

ارائه مدل ترکیبی منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار رسوب بستر (مطالعه موردی: رودخانه قطورچای)

علی طالبی^۱ و احمد خزائی پول^{۲*}

چکیده

رسوب حمل شده با جریان آب عامل مهمی در شکل‌گیری ساختار هندسی و خصوصیات ریخت‌شناسی رودخانه‌ها تلقی می‌شود. هر گونه کاهش و یا افزایش بار رسوبی رودخانه پیامدهای مختلفی از جمله وقوع پدیده کف‌کنی و یا ترازافزایی، تغییر دانه‌بندی مصالح و شکل سطح مقطع و نیمرخ طولی به دنبال دارد. همچنین استفاده از منابع آب رودخانه‌ها نیاز به احداث سازه‌های کنترل جریان مثل سد، بند، کانال‌های انتقال و مانند آن است که طراحی و بهره‌برداری از آن‌ها آگاهی از میزان رسوب حمل شده را غیرممکن می‌کند. پس گسترش شیوه‌های نوین تخمین رسوب که دارای سهولت کاربرد هستند و یا اینکه پژوهشگران را به سوی نتایج دقیق‌تر هدایت کنند، نقش مهمی را خواهد داشت. در این بررسی که روی ایستگاه پل یزدکان بر رودخانه قطورچای در استان آذربایجان غربی انجام شده است، کارایی یک مدل ترکیبی موسوم به HAS (Hybrid of ANN and SRC) منتج از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی (ANN) و منحنی سنجه رسوب (SRC) ارزیابی می‌گردد. در این بررسی، ابتدا کارایی هر یک از مدل‌های SRC و ANN بررسی شده و سپس مدل HAS بر اساس بهینه‌سازی نتایج SRC به کمک ANN با همان داده‌ها به کار گرفته شد. نتایج نشان از برتری مدل HAS نسبت به دو مدل دیگر بود، به طوری که ریشه میانگین مربعات خطا در روش منحنی سنجه و شبکه عصبی مصنوعی به ترتیب برابر ۲۳۸/۳۰۵ و ۲۶۲/۰۲۸ (تن بر روز) و در مدل ترکیبی HAS به عدد ۲۱۳/۴۴ (تن بر روز) کاهش پیدا کرد.

واژه‌های کلیدی: بار کف، شبکه عصبی مصنوعی، رودخانه قطورچای، مدل ترکیبی، منحنی سنجه رسوب.

ارجاع: خزائی پول ا. و طالبی ع. ۱۳۹۵. ارائه مدل ترکیبی منحنی سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار رسوب بستر (مطالعه موردی: رودخانه قطورچای). مجله پژوهش آب ایران. ۲۱: ۸-۱.

۱- دانشیار گروه مرتع و آبخیزداری، دانشکده منابع طبیعی، دانشگاه یزد.

۲- دانشجوی دکتری مهندسی و مدیریت منابع آب، دانشکده مهندسی آب و محیط زیست، دانشگاه شهید بهشتی تهران.

* نویسنده مسئول: a_khazaie@sbu.ac.ir

مقدمه

در بحث اهمیت رسوب و انتقال آن باید گفت که هر ساله هزاران تن از مواد جامد از سطح حوزه‌های آبخیز شسته شده و از محلی به محل دیگر انتقال می‌یابد. به طوری که در طول یک سال ۲۰ میلیارد تن رسوب به وسیله رودخانه‌های جهان انتقال یافته و در آب‌های ساکن ته‌نشین شده و در کشور ما نیز بالغ بر ۱۰۰ میلیون مترمکعب از گنجایش سدهای مخزنی به خاطر رسوب‌گذاری کاسته می‌شود (کاظمی، ۱۳۸۸). همچنین در طراحی تأسیسات آبی، بهره‌برداری از منابع آب، گسترش کشتیرانی و اقدامات مختلف ساماندهی رودخانه‌ها، فرآیند انتقال رسوب نقش به‌سزایی را دارد. رسوب خود به دو بخش بار بستر^۱ و بار معلق^۲ قابل تقسیم است. بررسی رفتار و عملکرد هیدرولیکی و ریخت‌شناسی رودخانه‌ها ضرورت توجه به سنجش بار بستر را ضروری نموده است (راهنمای محاسبه بار رسوب معلق و بستر رودخانه، ۱۳۹۱). در این راستا اندازه‌گیری بار بستر دارای محدودیت‌های زیادی است. دلیل این امر برهم خوردن شرایط جریان ناشی از استقرار دستگاه اندازه‌گیری در کف رودخانه است که به طور عملی الگوی طبیعی حرکت بار بستر را دچار اختلال می‌کند. از دیگر نکات مهم در ثبت داده‌های آماری بار بستر، توجه به این واقعیت است که به دلیل عبور تلماسه‌ها و جابه‌جایی انباشته‌های رسوبی، انتقال بار بستر به صورت نوسانی بوده و این ویژگی در تعیین بار بستر تأثیرگذار است. بنابراین با توجه به پیچیدگی برداشت، داده‌های آماری بار بستر دارای گستره کمتری (به ویژه در مقایسه با داده‌های آماری بار معلق) است. با توجه به مشکلات ناشی از محاسبه بار بستر، ناگزیر باید از روش‌های تجربی استفاده کرد. در استفاده از چنین مدل‌هایی از سویی نقش قضاوت و تجربه مهم است و گاهی سبب بروز برآورد نادرست می‌شود. از سوی دیگر، هر حوزه آبخیز شرایط مخصوص به خود را دارد و کمتر می‌توان روشی را که برای یک حوزه به دست آمده برای حوزه دیگر به کار برد. اما مسئله مهم یافتن راه‌حلی برای رفع این مشکل است. در این رابطه بایستی به دلیل وجود روابط پیچیده در طبیعت روشی در پیش گرفته شود که از تحلیل‌های پیچیده دوری کند و نیز برآورد خوبی داشته

باشد. در دهه‌های اخیر، ایده استفاده از مدل‌های هوش مصنوعی نظر پژوهشگران را به خود جلب کرده است. گاهی این روش‌ها به تنهایی نتوانسته‌اند برآورد ایده‌آلی را از مجهول ارائه کنند، اما استفاده ترکیبی آن‌ها در بسیاری از بررسی‌ها مبین نتایج مناسبی بوده است. برای مثال می‌توان از روش هوش مصنوعی که مبتنی بر روابط حاکم بر طبیعت است و دارای قدرت انعطاف‌پذیری بالایی است در ترکیب با روش منحنی سنجه رسوب استفاده کرد.

منظر و همکاران (۱۳۸۱) برای تخمین میزان رسوب رودخانه بازفت در محل ایستگاه هیدرومتری مرغک از دو شبکه پرسپترون و شبکه پس انتشار^۳ استفاده کردند و در نهایت نتایج حاصل از شبکه‌ها را با روش منحنی سنجه رسوب مقایسه کردند که دارای نتایج بهتری بود. راحت‌طلب نخجیری و همکاران (۱۳۸۳) به سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد بار کف (۱۶ رابطه مختلف) در رودخانه زرین‌گل استان گلستان پرداختند. نتایج نشان داد که به ترتیب روابط میر پیترو و مولر، توفالتی و انیشتین برای تعیین بار کف رودخانه زرین‌گل مناسبند. فتاحی و همکاران (۱۳۸۵) میزان رسوب رودخانه نکا را به کمک شبکه عصبی مصنوعی برآورد کردند. در این پژوهش برای برآورد رسوب از شبکه عصبی و نیز روش‌های رگرسیونی (منحنی سنجه) رسوب استفاده شده است که شبکه عصبی مصنوعی نتایج بهتری ارائه داد. سیگیزوگلو (۲۰۰۲) مقایسه‌ای بین شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب برای دو رودخانه با مساحت مشابه در شمال انگلیس انجام دادند. مقدار رسوبی که با روش شبکه عصبی مصنوعی به دست آمد نسبت به منحنی سنجه رسوب با واقعیت بیشتر هماهنگی داشت. حکمت و همکاران (۲۰۰۶) در بررسی‌ای از الگوریتم شبکه‌های عصبی مصنوعی تعمیم یافته^۴ GRNN و FFBP برای برآورد رسوبات معلق رودخانه در حوزه جونیاتای ایالت متحده آمریکا استفاده کردند. برآوردهای به دست آمده از دو روش شبکه عصبی مصنوعی را با نتایج منحنی سنجه رسوب مرسوم و روش رگرسیونی چندخطی مقایسه کردند. ارزیابی شبکه‌های مصنوعی به طور عمده بهتر از روش‌های متداول بود. بهاتاچاریا و همکاران (۲۰۰۶) در پژوهشی به پیش‌بینی رسوب‌گذاری در

3- Back propagation

4- Generalized regression neural network

1- Bedload

2- suspended load

غیرخطی و منحنی سنج رسوب، برتری این روش به اثبات رسید. هدف از این بررسی، بهینه‌سازی نتایج روش منحنی سنج رسوب در برآورد رسوبات کف بستر به کمک سیستم عصبی مصنوعی است. بدین منظور، یک مدل ترکیبی بر اساس روش‌های مذکور ایجاد شد و عملکرد مدل ترکیبی توسعه داده شده با نتایج هر یک از روش‌ها به تنهایی مقایسه شد.

مواد و روش‌ها

رودخانه قطورچای در حوزه آبریز ارس و در استان آذربایجان غربی قرار گرفته است. این حوزه دارای مساحتی بالغ بر ۳۴۷۱/۹ کیلومترمربع است و از چین‌خوردگی‌های شمال غربی سلسله جبال زاگرس به وجود آمده، به طوری که اراضی آن دارای شیب تند بوده و کمتر اراضی مسطح در این منطقه مشاهده می‌شود. مساحت حوزه رودخانه قطورچای تا میله مرزی ۲۴۸ (محل ورودی رودخانه قطورچای به ایران) در ارتفاع ۲۹۰ متری، ۸۱۰ کیلومترمربع و طول آبراهه‌های اصلی در ترکیه ۱۱۵ کیلومتر است. لازم به یادآوری است که مشخصات با استفاده از نقشه ۱/۲۵۰۰۰۰ برآورد شده است.

رودخانه قطورچای پس از ورود به خاک ایران در محل مذکور در مسیری از غرب به شرق در درون واحد هیدرولوژیک خود در یک خط‌القعر جریان می‌یابد. اطراف این رودخانه را تا ابتدای دشت خوی کوه‌های مرتفعی تشکیل داده و فاصله میله مرزی تا شهرستان خوی ۷۰ کیلومتر است (شکل ۱). لازم به ذکر است که حوزه آبریز سرشاخه قطورچای به عنوان مهم‌ترین عامل محدودیت آب رودخانه ارس به ویژه در محدوده شهرستان جلفا که محل ورود بیشترین رسوبات به این رودخانه است، شناخته شده است. کدورت بالای این رودخانه به دلیل عدم پوشش گیاهی بوده که در نتیجه بارندگی‌ها، خاک حوزه شسته شده و وارد رودخانه می‌شود. در این بررسی از داده‌های ایستگاه هیدرومتری پل یزدکان روی این رودخانه استفاده شد.

در این بررسی داده‌های دبی، بار معلق و بار رسوب کف مربوط به ایستگاه پل یزدکان روی رودخانه قطورچای از سال‌های ۱۳۷۷ تا سال ۱۳۸۸ جمع‌آوری شد. در مجموع ۱۲۳ ردیف داده برای انجام پژوهش موجود بود که داده‌ها

منطقه‌ای به نام ماسموند در سواحل رودخانه ارس با دو روش شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم پرداختند. با اینکه خطاها به ویژه در پیک‌ها قابل چشم‌پوشی نبوده‌اند، ولی روند رسوب‌گذاری با خطایی در حدود ۱۰ تا ۳۰ درصد به خوبی پیش‌بینی شده است. بهاتاچاریا و همکاران (۲۰۰۷) در پژوهشی دیگر به برآورد رسوب بستر و بار کل با استفاده از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و درخت تصمیم در مقایسه با روش‌های تجربی پرداختند. نتایج حاصل نشان داد که مدل درخت تصمیم و شبکه عصبی در هر دو مورد بار بستر و بار کل نسبت به روش‌های تجربی هماهنگی بهتری با داده‌های واقعی دارند. اردیکیوگلو و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از شبکه عصبی پیش‌خور، پس انتشار خطای رسوبات معلق را برآورد کردند. آن‌ها از آمار ایستگاه کایاک رودخانه گوینوک و ایستگاه پالو رودخانه واقع در حوزه آبخیز فیرات در کشور ترکیه، استفاده کردند. نتایج مذکور در قیاس با روش رگرسیون خطی نشان داد که شبکه عصبی مصنوعی نسبت به سایر روش‌ها برآورد بهتری را نشان داد. حمیدی و کایالپ (۲۰۰۷) پژوهشی برای برآورد رسوبات معلق رودخانه تیگریس واقع در کوه‌های کاراکوگلان کشور ترکیه، با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی انجام دادند. کاربرد این روش در مقایسه با تحلیل رگرسیونی شبکه عصبی مصنوعی برآورد خوبی ارائه داد. هیک‌پاک و همکاران (۲۰۰۹) از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون خطی برای پیش‌بینی رسوب در حوزه آبخیز بروند در جنوب کالیفرنیا در کشور آمریکا استفاده کردند. نتایج حکایت از دقت بالاتر روش شبکه عصبی مصنوعی در مقایسه با روش رگرسیون خطی داشت. رجایی و همکاران (۲۰۰۹) در مطالعه‌ای از شبکه عصبی مصنوعی، عصبی-فازی، رگرسیون غیرخطی و منحنی سنج رسوب برای برآورد رسوب معلق در دو رودخانه در آمریکا استفاده کردند که در این پژوهش روش‌های مبتنی بر هوش مصنوعی نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌ها از خود ارائه کردند. رجایی (۲۰۱۱) بررسی دیگری را روی رودخانه یادکین (Yadkin) در ایالت نیوکارولینای آمریکا انجام داد. در این بررسی از شبکه عصبی مصنوعی موج ضربه‌ای^۱ (WANN) استفاده کرد که پس از مقایسه با نتایج روش‌های شبکه عصبی مصنوعی، رگرسیون

مربوط به این بخش معادله حاکم بر آن‌ها به صورت توانی یافته شد (معادله (۱)).

$$Q_s = 195.81Q^{0.5336} \quad (1)$$

در این معادله Q_s مقدار بار رسوب بستر و Q دبی در ایستگاه هیدرومتری یزدکان را نشان می‌دهند. منحنی لگاریتمی این معادله بین داده‌ها در شکل ۲ قابل مشاهده است.

لازم به ذکر است که بعد از ساختن مدل به کمک این روش، برای ارزیابی آن داده‌های دبی مربوط به بخش (ب) در معادله (۱) جای‌گذاری شد تا مقادیر بار رسوب بستر برآورد شود. پس از برآورد، مقادیر پیش‌بینی با مقادیر مشاهده‌ای مقایسه شدند تا کارایی این مدل ارزیابی شود.

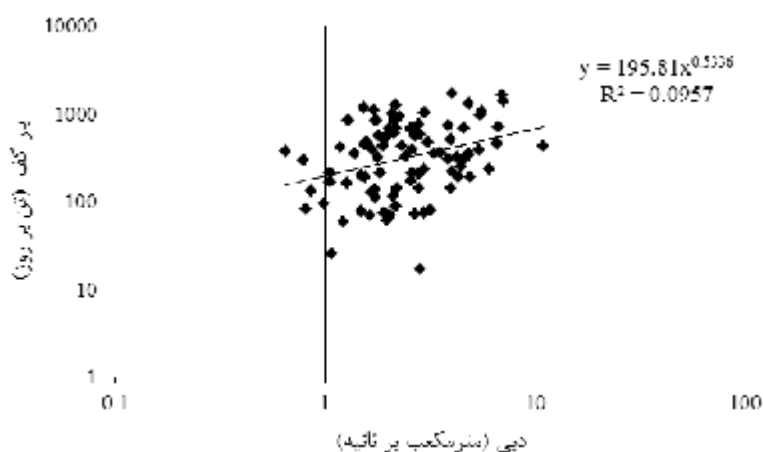
به دو بخش تقسیم‌بندی شدند. بخش اول که شامل ۷۵ درصد کل داده‌ها بود به داده‌های بخش (الف) و بخش دوم، ۲۵ درصد باقیمانده به داده‌های بخش (ب) نام‌گذاری شدند.

در انجام این پژوهش از دو روش منحنی سنج رسوب و شبکه عصبی مصنوعی استفاده شده است. در ادامه نحوه ساخت هر یک از مدل‌ها و چگونگی ترکیب آن‌ها بررسی می‌شود.

برای ساخت مدل به کمک روش منحنی سنج رسوب داده‌های مربوط به بخش (الف) استفاده شدند. بدین ترتیب که ابتدا با کمک داده‌های دبی و بار رسوب کف



شکل ۱- نمایی از منطقه مورد بررسی (حوضه رودخانه قطور چای)



شکل ۲- رابطه رگرسیونی منحنی سنج رسوب در ایستگاه هیدرومتری یزدکان

حقیقت یک شبکه عصبی مصنوعی ایده‌ای است برای پردازش اطلاعات که از سیستم عصبی زیستی الهام گرفته

شبکه عصبی مصنوعی یک برنامه نرم افزاری یا تراشه نیمه‌هادی است که بتواند همانند مغز انسان عمل کند. در

ب- تعداد لایه‌های متفاوت میانی: در این قسمت نمونه‌های مختلف را به ترتیب با یک، دو و سه لایه میانی ارزیابی کردیم.

ج- تغییر نوع شبکه: برای این بخش از سه نوع شبکه متفاوت $newff$ ^۲، $newlrm$ ^۳ و $newfftd$ ^۴ بهره گرفته‌ایم.

د- توابع آموزش مختلف: در آزمایش دیگری انواع مختلفی از توابع آموزش بررسی شدند. توابعی از قبیل $trainlm$ ^۵، $traingdm$ ^۶ و $traingdx$ ^۷.

پس از انجام آزمایش‌های گوناگون از مدل آموزشی با یک لایه میانی استفاده شد. نوع شبکه $newff$ و تابع آموزشی لونبرگ مارکوات نتایج بهتری را نسبت به سایر انواع از خود نشان دادند. تابع انتقال لایه پنهان از نوع تانژانت سیگموئید و لایه خروجی از نوع خطی دارای نتایج بهینه بودند.

ساخت مدل ترکیبی

در این قسمت از پژوهش، برای بهبود نتایج مدل منحنی سنج رسوب، روش عصبی مصنوعی به کار گرفته شد. بدین منظور یک مدل ترکیبی ساخته شد. برای ساخت مدل ترکیبی نیاز بود تا نتایج مدل منحنی سنج رسوب برای کل داده‌ها در نظر گرفته شد و مورد استفاده شبکه عصبی مصنوعی قرار گیرد. برای ساختن مدل منحنی سنج رسوب به کمک داده‌های بخش (الف)، معادله (۱) در نظر گرفته شد. سپس دبی داده‌ها به معادله (۱) داده شد و مقادیر متناظر بار رسوب بستر به عنوان خروجی از آن استخراج شد. در واقع بدین صورت مدل (۱) بار کل داده‌ها را مدل‌سازی می‌کند. پس از این مرحله، در مرحله بعد نتایج مربوط به این مدل‌سازی برای دو بخش (الف) و (ب) جدا می‌شوند.

مدل ترکیبی (HAS): در این بخش یک مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های بار معلق به عنوان یک پارامتر ورودی و نتایج منحنی سنج رسوب، که نحوه محاسبه آن در پاراگراف قبل شرح داده شد، به عنوان پارامتر ورودی دوم، ساخته شد تا با کمک آن میزان بار رسوب بستر برای

شده و مانند مغز به پردازش اطلاعات می‌پردازد. این سیستم از شمار زیادی عناصر پردازشی به نام نرون^۱، تشکیل شده است که برای حل یک مسئله با هم هماهنگ عمل می‌کنند. در سال‌های اخیر مدل‌های مبتنی بر شبکه عصبی مصنوعی به عنوان یک ابزار کارآمد با توانایی مناسب به صورت گسترده‌ای در زمینه‌های مختلف استفاده شده است که عرصه‌های مختلف پژوهش‌های مربوط به آب به ویژه در زمینه رسوب را نیز پوشش می‌دهد (معماریان و بالاسوندرام (۲۰۱۲)، هنگ و سوتسوگی (۲۰۱۳)، کاکایی و همکاران (۲۰۱۳)، مصطفی و عیسی (۲۰۱۴)).

در این پژوهش برای پیش‌بینی بار رسوب بستر در ایستگاه یزدکان یک مدل سیستم عصبی مصنوعی با کمک داده‌های رسوب بستر به عنوان پارامتر ورودی ساخته شد. در ساخت مدل از داده‌های بخش الف برای آموزش و از داده‌های بخش ب برای آزمون استفاده شد. به عبارت دیگر، برای هدف مشابه و با داده‌های مشابه فقط یک مدل شبکه عصبی مصنوعی جایگزین مدل منحنی سنج رسوب شد. برای رسیدن به مدل مناسبی که در این قسمت بتواند نتایج را به بهترین نحو ممکن برآورد کند، آزمایش‌های گوناگونی انجام شد که در هر یک از آن‌ها اثر پارامترهای مختلف ارزیابی شد.

بررسی اثر پارامترهای گوناگون بر نتایج شبکه عصبی مصنوعی

این عمل برای رسیدن به جواب بهینه و بهترین حالت ممکن صورت می‌پذیرد. چرا که در نتایج شبکه عصبی مصنوعی پارامترهای گوناگونی مانند تعداد لایه‌های میانی، نوع آن‌ها، تعداد نرون‌ها، نوع توابع آموزشی و ... دخالت دارند.

الف- تعداد نرون‌ها در لایه میانی: به توصیه متخصصین برای ساختن یک مدل شبکه عصبی مصنوعی بهینه با n پارامتر ورودی فرمول‌های $2n - 1$ ، $2n$ و $2n + 1$ کارا هستند. با توجه به اینکه آزمایش‌های این بررسی دارای یک پارامتر ورودی ($n=1$) بود، بنابراین تعداد نرون‌ها به ترتیب ۱، ۲ و ۳ عدد انتخاب شدند.

2- Feed forward back propagation network
3- Layered recurrent network
4- Feed forward input time delay back propagation network
5- Levenberg Marquardt back propagation
6- Gradient descent with momentum back propagation
7- Gradient descent with momentum and adaptive learning back propagation

1- Neuron

عصبی مصنوعی مقدار R به ترتیب برابر ۰/۶۸۱ و ۰/۵۶۷ است که در مدل ترکیبی ۲ به عدد ۰/۷۰۵ ارتقا یافته و به عدد یک نزدیک تر است. این امر مبین همبستگی بیشتر داده‌های مشاهداتی و نتایج حاصل از پیش‌بینی در مدل ترکیبی است. همچنین نتایج ریشه دوم میانگین مربعات خطا نیز به روشنی برتری نتایج مدل ترکیبی را نسبت به مدل‌های دیگر نشان می‌دهد. میزان خطا برای روش منحنی سنجه برابر ۲۳۸/۳۰۵ تن در روز و برای شبکه عصبی مصنوعی برابر ۲۶۲/۰۲۸ تن در روز بوده که در مدل ترکیبی به عدد ۲۱۳/۴۴ تن در روز کاهش یافته است. همان‌گونه که پیش‌تر ذکر شد هرچه میزان ضریب نش- ساتکلیف به عدد یک نزدیک تر باشد، نشان دهنده نتایج بهتر مدل است. نتایج جدول ۱ نشان می‌دهد که میزان این پارامتر در مدل ترکیبی HAS بهتر از سایر مدل‌ها است. جالب اینجاست که میزان ضریب نش- ساتکلیف که در مدل منحنی سنجه برابر ۰/۲۸۸ و در شبکه عصبی مصنوعی ۰/۱۳۹ است، با کمک مدل ترکیبی به عدد ۰/۴۲۸ ارتقا یافته است. در نهایت بررسی مقایسه‌ای نتایج به دست آمده نشان از برتری مدل ترکیبی (HAS) نسبت به سایر روش‌ها است.

نتایج برآورد هر یک از روش‌ها با مقادیر مشاهده‌ای در شکل ۳ آورده شده است. چنان‌که دیده می‌شود مدل شبکه عصبی مصنوعی در تخمین نقاط اوج موفقیت بیشتری نسبت به روش منحنی سنجه رسوب داشته است. در سایر نقاط (نقاط غیرپیک) روش منحنی سنجه دارای نتایج بهتری نسبت به شبکه عصبی مصنوعی است. لذا ساخت مدلی ترکیبی کمک می‌کند که از قابلیت‌های هر یک از آن‌ها بهره گرفته و از مدلی با توانمندی ایده‌آل‌تر در برآورد نتایج استفاده کرد. به همین دلیل است که مدل ترکیبی نیز در تخمین نقاط پیک توانسته است به خوبی عمل کرده و در حالت کلی نیز نتایج بهتری را از خود ارائه داده است.

در قیاس با سایر پژوهش‌های که در این راستا توسط دیگر پژوهشگران انجام شده باید بیان کرد که روش‌های مختلف هوش مصنوعی با مدل‌های تجربی یا با منحنی سنجه مقایسه شده‌اند که به طور عمده نتایج حاصل، نشان از برتری روش‌های هوش مصنوعی بوده است. اما در این پژوهش نگارنده تلاش کرده تا علاوه بر قیاس متقابل این دو، در قالب مدلی ترکیبی نتایج را بررسی کند. جالب آنکه

داده‌های بخش (ب) پیش‌بینی شود. برای آموزش مدل از داده‌های بخش (الف) و برای آزمون مدل از داده‌های بخش (ب) استفاده شد.

معیارهای ارزیابی: برای ارزیابی و مقایسه نتایج از سه معیار ضریب همبستگی (R)، ریشه دوم میانگین مربعات خطا و ضریب نش- ساتکلیف استفاده شد. لازم به ذکر است که ضریب همبستگی معیاری است که میزان ارتباط خطی بین داده‌های پیش‌بینی شده و مشاهداتی را بیان می‌کند. قدرمطلق این ضریب بین صفر و یک است که اگر مقدار آن برابر ۱ یا -۱ باشد مبین این امر است که داده‌ها مشاهده و پیش‌بینی به طور دقیق روی یک خط قرار دارند. همچنین ضریب نش- ساتکلیف عددی از منفی بی‌نهایت تا ۱ است که هر چه مقدار آن به ۱ نزدیک تر باشد نشان از کارایی و دقت بالای مدل را دارد و هر چه مقدار این ضریب به منفی بی‌نهایت نزدیک شود، از میزان دقت مدل کاسته می‌شود. معادله‌های (۲) تا (۴) نحوه‌ی به دست آوردن هر یک از این روابط را بیان می‌کند:

$$R = \frac{\sum (P_i - \bar{P}) (O_i - \bar{O})}{\sqrt{\sum (P_i - \bar{P})^2 \sum (O_i - \bar{O})^2}} \quad (2)$$

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

$$N - S = 1 - \frac{\sum_{i=1}^n (P_i - O_i)^2}{\sum_{i=1}^n (O_i - \bar{O})^2} \quad (4)$$

در این روابط O مقادیر داده‌های مشاهده شده، P داده‌های پیش‌بینی شده، \bar{P} میانگین داده‌های پیش‌بینی شده و \bar{O} میانگین داده‌های مشاهده شده است.

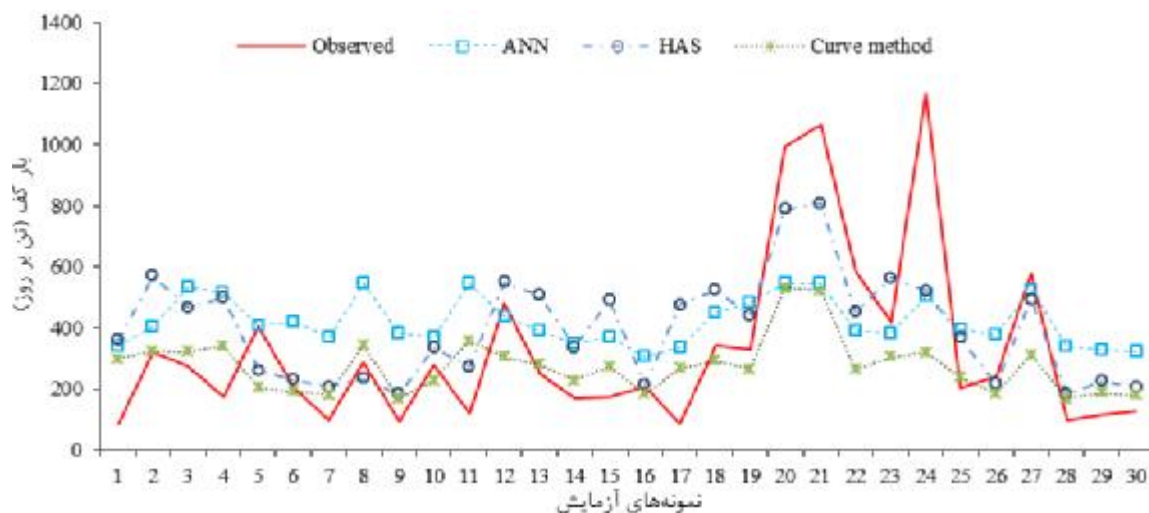
نتایج و بحث

در این بخش نتایج مدل ترکیبی با نتایج هر یک از مدل‌ها به تنهایی در برآورد بار بستر مقایسه شده است. مقادیر ضریب همبستگی (R)، ریشه دوم میانگین مربعات خطا و ضریب نش- ساتکلیف برای هر یک از حالت‌ها به ترتیب در جدول ۱ آورده شده است. در این جدول ANN بیانگر مدل شبکه عصبی مصنوعی به تنهایی، HAS مدل ترکیبی و SRC روش منحنی سنجه رسوب به تنهایی هستند. میزان پارامتر R در مدل ترکیبی بهتر از سایر مدل‌هاست. در هر یک از مدل‌های منحنی سنجه رسوب و شبکه

مدل ترکیبی کارایی به مراتب بهتری در مقایسه با هر یک از دو مدل به تنهایی داشته است.

جدول ۱- مقایسه پارامترهای آماری

روش‌ها			پارامترهای آماری
SRC	HAS	ANN	
۰/۶۸۱	۰/۷۰۵	۰/۵۶۷	R
۲۳۸/۳۰۵	۲۱۳/۴۴۰	۲۶۲/۰۲۸	RMSE (ton/day)
۰/۲۸۸	۰/۴۲۸	۰/۱۳۹	N-S



شکل ۳- مقایسه نتایج حاصل از روش‌های مختلف در برآورد بار کف رودخانه قطورچای

نتیجه‌گیری

در این پژوهش کارایی روش شبکه عصبی مصنوعی برای بهینه‌سازی نتایج روش منحنی سنج رسوب در برآورد رسوب کف بستر بررسی شد. پس از ساختن مدل منحنی سنج رسوب و استخراج نتایج آن، یک مدل سیستم عصبی مصنوعی یک لایه که از تابع آموزشی لونیگ مارکوات استفاده می‌کرد، برای بهینه‌سازی نتایج مدل منحنی سنج رسوب، به کار گرفته شده و یک مدل ترکیبی ساخته شد. نتایج ناشی از مدل ترکیبی بسیار بهتر از نتایج هر یک از مدل‌ها به تنهایی بود. در حقیقت این پژوهش نشان دهنده تأثیرگذاری شبکه عصبی مصنوعی در بهینه‌سازی نتایج روش منحنی سنج رسوب بود. به طوری که ریشه دوم میانگین مربعات خطا که در روش منحنی سنج رسوب برابر ۲۳۸/۳۰۵ تن در روز دست آمده بود، در مدل ترکیبی ۲ به عدد ۲۱۳/۴۴۰ تن در روز کاهش پیدا کرد و نیز میزان ضریب نش از عدد ۰/۲۸۸ و ۰/۱۳۹ به ترتیب در روش منحنی سنج رسوب و نیز روش شبکه عصبی مصنوعی به عدد ۰/۴۲۸ در مدل ترکیبی ارتقا یافت.

واقع این پژوهش بیان‌گر این نکته است که دو روش با ساختار متفاوت و نیز ورودی‌های مختلف اگر نتوانند نتایج خوبی را ارائه دهند، اما ترکیب آن‌ها می‌تواند با کارایی بسیار مناسب‌تر به عنوان یک ابزار کارآمد برای تخمین نتایج استفاده شود.

منابع

۱. راحت‌طلب نخجیری ح. گلمائی ح. یوسفی ع. و اکتایی ح. ۱۳۸۳. سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد بار کف رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه زرین-گل استان گلستان). مجله علوم کشاورزی و منابع طبیعی. ۱۱(۳):۱۳۳-۱۴۰.
۲. بی‌نام. ۱۳۹۱. راهنمای محاسبه بار رسوب معلق و بستر رودخانه. وزارت نیرو، امور نظام فنی دفتر مهندسی و معیارهای فنی آب و آبفا. نشریه شماره ۵۹۰. صفحه ۵.
۳. فتاحی م. طوسی س. و ضیاء تبار احمدی م. خ. ۱۳۸۵. تخمین میزان رسوب رودخانه نکا به کمک

- estimation in a tropical watershed. *Journal of Water Resource and Protection*. 4(10): 870-876.
15. Mustafa M. and Isa M. 2014. Comparative Study of MLP and RBF Neural Networks for Estimation of Suspended Sediments in Pari River, Perak. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*. 7(18): 3837-3841.
 16. Rajaei T. Mirbagheri S. A. Zounemat-Kermani, M. and Nourani V. 2009. Daily suspended sediment concentration simulation using ANN and neuro-fuzzy models. *Science of the total environment*. 407(17): 4916-4927.
 17. Rajaei T. 2011. Wavelet and ANN combination model for prediction of daily suspended sediment load in rivers. *Science of the total environment*. 409(15): 2917-2928.
- شبکه عصبی مصنوعی. هفتمین سمینار بین‌المللی مهندسی رودخانه. اهواز. دانشگاه شهید چمران.
۴. کاظمی ی. ۱۳۸۸. بررسی نسبت بار بستر به بار معلق در رودخانه‌های البرز مرکزی (رودخانه‌های جاجرود و طالقان). پایان‌نامه کارشناسی ارشد. دانشگاه تهران. دانشکده منابع طبیعی. ۱۰۹ ص.
 ۵. منتظر غ. ذاکر مشفق م. و قدسیان م. ۱۳۸۱. تخمین خبره میزان رسوب رودخانه بازفت به کمک شبکه عصبی مصنوعی. ششمین سمینار مهندسی رودخانه. دانشگاه شهید چمران اهواز.
6. Ardicioglu M. and Ozgur Kisi T. H. 2007. Suspended sediment prediction using two different feed-forward back-propagation algorithms. *Canadian Journal of Civil Engineering*. 34(1): 120-125.
 7. Bhattacharya B. and Solomatine D. P. 2006. Machine learning in sedimentation modeling. *Neural Networks*. 19(2): 208-214.
 8. Bhattacharya B. Price R. K. and Solomatine D. P. 2007. Machine learning approach to modeling sediment transport. *Journal of Hydraulic Engineering*. 133(4): 440-450.
 9. Cigizoglu H. K. 2002. Suspended sediment estimation for rivers using artificial neural networks and sediment rating curves. *Turkish Journal of Engineering and Environmental Sciences*. 26(1): 27-36.
 10. Hikmat K.C. and Murat A. 2006. Generalized regression neural network in modelling river sediment yield. *Advances in Engineering Software* 37: 63-68. Hamidi N. and Kayaalp N. 2007. Estimation of the amount of suspended sediment in the Tigris river using artificial neural networks. Available in www.clean-journal.com, *Clean*. 2008. 36(4): 380-386.
 11. Heng S. and T. Suetsugi. 2013. Using artificial neural network to estimate sediment load in Ungauged catchments of the Tonle Sap River Basin, Cambodia. *Journal of Water Resource and Protection*. 5(2): 111-123.
 12. HyukPak J. Kou Z. KwonHyuk J. and Lee J. J. 2009. Prediction debris yield from burned watershed: comparison of statistical and artificial neural network models. *Journal of American Water resources association*. 45(1): 210-223.
 13. Kakaei Lafdani, E., A. Moghaddam Nia, and A. Ahmadi, 2013. Daily suspended sediment load prediction using artificial neural networks and support vector machines. *Journal of Hydrology*, 478: p. 50-62.
 14. Memarian H. and Balasundram S. K. 2012. Comparison between multi-layer perceptron and radial basis function networks for sediment load