

مقایسه تخمین بار معلق به دو روش منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی (مطالعه موردی رودخانه دوغ استان گلستان)

*امیر احمد دهقانی^۱، محمدابراهیم زنگانه^۲، ابوالفضل مساعدی^۳ و نسرين کوهستانی^۲

^۱استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، دانشجوی کارشناسی ارشد گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان، ^۲دانشیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان
تاریخ دریافت: ۸۷/۷/۸؛ تاریخ پذیرش: ۸۸/۵/۵

چکیده

در کشور ما اطلاعات دقیق و صحیح از فرسایش، انتقال رسوب و رسوب‌گذاری بسیار کم است و بین اندازه‌گیری‌ها و برآوردهای انجام شده نیز اختلاف زیادی مشاهده می‌شود. جوان بودن تحقیقات در این رشته و فقدان اندازه‌گیری‌های درازمدت رسوب، مانع از دستیابی به اعداد قابل اعتماد شده است. با توجه به اینکه در رودخانه‌ها همواره فرسایش و انتقال رسوب صورت می‌گیرد، بنابراین بررسی ظرفیت حمل رسوب جریان و مکانیسم انتقال رسوب در هیدرولیک رودخانه و مورفولوژی آن، از اهمیت ویژه‌ای برخوردار می‌باشد. پدیده انتقال رسوب از جمله فرآیندهای هیدرودینامیکی مهمی است که بسیاری از سازه‌های رودخانه‌ای و تاسیسات عمرانی را تحت تأثیر قرار می‌دهد و به‌عنوان یکی از بزرگ‌ترین مشکلات بهره‌برداری از منابع آب‌های سطحی در جهان مطرح می‌باشد. در این مقاله شبکه عصبی مصنوعی به‌صورت روشی مؤثر جهت تخمین مقدار رسوب معلق به کار گرفته شده است. دبی جریان مورد نظر همراه با دبی جریان روز قبل و وضعیت هیدروگراف (به لحاظ شاخه صعودی یا نزولی هیدروگراف) به‌عنوان پارامترهای ورودی و دبی بار معلق رسوب به‌عنوان پارامتر خروجی در نظر گرفته شد. در این تحقیق پس از طرح و آموزش شبکه، کاربرد این مدل هوشمند در برآورد رسوب برای رودخانه مادر سو (دوغ) در استان گلستان بررسی گردید و نتایج به‌دست آمده از آن با روش متداول منحنی سنجه رسوب مقایسه شد. نتایج نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی با دقت بسیار مناسب و با اطمینان بیشتر ($R^2=0/98$, $RMSE=0/015$ و $NASH=0/97$) می‌تواند نسبت به روش منحنی سنجه با و بدون دسته‌بندی داده‌ها برای تخمین بار معلق رسوب مورد استفاده قرار گیرد.

واژه‌های کلیدی: بار معلق، شبکه‌های عصبی مصنوعی، منحنی سنجه رسوب، استان گلستان، رودخانه دوغ

مقدمه

وارد شدن خسارات به ابنیه آبی و مزارع، رسوب‌گذاری در کف کانال و بسیاری مسایل و مشکلات دیگر را در بر دارد. همچنین با توجه به اصول برداشت مصالح رودخانه‌ای و لزوم اطلاع از میزان رسوبات حمل شده توسط جریان رودخانه در طراحی سازه‌های رودخانه‌ای، ضرورت بررسی

انتقال رسوب و رسوب‌گذاری، پیامدهایی چون ایجاد جزایر رسوبی در مسیر رودخانه و در نتیجه کاهش ظرفیت انتقال جریان‌های سیلابی، کاهش عمر مفید سدها و ظرفیت ذخیره مخازن، خوردگی تاسیسات سازه‌های رودخانه‌ای و

* - مسئول مکاتبه: a.dehghani@gau.ac.ir

و مطالعه روش‌های مختلف برآورد بار رسوب رودخانه‌ها به روشنی تبیین می‌شود.

سابقه بررسی علمی در مورد انتقال رسوب معلق رودخانه‌ها بیش از صد سال است (والینگ و وب، ۱۹۸۱). به طوری که نخستین نمونه برداری از بار معلق رودخانه‌ها در سال ۱۸۴۵ میلادی در رودخانه می‌سی‌سی‌پی انجام شد (میرابوالقاسمی و مرید، ۱۹۹۵). به طور کلی روش‌های برآورد بار معلق رودخانه‌ها را می‌توان به دو دسته تقسیم نمود. روش‌های مبتنی بر قوانین دینامیک و مکانیک سیالات که اغلب توسط متخصصان علم هیدرولیک ارائه و به روش‌های هیدرولیکی برآورد بار معلق شهرت یافته‌اند و روش‌های مبتنی بر اندازه‌گیری مستقیم و تحلیل‌های آماری که بیشتر توسط صاحب‌نظران علم هیدرولوژی توصیه و تحت عنوان روش‌های هیدرولوژیکی برآورد بار معلق نامیده می‌شوند. روش اندازه‌گیری بار معلق رسوب که بر پایه اندازه‌گیری غلظت رسوب معلق و بده جریان استوار است، روشی مطمئن است که مستلزم اندازه‌گیری پیوسته بوده و معمولاً تنها برای رودخانه‌های مهم و دایمی مقدور می‌باشد (تلوری، ۲۰۰۱؛ پاوانلی و بیگی، ۲۰۰۴؛ صادقی، ۲۰۰۵؛ عرب‌خدری، ۲۰۰۵؛ پرهمت و دومیری‌گنجی، ۲۰۰۵). با استفاده از داده‌های اندازه‌گیری شده بار معلق رسوب و به کمک معادله سنجه رسوب می‌توان مقدار رسوب انتقالی را برآورد کرد. همچنین برآورد رسوب از طریق این معادله همواره با مقداری خطا همراه می‌باشد (مساعدی، ۱۹۹۸؛ آسلمن، ۲۰۰۰؛ عرب‌خدری و همکاران، ۲۰۰۵؛ اعظمی و همکاران، ۲۰۰۵؛ میرباقری و رجایی، ۲۰۰۶). شریفان و کوچک‌زاده (۲۰۰۲) در رودخانه‌های شاخص استان گلستان با استفاده از روش USBR که در آن از معادله نمایی و منحنی تداوم جریان رودخانه استفاده می‌شود، میزان بار معلق متوسط روزانه و سالانه رودخانه‌ها در محل ایستگاه‌ها را برآورد کردند. مورهد و همکاران (۲۰۰۳) بیان می‌کنند که تغییرات میزان رسوب در حال انتقال در رودخانه‌ها بیشتر در ارتباط با تغییرات دبی می‌باشد. مساعدی و همکاران (۲۰۰۵) مدل ماهانه را در ایستگاه مراوه (اترک) پیشنهاد نمودند. نتایج بررسی صادقی

(۲۰۰۵) بیانگر توانایی مفهوم رگرسیون در تهیه دو معادله جداگانه برای شاخه‌های بالارونده و پایین‌رونده آب‌نگار در حوزه‌های امامه و زرین‌دخت بوده است. آچیت و اویمیلن (۲۰۰۷) در بررسی برآورد رسوب بیان می‌کنند که روابط رگرسیونی نشان داد، اولاً، مقادیر پیش‌بینی شده ۲۵-۲۰ درصد بیشتر از مقادیر واقعی است. ثانیاً، طبق سری‌های زمانی موجود، برآورد دقیق‌تر نیاز به دوره‌های طولانی مدت دارد. همچنین بیشترین مقدار رسوب مربوط به پاییز و سپس بهار می‌باشد. ایشان پیشنهاد می‌کنند جهت بررسی دقیق‌تر، تغییرات آب و هوایی را نیز باید مورد توجه قرار داد.

از آنجایی که استفاده از روش‌های معادله سنجه رسوب همواره با خطای زیادی همراه است. بنابراین لزوم استفاده از روشی هوشمند مانند شبکه عصبی مصنوعی در برآورد مقدار بار معلق احساس می‌شود.

کاربرد شبکه‌های عصبی مصنوعی اولین بار توسط فرنچ در سال ۱۹۹۲ در بحث‌های مربوط به منابع آب بیان گردید و از آن پس به طور چشم‌گیری در این زمینه از آن استفاده می‌شود (فرنچ و همکاران، ۲۰۰۳). مبانی و کاربردهای مختلف شبکه‌های عصبی مصنوعی در مطالعات هیدرولوژی و هیدروژئولوژی طی مقاله‌ای به وسیله انجمن مهندسی عمران آمریکا ارائه شد (انجمن مهندسان عمران آمریکا، ۲۰۰۰). سارانگی و باتاچاریا (۲۰۰۵) در حوضه بان‌ها در هندوستان با استفاده از مدل شبکه عصبی نتیجه گرفتند که این مدل نسبت به روش رگرسیون از دقت بالایی برخوردار است. ابوالواسط و شهرادفر (۲۰۰۷) با استفاده از داده‌های ورودی دبی، اشل و دمای ماهانه و الگوریتم لونیگ-مارکواردت^۱ به محاسبه بار معلق در حوضه اهرچای پرداختند. شوشتری و کاشفی‌پور (۲۰۰۷) با بررسی ۱۰ داده ورودی به این نتیجه رسیدند که ۳ داده دبی، بارندگی روز قبل و عرض سطح آب بیش از بقیه پارامترها در میزان بار معلق مؤثرند. نگاهی به مراجع نشان می‌دهد که بررسی‌های زیادی در خصوص اثر روند افزایشی یا کاهش جریانی در دبی

1- Levenberg-Marquardt Method

چقر شیرملی، قراول، گینک لیک، خواجه لر و گرگر را تامین می‌کند و در نهایت به رودخانه گرگان‌رود می‌ریزد. طول رودخانه ۵۰ کیلومتر، شیب بستر کوهستانی آن ۲ درصد، شیب بستر جلگه‌ای ۰/۶ درصد و شیب متوسط بستر آن ۱ درصد می‌باشد. ایستگاه هیدرومتری این رودخانه در تنگراه از نوع تکمیلی بوده و از سال ۱۳۴۵ آماربرداری می‌کند. همچنین این ایستگاه دارای مختصات جغرافیایی با طول ۴۴°۵۵، عرض ۲۷°۳۷، ارتفاع ۳۳۰ متر و مساحت ۱۷۹۱ کیلومتر مربع می‌باشد. موقعیت جغرافیایی حوزه آبریز مورد مطالعه در شکل (۱) نشان داده شده است.

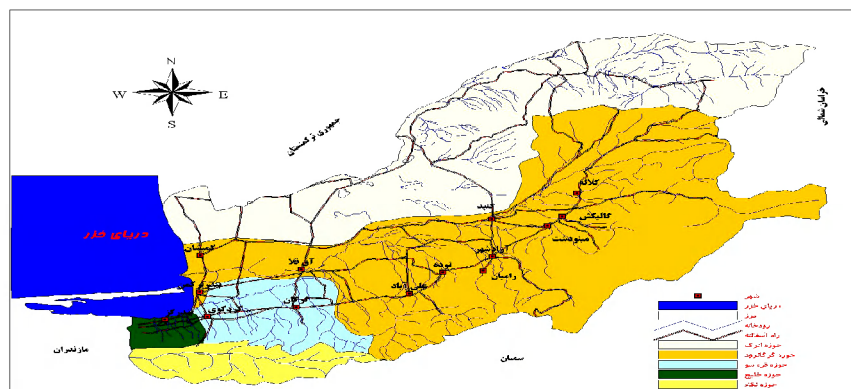
در ابتدا پس از کنترل صحت داده‌ها، حدود ۳۵۰ نمونه مطلوب دبی آب و دبی رسوب از مجموع ۳۵۸ نمونه، در اختیار قرار گرفت که محدوده داده‌های مورد استفاده در جدول (۱) نشان داده شده است.

رسوب انجام نشده، بنابراین در این پژوهش علاوه بر داده‌های متناظر دبی جریان و دبی رسوب، تاثیر روند افزایش یا کاهش در شاخه‌های هیدروگراف بر میزان رسوب معلق دیده شده است.

در این پژوهش همچنین با توجه به مزایای شبکه‌های عصبی مصنوعی و نیز عملکرد مناسب آن در بسیاری از موارد در مهندسی منابع آب، قابلیت روش هوشمند شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش معادله سنجه رسوب با و بدون دسته‌بندی داده‌ها مورد ارزیابی قرار می‌گیرد.

مواد و روش‌ها

حوزه آبریز مورد مطالعه: رودخانه دوغ یا مادرسو از شاخه‌های رودخانه گرگان‌رود می‌باشد که در شمال مرکز شهرستان مینودشت جریان دارد و از کوه فلور با ارتفاع ۱۶۳۲ متر واقع در ۲۰ کیلومتری شرق شهرستان مینودشت سرچشمه می‌گیرد. آب آبدی‌های منجلو، آجن شیرملی،



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی حوزه آبریز مورد مطالعه.

جدول ۱- محدوده داده‌های مورد استفاده.

پارامتر	دبی جریان (مترمکعب بر ثانیه)	دبی رسوب (تن در روز)
حداکثر	۱۵/۰۵	۱۱۵۴
حداقل	۰/۰۱۵	۰/۰۵
میانگین	۱/۶۵	۲۵۴/۷۱
انحراف معیار	۲/۶۹	۲۱۹۸/۲

شبکه‌های عصبی پس‌خور با ساختار پرسپترون چندلایه، MLP: دیدگاه شبکه‌های عصبی مصنوعی در دهه ۴۰ از قرن بیستم و زمانی که مک‌کلاچ و پیتز (۱۹۴۳) نشان دادند که شبکه‌های عصبی مصنوعی می‌توانند هر تابع حسابی و منطقی را محاسبه نماید، مطرح گردید. نخستین کاربرد عملی شبکه‌های عصبی در اواخر دهه ۵۰ توسط روزنبلات (۱۹۵۸) با معرفی شبکه‌های چندلایه پرسپترون صورت گرفت. آنها شبکه‌ای طراحی کردند که قادر بود الگوها را از هم‌شناسایی نماید. در همین زمان بود وایدرو و هاف (۱۹۶۰) شبکه تطبیقی (ADALINE)^۴ را با قانون یادگیری جدید مطرح نمودند، که از لحاظ ساختار شبیه ساختار پرسپترون می‌باشد (منهاج، ۲۰۰۱). تحقیق بر روی این شبکه‌ها تا سال ۱۹۸۶ ادامه داشت تا اینکه توسط راملهارت و همکاران (۱۹۸۶) تئوری الگوریتم پس انتشار خطا (BPA)^۵ مطرح شد و تحولی عظیم در شبکه‌های عصبی مصنوعی و کاربرد آنها ایجاد نمود.

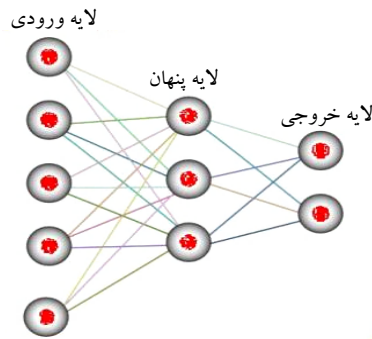
به‌منظور پیش‌بینی، مدل‌های (BPNN)^۶ شامل یک لایه ورودی، تعدادی لایه میانی و یک لایه خروجی هستند که به‌طور شماتیک در شکل (۲) نشان داده شده است. تعداد نرون در هر لایه مخفی از طریق سعی و خطا تعیین می‌گردد. نرون‌ها برای محاسبه خروجی خود، ورودی دریافتی را از یک تابع آستانه عبور می‌دهند. این توابع به انواع مختلف نظیر توابع باینری، سیگموئیدی، تانژانت هیپربولیک، خطی و گوسی تقسیم می‌شوند. انواع مختلفی از شبکه‌های عصبی همانند شبکه پرسپترون چندلایه، MLP، شبکه تابع پایه شعاعی RBF، شبکه هاپفیلد Hopfield و... وجود دارند که با توجه به کاربرد گسترده شبکه پرسپترون چند لایه در مهندسی آب در پژوهش حاضر نیز از این مدل استفاده شده است.

شبکه عصبی مصنوعی: طی دهه اخیر مدل‌های جدیدی به نام شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN)^۱ به ابزارهای پیش‌بینی افزوده شده‌اند که نتایج قابل‌قبولی در زمینه‌های کاربردی مختلف از خود نشان داده‌اند. شبکه‌های عصبی مصنوعی یک شبیه‌سازی از دستگاه عصبی طبیعی است و شامل مجموعه‌ای از واحدهای عصبی به نام نرون^۲ می‌باشد که توسط ارتباطاتی موسوم به آکسون^۳ به هم متصل شده‌اند. در شبکه‌های عصبی مصنوعی سعی بر این است که ساختاری مشابه ساختار بیولوژیکی مغز انسان و شبکه عصبی بدن طراحی شود تا همانند آن قدرت یادگیری، تعمیم‌دهی و تصمیم‌گیری داشته باشد. در این شبکه‌ها هدف آن است که با معرفی تاریخچه عملکرد یک سیستم مکانیکی، مدل آموزش یافته و نحوه عملکرد سیستم در حافظه ذخیره شود و در مواردی که قبلاً با آن مواجه نشده است، مورد استفاده قرار گیرد (کارآموز و کراچیان، ۲۰۰۳).

مدل‌های شبکه عصبی در مورد فرآیندهایی که تعریف دقیق و درک خاصی از آنها وجود ندارد، بسیار مؤثر عمل می‌کنند. خصوصیت دیگر این مدل‌ها که آنها را نسبت به سایر روش‌ها و الگوریتم‌ها متمایز می‌نماید حساسیت کمتر آنها نسبت به وجود خطا در ورودی‌ها است. علت این امر پردازش گسترده اطلاعات توزیعی می‌باشد. در این سیستم فعالیت‌های پیچیده با ساختاری به‌شدت موازی انجام می‌شود و به جای اینکه تمام بار فعالیت بر دوش یک واحد محاسباتی سریع قرار گیرد، تعداد زیادی واحدهای محاسباتی ساده به‌صورت مشترک انجام آن را بر عهده دارند. این تقسیم کار، پیامد مثبت دیگری نیز در پی دارد و آن این است که چون تعداد زیادی نرون در یک زمان درگیر فعالیت هستند، سهم هر یک از نرون‌ها چندان دارای اهمیت نیست. بنابراین وجود خطا در یکی از آنها و نتیجه آن تأثیر چندانی بر روی سایر واحدهای محاسباتی نخواهد داشت (بیل و همکاران به نقل از البرزی، ۲۰۰۱).

4- Adaptive Linear Element
5- Back-Propagation Algorithm
6- Back-Propagation Neural Network

1- Artificial Neural Networks
2- Neuron
3- Axon



شکل ۲- ساختار شبکه عصبی مصنوعی.

در این رابطه Q_{sim} مقدار تخمین زده شده، Q_{obs} مقدار مشاهده شده و Q_{mean} میانگین اعداد مشاهده شده است. **منحنی سنج رسوب:** از جمله روش‌های متداول در تخمین دبی بار رسوب معلق در ایستگاه‌های هیدرومتری، ایجاد ارتباطی بین داده‌های دبی رسوب با داده‌های دبی متناظر آنها می‌باشد که از برازش منحنی بین مقادیر دبی جریان و رسوب معلق متناظر آن به دست می‌آید:

$$Q_s = a Q_w^b \quad (3)$$

در این معادله Q_s : دبی رسوب معلق (معمولاً بر حسب تن در روز)، Q_w : دبی جریان متناظر آن (معمولاً بر حسب مترمکعب بر ثانیه) و a و b : ضرایب معادله می‌باشند.

هم‌چنین به منظور افزایش دقت برآورد رسوب به روش منحنی سنج، روش‌های مختلفی پیشنهاد شده که یکی از بهترین آنها دسته‌بندی داده‌ها به صورت‌های مختلف می‌باشد. دسته‌بندی داده‌ها می‌تواند به صورت دسته‌بندی سالانه، فصلی، ماهانه، حد وسط دسته‌ها، دبی کلاسه، دوره مشابه هیدرولوژیکی، دوره کم‌آبی و پرآبی مورد استفاده قرار گیرد.

استفاده از شبکه عصبی مصنوعی در تخمین دبی رسوب رودخانه دوغ: در این مقاله به منظور تخمین دبی رسوب رودخانه دوغ از داده‌های متناظر بین دبی رسوب و دبی جریان ایستگاه هیدرومتری تنگراه استفاده گردید. پارامترهای دبی روز مورد نظر و دبی روز قبل آن و نیز وضعیت هیدروگراف سالیانه بین سال‌های ۱۳۸۵-۱۳۴۵ به‌عنوان ورودی و پارامتر دبی رسوب به‌عنوان خروجی در

روش انجام کار با شبکه عصبی به این صورت است که ابتدا کل داده‌ها به ۲ دسته داده‌های آموزشی و داده‌های آزمون تقسیم می‌شود. الگوی آموزشی باید تا حد امکان کل فضای داده‌ها را پوشش دهد تا قابلیت تعمیم شبکه افزایش یابد و پس از تعمیم شبکه به سرعت بتواند به ازای هر ورودی، خروجی متناظر با آن را ارایه نماید.

منظور از آموزش در شبکه‌های عصبی مصنوعی، محاسبه وزن اتصالات مختلف جهت تولید خروجی مطلوب است. شیوه عمل پرسپترون چندلایه به این صورت است که با فرض وزن‌های فرضی برای اتصالات مختلف، الگوها به ترتیب به شبکه عرضه شده و سپس خروجی آن محاسبه می‌گردد. سپس با مقایسه خروجی شبکه با خروجی مطلوب یا واقعی، میزان خطا برای اصلاح وزن‌های شبکه از طریق رابطه (۱) محاسبه می‌شود و آن را به عقب از یک لایه به لایه قبل منتشر می‌سازد.

$$E_p = 0.5 \times \sum (O_{pj} - Y_{pj})^2 \quad (1)$$

در این رابطه E_p مقدار خطای الگو و O_{pj} خروجی واقعی در گره j است و Y_{pj} خروجی محاسبه شده توسط شبکه عصبی است (فتاحی و همکاران، ۲۰۰۷).

به‌منظور ارزیابی نتایج از آماره‌های مختلف مانند ضریب تعیین، R^2 ، میانگین مربعات خطا، MSE ، جذر میانگین مربعات خطا، $RMSE$ ، مجموع مربعات خطا، SSE و ضریب ناش استفاده شده است. ضریب ناش از رابطه (۲) محاسبه می‌شود:

$$NASH = 1 - \frac{\sum (q_{sim} - q_{obs})^2}{\sum (q_{sim} - q_{mean})^2} \quad (2)$$

قبل از آموزش شبکه، نرمال کردن داده‌ها از مهم‌ترین نکات به شمار می‌آید. چرا که اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود. برای جلوگیری از بروز چنین شرایطی و همچنین به لحاظ یکسان کردن ارزش داده‌ها برای شبکه، عمل نرمال‌سازی داده‌ها مطابق رابطه (۶) صورت گرفته تا هنگام آرایه داده‌ها به شبکه دارای مقادیری بین ۰ و ۱ باشند.

$$P_N = (P - P_{\min}) / (P_{\max} - P_{\min}) \quad (7)$$

در این رابطه P_N معرف داده‌های نرمال شده، P معرف داده‌های مشاهداتی، P_{\max} و P_{\min} به ترتیب مقدار حداکثر و حداقل داده‌ها می‌باشند (آوریده و همکاران، ۲۰۰۱).

شبکه عصبی مورد استفاده برای آموزش، شبکه پرسپترون چندلایه و روش آموزش آن، پس انتشار خطا می‌باشد. این شبکه با استفاده از نرم‌افزار MATLAB 7.2 شبیه‌سازی شده و لایه ورودی آن از ۳ نرون شامل دبی جریان همان روز، دبی روز قبل و وضعیت هیدروگراف در آن روز و لایه خروجی آن از یک نرون شامل دبی رسوب تشکیل شده است. به این منظور از ۳۵۰ داده استفاده شده که ۲۸۵ نمونه برای آموزش و ۶۵ نمونه برای آزمون شبکه بوده، در لایه مخفی از تعداد نرون‌های متفاوتی استفاده شده و تعداد بهینه آن برای به حداقل رساندن خطا تعیین گردیده است. در ابتدا با تعداد نرون کمتری آموزش شبکه را آغاز کرده و به تدریج تعداد نرون‌ها افزایش داده می‌شود. این افزایش تا زمانی ادامه می‌یابد که تغییری در وضعیت شبکه حاصل نشود. البته می‌توان تعداد تکرار را نیز تا حدی که مقدار خطا ثابت می‌گردد، افزایش داد.

نتایج و بحث

با توجه به آزمون G-B که پارامترهای آماری آن در جدول (۲) نشان داده شده، هیچ‌یک از داده‌های متناظر دبی جریان و دبی رسوب پرت نبوده است.

نظر گرفته شده است. انتخاب پارامتری به نام وضعیت هیدروگراف به این جهت است که بتوان اثرات شاخه صعودی و نزولی هیدروگراف را به طوری شبیه‌سازی نمود. برای نمایش وضعیت هیدروگراف سالیانه، پس از رسم هیدروگراف برای هر سال، بر مبنای میزان تغییر ۱۰ درصد نسبت به روز قبل، در حالت افزایشی کد +۱ و در حالت کاهش کد -۱ و نیز برای حالت بدون تغییر کد صفر داده شد.

برای یافتن داده پرت از آزمون گرویز- بک (G-B) استفاده شده، که الگوریتم آن در زیر شرح داده می‌شود:

اگر N داده X_1 تا X_N معرف اعضای نمونه باشند، ابتدا از آنها لگاریتم طبیعی گرفته شده و داده‌های جدید Y_1 تا Y_N نامیده می‌شوند ($Y_i = \ln X_i$). سپس میانگین و انحراف معیار Y_i ها (\bar{y} و S_Y) را حساب نموده، آنگاه K_N که به آماره گرویز- بک معروف است و همچنین X_H (پوش بالای داده‌ها) و X_L (پوش پایین داده‌ها) را به شرح روابط (۴) تا (۶) محاسبه می‌نمایند. اگر داده‌ای از X_H بزرگ‌تر باشد، به داده پرت بالا و اگر از X_L کوچک‌تر باشد به داده پرت پایین معروف است (رضایی‌پژند، ۲۰۰۱).

$$K_N = -3/62201 + 6/28446N^{1/75} - 2/49835N^{1/5} + 0/491436N^{1/75} - 0/37911N \quad (4)$$

$$X_H = \text{Exp}(\bar{y} + K_N \cdot S_Y) \quad (5)$$

$$X_L = \text{Exp}(\bar{y} - K_N \cdot S_Y) \quad (6)$$

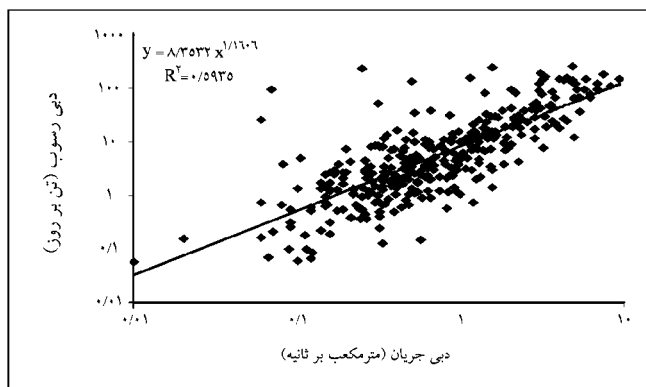
برای آموزش شبکه عصبی ابتدا ۸۵ درصد از داده‌ها که معرف تمامی شرایط ممکن باشد انتخاب شده و ۱۵ درصد آن جهت آزمون عملکرد شبکه تحت آموزش به کار برده شد. نکته مهم در انتخاب داده‌های آزمون آن است که گستره وسیع از انواع داده‌ها را دربر می‌گیرد. به این منظور در گزینش داده‌های آزمون سعی شده اولاً مقادیر حداکثر و حداقل را دربر نگیرد و ضمناً سعی شده سری داده‌های آزمون و آموزش به لحاظ پارامترهای میانگین و انحراف معیار به هم نزدیک باشند.

جدول ۲- نتایج آزمون داده پرت گرویز- بک.

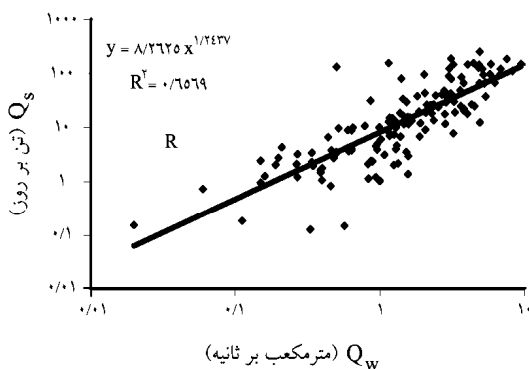
تعداد داده‌ها	آماره گرویز- بک	انحراف معیار لگاریتم طبیعی داده‌ها	میانگین لگاریتم طبیعی داده‌ها	پوش بالای داده‌ها	پوش پایین داده‌ها
۳۵۰	۳/۱۷۵	۱/۲۷۹۴	-۰/۳۸۱۲	۳۹/۶۸	۰/۰۱۱

پس از اینکه از پرت نبودن داده‌ها اطمینان حاصل شد، مطابق شکل (۳) منحنی توانی $Q_s = 8/3532 \times Q_w^{1/1606}$ بدون دسته‌بندی داده‌ها برازش گردید. همچنین از روش منحنی سنجه با روش‌های مختلف دسته‌بندی شامل فصلی، ماهانه، حد وسط دسته‌ها، دبی کلاسه، دوره مشابه هیدرولوژیکی، دوره کم‌آبی و پرآبی و نوع جریان استفاده گردید که از بین آنها دسته‌بندی به روش دوره‌های کم‌آب

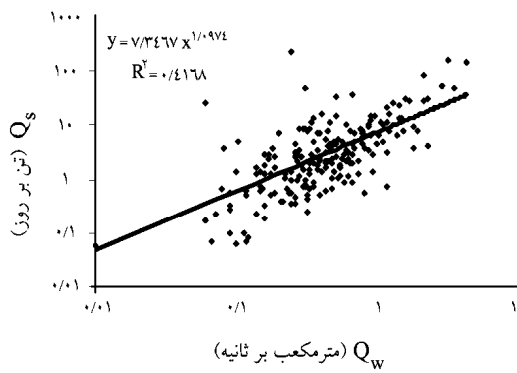
و پرآب نتایج بهتری را نسبت به روش‌های دیگر ارایه نموده است. نتایج به‌دست آمده از برازش منحنی برای دوره کم‌آبی و پرآبی در شکل (۴) آمده است. انتخاب دوره کم‌آب و پرآب براساس میانگین دبی جریان همان سال سنجیده شده آنالیزهای آماری نشان می‌دهد که در دوره پرآبی نتایج بهتری به‌دست آمده است.



شکل ۳- نمودار منحنی سنجه رسوب بدون دسته‌بندی داده‌ها.



(ب)



(الف)

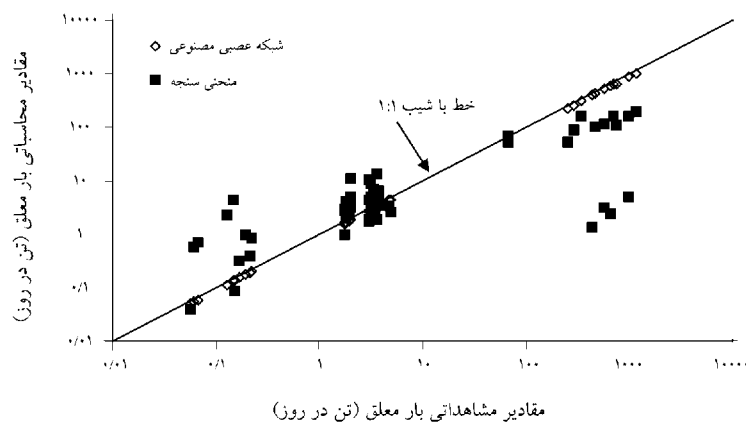
شکل ۴- نمودار منحنی سنجه رسوب با دسته‌بندی داده‌ها به‌صورت دوره کم‌آب و پرآب؛ الف: کم‌آبی، ب: پرآبی.

نتایج آماره‌های مختلف مانند ضریب تعیین، R^2 ، میانگین مربعات خطا، MSE، جذر میانگین مربعات خطا، RMSE، مجموع مربعات خطا، SSE و ضریب ناش برای روش منحنی سنجه بدون دسته‌بندی داده‌ها، با دسته‌بندی و شبکه عصبی مصنوعی در جدول (۴) آمده است. با توجه به جدول مشخص است که در مجموع روش شبکه عصبی نتایج را با خطای کمتر و همبستگی بالاتر ارائه می‌کند. نکته قابل ذکر در مورد ضریب ناش این است که هرچه این ضریب به عدد ۱ نزدیک‌تر باشد، دقت تخمین بالاتر است. این ضریب برای روش شبکه عصبی از روش‌های دیگر به ۱ نزدیک‌تر است.

به‌منظور طراحی بهینه ساختار شبکه عصبی اجزای متعددی انجام شد و توابع آستانه مختلف و تعداد نرون‌های مختلف در لایه میانی در این مقاله آزمون گردید که از بین آنها تابع محرک تانژانت سیگموئید با ۹ نرون در لایه میانی، بهترین جواب‌ها را ارائه نمود که نتایج تعدادی از شبکه‌های عصبی اجرا شده، در جدول (۳) آمده است. در شکل (۵) نیز مقادیر پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه در مقابل مقادیر مشاهده شده نشان داده شده، همان‌طور که از شکل (۵) مشخص است، نتایج به‌دست آمده از شبکه عصبی حول خطی با زاویه 45° به خوبی پراکنده شده است.

جدول ۳- نتایج تعدادی از شبکه‌های عصبی مصنوعی مورد آزمون.

تایع محرک	تعداد نرون	ضریب تعیین		میانگین مربعات خطا
		آموزش	آزمون	
سیگموئید	۱۰	۰/۹۸۹۸	۰/۸۴۵۳	$۸/۴۷ \times ۱۰^{-۶}$
سیگموئید	۹	۰/۸۱	۰/۸۲۸۱	$۸/۰۰ \times ۱۰^{-۵}$
سیگموئید	۸	۰/۹۶۰۴	۰/۹۹۷۴	$۳/۳۵ \times ۱۰^{-۲}$
سیگموئید	۷	۰/۸۶۴۹	۰/۸۲۸۱	$۶/۱ \times ۱۰^{-۵}$
سیگموئید	۶	۰/۸۴۷۸	۰/۹۳۴۵	$۱/۷۶ \times ۱۰^{-۴}$
تانژانت سیگموئید	۱۰	۰/۹۸۲۶	۰/۹۷۱۶	۰/۰۰۲۱۹
تانژانت سیگموئید	۹	۰/۹۷۱۰	۰/۹۸۱۴	۰/۰۰۰۹۶
تانژانت سیگموئید	۸	۰/۹۰۶۴	۰/۹۶۰۴	۰/۰۰۴۸
تانژانت سیگموئید	۷	۰/۸۴۶۴	۰/۸۲۸۱	۰/۰۰۰۷۳
تانژانت سیگموئید	۶	۰/۹۹	۰/۹۷	۰/۰۰۲۵۷



شکل ۵- نمودار تغییرات مقادیر نرمال مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده رسوب معلق (تن در روز) برای داده‌های آزمون در روش شبکه عصبی.

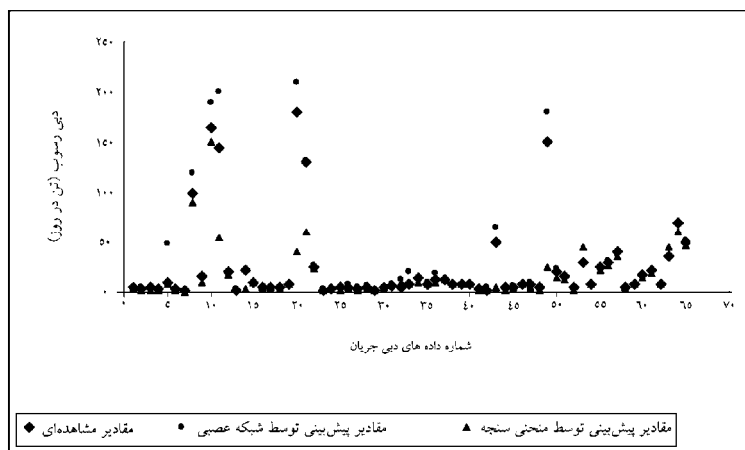
جدول ۴- پارامترهای آماری محاسبه شده مربوط به روش‌های شبکه عصبی و منحنی‌های سنجه با و بدون دسته‌بندی داده‌ها.

پارامتر آماری	منحنی سنجه (بدون دسته‌بندی داده‌ها)	منحنی سنجه (با دسته‌بندی داده‌ها)	شبکه عصبی
جمع مربعات خطا، SSE	۲/۱	۱/۸	۰/۰۳
حداکثر مربع خطا، MSE	۰/۰۰۶	۰/۰۰۴	۰/۰۰۰۲
جذر میانگین مربعات خطا، RMSE	۰/۰۷۹	۰/۰۶۷	۰/۰۱۵
ضریب NASH	۰/۳۴	۰/۶	۰/۹۷
ضریب تعیین، R ^۲	۰/۵۹	۰/۶۵	۰/۹۸

نتیجه‌گیری

نتایج به‌دست آمده از این تحقیق نشان می‌دهد که با به‌کارگیری شبکه عصبی از نوع پرسپترون چندلایه و تابع تحریک از نوع تانژانت سیگموئید، می‌توان با دقت بالایی میزان دبی بار معلق رسوب را پیش‌بینی نمود و دقت نتایج به‌دست آمده از روش شبکه عصبی مصنوعی به مراتب از دقت روش منحنی سنجه با و بدون دسته‌بندی داده‌ها بالاتر است. همچنین نتایج نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی مقادیر دبی رسوب را کمی دست بالا برآورد می‌کند که در مطالعات فرسایش و رسوب این برآورد در جهت اطمینان می‌باشد. همچنین انتخاب وضعیت هیدروگراف در پارامترهای ورودی که نشان‌دهنده شاخه صعودی یا نزولی هیدروگراف می‌باشد، نیز سبب شده تا اثرات ناپایداری جریان رودخانه نیز در تخمین مقدار دبی رسوب در نظر گرفته شود.

هم‌چنین به‌منظور مقایسه، نتایج به‌دست آمده از شبکه عصبی مصنوعی، روش منحنی سنجه رسوب با دسته‌بندی و مقادیر واقعی دبی رسوب برای داده‌های آزمون در شکل (۵) نشان داده شده است. نتایج نشان می‌دهد که دقت روش شبکه عصبی مصنوعی به مراتب از دقت روش منحنی سنجه رسوب که عملاً در تمامی مطالعات فرسایش و رسوب مورد استفاده قرار می‌گیرد، بالاتر است. همچنین نتایج نشان می‌دهد که روش شبکه عصبی مصنوعی مقادیر دبی رسوب را کمی دست بالا برآورد می‌نماید، در حالی‌که روش منحنی سنجه این مقادیر را خیلی کمتر برآورد می‌کند. نتایج این تحقیق با نتایج سارانگی و باتاچاریا (۲۰۰۵) هم‌خوانی دارد، ولی استفاده از پارامتر تأثیر روند افزایش یا کاهش در شاخه‌های هیدروگراف، علاوه‌بر داده‌های متناظر دبی جریان و دبی رسوب، سبب افزایش دقت تخمین میزان رسوب معلق شده است. بنابراین استفاده از روش‌های هوشمند و لحاظ کردن روند تغییرات دبی نسبت به دبی قبل جهت تخمین دبی بار معلق به جای روش منحنی سنجه توصیه می‌شود.



شکل ۵- مقایسه بین مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و منحنی سنجه رسوب.

منابع

1. Abolvaset, N., and Shahradfar, S. 2007. Investigation the effect of river water level changes on suspended sediment using Artificial Neural Networks (Application in the Ahar River Watershed in Satarkhan Dam). P 235-243. 7th International River Engineering Conference. Shahid Chamran University, Ahwaz, Iran, (In Persian).
2. Achite, M., and Ouillon, S. 2007. Suspended sediment transport in a semiarid watershed, J. Hydro. 84: 3. 187-202.
3. Alborzi, M. 2001. Introduction to neural networks. Sharif University of Technology Press, 138p. (In Persian).
4. Arabkhdri, M. 2005. Investigation of suspended load in Iran's watershed basin. Iranian J. Water Resour. Res. 1: 2. 51-60.
5. Arabkhdri, M., Hakimkhani, S.H, and Varani, J. 2005. Validation of extrapolation for estimating suspended sediment load in 17 hydrometric station, J. Agri. Sci. and Natur. Resour. 11: 43. 67-75.
6. ASCE. 2000. Artificial neural networks in hydrology: Hydrology applications. J. Hydro. Engin. 5: 124-136.
7. Asselman, N.E.M. 2000. Fitting and interpretation of sediment rating curves. J. Hydro. 23: 4. 228-248.
8. Avaride, F., Banihabib, M.E., and Ahmad, T. 2001. Use of artificial neural networks for estimating the sediment load in rivers, P 178-186. 3rd Iranian Hydraulic Conference, Tehran, Iran, (In Persian).
9. Azami, A., Najafi nezhad, A., and Arabkhdri, M.M. 2005. Evaluation of hydrologic models in estimating of suspended load overflow and base flow in Ilam dam basin. P 298-306. 3rd Erosion & Sediment National Conference, Shahid Chamran Univ. Ahwaz, Iran, (In Persian).
10. Fattahi, M., Toosi, S., and Zia Tabar Ahmadi, M.Kh. 2007. Estimation of Neka river sediment load by artificial neural network. P 253-261. 7th International Conference on River Engineering, Shahid Chamran University, Ahwaz, Iran, (In Persian).
11. French, M.N., Krajewski, W.F., and Cuykendall. R.R. 2003. Rainfall forecasting in space and time using artificial neural network. J. Hydro. 137: 1. 41-31.
12. Karamouz, M., and Kerachian, R. 2003. Water quality management, Amirkabir University Press, 400p. (In Persian).
13. McCulloch, W.S., and Pitts, W. 1943. A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity. Bulletin of Mathematical Biophysics, 5: 115-133. Reprinted in Anderson & Rosenfeld, 1988, Pp: 18-28.
14. Menhaj, M.B. 2001. Fundamentals of neural networks. Amirkabir Univ. Press, 715p. (In Persian).
15. Mirabolghasemi, H., and Morid, S. 1995. Investigation of hydrological approaches for estimation of suspended load in rivers. Journal of Water and Development, 3: 3. 54-67.
16. Mirbagheri, S., and Rajaei, T. 2006. Improvement of suspended load prediction by artificial neural networks. P 436-443. 7th Civil Engineering International Conference. Tarbiat Modarres Univ., Tehran, Iran, (In Persian).
17. Morehead, M.D., Syvitski, J.P., Hutton, E.W.H., and Peckham, S.D. 2003. Modeling of temporal variability in the flux of sediment from ungauged river basins. Journal of Global Planetary Change, 39: 1-2. 95-110.
18. Mosaedi, A., Shahabi, M., and Mohammadi ostadkelaye, A. 2005. Variation of suspended sediment load formulas in Marave(Atrak) hydrometric station. P 333-340. 2th National Conference on Watershed and Water & Soil Resources Management, Kerman, Iran, (In Persian).
19. Mosaedi, A. 1998. Hydrological sizing of sediment reservoir system for irrigation and water supply. Ph.D. Thesis, Technical university of Budapest, Hungary, 200p.
20. Pavanelli, D., and Bigi, A. 2004. Suspended sediment concentration for three Apennine monitored basins, particle size distribution and physical parameters. Agro Environment Congress, Venice, Italy, Pp: 537-544.
21. Porhemat, J.M., and Domeri Ganji, M. 2005. Analysis of sediment load relations in Hendijan-Jarahi hydrometric stations. P 265-272. 3rd National Conference on Erosion & Sediment, Shahid Chamran Univ. Ahwaz, Iran, (In Persian).
22. Rezaee Pazhand, H. 2001. Application of probability and statistics in water resources. Sokhan Gostar Publication, 285p. (In Persian).

23. Rosenblatt, F. 1958. Two Theorems of Statistical Separability in the Perceptron. Mechanization of Thought Processes of a Symposium held at the National Physical Laboratory, London: HM Stationery Office, Pp: 421-456.
24. Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., and Williams, R.J. 1986. Learning internal representations by back-propagation errors. *Nature*, 322: 533-536.
25. Sadeghi, H. 2005. Development of sediment rating curve equations for rising and falling limbs of hydrograph using regression models. *Iranian J. Water Res.* 1: 1. 101-103.
26. Sarangi, A., and Bhattacharya, A.K. 2005. Comparison of Artificial Neural Network and regression models for sediment yield prediction from Banha watershed in India. *J. Agri. Water Manag.* 78: 195-208.
27. Sharifan, H., and Koochekzade. M. 2002. Investigation of suspended sediment load in typical rivers in Golestan province. P 148-156. First Student Conference on Soil & Water Resources. Orumieh, Iran, (In Persian).
28. Shoushtari, Sh., and Kashefipour, M. 2007. Estimating of suspended sediment load using Artificial Neural Networks, case study ahvaz station. P 343-356. 7th International Conference on River Engineering, Shahid Chamran University, Ahwaz, Iran, (In Persian).
29. Telvari, A. 2001. The relation of suspended sediment with some of the watershed characteristics in Dez and Karkhe in Lorestan province. *J. Res. and construc.* 15: 56. 47-56.
30. Walling, D.E., and Webb, B.W. 1981. The reliability of suspend sediment load data, In: Erosion and sediment transport, Proceeding of Florence Congress, IAHS Pub. 133: 177-194.
31. Widrow, B., and Hoff, M.E. 1960. Adaptive switching circuits. WESCON Convention Record Part IV, Pp: 96-104.

Comparison of Suspended Sediment Estimation by Artificial Neural Network and Sediment Rating Curve Methods (Case Study: Doogh River in Golestan Province)

* A.A. Dehghani¹, M.E. Zanganeh², A. Mosaedi³ and N. Kohestani²

¹Assistant Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources,

²M.Sc. Student, Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources,

³Associate Prof., Dept. of Water Engineering, Gorgan University of Agricultural Sciences and Natural Resources

Abstract

There is a lack of information about erosion, sediment transport and sedimentation in our country and usually there is a significant difference between computed and measured data. Due to this fact that the rivers always is under erosion, the study of sediment transport is very important in river hydraulic and geomorphology. Sediment transport phenomenon is one of the important processes which influence many of the hydraulic and river structures, and one of the biggest problems for using water recourses in the world. In this study, artificial neural network was used as an effective way in order to estimate suspended sediment load in Doogh river in Golestan province. The flow discharge in present day, past day and hydrograph situation were used as input parameters, while the suspended sediment load was used as output parameter. The MLP neural network with tangent sigmoid activation function was used for training the network. The results show that the artificial neural networks estimate the suspended sediment load more accurately ($R^2=0.98$, $RMSE=0.015$, $NASH=0.97$) than available method such as rating curve method with and without data classification.

Keywords: Suspended sediment load; Artificial neural networks; Sediment rating curve; Doogh river; Golestan province

*- Corresponding Author; Email: a.dehghani@ga.ac.ir