

شبیه‌سازی رواناب با استفاده از شبکه عصبی - موجکی (مطالعه‌ی موردی: حوضه‌ی آبخیز رود خرسان ۳)

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 برآورد رواناب در حوضه‌ی آبخیز رود خرسان ۳، 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 قدیمتر مقایسه، و تجزیه و تحلیل گردید. بررسی دقت و مقایسه نتایج محاسبات با کاربرد 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

مقدمه

تاکنون کاربرد اصول آشناسی در برآورد و پیش‌بینی رواناب در سطح جهان توفیقات روزافزونی داشته است. مطالعات جامع آشناسی، 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 ادعا نمود، بدون مطالعات آشناسی، 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 آشناسی 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 آشناسان بوده است.

طبق تعریف، هرگاه شدت بارندگی از ظرفیت نفوذ خاک بیشتر باشد، بخشی از آب حاصل از بارندگی در سطح حوضه باقی می‌ماند که پس از پر کردن گودبهای 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 برآورد 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 نداشته‌اند. علت این کاستی را می‌توان به پیچیدگی رابطه‌ی بارش با رواناب نسبت داد. همچنین، برآورد 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 آشناسی با چالش و مشکل تأمین آب برای رفع نیازهای آبی روبرو می‌باشند. در کشورهای در حال توسعه، نظیر ایران، که اقدام به ساختن سازه‌های زیربنایی می‌کنند و از طرفی الفبای آبادانی، آب و طرحهای آبی است، برآورد دقیق اجزای مطالعاتی منابع آب موجود، اهمیت بسزایی دارد (اکبریپور، ۱۳۸۲).

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

به هر حال، رواناب از جمله پدیده‌هایی است که همواره نظر پژوهشگران آشناسی 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 برآورد 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

عناصری به نام نرون^۲ 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، قابلیت‌های 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^۳ گفته می‌شود. شبکه‌های بزرگتر و پیچیده‌تر معمولاً قابلیت‌ها و توانایی‌های، محاسباتی بیشتری را نسبت به شبکه‌های تک لایه دارند، به چنین شبکه‌هایی، شبکه‌های چندلایه^۴ گفته می‌شود.

با این که در سال‌های اخیر شبکه‌های فراوانی از مرتب کردن و چیدن نرون‌های مصنوعی در لایه‌های مختلف به وجود آمده‌اند، 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 پرسپترون^۵ را معرفی نمود. سپس شبکه آدالاین^۶ به وسیله‌ی ویدرو و هان (۱۹۶۰) جهت تشخیص متن ارائه گردید. بعدها کوهونن

هرزابه‌های 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 طولانی مدت 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 می‌کند، 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 صرفاً 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 خصوصاً از سال ۱۹۱۱ قوت گرفت؛ زمانی که برای نخستین بار شخصی بنام سگال^۱، اعلام کرد مغز از

²- neuron

³- single layer network

⁴- multi layer network

⁵- perceptron

⁶- adeline

¹ - segal

می‌شود، با استفاده از ANN نشان داد که در هر دو منطقه، شبکه‌ی MLP^۶ 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 روش‌های قدیمی نظیر وایزی 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 شبیه‌های شناخته شده و یا ناشناخته‌ای وجود دارد که ممکن است کارایی بهتری در بین سایر شبیه‌های شبکه عصبی داشته باشد؛ لذا، برخی محققین در تلاشند تا چنین الگوریتم‌هایی را استخراج کنند.

به عنوان مثال، مقایسه‌ی رابطه‌ی بارش - رواناب در دو حوضه با خصوصیات کاملاً 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)^۷ به شبیه‌سازی فرایند بارش - رواناب در حوضه‌ی آبخیز خرسان سه^۸ در محدوده‌ی استان‌های 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 استان‌های چهارمحال و بختیاری، کهگیلویه و بویراحمد

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

شبکه‌های ART^۱ که قادر به مرتب کردن و طبقه‌بندی اطلاعات ورودی هستند، در نتیجه‌ی مطالعات گراسبرگ و کارپنتر بوجود آمد. اما اصولاً شبکه‌های تک-لایه، کارآیی لازم را در حل مسائلی که نگاشت فضای ورودی به خروجی آنها به توابع غیرخطی نیاز داشت، نداشتند.

هافیلد (۱۹۴۳) گروهی از شبکه‌های عصبی مصنوعی را، که بر اساس وزن ثابت و به صورت حافظه‌ی مشارکتی عمل نموده و امکان حل مسائلی با قیده‌های اولیه را فراهم می‌کردند، معرفی نمود. بعدها، شبکه‌های عصبی بنیادی - شعاعی (RBF)^۲، که دارای قابلیت‌های 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)^۳ در تحلیل روابط غیرخطی موجب به کارگیری شبکه‌ی عصبی در فرآیندهای آشناسی شد؛ لذا، طبیعت غیرخطی فرآیند بارندگی - رواناب، سبب تولید شبیه‌های زیادی در این زمینه گردید. به عنوان نمونه، فرنچ^۴ برای پیش‌بینی الگوی بارش در زمان و مکان از شبکه‌های عصبی استفاده کرد (اکبرپور، ۱۳۸۲). یا در سال ۱۹۹۴ این شبیه به وسیله‌ی کارونانیدی^۵ جهت تخمین جریان رود هورون در میشیگان به کار گرفته شد و مشاهده گردید که شبکه‌ی عصبی، اوج رواناب را پایین‌تر از مقدار مشاهداتی تخمین زده است (ایمری و همکاران ۲۰۰۰). پیش‌بینی جریان خروجی حوضه از طریق شبکه‌های عصبی با ورودی‌هایی 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 کاملاً متفاوت رود لی در انگلستان با بارش برف ناچیز و رود تاتاپوزا در هند که از آبهای زیرزمینی تغذیه

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

حدود ۱۶۷۴ میلیمتر، میانگین سالانه‌ی نم نسبی حدود ۴۷ درصد و ارتفاع میانگین بارندگی سالانه‌ی حوضه‌ی آبخیز حدود ۶۴۵ میلیمتر برآورد گردیده است. با توجه به وسعت حوضه‌ی آبخیز و وجود رشته کوه‌های مرتفع زاگرس، اقلیم منطقه در نقاط مختلف آن متغیر است، بطوری که جنوب تا شمال غرب اقلیم نیمه مرطوب معتدل تا نیمه مرطوب سرد، دامنه‌ها و نواحی هموار شمال شرق، 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 (جدول ۱) 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.

و اصفهان می‌باشد؛ لذا به بررسی مختصر ویژگی‌های این حوضه آبخیز و چگونگی دستیابی به آمار روزانه بارندگی و بده‌ی رواناب در ایستگاه‌های مختلف سینوپتیک (و باران‌سنجی یا اقلیم‌شناسی) و آسنجی 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

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

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

منبع: سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۹

دسترس بودن بیشترین رواناب روزانه در ایستگاههای آب‌سنجی کتا 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 آب‌سنجی واقع در مسیر این رودخانه که اساس برآورد بده‌ی آن بوده، عبارتند از:

رود خرسان 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 وسیله‌ی آن، ۰.۹ درصد می‌باشد.

با توجه به وجود آمار بده‌ی حداکثر روزانه‌ی ایستگاه آب‌سنجی بارز از سال آبی ۳۶-۱۳۳۵، و همچنین در

۲- تحلیل حوضه‌ی زمان- تناوب (یا همان تحلیل قطعه‌ای فوریه)^۲.

۳- تحلیل زمان- مقیاس (یا همان تحلیل موجکی)^۳.
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 می‌شوند. 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^۴ 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^۵ و همکارانش ارائه و بسط داده شد (حیدری و همکاران، ۱۳۸۲). اما اخیراً تحلیل موجک (انگاره‌ی موجک)، توجه زیادی را به خود جلب کرده است. این انگاره در زمینه‌های بسیاری از جمله تحلیل علامت گذرا^۶، تحلیل تصویر^۷ و سامانه‌های ارتباطی^۸ و پردازش پردازش سایر علامت‌ها با موفقیت به کار گرفته شده است. در حقیقت، تحلیل موجک، روشی کارا جهت تحلیل و تقریب‌سازی علامت‌های ناپایدار^۹ می‌باشد؛ علامت‌هایی که اغلب متأثر از دو عامل زیر می‌باشند: به عبارتی

- 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 کتا (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 ۴۰۶۰۶ 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 گرمرو): 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 می‌باشد.

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 روش‌های 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)^۱.

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

¹ - fourier analysis

تحلیل حساسیت (SA)^۱

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^۲، و به کمک نرم‌افزار SPSS، استفاده گردیده است. رابطه‌ی تحلیل حساسیت به شرح زیر است:

$$SA = \sum_{i=1}^n \frac{(a_i - a_j)}{C} \times 100 \quad \text{رابطه‌ی (۲):}$$

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 داده‌های هر کدام از ورودی‌های شبیه به نسبت‌های 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 ورودی‌ها، $+0.5$ ، -0.5 ، $+0.1$ و $+0.2$ 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، وزن‌های 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

علامت‌های ناپایدار نظیر بارندگی و رواناب، علامت‌هایی هستند که تناوب‌های متفاوتی در زمان‌های مختلفی از موج در آنها اتفاق می‌افتد:

۱- چگونگی مکان‌یابی تغییرات ناگهانی مؤثر.

۲- چگونگی تشخیص رفتارهای بلندمدت.

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

$$\int \psi(t) dt = 0 \quad \text{رابطه‌ی (۱):}$$

در حالی که موج‌های سینوسی از نظر زمان دارای دوره‌ی محدودیت نبوده و تعداد بیشماری دوره‌ی منظم و از پیش تعیین شده دارند، موجک‌ها 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 داده‌های 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.

^۱- sensivity analysis

^۲- stepwise

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 زوج‌های آموزشی و ورود به شبکه استفاده گردید.

انتخاب بهترین ساختار نرونی برای حوضه

آمار آماده‌سازی شده به منظور ارائه‌ی شبیه‌بارندگی - رواناب در حالت‌های مختلف به کار گرفته شد. به این معنی که به منظور دستیابی به بهترین نتیجه، ترکیب - های مختلفی در ساختار نرونی شبکه‌ها، انتخاب و آزمایش‌های 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 نرون‌ها، قابلیت شبکه افزایش می‌یابد، ولی الزاماً موجب بهبود نگردیده و زمان آموزش نیز افزایش می‌یابد، لذا، در امور آشناسی معمولاً 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 می‌گردد، به منظور ارتقاء نتایج شبکه‌ی عصبی، با بهره‌گیری از موجک‌های Raspol, Pollywog 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 مطلوب‌تر بکارگیری این شبیه‌نسبت به شبیه‌های 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 شبیه‌های قدیمی‌تر از طریق مبنای خطای R و

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:

$$X_N = \frac{X_{\max} - X_i}{X_{\max} - X_{\min}} \quad \text{رابطه‌ی (۳)}$$

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 الگوریتم‌های 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 الگوریتم‌ها نتایج بسیار ضعیفی داشته که حذف شده و الگوریتم‌های رضایتبخش بر جای ماندند. به منظور مقایسه نتایج حاصل از هر کدام از این الگوریتم‌ها از شاخص‌های آماری ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE)^۱، و ضریب نکویی برازش یا مبنای خطا (R)^۲ استفاده شد.

بررسی تأثیر نوع ورودی‌ها 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 گردید 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

^۱ - root Mean square error

^۲ - r square

و پایداری نتایج حاصل از این شبکه نسبت به سایر شبکه‌ها- 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 ایستگاه‌های یاسوج، سمیرم و بروجن از اهمیت بیشتری نسبت به دو ایستگاه دیگر برخوردار اند.

جدول ۲- بخشی از جواب‌های شبکه برای تغییرات

درصد بارندگی در ایستگاه لردگان

برای محاسبه‌ی خرسان ۳ (تحلیل حساسیت)

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

جدول ۳- 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: ^۱BFG، ^۲OSD، ^۳GD، ^۴GDX، ^۵GDA، ^۶GDM، ^۷LM، ^۸SCG و ^۹RP. در میان الگوریتم‌های بکار گرفته شده، الگوریتم‌های SCG، BFG و LM با وجودی بالا بودن مدت زمان آموزش نسبتاً طولانی، از عملکرد بهتری برخوردار بوده‌اند.

RMSE به دست آمد (جدول ۹). همچنین، با تغییر در فراسنج تأخیر در موجک‌ها در حالتی که این فراسنجه‌ها برابر با ۰.۲، ۲ و ۱۰ بودند، از شبکه‌های عصبی- موجکی به دست آمده نیز استفاده شد.

به کارگیری و مقایسه سایر شبیه‌های شبکه‌ی

عصبی با شبیه NWN

در کنار استفاده از شبیه NWN، از شبیه‌های شبکه‌ی عصبی انتشار برگشتی (ANNFF)، و شبکه عصبی بنیادی- شعاعی (ANNRBF) نیز جهت نشان دادن کارایی شبیه در مقایسه با سایر شبیه‌ها استفاده شده است. پس از تخمین شبیه‌ها، به منظور پاسخ به این پرسش که خط وایزش تخمین زده شده چه اندازه‌ی با مشاهدات واقعی تطابق دارد، از معیارهای مناسب سنجش نیکویی برازش استفاده گردید. لذا، جهت سنجش درستی شبیه‌ها 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 گردید که به صورت‌های ذیل تعریف می‌شوند:

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

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

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

مباحث و یافته‌ها

تحلیل حساسیت (SA)

ابتدا گروه زمانی بارندگی روزانه ایستگاه‌های 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

^۱ - bFGS quasi newton

^۲ - one step descent

^۳ - gradient descent

^۴ - gradient descent X

^۵ - gradient descent A

^۶ - gradient descent momentum

^۷ - Levenberg Marquardt

^۸ - Scaled Conjugate Gradient

^۹ - Resilient Bach propagation

شده است. به منظور ارزیابی و مقایسه‌ی دقیق شبکه‌ها و تأثیر نوع ورودی‌ها بر نتایج شبکه، از الگوریتم آموزشی SCG، که بهترین نتایج را داشته، استفاده شد.

همان‌طور که مشخص است، با در نظر 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.

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

انتخاب ورودی‌های مناسب برای شبکه

تأثیر نوع ورودی‌ها 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

جدول ۴- تأثیر ورودی‌ها بر نتایج شبکه در حوضه‌ی آبخیز رود خرسان ۳

نوع ورودی شبکه	الگوریتم آموزشی	نتایج در مرحله آزمون		نتایج در مرحله آموزشی	
		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	۰.۰۰۳	۰.۸۲	۰.۲۱

برتر انتخاب گردید. در ادامه به منظور ارتقای نتایج از جایگزینی موجک به جای توابع یاد شده، بهره گرفته شد.

انتخاب ثانویه داده‌های رواناب (زوج‌های 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.

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

جدول ۵- زوج‌های آموزشی جهت تشکیل شبکه برای محاسبه بدهی حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

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

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

جدول ۶- زوج های آموزشی معیار شده جهت تشکیل شبکه برای محاسبه‌ی بدهی حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

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

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

۰.۴۳ با خطای ۰.۰۵ و ۰.۴۱ به ترتیب برای مراحل آموزش و آزمون است.

جدول ۷- نتایج به کارگیری شبکه‌ی انتشار برگشتی و انتخاب بهترین ساختار برای داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

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

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

جدول ۸- نتایج به کارگیری شبکه بنیادی- شعاعی، و انتخاب بهترین فراسنج برای داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

نام حوضه	اندازه‌ی 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 موجک‌ها از شبکه‌ی عصبی- موجکی به دست آمد. این تأخیرها در حالت‌های ۰.۲، ۰.۲ و ۱۰ بوده که نتایج آن در جدول (۹) آمده‌اند. سپس شبیه‌های دیگر شبکه‌ی عصبی نیز مورد استفاده قرار

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 اندازه‌ی 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 شده‌اند. ضریب همبستگی نتایج داده‌های مرحله آموزش و آزمون، فاصله زیادی نداشته، و همان‌طور که قبلاً 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. همان‌طور که مشاهده می‌شود، ضریب همبستگی، در حالتی که فراسنج گسترش کمتر از یک می‌باشد، قابل قبول بوده ولی اندازه‌ی 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

اگرچه عملکرد همه موجک‌های محرک به کار گرفته شده در شبیه‌سازی شبکه عصبی - موجکی قابل قبول است، ولی در میان این الگوریتم‌ها، 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 شبیه‌های FF و RBF افزایش چشمگیری اتفاق افتاد. همان‌طور که نتایج جدول (۹) نشان می‌دهند ضرایب R برای شبیه‌های مذکور به ترتیب ۰.۷۱ و ۰.۶ است، در حالی که این ضریب برای تمامی الگوریتم‌های به کار گرفته شده در شبیه‌سازی 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 شبیه‌های مختلف برای داده‌های رواناب حوضه‌ی آبخیز خرسان ۳

ضریب	ANN (FF)	ANN (RBF)	NWN (شبکه‌ی عصبی - موجکی)								
			Pollywog			Rasp			Shannon		
			$\frac{2}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{0}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{0}{3}$	$\frac{2}{3}$	$\frac{1}{3}$	$\frac{0}{3}$
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

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

- نوع ورودی‌ها 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 داشته‌اند (یعنی مرحله $a=0.2$ در الگوریتم Pollywog).

گرفتند. نتایج به کارگیری شبکه‌ی عصبی - موجکی، شبکه انتشار برگشتی و شبکه‌ی عصبی - شعاعی جهت مقایسه در جدول (۹) آمده‌اند. 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.

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 اندازه‌ی 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 داشته‌اند.

- ۷- منهاج، م. ب. ۱۳۷۹. مبانی شبکه‌های عصبی مصنوعی. مرکز نشر دانشگاه صنعتی امیرکبیر.
- ۸- نجمایی، م. ۱۳۶۹. آشناسی 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- Mcculloch, 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

- 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، شبیه‌عصبی- موجکی به عنوان الگوی مناسب تر در شبیه‌سازی 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 سازه‌ها در برابر زلزله با استفاده از انگاره موجک. ششمین کنفرانس بین‌المللی مهندسی عمران. دانشگاه صنعتی اصفهان.
- ۳- سازمان هواشناسی کشور، ۱۳۸۹.
- ۴- شاهی‌نژاد، ب. ۱۳۸۱. شبیه‌بندی 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- لوابی، ع. ۱۳۸۱. طرح بهینه‌سازی سازه‌های فضاکار با استفاده از الگوریتم وراثتی و شبکه‌های عصبی مصنوعی. پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه شهید باهنر کرمان.

- 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.

