شبیه‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی– موجکی (مطالعه‌ی موردی: حوضه‌ی آبخیز رود خرسان۳)

صادق کریمی[۱]

تاریخ دریافت: ۹۲/۷/۲۰ تاریخ پذیرش: ۹۴/۳/۲۴

چکیده

برآورد، پیش‌بینی و مدیریت رواناب همواره مورد توجه پژوهشگران بوده است؛ لذا با به کارگیری روشهای متداول و مرسوم هر دوره، اقدام به برآورد این پدیده به ظاهر زیانبار نموده اند که متأسفانه به دلیل پیچیدگی رابطه‌ی بین بارش و رواناب، و غیر خطی بودن این رابطه، نتایج خیلی دقیقی را به دست نمی‌دادند. امروزه، پیشرفت علم و توسعه‌ی روشهای نوین در همه‌ی ابعاد علمی، امیدواری خوبی را در زمینه‌ی شناخت و حل چنین روابطی به وجود آورده است. یکی از روشهایی که در چند دهه‌ی اخیر توجه محققین را به خود جلب کرده، استفاده از شبکه‌های عصبی است. در این پژوهش از شبیه عصبی- موجکی برای براورد رواناب در حوضه‌ی آبخیز رود خرسان۳، استفاده شده است. سپس نتایج به دست آمده از این شبیه با نتایج شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی و شبکه‌ی عصبی بنیادی- شعاعی به عنوان شبیه‌های قدیمیتر مقایسه، و تجزیه و تحلیل گردید. بررسی دقت و مقایسه نتایج محاسبات باکاربرد ضریب همبستگی و ریشه‌ی میانگین مربعات خطا صورت گرفت. نتایج این تحقیق نشان می‌دهند که دقت شبکه‌ی عصبی- موجکی از شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی، و شبکه‌ی عصبی بنیادی- شعاعی در وضعیت بهتری قرار دارد.

واژه‌های کلیدی: شبکه‌ی عصبی- موجکی، شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی، شبکه‌ی عصبی بنیادی- شعاعی، رواناب.

[۱]- استادیار آب و هواشناسی، بخش جغرافیا، دانشگاه شهید باهنر کرمان، کرمان، ایران

*- نویسنده مسوول مقاله: karimi.s.climatologist@uk.ac.ir

Archive of SID

www.SID.ir

مقدمه

تاکنون کاربرد اصول آبشناسی در براورد و پیش‌بینی رواناب در سطح جهان توفیقات روزافزونی داشته است. مطالعات جامع آبشناسی، که بر مبنای عوامل فنی، عوارض طبیعی و مسائل اجتماعی- اقتصادی، سیاسی و زیست محیطی صورت می‌گیرد، منجر به شناسایی و معرفی فراسنجهای اساسی طراحی از قبیل اندازه‌ی جریان با دوره‌های برگشت متفاوت می‌گردد که به عنوان مبنای اصلی طراحی سازه‌های آبی در نظر گرفته می‌شوند، بطوری که امروزه می‌توان ادّعا نمود، بدون مطالعات آبشناسی، که مبنای اولیه‌ی طراحی سازه‌های هیدرولیکی است، ساختن هرگونه سازه آبی غیرمنطقی و غیر اصولی است.

در این میان، فرایند بارندگی- رواناب از مهمترین پدیده‌های آبشناسی مورد بحث است. تخمین بده و رواناب حاصل از بارندگی که از جهات مختلف، از جمله مدیریت سدها و مخازن، طراحی سازه‌های مهار کردن و تنظیم روانابها مهم است، از دیرباز مورد توجه آبشناسان بوده است.

طبق تعریف، هرگاه شدت بارندگی از ظرفیت نفوذ خاک بیشتر باشد، بخشی از آب حاصل از بارندگی در سطح حوضه باقی می ماند که پس از پر کردن گودیهای سطح زمین، در امتداد شیب به راه می‌افتد و از طریق رودخانه اصلی از حوضه خارج می‌شود. به این بخش از بارندگی که می‌توان مقدار آن را در رودخانه اندازه‌گیری کرد، رواناب سطحی گویند. از طرفی، با توجه به این که خصوصیات فیزیکی حوضه نسبتاً ثابت است، بین بارندگی و رواناب می‌تواند رابطه مستقیمی وجود داشته باشد (نجمایی، ۱۳۶۹).

هرچند که تاکنون تلاشهای گوناگونی جهت تخمین و براورد هرکدام از فراسنجهای این فرآیند در سطح حوضه-های آبخیز کشور صورت گرفته تا رابطه‌ی بین بارش و رواناب تولید شده با رواناب به دست آید، اما شوربختانه نتایج به دست آمده دقت لازم را نداشته اند. علت این کاستی را می‌توان به پیچیدگی رابطه‌ی بارش با رواناب نسبت داد. همچنین، براورد رواناب یک رود با روشهای تحلیلی- تجربی نیاز به اطلاعات جامع و مفصلی از قبیل اطلاعات مربوط به حوضه آبخیز، شبکه‌ی رودخانه، اطلاعات پستی و بلندی منطقه و توزیع زمانی- مکانی بارش و ... دارد. یکی از مسائل مهم در برآورد رواناب یک رودخانه، تعیین ضریب زبری مانینگ و شیب بستر رود می‌باشند، که اندازه‌گیری و تخمین آن در عمل به سادگی امکان پذیر نیست، و این امر خطای قابل توجهی را در محاسبات به دنبال خواهد داشت.

تعیین اندازه‌ی رواناب از این نظر اهمیت دارد که در پاره‌ای از کشورها، از جمله ایران، داده‌های مربوط به مقدار بده و یا ارقام و کمیتهایی که نمایانگر مقدار آبدهی ماهانه و سالانه باشد، موجود نیست. از طرفی، رشد روزافزون جمعیت جهان از یک طرف، و کاهش منابع طبیعی از طرف دیگر، پژوهشگران را در جهت رفع نیازمندیهای آنها به سمت پیشرفت هرچه بیشتر سوق می‌دهد.

در این بین، دانشمندان آبشناسی با چالش و مشکل تأمین آب برای رفع نیازهای آبی روبرو می باشند. در کشورهای در حال توسعه، نظیر ایران، که اقدام به ساختن سازهای زیربنایی می‌کنند و از طرفی الفبای آبادانی، آب و طرحهای آبی است، برآورد دقیق اجزای مطالعاتی منابع آب موجود، اهمیت بسزایی دارد (اکبرپور، ۱۳۸۲).

گاهی تخمین مقدار رواناب نه تنها در یک حوضه‌ی آبخیز بزرگ، بلکه در زیرحوضه‌ها و شاخه‌های فرعی رودخانه‌ها مورد توجه بوده، و لزوما به عنوان معیارهایی در طرحهای آبی آن منطقه مورد استفاده قرار می‌گیرد.

به هر حال، رواناب از جمله پدیده‌هایی است که همواره نظر پژوهشگران آبشناسی و اقلیم‌شناسی را به خود جلب کرده است. پیش‌بینی طغیان استثنایی رود در طراحی سدها و اکثر سازه‌های آبی که بر روی رودخانه‌ها و مجاری طبیعی احداث می‌شوند، دارای اهمیت فوق-العاده‌ای، است. لذا، برآورد دقیق آن از اهمیت خاصی برخوردار است، ولی ایراد اساسی براورد این رواناب‌ها یا همان افزایش کوتاه‌مدت تراز آب یک آبراهه تا یک اوج نشست تراز آن با آهنگی آهسته (شاهی‌نژاد، ۱۳۸۱) و یا مازاد بارشی که پس از تبخیر، نگهداشت و نفوذ در خاک، در بستر مسیل حوضه، جریان می‌یابد و به صورت

Archive of SID

www.SID.ir

هرزابهای کوچک، جویبارها و نهرها به مجرای اصلی رودخانه می‌ریزد (نجمایی، ۱۳۶۹)، ناشی از فقدان آمار کافی، و در نتیجه ایراد در ارزیابی جریان و مقدار آن، می‌باشد.

از جمله روشهایی که تاکنون به منظور برآورد رواناب در مناطق فاقد آمار طولانی‌مدت به کار برده می‌شود، شبیه بندی منطقه‌ای رواناب بوده که مبتنی بر ویژگیهای حوضه آبخیز از قبیل شیب، مساحت، اقلیم و پوشش گیاهی می‌باشد، که در نهایت با ارائه رابطه‌ای وایازی اقدام به ارائه شبیه می کند، که البته در شرایط وجود آمار مناسب هم، این روش خطای زیادی دارد. اما در دهه‌های اخیر، با توجه به پیشرفت و گسترش روزافزون زمینه‌های مختلف هوش مصنوعی، توجه بسیاری از محافل علمی جهان در زمینه‌های مختلف علمی و مهندسی به این مقوله معطوف شده است.

در سالهای اخیر شاهد حرکتی مستمر از تحقیقات صرفا نظری به تحقیقات کاربردی، در زمینه‌ی پردازش اطلاعات برای مسائلی که برای آنها راه‌حلی موجود نیست، و یا به راحتی قابل حل نیستند، بوده‌ایم. با توجه به این امر، علاقه‌ی فزاینده‌ای در توسعه‌ی نظری سامانه - های پویای هوشمند که مبتنی بر داده‌های تجربی هستند، ایجاد شده است. شبکه‌های عصبی مصنوعی جزء این دسته از سامانه‌های پویای هستند که با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کنند. به همین دلیل، به این سامانه‌ها، هوشمند می‌گویند؛ چه، بر اساس محاسبات داده‌های عددی، قوانین کلی را فرا می‌گیرند.

شبکه‌های عصبی مصنوعی چه در بعد تحلیل و توسعه‌ی ساختاری، و چه در بعد پیاده‌سازی سخت- افزاری، از نظر کمی و کیفی در حال رشد و پیشرفتند روش های مختلف محاسبات عصبی همچنان از لحاظ تعداد، در حال افزایش است. هنگامی که متنی را مطالعه می‌کنیم، در عمل از یک سامانه عصبی- زیستی پیچیده جهت فهم مطالب آن استفاده کرده‌ایم. تلاش برای فهم این موضوع خصوصا از سال ۱۹۱۱ قوت گرفت؛ زمانی که برای نخستین بار شخصی بنام سگال[1]، اعلام کرد مغز از عناصری به نام نرون[2] تشکیل یافته است. لذا دانشمندان دریافتند که عملکرد نرونهای زیستی از قبیل ذخیره‌سازی و حفظ اطلاعات در خود نرونها و ارتباطات بین آنها نهفته است. به عبارت دقیقتر و فنی‌تر، یادگیری به عنوان ایجاد ارتباطات جدید بین نرونها و تنظیم مجدد ارتباطات موجود استنباط می‌شود. در حقیقت نرونهایی که در بحث شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد توجه قرار می‌گیرند، نرون‌های زیستی هستند که می‌توان آنها را به عنوان عناصری از یک برنامه رایانه‌ای در نظر گرفت (منهاج، ۱۳۷۹).

اگرچه یک نرون عصبی منفرد، قابلیت های فراوانی را در انجام برخی محاسبات ساده دارد، قدرت و توانایی محاسبات عصبی را می‌توان از به هم پیوستن نرون‌های منفرد در یک شبکه به وضوح مشاهده کرد. ساده‌ترین شبکه به صورت گروهی از نرون‌های مصنوعی که در یک لایه مرتب شده‌اند، ایجاد می‌شود. به این شبکه‌ها، شبکه‌های تک لایه[3] گفته می‌شود. شبکه‌های بزرگتر و پیچیده‌تر معمولا قابلیت‌ها و توانایی‌های، محاسباتی بیشتری را نسبت به شبکه‌های تک لایه دارند، به چنین شبکه‌هایی، شبکه‌های چندلایه[4] گفته می‌شود.

با این که در سال‌های اخیر شبکه‌های فراوانی از مرتب کردن و چیدن نرون‌های مصنوعی در لایه‌های مختلف به وجود آمده اند، ولی همگنی آنها به لحاظ لایه- بندی و آرایش نرون‌ها از قسمت‌های مختلف مغز الگوبرداری شده است.

به اجمال می‌توان گفت که شبکه‌ی عصبی مصنوعی برای اولین بار به وسیله‌ی مک کلاچ و پیتز (۱۹۴۳) با ساختن یک شبکه متشکل از چند نرون ساده مصنوعی به دنیای علم معرفی شد. در سال ۱۹۴۹ اولین قانون آموزشی برای شبکه عصبی مصنوعی به وسیله‌ی هب (۱۹۴۹) مطرح شد. بعدها روزن بلات (۱۹۵۸) گروه بزرگی از شبکه‌های عصبی بنام پرستپرون[5] را معرفی نمود. سپس شبکه آدالاین[6] به وسیله‌ی ویدرو و هان (۱۹۶۰) جهت تشخیص متن ارائه گردید. بعدها کوهونن

[1] - segal

[2]- neuron
[3]- single layer network
[4]- multi layer network
[5]- perceptron
[6]- adeline

Archive of SID

www.SID.ir

(۱۹۷۲) تحقیقاتی را در مورد شبکه‌های با حافظه مشارکتی انجام داد.

شبکه‌های ART[1] که قادر به مرتب کردن و طبقه-بندی اطلاعات ورودی هستند، در نتیجه‌ی مطالعات گراسبرگ و کارپنتر بوجود آمد. اما اصولا شبکه‌های تک-لایه، کارآیی لازم را در حل مسائلی که نگاشت فضای ورودی به خروجی آنها به توابع غیرخطی نیاز داشت، نداشتند.

هاپفیلد (۱۹۴۳) گروهی از شبکه‌های عصبی مصنوعی را، که بر اساس وزن ثابت و به صورت حافظه‌ی مشارکتی عمل نموده و امکان حل مسائلی با قیدهای اولیه را فراهم می‌کردند، معرفی نمود. بعدها، شبکه‌های عصبی بنیادی- شعاعی (RBF)[2]، که دارای قابلیت های فراوانی هستند، در دهه‌ی ۹۰ میلادی به وسیله‌ی محققینی از جمله مودی، دارکن، ژیروسی، پوگیو، لیو و رهی معرفی شدند (لوایی، ۱۳۸۱).

توانایی خارق‌العاده‌ی شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)[3] در تحلیل روابط غیرخطی موجب به کارگیری شبکه‌ی عصبی در فرآیندهای آبشناسی شد؛ لذا، طبیعت غیرخطی فرآیند بارندگی- رواناب، سبب تولید شبیه های زیادی در این زمینه گردید. به عنوان نمونه، فرنچ[4] برای پیش‌بینی الگوی بارش در زمان و مکان از شبکه‌های عصبی استفاده کرد (اکبرپور، ۱۳۸۲). یا در سال ۱۹۹۴ این شبیه به وسیله‌ی کارونانیدی[5] جهت تخمین جریان رود هورون در میشیگان به کار گرفته شد و مشاهده گردید که شبکه‌ی عصبی، اوج رواناب را پایین تر از مقدار مشاهداتی تخمین زده است (ایمری و همکاران ۲۰۰۰). پیش‌بینی جریان خروجی حوضه از طریق شبکه‌های عصبی با ورودی هایی شامل بارش، جریان بالادست و دما، به وسیله‌ی هسو و همکاران (۱۹۹۵) صورت گرفت که بر اساس آن شبیه بارش - رواناب معرفی شد.

مقایسه‌ی رابطه بارش - رواناب در دو حوضه با ویژگیهای کاملا متفاوت رود لی در انگلستان با بارش برف ناچیز و رود تاتاپوزا در هند که از آبهای زیرزمینی تغذیه می‌شود، با استفاده از ANN نشان داد که در هر دو منطقه، شبکه‌ی MLP[6] دارای نتایج قابل قبول می‌باشد (ساجیکومار و همکاران، ۱۹۹۹).

از طریق مقایسه بین شبکه‌ی عصبی و شبیه Black-Box در پیشگویی جریان روزانه ۱۵ حوضه‌ی آبخیز در کانادا، مشاهده شد که پیشگویی جریان به-وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی، یک تا هفت روز بعد از طغیان به واقعیت نزدیکتر است (لایوزون و همکاران، ۲۰۰۰).

نتایج تمامی تحقیقات ذکر شده، واقعیت برتری استفاده از شبکه‌های عصبی را نسبت به سایر روش های قدیمی نظیر وایازی در تحلیل روابط غیر خطی آشکار ساخته و شکی در این بحث نیست. اما در این میان، نکته قابل اهمیت آن است که در داخل شبکه‌های عصبی نیز الگوریتم‌ها و شبیه های شناخته شده و یا ناشناخته‌ای وجود دارد که ممکن است کارایی بهتری در بین سایر شبیه های شبکه عصبی داشته باشد؛ لذا، برخی محققین در تلاشند تا چنین الگوریتم هایی را استخراج کنند.

به عنوان مثال، مقایسه‌ی رابطه‌ی بارش- رواناب در دو حوضه با خصوصیات کاملا متفاوت رود هلیل‌رود در کرمان و رود غازان‌چای در آذربایجان شرقی، با استفاده از شبیه NWN نشان داد که نتایج این شبیه نسبت به شبیه‌های دیگر شبکه‌های عصبی در وضعیت بهتری قرار دارد (نوری بالو، ۱۳۸۵).

به تبع این رویکرد در این پژوهش نیز، با استفاده از داده‌های بارندگی روزانه و رواناب در قالب الگوی عصبی-موجکی (NWN)[7] به شبیه‌سازی فرایند بارش- رواناب در در حوضه‌ی آبخیز خرسان سه[8] در محدوده‌ی استان های چهارمحال و بختیاری، کهگیلویه و بویراحمد و اصفهان پرداخته شد.

داده‌ها و مواد و روشها

روش دریافت داده‌ها

با توجه به این که منطقه‌ی مورد مطالعه در این پژوهش شامل حوضه آبخیز خرسان سه در محدوده استان های چهارمحال و بختیاری، کهگیلویه و بویراحمد

[1]- adaptive resonance theory
[2]- radial basis function network
[3]- artificial neural network
[4]- french
[5]- korunanithi
[6]- Multi Layer Perception
[7]- neural-wavelet network
[8]- khersan 3

Archive of SID

www.SID.ir

و اصفهان می‌باشد؛ لذا به بررسی مختصر ویژگی های این حوضه آبخیز و چگونگی دستیابی به آمار روزانه بارندگی و بده‌ی رواناب در ایستگاه های مختلف سینوپتیک (و باران‌سنجی یا اقلیم شناسی) و آبسنجی آن پرداخته می‌شود.

حوضه‌ی آبخیز مورد مطالعه در قسمت جنوب غربی کشور و در ناحیه‌ای بین عرض جغرافیایی ۳۰ درجه و پانزده دقیقه تا ۳۰ درجه و ۳۱ دقیقه شمالی و طول جغرافیایی ۵۰ درجه و ۵۵ دقیقه تا ۵۲ درجه شرقی واقع شده است. بخش عمده‌ی حوضه‌ی آبخیز خرسان سه کوهستانی بوده و ارتفاع بلندترین نقطه آن در کوه دنا تا حدود ۴۴۱۳ متر، ارتفاع مبه وسیله‌ی آن ۲۳۹۸ متر از سطح دریا و مساحت آن تا محور طلایه، یعنی محل احداث سد خرسان سه، حدود ۷۷۳۳ کیلومتر مربع می‌باشد.

میانگین دمای سالانه‌ی حوضه ۱۷ درجه‌ی سانتیگراد، میانگین سالانه‌ی تبخیر از سطح آزاد آب حدود ۱۶۷۴ میلیمتر، میانگین سالانه‌ی نم نسبی حدود ۴۷ درصد و ارتفاع میانگین بارندگی سالانه‌ی حوضه‌ی آبخیز حدود ۶۴۵ میلیمتر براورد گردیده است. با توجه به وسعت حوضه‌ی آبخیز و وجود رشته کوه های مرتفع زاگرس، اقلیم منطقه در نقاط مختلف آن متغیر است، بطوری که جنوب تا شمال‌غرب اقلیم نیمه مرطوب معتدل تا نیمه مرطوب سرد، دامنه‌ها و نواحی هموار شمال‌شرق، اقلیم نیمه خشک سرد، و ارتفاعات فوقانی دارای اقلیم مرطوب سرد می‌باشد. مطالعات اقلیم‌شناسی حوضه از طریق آمار روزانه بارندگی ایستگاههای سینوپتیک و باران‌سنجی بر حسب میلیمتر و به صورت همپوشانی (جدول۱) از تاریخ ۱۳۷۷/۹/۳ تا ۱۳۸۶/۹/۳ صورت گرفت. مقادیر بده روزانه نیز در ایستگاه محل احداث سد خرسان سه برای همین بازه‌ی زمانی بر حسب متر مکعب بر ثانیه فراهم گردید.

جدول ۱- ایستگاههای هواشناسی و موقعیت آنها در محدوده‌ی حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

ردیف	نام ایستگاه سینوپتیک	طول جغرافیایی		عرض جغرافیایی		از سطح
		دقیقه	درجه	دقیقه	درجه	دریا،متر
۱	یاسوج (سینوپتیک و باران سنجی)	۴۱	۵۱	۵۰	۳۰	۱۸۳۲
۲	بلداجی (سینوپتیک و باران سنجی)	۵۶	۵۰	۵۳	۳۱	۲۳۲۳
۳	بروجن(سینوپتیک و باران سنجی)	۱۸	۵۱	۵۷	۳۱	۲۱۹۷
۴	لردگان(سینوپتیک و باران سنجی)	۴۹	۵۰	۳۱	۳۱	۱۵۸۰
۵	سمیرم(سینوپتیک و باران سنجی)	۳۴	۵۱	۲۰	۳۱	۲۲۷۴

منبع: سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۹

رود خرسانِ سه از ارتفاعات اطراف شهرستان یاسوج، که قله‌ی دنا با ارتفاع ۴۴۱۳ متر را نیز شامل می‌شود، سرچشمه گرفته و شامل دو شاخه‌ی مهم ماربره و گرمرود می‌باشد. این دو شاخه در نزدیکی محلی به نام سرسور به هم پیوسته و رود خرسان سه را شکل می‌دهند. این رود در محل ایستگاه بارز سطحی نزدیک به ۸۹۴۲ کیلومتر مربع را در بر دارد. طول رودخانه حدود ۱۸۰ کیلومتر و شیب مبه وسیله ی آن، ۰.۹ درصد می‌باشد.

با توجه به وجود آمار بده‌ی حداکثر روزانه‌ی ایستگاه آب‌سنجی بارز از سال آبی ۳۶-۱۳۳۵، و همچنین در دسترس بودن بیشترین رواناب روزانه در ایستگاههای آب‌سنجی کَتا و پاتاوه از سال آبی ۵۱-۱۳۵۰، با به هنگام-سازی و ترمیم دوره‌های آماری، آبدهی رود خرسان در محل سد مخزنی خرسان سه، معادل ۲۹۷۱ میلیون متر مکعب در سال، و متوسط بده‌ی روزانه آن ۷۴۰ متر مکعب بر ثانیه می‌باشد. حداکثر رواناب محتمل آن نیز، برابر با ۶۷۹۹ متر مکعب بر ثانیه برآورد شده است. ایستگاههای آب سنجی واقع در مسیر این رودخانه که اساس برآورد بده‌ی آن بوده، عبارتند از:

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir

- **ایستگاه آبسنجی بارز:** این ایستگاه در مختصات جغرافیایی ۵۰ درجه و ۲۳ دقیقه شرقی و ۳۱ درجه و ۳۲ دقیقه شمالی واقع شده است. سطح حوضه‌ی آبخیز این ایستگاه برابر با ۸۹۴۱/۷ کیلومتر مربع، و ارتفاع آن ۸۱۵ متر از سطح دریا می‌باشد. این ایستگاه درجه‌ی یک و مجهز به مقیاس، پل تلفریک و پروانه آبی و سال تأسیس آن ۱۳۳۵ می‌باشد.

- **ایستگاه آبسنجی کَتا (رود ماربره):** این ایستگاه در مختصات جغرافیایی ۵۱ درجه و ۱۶ دقیقه شرقی و ۳۱ درجه و ۱۱ دقیقه شمالی واقع شده است. سطح حوضه‌ی آبخیز این ایستگاه برابر با ۴۰۶۰.۶ کیلومترمربع، و ارتفاع آن ۱۵۳۰ متر از سطح دریاست. این ایستگاه درجه یک و مجهز به مقیاس، پل تلفریک و پروانه آبی و سال تأسیس آن ۱۳۵۰ می‌باشد.

- **ایستگاه آبسنجی پاتاوه (رود گرمرود):** این ایستگاه در مختصات جغرافیایی ۵۱ درجه و ۱۶ دقیقه شرقی و ۳۰ درجه و ۵۸ دقیقه شمالی واقع شده است. سطح حوضه‌ی آبخیز این ایستگاه معادل ۲۷۱۴/۲ کیلومترمربع و ارتفاع آن ۱۴۶۵ متر از سطح دریاست. این ایستگاه درجه یک و مجهز به مقیاس، پل تلفریک و پروانه‌ی آبی و سال تأسیس آن ۱۳۵۰ می باشد.

روش‌شناسی

تغییرات اندازه‌ی بارندگی- رواناب را می‌توان به عنوان علامت بارندگی و علامت رواناب در نظر گرفت. در این پژوهش با در نظر گرفتن گروه زمانی روزانه‌ی بارندگی و رواناب در حوضه‌ی آبخیز رود خرسان سه با استفاده از شبکه‌ی عصبی- موجکی، اقدام به تحلیل علامتی نموده و بعد از آن با استفاده از داده‌های علامتی اقدام به آموزش و آزمون شبکه گردید. به عبارتی، در این تحلیل، موجک به عنوان تابع تحریک شبکه‌ی عصبی مورد استفاده قرار گرفت. تاکنون روش های گوناگونی جهت تحلیل علامت-هایی نظیر علامت بارندگی و رواناب مورد استفاده قرار گرفته که عبارتند از:

۱- تحلیل حوضه‌ی- زمان، حوضه‌ی تناوب (یا همان تحلیل فوریه) [1].

۲- تحلیل حوضه‌ی زمان- تناوب (یا همان تحلیل قطعه‌ای فوریه) [2].

۳- تحلیل زمان- مقیاس (یا همان تحلیل موجکی) [3].

در این پژوهش از تحلیل موجکی برای تحلیل علامت استفاده شده است. در حقیقت، یک موج به صورت یک تابع نوسان کننده تعریف می‌شود و یک تابع سینوسی، مثالی از یک موج است. برای تحلیل این گونه توابع، تحلیل فوریه به کار گرفته می‌شود. به عبارتی تحلیل فوریه، یک تحلیل موجی است که در آن توابع یا علامت - ها بر حسب توابع سینوسی و کسینوسی بسط داده می-شوند. به همین ترتیب، بنا به تعریف، یک موجک، موجی کوچک است که کارمایه‌ی آن در یک ناحیه‌ی کوچک متمرکز شده، و بازه‌ای مناسب برای بررسی پدیده‌های غیرخطی، ایستا و گذرا[4] است.

این موج به صورتی است که باید دارای یک نوسان حداقلی بوده که به سمت صفر نزول می‌نماید و این نزول می‌بایست در جهات مثبت و منفی واقع در دامنه خود محدود شده باشد. این مشخصه‌ی موجک موجب می‌شود که تبدیل موجک شرایط انعطاف‌پذیری تابع را داشته و به مثابه‌ی یک تابع پذیرفته شود (عسگری، ۱۳۸۴).

مفهوم کلی موجک به وسیله‌ی مورلت و تیمش در مرکز تحقیقات فیزیک نظری مارسل زیر نظر آلکس گراسمن در فرانسه ارائه شد. سپس روش‌های تحلیل موجکی به وسیله‌ی مایر[5] و همکارانش ارائه و بسط داده شد (حیدری و همکاران، ۱۳۸۲). اما اخیرا تحلیل موجک (انگاره‌ی موجک)، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. این انگاره در زمینه‌های بسیاری از جمله تحلیل علامت گذرا[6]، تحلیل تصویر[7] و سامانه های ارتباطی[8] و پردازش پردازش سایر علامت ها با موفقیت به کار گرفته شده است. در حقیقت، تحلیل موجک، روشی کارا جهت تحلیل و تقریب‌سازی علامت های ناپایدار[9] می‌باشد؛ علامت هایی هایی که اغلب متأثر از دو عامل زیر می‌باشند: به عبارتی

[1] - fourier analysis

[2] - short term fourier analysis
[3] - wavelet analysis
[4] - stationary
[5] - mayer
[6] - transient signal analysis
[7] - image analysis
[8] - communication systems
[9] - non stationary signals

Archive of SID

www.SID.ir

Archive of SID

www.SID.ir

علامت‌های ناپایدار نظیر بارندگی و رواناب، علامت - هایی هستند که تناوب های متفاوتی در زمان‌های مختلفی از موج در آنها اتفاق می‌افتد:

۱- چگونگی مکان یابی تغییرات ناگهانی مؤثر.

۲- چگونگی تشخیص رفتارهای بلندمدت.

همان طور که گفته شد، یک موجک در حقیقت قسمتی از یک موج است که طول مؤثر محدودی داشته و متوسط مقدارش در آن طول برابربا صفر است. یعنی:

$$\int \psi(t)dt = 0$$

رابطه‌ی (۱):

در حالی که موج های سینوسی از نظر زمان دارای دوره‌ی محدودیت نبوده و تعداد بیشماری دوره‌ی منظم و از پیش تعیین شده دارند، موجک ها تمایل به بی‌قاعدگی و بی‌نظمی دارند. با توجه به اشکال متنوع موج سینوسی و موجک‌ها، مشاهده می‌شود که یک موج منظم به وسیله‌ی یک موجک نامنظم بهتر تحلیل می‌شود تا یک موج منظم.

کاربرد موجک تنها به مسائل تک‌بعدی محدود نبوده، بلکه تحلیل موجکی را می‌توان در تمامی مسائل دوبعدی، و حتی چند بعدی به کار برد.

انتخاب یک تابع مناسب جهت تحلیل علامت ناپایدار بارندگی- رواناب از طریق تحلیل عصبی- موجکی، هدفی است که در این پژوهش مدنظر است. مراحل مختلف روش مزبور که در این پژوهش به کار گرفته شد به این شرح است:

انتخاب اولیه داده‌های رواناب

با توجه به این که نتایج در حالتی که فقط از داده-های بارندگی در پرونده‌ی ورودی استفاده شود مطلوب نبوده است، از میان گروه روزانه‌ی داده‌های بارندگی و رواناب ایستگاههای موجود نسبت به انتخاب داده‌های رواناب، یعنی داده‌های رواناب در روزهای بارانی اقدام گردید. به منظور ارتقاء ضریب همبستگی داده‌های محاسباتی، برحسب لزوم از آمار رواناب روز قبل در پرونده‌ی ورودی نیز بهره گرفته شد. به عبارتی، عملیات مقایسه و رابطه‌ی همبستگی بین بارندگی با یک تأخیر یک روزه با بده‌ی رود در روز بعد نیز صورت گرفت، و بر این اساس، پایگاه داده ورودی به شبکه تعیین گردید.

تحلیل حساسیت (SA)[1]

به منظور تعیین درجه‌ی اهمیت داده‌های بارندگی هر کدام از ایستگاههای موجود در حوضه‌ی مورد مطالعه بر روی اندازه‌ی دقت بده محاسبه شده به وسیله‌ی شبکه‌ی عصبی، از تحلیل حساسیت استفاده شد. تحلیل حساسیت با روش‌های مختلفی قابل انجام است که در این پژوهش از روش گام به گام[2]، و به کمک نرم‌افزار SPSS، استفاده گردیده است. رابطه‌ی تحلیل حساسیت به شرح زیر است:

$$SA = \sum_{i=1}^{n} \frac{\frac{(a_i - a_j)}{a_i}}{C} \times 100$$

رابطه‌ی(۲):

در این رابطه، a_i پاسخ شبکه پس از اعمال ورودی تغییر یافته به شبکه،C مقدار تغییرات در ورودی شبکه و a_j پاسخ شبکه بدون اعمال تغییر در ورودی شبکه است.

روش گام به گام به این صورت انجام می‌شود که داده-های هر کدام از ورودی های شبیه به نسبت های مشخص تغییر داده شده و پس از اعمال آنها به شبکه، پاسخ آنها دریافت گردد. با توجه به این که پاسخ شبکه از قبل موجود است، می‌توان درصد تغییرات را در پاسخ شبکه برای هر مقدار تغییر در ورودی، محاسبه کرد. در این پژوهش، مقدار تغییرات برای هر کدام از ورودی ها، ۰.۵+، ۰.۵-، ۰.۱+ و۰.۲+ است.

معیارسازی داده‌ها

در ساختار شبکه عصبی انتشار برگشتی (RBF) از توابع محرک سیگموئید و یا تانژانت هیپربولیک استفاده می‌شود. در صورتی که قدر مطلق مقادیر ورودی به تابع سیگموئید بزرگتر از ۶ و به تابع تانژانت هیپربولیک بزرگتر از سه باشد، مشتق این توابع به سمت صفر میل می‌کند. به علت آن که مشتق تابع تحریک به عنوان مضربی در معادلات تغییر وزن به کار برده می‌شود، با صفر بودن آنها، وزن های وارد شده به نرونی که برایش چنین شرایطی بوجود آمده، آموزش نخواهد دید. برای برطرف کردن این مشکل بایستی داده‌ها را در بازه‌ای کوچکتر نگاشت، در این، میان با معیار کردن داده‌ها نتایج مطلوبی به دست

[1]- sensivity analysis
[2]- stepwise

Archive of SID

www.SID.ir

خواهد آمد، لذا در این پژوهش به کمک نرم‌افزار SPSS نمرات Z تمامی داده‌های به کار گرفته در پرونده‌ی ورودی و خروجی شبکه‌ها (در بازه صفر و یک) محاسبه گردید. نحوه‌ی محاسبه نمرات Z در رابطه‌ی (۳) آمده است:

رابطه‌ی(۳):
$$X_{N} = \frac{X_{\max} - X_i}{X_{\max} - X_{\min}}$$

در این رابطه X_{N} داده‌ی معیار شده، $X_{\max}$ داده حداکثر، $X_{\min}$ داده‌ی حداقل و X_i داده‌ی مورد نظر در گروه زمانی مورد نظر است.

انتخاب الگوریتم آموزشی

به منظور دستیابی به بهترین حالت شبکه می‌توان از الگوریتم های آموزشی مختلفی بهره گرفت. در این پژوهش، ضمن استفاده از چند الگوریتم رایج، بهترین آنها آموزشی نیز انتخاب شدند، به این معنا که بر پایه‌ی نتایج به دست آمده طی مرحله‌ی آموزش و آزمون، استفاده از برخی الگوریتم ها نتایج بسیار ضعیفی داشته که حذف شده و الگوریتم های رضایتبخش برجای ماندند.

به منظور مقایسه نتایج حاصل از هر کدام از این الگوریتم‌ها از شاخص‌های آماری ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE)[1]، و ضریب نکویی برازش یا مبنای خطا (R)[2]، استفاده شد.

بررسی تأثیر نوع ورودی ها بر نتایج

در این مرحله متغیرهای مناسب جهت به کارگیری آنها در پرونده‌ی ورودی شبکه انتخاب گردید. برای این کار همه‌ی متغیرها برای این منظور به صورت آزمایشی آزمون گردیده و بهترین حالت ورودی انتخاب شد.

بررسی نوع تابع محرک بر نتایج شبکه

از آن جا که در ساختار نرونی شبکه‌ی عصبی، توابع گوناگونی وجود دارند، با توجه به عملکرد متفاوت این توابع می‌توان انتظار داشت که با تغییر در نوع توابع، نتایج نیز تغییر یابند. شکل گسترده‌تر این کار در شبکه‌ی عصبی- موجکی نمودار شود. در این پژوهش نیز به منظور بالا بردن سرعت آموزش و کاهش زمان آن، و همچنین افزایش دقت مناسب در نتایج، در لایه‌ی خروجی از تابع خطی مناسب استفاده گردید.

انتخاب ثانویه داده‌های رواناب (زوج‌های آموزشی)

به منظور بالا بردن بازدهی نتایج، در ادامه تنها از داده‌های روزهای بارانی در حالت معیار شده برای تشکیل زوج های آموزشی و ورود به شبکه استفاده گردید.

انتخاب بهترین ساختار نرونی برای حوضه

آمار آماده‌سازی شده به منظور ارائه‌ی شبیه بارندگی- رواناب در حالت های مختلف به کار گرفته شد. به این معنی که به منظور دستیابی به بهترین نتیجه، ترکیب - های مختلفی در ساختار نرونی شبکه‌ها، انتخاب و آزمایش های متفاوتی در مورد آنها انجام گرفت. در نهایت، با توجه به نتایج شبکه‌ی عصبی، بهترین حالت برای هر حوضه انتخاب گردید. باید توجه داشت که هر چند با افزایش تعداد لایه‌ها و نرون ها، قابلیت شبکه افزایش می‌یابد، ولی الزاما موجب بهبود نگردیده و زمان آموزش نیز افزایش می‌یابد، لذا، در امور آبشناسی معمولا از شبکه‌های سه لایه‌ای استفاده می‌شود.

به کارگیری شبکه‌ی عصبی- موجکی (NWN)

از آن جا که مهمترین ویژگی این پژوهش استفاده از موجک به عنوان تابع تحریک در شبکه عصبی است، که منجر به شکل‌گیری شبکه عصبی- موجکی می گردد، به منظور ارتقاء نتایج شبکه‌ی عصبی، با بهره‌گیری از موجک‌های Pollywog، Rasp و Shannon نسبت به طراحی شبکه عصبی- موجکی اقدام شد. علاوه بر آن، دلیل دیگری که باعث گردید در این پژوهش از شبکه عصبی- موجکی استفاده شود، نتایج مطلوب تر بکارگیری این شبیه نسبت به شبیه های شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی و شبکه عصبی بنیادی- شعاعی است. در حقیقت، اعتبار شبیه مذکور از تحلیل مقایسه‌ای نتایج پیش‌بینی شده داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز به وسیله‌ی این شبیه با نتایج شبیه های قدیمی‌تر از طریق مبنای خطای R و

[1] - root Mean square error
[2] - r square

Archive of SID

www.SID.ir

RMSE به دست آمد (جدول۹). همچنین، با تغییر در فراسنج تأخیر در موجک ها در حالتی که این فراسنجها برابر با ۰.۲ ، ۲ و ۱۰ بودند، از شبکه های عصبی- موجکی به دست آمده نیز استفاده شد.

به کارگیری و مقایسه سایر شبیه های شبکه‌ی عصبی با شبیه NWN

در کنار استفاده از شبیه NWN، از شبیه های شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی (ANNFF)، و شبکه عصبی بنیادی- شعاعی (ANNRBF) نیز جهت نشان دادن کارایی شبیه در مقایسه با سایر شبیه ها استفاده شده است. پس از تخمین شبیه ها، به منظور پاسخ به این پرسش که خط وایازش تخمین زده شده چه اندازه‌ی با مشاهدات واقعی تطابق دارد، از معیارهای مناسب سنجش نیکویی برازش استفاده گردید. لذا، جهت سنجش درستی شبیه ها و مقایسه‌ی خطاهای پیش‌بینی (تفاوت میان مقدار پیش‌بینی شده به وسیله‌ی شبیه با مقدار واقعی آن) از توابع ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE)، و همچنین ضریب نیکویی برازش (R)، استفاده گردیدکه به صورت های ذیل تعریف می‌شوند:

رابطه‌ی(۴):
$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum (Q_i - \tilde{\tilde{Q}}_i)^2}$$

رابطه‌ی (۵):
$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \tilde{\tilde{Q}}_i)^2}{\sum_{i=1}^{n}(Q_i - \bar{Q}_i)^2}$$

در این روابط Q_i : جریان مشاهداتی و $\bar{Q}_i$: میانگین جریان مشاهداتی و $\tilde{\tilde{Q}}_i$: جریان تخمینی همگی بر حسب متر مکعب در ثانیه می‌باشد.

مباحث و یافته‌ها

تحلیل حساسیت (SA)

ابتدا گروه زمانی بارندگی روزانه ایستگاه های یاسوج، بلداجی، بروجن، لردگان و سمیرم، و همچنین بده‌ی روزانه‌ی رود با توجه به آمار بلندمدت مشترک ایستگاه‌ها انتخاب، پردازش و نرمالیزه گردید. سپس تحلیل حساسیت در مورد آنها صورت گرفت.این تحلیل در مورد شبکه‌ی RBF انجام شد. علت این انتخاب، دقیق تر بودن و پایداری نتایج حاصل از این شبکه نسبت به سایر شبکه-هاست. بخشی از محاسبات انجام شده تحلیل حساسیت در جدول (۲) آمده است.

نتایج نهایی این تحلیل در جدول (۳) آمده است. همان طور که در این جدول مشاهده می‌شود، در حوضه‌ی مزبور، به ترتیب آمار بارندگی مربوط به ایستگاه های یاسوج، سمیرم و بروجن از اهمیت بیشتری نسبت به دو ایستگاه دیگر برخوردار اند.

جدول۲- بخشی از جواب های شبکه برای تغییرات درصد بارندگی در ایستگاه لردگان برای محاسبه بده‌ی خرسان۳ (تحلیل حساسیت)

ردیف	جواب اولیه	تغییرات +۲۰	تغییرات +۱۰	تغییرات +۵	تغییرات -۵
۱	۱۱.۳	۱۵.۱	۱۵.۴	۱۶.۳	۱۶.۶
۲	۷.۳	۸.۱	۸.۸	۹.۱	۹.۵
۳	۶.۳	۶.۶	۷.۱	۷.۲	۸.۹
۴	۴.۱	۵.۳	۸.۱	۹.۷	۸.۲
...	...	...	...	...	...
SA					**۹.۸**

جدول۳- نتایج تحلیل حساسیت در حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

نام ایستگاه	بلداجی	یاسوج	لردگان	سمیرم	بروجن
حساسیت شبکه (به درصد)	۵.۶	۴۰.۳	۹.۸	۳۳.۲	۲۴.۱

انتخاب الگوریتم آموزشی مناسب شبکه

الگوریتم‌های به کار گرفته شده در این مرحله عبارتند از: BFG[1]، OSD[2]، GD[3]، GDX[4]، GDA[5]، GDM[6]، LM[7] ، SCG[8] و RP[9]. در میان الگوریتم‌های بکار گرفته شده، الگوریتم های SCG، BFG و LM با وجودی بالا بودن مدت زمان آموزش نسبتا طولانی، از عملکرد بهتری برخوردار بوده‌اند.

1- bFGS quasi newton
2- one step descent
3- gradient descent
4- gradient descent X
5- gradient descent A
6- gradient descent momentum
7- Levenberg Marquardt
8- Scaled Conjugate Gradient
9- Resilient Bach propagation

Archive of SID

www.SID.ir

در مجموع الگوریتم SCG به عنوان بهترین الگوریتم برای داده‌های بلندمدت، و الگوریتم آموزشی LM برای داده‌های با گروه زمانی کوتاهتر پیشنهاد گردید.

انتخاب ورودی های مناسب برای شبکه

تأثیر نوع ورودی ها بر نتایج در جدول(۴) آمده است. از این وضعیت می‌توان نتیجه گرفت که قرار دادن بده در ورودی شبکه موجب بهبود نتیجه می‌شود. در این پژوهش، نتایج حاصل از آمار بارندگی به عنوان ورودی حائز اهمیت بوده و به عنوان ملاک مقایسه در نظر گرفته شده است. به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی دقیق شبکه‌ها و تأثیر نوع ورودی ها بر نتایج شبکه، از الگوریتم آموزشی SCG، که بهترین نتایج را داشته، استفاده شد.

همان‌طور که مشخص است، با درنظر گرفتن بده به عنوان عامل ورودی، بهبود قابل ملاحظه‌ای در نتایج به دست آمد، که این مسأله بخصوص در مورد ضریب همبستگی بیشتر نمایان می‌باشد. به منظور ارائه‌ی نتایج بهتر، از آمار بلندمدت روزانه بارش و رواناب بهره گرفته شد.

جدول۴- تأثیر ورودی ها بر نتایج شبکه در حوضه‌ی آبخیز رود خرسان ۳

نوع ورودی شبکه	الگوریتم آموزشی	نتایج در مرحله‌ی آموزشی		نتایج در مرحله آزمون	
		R-Square	RMSE	R-Square	RMSE
P(i)	SCG	۰.۴	۰.۰۰۷	۰.۳۸	۰.۶
P(i) & Q(i-1)	SCG	۰.۹۶	۰.۰۰۳	۰.۹۵	۰.۱
P(i) & P(i-1)	SCG	۰.۳۳	۰.۰۲	۰.۳	۰.۳
Q(i-2) & P(i) & Q(i-1)	SCG	۰.۹۶	۰.۰۰۲	۰.۹۴	۰.۱۱
P(i) & Q(i-2)	SCG	۰.۸۵	/۰۰۳	۰.۸۲	۰.۲۱

انتخاب تابع محرک مناسب برای شبکه

در این پژوهش نیز به منظور بالا بردن سرعت آموزش و کاهش زمان آن و همچنین افزایش دقت مناسب در نتایج، در لایه‌ی خروجی از تابع خطی Pure line استفاده گردید. در لایه‌های پنهان اول و دوم نیز ترکیبات مختلفی مورد استفاده قرار گرفتند که با توجه به نتایج کارایی شبیه ، ترکیب Logsig-Logsig به عنوان ترکیب برتر انتخاب گردید. در ادامه به منظور ارتقای نتایج از جایگزینی موجک به جای توابع یاد شده، بهره گرفته شد.

انتخاب ثانویه داده‌های رواناب (زوج های آموزشی)

در ادامه به منظور بالا بردن بازده‌ی نتایج، از داده‌های روزهای بارانی این حوضه استفاده گردید که خلاصه آمار در جدول (۵) و (۶) آمده است.

جدول۵- زوج های آموزشی جهت تشکیل شبکه برای محاسبه بده‌ی حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

بده‌ی در محل ورودی سد خرسان ($\frac{m^3}{s}$)	بارندگی لردگان (mm)	بارندگی بلداجی (mm)	بارندگی سمیرم (mm)	بارندگی بروجن (mm)	بارندگی یاسوج (mm)	تاریخ
۷۰۰	۱۰	۱۲	۲۴	۲۰	۲۵	۱۳۷۷/۹/۳
۷۲۵	۱۲	۱۰	۲۰	۲۱	۳۰	۱۳۷۷/۹/۴
۷۳۳	۶	۷	۱۹	۲۱	۲۶	۱۳۷۷/۹/۵
۷۲۶	۱۶	۱۶	۱۷	۲۰	۲۲	۱۳۷۷/۹/۶
۷۲۲	۲	۰	۰	۰	۲	۱۳۷۷/۹/۷
۷۰۲	۰	۰	۰	۳	۴	۱۳۷۷/۹/۸
۷۰۳	۲	۳	۵	۴	۱۱	۱۳۷۷/۹/۹
۷۱۱	۴	۳	۲	۲	۲	۱۳۷۷/۹/۱۰
...	...	...	...	...	...	...
۶۹۸	۸	۷	۱۱	۱۰	۱۳	۱۳۸۶/۹/۳

(نکته: به دلیل طولانی بودن محاسبات، تنها بخشی از یافته‌ها آورده شده است)

Archive of SID

www.SID.ir

جدول۶- زوج های آموزشی معیار شده جهت تشکیل شبکه برای محاسبه‌ی بده‌ی حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

بده در محل ورودی سد خرسان ($\frac{m^3}{s}$)	بارندگی لردگان (mm)	بارندگی بلداجی (mm)	بارندگی سمیرم (mm)	بارندگی بروجن (mm)	بارندگی یاسوج (mm)	تاریخ
۰.۹۴۸۳	۰.۸۳	۰.۷۸	۰.۹۶	۰.۸۸	۰.۹۵	۱۳۷۷/۹/۳
۰.۹۶۹۳	۰.۸۱	۰.۷۹	۰.۹۴	۰.۷۸	۰.۹۶	۱۳۷۷/۹/۴
۰.۹۷۰۱	۰.۸۳	۰.۸۱	۰.۹۱	۰.۸۱	۰.۹۴	۱۳۷۷/۹/۵
۰.۹۶۹۴	۰.۷۹	۰.۸۸	۰.۸۱	۰.۸۸	۰.۹۳	۱۳۷۷/۹/۶
۰.۹۶۱۲	۰.۸۱	۱	۱	۱	۰.۸۶	۱۳۷۷/۹/۷
۰.۹۵۰۱	۱	۱	۱	۰.۷۹	۰.۸۱	۱۳۷۷/۹/۸
۰.۹۵۰۷	۰.۸۱	۰.۸۲	۰.۸۱	۰.۷۹	۰.۸۸	۱۳۷۷/۹/۹
۰.۹۵۳۴	۰.۷۹	۰.۸۳	۰.۷۹	۰.۷۸	۰.۸۵	۱۳۷۷/۹/۱۰
...	...	...	...	...	...	...
۰.۹۴۱۲	۰.۷۹	۰.۴۲	۰.۷۸	۰.۸۷	۰.۸۰	۱۳۸۶/۹/۳

(نکته: به دلیل طولانی بودن محاسبات، تنها بخشی از یافته‌ها آورده شده است)

انتخاب بهترین ساختار نرونی حوضه‌ی آبخیز

در ادامه، بهترین ساختار نرونی برای حوضه انتخاب گردید. نتایج حاصل از این انتخاب در جدول (۷) آمده‌اند. نتایج این جدول نشان می‌دهند که بهترین ساختار نرونی برای حوضه‌ی خرسان سه، ساختار ۱-۱۰-۲۰ است. همان‌طور که مشخص می‌باشد، ضریب همبستگی تا اندازه ی ۰.۸۹ در مرحله‌ی آموزش و ۰.۸۵ در مرحله آزمون ارتقاء یافته است. همچنین، با توجه به نتایج این جدول می‌توان گفت در حالتی که از داده‌های رواناب استفاده می‌شود، نتایج نسبت به داده‌های روزانه بهتر شده اند. ضریب همبستگی نتایج داده‌های مرحله آموزش و آزمون، فاصله زیادی نداشته، و همان طور که قبلا به آنها اشاره شد، این امر می‌تواند ناشی از عدم همگنی و مشابه بودن داده‌ها باشد.

جدول (۸) نتایج حاصل از به کارگیری شبکه‌ی RBF را نشان می‌دهد. همان طور که مشاهده می‌شود، ضریب همبستگی، در حالتی که فراسنج گسترش کمتر از یک می‌باشد، قابل قبول بوده ولی اندازه ی خطا بسیار بالاست. در حالت کلی، می‌توان گفت که شبکه‌ی RBF برای داده‌های رواناب حوضه‌ی رود خرسان سه، نتایج خوبی در بر نداشته و بطور نسبی، در حالتی که فراسنج گسترش ۰.۱ است، نسبت به سایر ارقام در موقعیت بهتری قرار گرفته و دارای ضریب همبستگی ۰.۸۹ و ۰.۴۳ با خطای ۰.۰۵ و ۰.۴۱ به ترتیب برای مراحل آموزش و آزمون است.

جدول۷- نتایج به کارگیری شبکه‌ی انتشار برگشتی و انتخاب بهترین ساختار برای داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز خرسان۳

نام حوضه	ساختار	مرحله‌ی آموزشی		مرحله‌ی آزمون	
		R	RMSE	R	RMSE
خرسان	۱-۱۰-۲۰	۰.۸۹	۰.۰۵	۰.۸۵	۰.۱۴

(نکته: به دلیل طولانی بودن محاسبات، فقط نتایج بهترین ساختار آورده شده است)

جدول۸- نتایج به کارگیری شبکه بنیادی- شعاعی، و انتخاب بهترین فراسنج برای داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز خرسان۳

نام حوضه	اندازه ی فراسنج	مرحله آموزشی		مرحله آزمون	
		R	RMSE	R	RMSE
خرسان	۰.۱	۰.۸۹	۰.۰۵	۰.۴۳	۰.۴۱

(نکته: به دلیل طولانی بودن محاسبات، فقط نتایج مناسب‌ترین فراسنج آورده شده است)

بکارگیری شبکه عصبی- موجکی

به منظور ارتقاء نتایج شبکه‌ی عصبی، با بهره‌گیری از موجک‌های Rasp، Pollywog و Shannon نسبت به طراحی شبکه‌ی عصبی- موجکی اقدام شد. همچنین، با تغییر در فراسنج تأخیر در موجک ها از شبکه‌ی عصبی- موجکی به دست آمد. این تأخیرها در حالت های ۰.۲، ۲ و ۱۰ بوده که نتایج آن در جدول(۹) آمده اند. سپس شبیه های دیگر شبکه‌ی عصبی نیز مورد استفاده قرار

Archive of SID

www.SID.ir

گرفتند. نتایج به کارگیری شبکه‌ی عصبی- موجکی، شبکه انتشار برگشتی و شبکه‌ی عصبی- شعاعی جهت مقایسه در جدول (۹) آمده اند. با توجه به نتایج به دست آمده در این جدول، می‌توان گفت که شبکه‌ی عصبی- موجکی نسبت به شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی و شعاعی در وضعیت بهتری قرار دارد.

با توجه به نتایج به دست آمده در جدول (۹) می‌توان گفت که شبکه‌ی عصبی - موجکی نسبت به شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی (FF) و شبکه‌ی عصبی بنیادی- شعاعی (RBF) در وضعیت بهتری قرار دارد. همچنین، با توجه به ضرایب به دست آمده، نتایج حاصل از شبکه‌ی RBF در وضعیت نامناسب تری نسبت به شبکه‌ی FF دارد.

اگرچه عملکرد همه موجک های محرک به کار گرفته شده در شبیه شبکه عصبی- موجکی قابل قبول است، ولی در میان این الگوریتم ها، موجک Pollywog با ضریب تأخیر ۰.۲ نتیجه بهتری را داشته است، بطوری که مقدار R به دست آمده در نتایج این موجک برابر با ۰.۹۴ و بدین ترتیب RMSE آن برابر با ۰.۰۴ بوده است؛ با تبدیل موجک، در ضرایب همبستگی حاصل از شبیه های FF و RBF افزایش چشمگیری اتفاق افتاد. همان طور که نتایج جدول(۹) نشان می دهند ضرایب R برای شبیه - های مذکور به ترتیب ۰.۷۱ و ۰.۶ است، در حالی که این ضریب برای تمامی الگوریتم های به کار گرفته شده در شبیه عصبی- موجکی در همه تأخیرها، بالاتر از این مقدار بوده، و به طوری که گفته شد، مقدار R به دست آمده در نتایج موجک Pollywog به ۰.۹۴ رسیده است.

جدول ۹- مقایسه نتایج پیش‌بینی شده به وسیله‌ی شبیه های مختلف برای داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز خرسان۳

ضریب	ANN (FF)	ANN (RBF)	NWN (شبکه‌ی عصبی- موجکی)								
			Pollywog			Rasp			Shannon		
			a=0.2	a=2	a=10	a=0.2	a=2	a=10	a=0.2	a=2	a=10
R	۰.۷۱	۰.۶۰	۰.۹۴	۰.۸۹	۰.۹۰	۰.۸۵	۰.۸۵	۰.۸۶	۰.۷۴	۰.۷۵	۰.۷۳
RMSE	۰.۱۳	۰.۲۰	۰.۰۴	۰.۰۹	۰.۰۹	۰.۱۳	۰.۱۴	۰.۱۱	۰.۲۰	۰.۲۰	۰.۲۰

- در این جدول منظور از ANN (FF) همان شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی است.
- در این جدول منظور از ANN (RBF) همان شبکه‌ی عصبی بنیادی- شعاعی است.
- منظور از a در این جدول، ضریب تأخیر موجک با مقادیر ذکر شده است.

نتیجه‌گیری

بر اساس مباحث مطرح شده، نتایج ذیل از این پژوهش استخراج گردیدند:

- به کارگیری همزمان شبکه‌های عصبی- مصنوعی و تبدیل موجک در افزایش ضریب همبستگی و کاهش اندازه ی خطای داده‌های محاسباتی به داده‌های مشاهداتی، موفقیت‌آمیز بوده است.

- نتایج تحلیل حساسیت نشان داده که در حوضه‌ی آبخیز خرسان سه، به ترتیب آمار بارندگی ایستگاههای یاسوج، سمیرم و بروجن از اهمیت بیشتری برخوردار بوده‌اند. یعنی بارندگی این سه ایستگاه، سهم بیشتری را در تعیین بده‌ی این رود داشته اند.

- معیار کردن داده‌ها (قرار دادن آنها در بازه‌ی صفر و یک)، و به کارگیری مجدد آنها در شبکه، در بهبود نتایج به دست آمده، تأثیر بسزایی داشته است.

- پس از استفاده از الگوریتم های آموزشی مختلف در مرحله‌ی آموزش، مشخص گردید که الگوریتم SCG نسبت به الگوریتم های BFG، OSD، GD ، GDX، GDA، GDM ، LM و RP نتایج بهتری دارد.

- نوع ورودی ها بر دقت داده‌های محاسباتی تأثیر زیادی داشته و استفاده از بارندگی امروز و بده‌ی روز قبل در پیش‌بینی جریان امروز، نتایج بهتری را نسبت به سایر ترکیبات ورودی داشته اند (یعنی مرحله a=0.2 در الگوریتم Pollywog).

Archive of SID

www.SID.ir

- از میان ساختارهای مختلف شبکه‌ی عصبی، ساختار ۱-۱۰-۲۰ (در یک شبکه‌ی سه‌لایه) برای این حوضه بهترین نتیجه را در بر داشته است.

- استفاده از موجک به عنوان تابع تحریک در ساختار شبکه‌ی عصبی، موجب بهبود نسبی نتایج گردیده است. در این میان، موجک Pollywog به عنوان بهترین تابع تحریک موجکی شناخته شد. ضریب انتقال a=0.2 موفقیت آمیزتر بوده است.

- لذا در پایان با توجه به وضعیت آمار موجود و نتایج این پژوهش، شبیه عصبی- موجکی به عنوان الگوی مناسب تر در شبیه سازی رواناب و تعقیب روابط غیرخطی آن در این حوضه رودخانه‌ای پیشنهاد می‌گردد. امید است سایر محققان نیز با به کارگیری این شبیه، بتوانند آن را در سایر حوضه‌ها نیز آزمون نموده و به نتایج مطلوب تری برسند.

منابع

۱- اکبرپور، م، ۱۳۸۲. شبیه‌سازی فرایند بارندگی- رواناب با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی (شبیه HEC-HMS). پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۲- حیدری، ع. و ع، سلاجقه. ۱۳۸۲، تحلیل تقریبی سازه‌هادر برابر زلزله با استفاده از انگاره موجک. ششمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی عمران. دانشگاه صنعتی اصفهان.

۳- سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۹.

۴- شاهی‌نژاد، ب. ۱۳۸۱. شبیه بندی منطقه‌ای رواناب حوضه آبخیز دز. پایان‌نامه کارشناسی ارشد تأسیسات آبی. گروه مهندسی آب. دانشگاه ارومیه.

۵- عسگری، ع. ا. ۱۳۸۴. تجزیه و تحلیل سامانه لیداری بر مبنای لیزر TEA-CO2 با استفاده از روش دی کانولوشن. پایان‌نامه‌ی کارشناسی ارشد فیزیک. دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۶- لوایی، ع. ۱۳۸۱. طرح بهینه‌سازی سازه‌های فضاکار با استفاده از الگوریتم وراثتی و شبکه‌های عصبی مصنوعی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه شهید باهنر کرمان.

۷- منهاج، م. ب. ۱۳۷۹. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.

۸- نجمایی، م. ۱۳۶۹. آبشناسی مهندسی. انتشارات دانشگاه علم و صنعت ایران. تهران.

۹- نوری‌بالو، م. ۱۳۸۵. شبیه‌سازی فرایند بارندگی- رواناب رودخانه‌های هلیل‌رود و غازان‌چای. پایان‌نامه کارشناسی ارشد سازه‌های آبی. دانشگاه شهید باهنر کرمان.

10- Heb, D. O. 1949. The organization of behavior. Wiley N.Y.

11- Hopfield, J. 1943. Neurons with graded response have collective computational properties. Proc of Nati acad of scis. 5.

12- Hsu, K, H, Gupta and S, Sorooshian. 1995. Artificial neural network modeling of the Rain-fall Runoff process. Water Resou res, 31: 2517-2530.

13- Imrie, C. E., S. Durucan and A. Kore. 2000. River flow prediction using artificial neural network: Generalization beyond the calibration range. Hydrol. 233: 138-153.

14- Kohonen, T. 1972. Correlation matrix memories. IEEE Tran on comp. 21.

15- Lauzon, N. J, Roissel. S, Birkundavyi. and H, Trung. 2000. Real Timed Daily flow forecasting using black-box model diffusion Processes and ANN, Civil Eng. 27: 671-682.

16- Mcculoch, W. and W, Pitts. 1943. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. bull mathe Biophy. 5.

17- Rosenblatt, F. 1958. The perseptron: A probabilistic model for information storage and organization in the brain. Psychological Review. 65.

18- Sajikumar, N. and BS, Thandaverwara. 1999. A Non

Archive of SID

www.SID.ir

linear- runoff model using an ANN. Hydrol. 216:32-55.

19- Windrow, B. and ME, Hoff. 1960. Adaptive switching circuits. IRE part A WENCON report, New York.

Archive of SID

www.SID.ir