاصل از عملکرد دو مدل عصبی فازی تطبیقی و مدل MLP را نشان می‌دهند. همان‌گونه که مشاهده می‌شود، با افزایش تعداد ورودی‌ها عملکرد دو مدل افزایش می‌یابد. در شکل ۴ نتیجهٔ حاصل از بهترین ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی با تعداد سه ورودی و یک لایهٔ پنهان با هشت نورون نشان داده شده است. شکل‌های ۵ و ۶ عملکرد مدل عصبی فازی مورد مطالعه برای حالت یک ورودی R_t و تابع عضویت گوسی نوع ۲ را به‌عنوان مثال برای داده‌های آموزش و آزمایش و شکل‌های ۷ و ۸ نیز این مقادیر را برای مدل مذکور ورودی R_t و تابع عضویت مثلثی نشان می‌دهند. جدول‌های ۴ و ۵ عملکرد روش رگرسیون چندمتغیره را در شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب نشان می‌دهند؛ طوری که با دخاالت دادن ترکیب‌های مختلف از ورودی‌های بارندگی امروز (P)، بارندگی یک روز قبل (P1) و بارندگی دو روز قبل (P2) برای برآورد رواناب (Q) نتایج متفاوتی حاصل می‌شود. از طرف دیگر همان‌گونه که مشاهده می‌شود، عملکرد مدل رگرسیونی با افزایش تعداد ورودی‌ها بهبود می‌یابد. با این‌حال به‌دلیل حاکم بودن روابط پیچیدهٔ غیرخطی بر فرایند بارش- رواناب، عملکرد این روش مناسب نیست.

جدول ۱. موقعیت ایستگاه‌های باران‌سنجی مورد استفاده و ضرایب وزنی هر کدام از آنها

نام ایستگاه	طول جغرافیایی (طول شرقی)	عرض جغرافیایی (عرض شمالی)	ضریب وزنی
افرینه	۴۸° ۵۳' ۰۰"	۳۳° ۳۵' ۰۰"	۰/۰۷
کاکارضا	۴۸° ۱۵' ۰۰"	۳۳° ۴۳'۵۴"	۰/۵۴
چم‌انجیر	۴۸° ۱۴' ۷۷"	۳۳° ۲۶' ۷۶"	۰/۲۳
خرم‌آباد	۴۸° ۴۶' ۰۰"	۳۳° ۳۰' ۰۰"	۰/۱۶

بحث و نتیجه‌گیری

پیش‌بینی مناسب جریان آب در رودخانه‌ها در کارهای عمرانی، ساماندهی رودخانه، طراحی و برنامه‌ریزی منابع آب‌های سطحی و زیرزمینی و سامانه‌های هشدار سیل از اهمیت فراوانی برخوردار است. همچنین شبیه‌سازی جریان رودخانه به‌منظور آگاهی از آورد رودخانه در دوره‌های زمانی آینده از مسائل مهم و کاربردی در مدیریت منابع آب است. در این مطالعه با استفاده از سه مدل شبکهٔ عصبی- مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و مدل عصبی- فازی تطبیقی (ANFIS) و رگرسیون چندمتغیرهٔ خطی، فرایند بارش- رواناب در حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد شبیه‌سازی شد. ورودی‌های مورد نظر بارندگی با تأخیرهای مختلف t، t-1 و t-2 روزه هستند. با استفاده از ترکیب‌های مختلف از ورودی‌ها، رواناب خروجی از حوضه شبیه‌سازی شد. نتایج شبیه‌سازی نشان‌دهندهٔ عملکرد بهتر مدل ANFIS در مقایسه با شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و رگرسیون چندمتغیره است؛ طوری‌که با افزایش تعداد ورودی‌ها در شبکهٔ عصبی- فازی تطبیقی مورد مطالعه، عملکرد مدل بهبود می‌یابد. یعنی در حالتی که بارندگی با تأخیرهای یک و دوروزه نیز به‌عنوان ورودی در نظر گرفته می‌شود، عملکرد بهبود می‌یابد. هرچند که در بخش آزمایش، مدل عملکرد ضعیف‌تری نسبت به مدل MLP دارد. این مسئله در مورد شبکهٔ عصبی مصنوعی پرسپترون چندلایه (MLP) و مدل رگرسیون چندمتغیره نیز صادق است. نتایج حاصل از مدل‌های رگرسیون چندمتغیرهٔ خطی نشان می‌دهد که این مدل‌ها به‌دلیل

www.SID.ir

Archive of SID

حاکم بودن روابط غیرخطی بر فرایند بارش- رواناب از دقت مناسبی برخوردار نیستند و توصیه می‌شود که از مدل‌های ریاضی استفاده شود. ازآنجا که یکی از اهداف این پژوهش مشخص کردن تأثیر بارندگی روزهای قبل بر رواناب خروجی از حوضه است، مشاهده می‌شود که با دخالت دادن بارندگی روزهای قبل عملکرد مدل‌ها بهبود می‌یابد. از طرف دیگر، به‌دلیل کمبود و نقص آمار و اطلاعات در اکثر حوضه‌های آبخیز کشور، استفاده از مدل‌های ریاضی که بتوانند فرایندهای غیرخطی را با داده‌های محدود شبیه‌سازی کنند، برای مدیریت و برنامه‌ریزی‌های اصولی و درست پیشنهاد می‌شود. افزون‌بر این با افزایش تعداد ورودی‌ها و پارامترهای بیشتر اقلیمی و ادافیکی حوضه‌های آبخیز، می‌توان عملکرد این مدل‌ها را به‌منظور شبیه‌سازی و پیش‌بینی رواناب دوره‌های آتی، دقیق‌تر ارزیابی کرد.

جدول ۲. مقادیر نمایه‌های آماری RMSE، MSE، R برای شبکهٔ عصبی فازی تطبیقی (ANFIS)

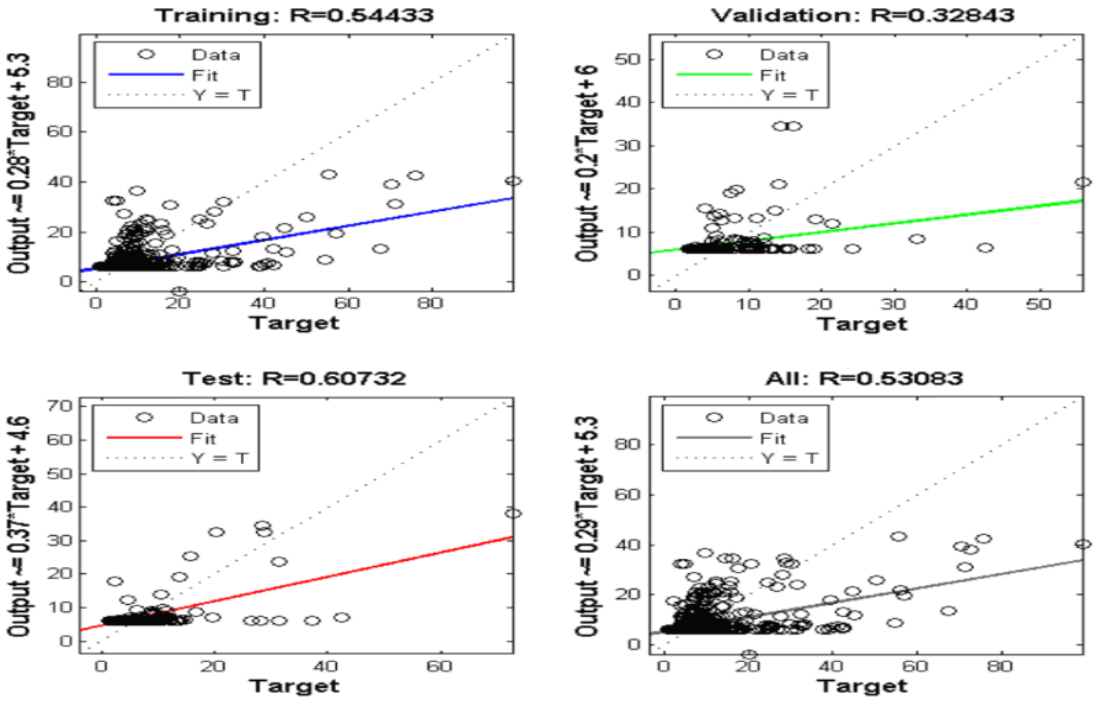
ورودی مدل	تابع عضویت	بخش آموزش			بخش آزمایش		
		RMSE	MSE	R	RMSE	MSE	R
R_t	ذوزنقه‌ای	۸/۸۲	۷۷/۷۷	۰/۴۸	۶/۹۸	۴۸/۷۳	۰/۲۴
	مثلثی	۸/۷۶	۷۶/۷۵	۰/۴۹	۷/۰۳	۴۹/۳۹	۰/۲۳
	گوسی	۸/۸	۷۷/۵۱	۰/۴۸	۷/۰۳	۴۹/۵۰	۰/۲۸
	گوسی نوع۲	۸/۸	۷۷/۵۱	۰/۴۸	۷/۰۸	۵۰/۱۳	۰/۳۲
R_{t-1}، R_t	ذوزنقه‌ای	۶/۹۳	۴۸/۱	۰/۷۲	۹/۷۲	۹۴/۴۸	۲۹/۰
	مثلثی	۶/۹۲	۴۷/۹۸	۰/۷۳	۲۱/۲۳	۴۵۰/۷۱	۰/۲۸
	گوسی	۶/۸۲	۴۶/۵۳	۰/۷۳	۲۹/۴۹	۸۶۹/۶۶	۰/۲۹
	گوسی نوع۲	۶/۷۷	۴۵/۸۳	۰/۷۴	۱۵/۴۷	۲۳۹/۳۲	۰/۲۴
R_{t-}،R_{t-1} ، R_t ^{2}	ذوزنقه‌ای	۵/۴۹	۳۰/۱۴	۰/۸۴	۱۱/۴۸	۱۳۱/۷۹	۰/۰۷
	مثلثی	۵/۲۹	۲۷/۹۸	۰/۸۵	۱۴/۷۱	۲۱۶/۳۸	۰/۲۴
	گوسی	۵/۳۱	۲۸/۲۰	۰/۸۵	۲۰/۳۹	۴۱۵/۷۵	۰/۲۸
	گوسی نوع۲	۵/۳۵	۲۸/۶۲	۰/۸۵	۱۸/۶۴	۳۴۷/۴۶	۰/۳۵

جدول ۳. مقادیر نمایه‌های آماری RMSE، MSE و R برای مدل شبکهٔ عصبی(ANN) با یک لایهٔ پنهان و هشت نورون در لایهٔ پنهان

ورودی مدل	معماری	تابع تحریک لایهٔ مخفی	بخش آموزش			بخش آزمایش		
			RMSE	MSE	R	RMSE	MSE	R
R_t	۱-۹-۱-۱	تانژانت هیپربولیک	۱۰/۱۷۸	۱۱۶/۳	۰/۲	۹/۵۴	۹۱/۰۳	۰/۱۶
R_{t-1}، R_t	۲-۹-۱-۱	تانژانت هیپربولیک	۸/۷۵	۷۶/۵۳	۰/۵	۴/۸۷	۲۳/۷۲	۰/۶۶
R_{t-1} ، R_t، R_{t-2}	۳-۹-۱-۱	تانژانت هیپربولیک	۸/۵۳	۷۲/۷۷	۰/۵۴	۴/۳۳	۱۸/۷۸	۰/۶۱

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۴. نتایج حاصل از ساختار شبکهٔ عصبی مصنوعی با بهترین عملکرد و سه ورودی در شبیه‌سازی رواناب

جدول ۴. معادلات مربوط به رگرسیون چندمتغیرهٔ خطی در شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب و ارزیابی عملکرد آنها در بخش آموزش

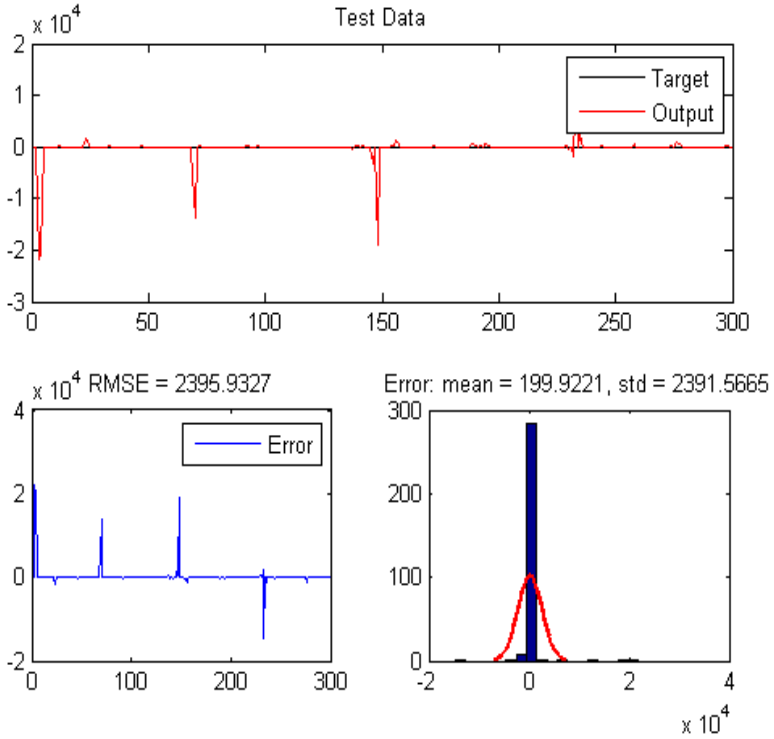
پارامتر	معادله	ضریب تبیین (R^2)	خطای انحراف معیار
Q, P	Q=6.973+0.696p	۰/۱۳۲	۷/۰۴۵
Q, P, P1	Q=6.428+0.374P+0.729P1	۰/۲۴۷	۶/۵۶
Q, P, P1, P2	Q=6.031+0.399P+0.494P1+0.506P2	۰/۳۱	۶/۳۱
Q, P2	Q=6.852+0.786P2	۰/۱۶۸	۶/۸۹
Q, P, P2	Q=6.186+0.588P+0.695P2	۰/۲۵۹	۶/۵۱
Q, P1, P2	Q=6.344+0.679P1+0.486P2	۰/۲۶۸	۶/۴۶
Q, P1	Q=6.707+0.894P1	۰/۲۱۷	۶/۶۹

جدول ۵. معادلات مربوط به رگرسیون چندمتغیرهٔ خطی در شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب و ارزیابی عملکرد آنها در بخش آزمایش

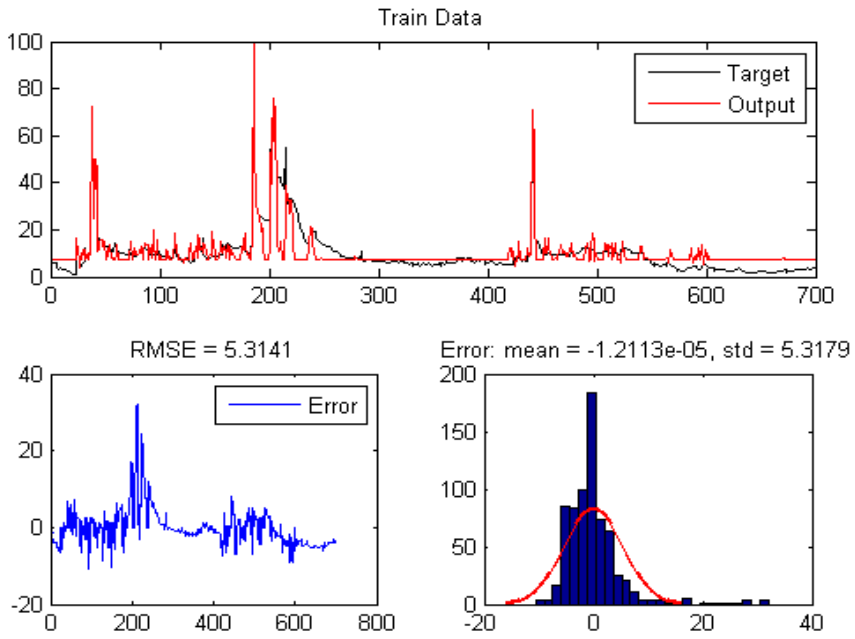
پارامتر	معادله	ضریب تبیین (R^2)	خطای انحراف معیار
Q, P	Q=9.686+0.732P	۰/۱۱۶	۱۰/۷۶
Q, P, P1	Q=8.762+0.368P+0.857P1	۰/۲۴۶	۹/۹۴
Q, P, P1, P2	Q=8.164+0.394P+0.623P1+0.525P2	۰/۲۹۵	۹/۶۳
Q, P2	Q=9.468+0.844P2	۰/۱۵۴	۱۰/۵۲
Q, P, P2	Q=8.459+0.626P+0.757P2	۰/۲۳۷	۱۰
Q, P1, P2	Q=8.61+0.799P1+0.505P2	۰/۲۶۷	۹/۸
Q, P1	Q=9.158+1.014P1	۰/۲۲۲	۱۰/۰۹

www.SID.ir

Archive of SID



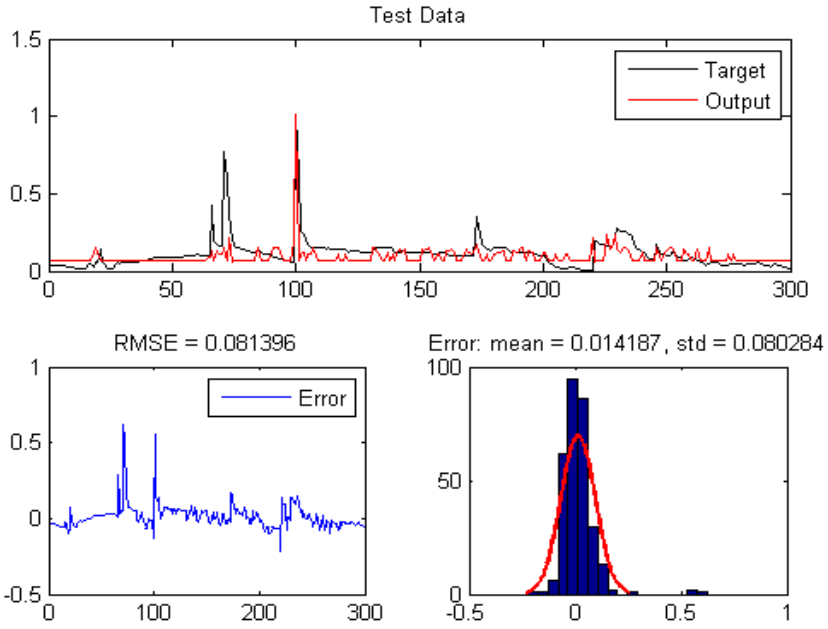
شکل ۵. عملکرد شبکهٔ عصبی- فازی تطبیقی در شبیه‌سازی رواناب با استفاده از ورودی R_t و تابع عضویت گوسی نوع ۲ برای داده‌های آزمایش



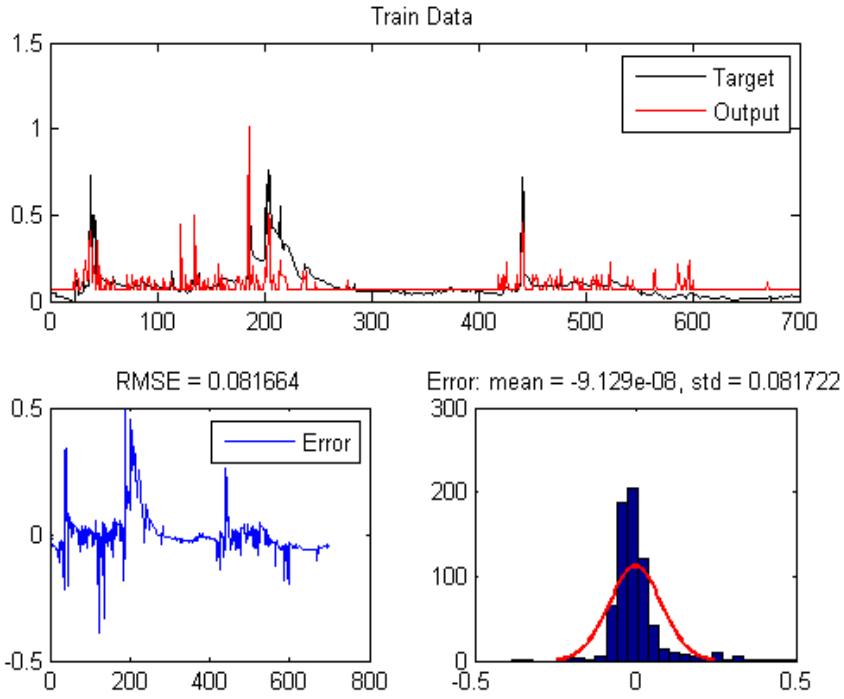
شکل ۶. عملکرد شبکهٔ عصبی- فازی تطبیقی در شبیه‌سازی رواناب با استفاده از ورودی R_t و تابع عضویت گوسی نوع ۲ برای داده‌های آموزش

www.SID.ir

Archive of SID



شکل ۷. عملکرد شبکهٔ عصبی- فازی تطبیقی در شبیه‌سازی رواناب با استفاده از ورودی R_t و تابع عضویت مثلثی برای داده‌های آزمایش و نرمال‌شده



شکل ۸. عملکرد شبکهٔ عصبی- فازی تطبیقی در شبیه‌سازی رواناب با استفاده از ورودی R_t و تابع عضویت مثلثی برای داده‌های آموزش و نرمال‌شده

www.SID.ir

Archive of SID

منابع

[۱]. فتح‌آبادی ابوالحسن، ۱۳۸۷، پیش‌بینی دبی رودخانه با استفاده از روش‌های نوروفازی و مدل‌های سری‌های زمانی، علوم و مهندسی آبخیزداری ایران، سال دوم، شمارهٔ ۵: ۳۰-۲۱.

[۲]. هنر تورج، ترازکار محمد حسن، و طرازکار محمدرضا، ۱۳۸۹، برآورد ضریب دبی سرریزهای جانبی با استفاده از سیستم استنتاج فازی– عصبی (ANFIS)، پژوهش-های حفاظت آب و خاک، جلد هفدهم، شمارهٔ ۲: ۱۷۶-۱۶۹.

[۳]. عراقی‌نژاد، شهاب؛ کارآموز، محمد، ۱۳۸۴، پیش‌بینی بلندمدت رواناب با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج فازی، تحقیقات منابع آب ایران، جلد ۱، شمارهٔ ۲: ۱۰۰-۸۸.

[۴]. نورانی، وحید؛ کی‌نژاد، محمدعلی؛ ملکانی، لیلا، ۱۳۸۸، استفاده از سیستم فازی- عصبی تطبیقی در مدلسازی بارش- رواناب، نشریهٔ مهندسی عمران و محیط زیست، جلد ۳۹، شمارهٔ ۴: ۸۱-۷۵

[۵]. نبی‌زاده، مرتضی؛ مساعدی، ابوالفضل؛ حسام، موسی؛ دهقانی امیراحمد، ۱۳۹۱، مقایسهٔ عملکرد مدل‌های مبتنی بر منطق فازی در پیش‌بینی آبدهی روزانه رودخانهٔ لیقوان، مجلهٔ پژوهش‌های حفاظت آب و خاک، جلد ۱۹، شمارهٔ ۱: ۱۳۴-۱۱۷.

[۶]. زارع ابیانه، حمید؛ بیات ورکشی، مریم؛ ۱۳۹۰، ارزیابی مدل‌های هوشمند عصبی و تجربی در تخمین رواناب سالانه، نشریهٔ آب و خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، جلد ۲۵، شمارهٔ ۲: ۳۷۹-۳۶۵.

[۷]. احمدزاده قره گویز، کاوه؛ میرلطیفی، سید مجید؛ محمدی، کوروش، ۱۳۸۹، مقایسه سیستم های هوش مصنوعی (ANFIS و ANN) در تخمین میزان تبخیر و تعرق گیاه مرجع در مناطق بسیار خشک ایران، نشریهٔ آب و خاک، جلد ۲۶، شمارهٔ ۴: ۶۸۹-۶۷۹.

[۸]. سماعی رشتی‌زند، ۱۳۸۶، بارش‌های مولد سیل در حوضهٔ آبخیز خرم‌آباد، پایان‌نامهٔ کارشناسی ارشد، دانشگاه آزاد اسلامی، واحد خرم‌آباد: ۱۰۲.

[9].Kurtulus, B. and M. Razack, 2010. Modeling daily discharge responses of a large karstic aquifer using soft computing methods: artificial neural network and neurofuzzy. Journal of Hydrology, 381: 101-111.

[10]. Conrads, P.A., et al, 1999, Comparing physics–based and neural network models for simulating salinity, temperature and dissolved oxygen in a complex, tidally affected river basin proceeding of the South Carolina environmental conference, South Carolina, Unites state.

[11]. Rajurkar, M.P., U.C. Kothyari and U.C. Chube. 2004. Modeling of the daily rainfall-runoff relationship with artificial neural network. Journal of Hydrology, 285(4): 96-113.

[12]. 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.

[13]. Dorum, A., Yarar, A., Faik Sevimli, M and Onüçyildiz, M., 2010. Modelling the rainfall–runoff data of Susurluk basin, Expert Systems with applications, 37(9): 6587-6593.

[14]. Kisi, O., Shiri and J., Tombul, M., 2012. Modeling rainfall-runoff process using soft computing techniques, Computers & Geosciences, 51: 108-117.

[15]. Bhatia, N., Sharma, L., Srivastava, S., Katyal, N., Srivastav, R., 2013. Streamflow Decomposition Based Integrated ANN Model, *Open Journal of Modern Hydrology*, 3: 15-19.

[16]. Vafakhah, M., 2012. Application of artificial neural networks and adaptive neuro-fuzzy inference system models to short-term stream flow forecasting, *Canadian Journal of Civil Engineering*, 39(4): 402-414.

[17]. Jang, J. S. R., Sun, C. T. and Mizutani, E. 1997. "Neuro-Fuzzy and Soft Computing: A Computational Approach to Learning and Machine Intelligence".

www.SID.ir