

مقایسه کارایی مدل سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار کف رودخانه‌ها

جمال مصفايي* - استادیار آبخیزداری، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران
امین صالح پورجم - استادیار آبخیزداری، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران
سید محمودرضا طباطبائی - استادیار آبخیزداری، پژوهشکده حفاظت خاک و آبخیزداری، سازمان تحقیقات، آموزش و ترویج کشاورزی، تهران، ایران

پذیرش: ۱۳۹۶/۰۵/۱۴

وصول: ۱۳۹۶/۰۲/۲۹

چکیده

به دلیل مشکلات نمونه برداری و عدم دقت کافی معادلات تجربی، سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد رسوبات بار کف اهمیت زیادی دارد. هدف پژوهش حاضر، مقایسه کارایی مدل‌های آماری شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب در برآورد رسوبات بار کف است؛ بدین منظور، ابتدا ۵ ایستگاه هیدرومتری دارای بیشترین تعداد نمونه انتخاب شدند؛ سپس منحنی سنجه رسوب و مدل شبکه عصبی مصنوعی با ۷۰٪ داده‌های آنها ساخته و ارزیابی دقت برآورد دو مدل با ۳۰٪ باقیمانده نمونه‌ها انجام شد. نتایج نشان داد که در تمامی ایستگاه‌ها، با افزایش مقادیر دبی جریان، رسوبات بار کف نیز افزایش می‌یابد. میانگین سطح معنی‌داری تفاوت بین مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل شبکه عصبی مصنوعی (۰/۵۹) بالاتر از مدل منحنی سنجه رسوب (۰/۱۴) است که نشان‌دهنده تفاوت کمتر مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل شبکه عصبی مصنوعی نسبت به مدل منحنی سنجه رسوب و صحت بیشتر برآوردهای مدل شبکه عصبی مصنوعی است؛ همچنین در تمام ایستگاه‌ها، شاخص مجذور میانگین مربعات خطا برای مدل شبکه عصبی مصنوعی کمتر از مدل منحنی سنجه رسوب است، به طوری که مجموع مجذور میانگین مربعات خطای پنج ایستگاه برای مدل شبکه عصبی مصنوعی و منحنی سنجه رسوب به ترتیب برابر ۲۵۰۵/۷ و ۵۱۹۵/۳ محاسبه شد. بالاتر بودن ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و برآوردی در هر پنج ایستگاه، با استفاده از مدل شبکه عصبی مصنوعی (۰/۷۶۵) نسبت به مدل منحنی سنجه رسوب (۰/۵۰۳۸)، نشان از تخمین‌های دقیق‌تر مدل شبکه عصبی مصنوعی دارد. در نهایت، مدل شبکه عصبی مصنوعی که از دقت بالاتری نسبت به مدل سنجه بار کف برخوردار است، به عنوان مدل برتر انتخاب شد. با توجه به مشکلات اندازه‌گیری رسوبات بار کف و اربب زیاد ناشی از محاسبه بار بستر به عنوان درصدی از بار معلق، نتایج این پژوهش می‌تواند کمک شایانی به برآورد دقیق‌تر بار بستر و نیز بار کل رسوبی نماید.

واژگان کلیدی: بار رسوبی، نسبت بار کف، بار معلق، انتقال رسوب، دقت برآورد.

مقدمه

رویکرد توسعه پایدار با حفظ و مدیریت منابع سه‌گانه آب، خاک و پوشش گیاهی، در آبخیزها ممکن می‌شود (مصفايي و همکاران، ۲۰۱۵؛ مصفايي، ۲۰۱۵، ۲۰۱۶). وجود عوامل طبیعی زمینه‌ساز فرسایش در ایران، باعث شده‌اند که این کشور، پتانسیل بالایی برای فرسایش آبی و رسوبات ناشی از آن داشته باشد (مصفايي و طالبی، ۱۳۹۳). رسوبات بستری، نقش زیادی در میزان بار رسوبی و نیز پر شدن مخازن سدها دارند؛ لذا برآورد بار رسوبی رودخانه‌ها از نظر تعیین طول عمر سدها، ظرفیت کانال‌های آبیاری و شناخت و تنظیم تغییرات بستر و کناره رودخانه‌ها مهم است (امامی، ۱۳۷۹: ۴۸). میزان رسوب بالا، افزون بر اینکه ما را به تأمل برای ارائه راه‌حل‌هایی جهت کاهش فرسایش ویژه رهنمون می‌کند، شناخت وضعیت رسوبی حوضه و برآورد میزان دقیق خروجی را ضروری می‌سازد (عرب‌خدری، ۱۳۸۰).

بار رسوبی رودخانه را می‌توان یا از طریق اندازه‌گیری مستقیم رسوبات و یا به طور غیرمستقیم با فرمول‌های انتقال رسوب محاسبه نمود (پکتاس و دوغان^۱، ۲۰۱۵). از نظر مکانیزم انتقال رسوبات، بار رسوبی به دو دسته بار معلق^۲ و بار کف^۳ تقسیم می‌شود (بلپریو^۴، ۱۹۷۹). اگرچه اندازه‌گیری مستقیم رسوبات دارای اطمینان بالاتری است؛ اما این امر برای تمام رودخانه‌ها به صرفه نبوده و به ویژه برای رسوبات بار کف دارای هزینه و پیچیدگی بیشتری است (پکتاس و دوغان، ۲۰۱۵)؛ لذا، داده‌ها و نمونه‌برداری‌های نسبتاً محدودی از رسوبات بار کف موجود است؛ از طرفی در نظر گرفتن ۵-۲۵ درصدی سهم بار کف از بار کل رسوبات به دلیل تفاوت در ویژگی‌های اقلیمی، ساختار زمین‌شناسی و توپوگرافی دارای خطای زیادی بوده و از دقت چندانی نیز برخوردار نیست (راحت‌طلب نخجیری و همکاران، ۱۳۸۳). پژوهش‌های اخیر نشان داده که با استفاده از یک سیستم پایش مداوم بار کف خودکار و ادغام دو نگرش محاسبه جامع دبی بار کف با منحنی سنجه رسوب^۵ بار کف، می‌توان برآوردهای دقیقی را از دبی بار کف به دست آورد (هبرساک^۶ و همکاران، ۲۰۱۷). به هر حال، تخمین نسبتاً دقیق بار رسوبی در بسیاری از رودخانه‌ها مشکل (گومز و چارچ^۷، ۱۹۸۹؛ بری^۸ و همکاران، ۲۰۰۴) و نیازمند مطالعات موردی است (کیتسیکودیس^۹ و همکاران، ۲۰۱۴). این موضوع، بدان سبب است که فاکتورهای متعددی از شرایط جریان بر شروع حرکت ذره رسوب تأثیر دارند و لذا، آستانه مشخصی نمی‌توان برای آن تعیین نمود (کیتسیکودیس و همکاران، ۲۰۱۶). تا کنون معادلات تجربی و نیمه‌تجربی فراوانی، برای تخمین میزان بار بستر رودخانه‌ها، توسط پژوهشگران مختلف ارائه شده است. طی بیش از صد سال گذشته روابط زیادی برای تخمین شدت انتقال رسوبات بار کف در رودخانه‌ها ارائه شده که قابل اعتماد بودن هیچ کدام از آنها به اثبات نرسیده است (بری و همکاران، ۲۰۰۴؛ گومز و چارچ، ۱۹۸۹؛ مک‌لین^{۱۰} و همکاران، ۱۹۹۹). حتی داده‌های بار کف جمع‌آوری‌شده توسط انواع مختلف نمونه‌گیر بار کف، قابلیت مقایسه با یکدیگر را ندارند (چیلدرز^{۱۱}، ۱۹۹۹: ۱۲۶؛ ادوارد و گلیسون^{۱۲}، ۱۹۹۹:

1- Pektas & Dogan

2- Suspended load

3- Bed load

4- Belperio

5- Sediment Rating Curve (SRC)

6- Habersack

7- Gomez & Church

8- Barry

9- Kitsikoudis

10- McLean

11- Childers

12- Edward & Glysson

۷۹؛ گری^۱ و همکاران، ۱۹۹۱). بررسی عوامل مؤثر بر چگونگی حرکت بار کف رسوبات در رودخانه فصلی و علل تفاوت آن نسبت به رودخانه دائمی از طریق مدل سازی فیزیکی ثابت کرده که به ترتیب عوامل شیب کف بستر، زمان پایه هیدروگراف و فرم بستر، بیشترین تأثیر را در میزان انتقال رسوبات بار کف دارند (اسماعیلی و همکاران، ۱۳۸۷).

ارزیابی کارایی ۱۶ معادله بار کف در رودخانه زرین گل استان گلستان نشان داده که به ترتیب روابط میسر - پیتر و مولر^۲، توفالتی و اینشتین^۳ بالاترین دقت را برای رودخانه مزبور داشته‌اند (راحت طلب نخجیری و همکاران، ۱۳۸۳). اندازه‌گیری رسوبات بار بستر رودخانه چهل‌چای و مقایسه آن با نتایج سیزده معادله تجربی بار کف نشان داده که بیشتر مدل‌ها، برآوردهای بسیار غلطی داشته و تنها مدل‌های اکرزویت^۴ و میسر - پیتر و مولر با نرخ حمل ۶۴٪ و ۴۳٪، نتایج به نسبت مناسب‌تری را ارائه می‌کنند (حدادچی و همکاران، ۱۳۹۰). برآورد رسوبات معلق رودخانه‌های سیاه و شور آمریکا با استفاده از چهار مدل منحنی سنج رسوب، فازی عصبی^۵، رگرسیون خطی چندمتغیره^۶ و شبکه عصبی مصنوعی^۷ و مقایسه با مقادیر مشاهداتی نیز نشان داده که مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی و فازی عصبی برآوردهای دقیق‌تری را نسبت به مدل‌های منحنی سنج رسوب و رگرسیونی دارند (رجایی و همکاران، ۲۰۰۹). پژوهش‌های قبلی، همچنین نشان داده‌اند که برای دبی‌های با دوره بازگشت پایین (دبی میانگین سالانه و دبی با دوره بازگشت دو سال)، مدل‌ها برآوردهای نسبتاً خوبی از بار کف داشته‌اند؛ اما برای دبی‌های بالا، برآورد مدل‌ها به طور کلی کمتر از مقادیر واقعی بار بستری است (کلود^۸ و همکاران، ۲۰۱۲). در پژوهشی برای ارزیابی رسوبات بار کف در رودخانه‌های دارای بستر شنی، با ادغام قوانین فازی و رگرسیون خطی معمولی، یک مدل رگرسیونی فازی هوشمند ارائه شده که با استفاده از آن می‌توان رسوبات بار کف را به عنوان تابعی از دبی جریان آب برآورد کرد (اسپلیوتیس^۹ و همکاران، ۲۰۱۷).

مرور منابع نشان می‌دهد که به دلیل پیچیدگی‌های پدیده انتقال رسوبات بار کف که ناشی از اندرکنش تعداد زیادی از پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی است، بیشتر معادلات تجربی نتوانند نرخ انتقال رسوبات بار کف را با دقت کافی پیش‌بینی نمایند؛ از این رو، سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد بار کف رودخانه‌ها از طریق مقایسه مقادیر محاسباتی با مقادیر اندازه‌گیری شده، از اهمیت بالایی برخوردار است. هدف از انجام این پژوهش نیز برآورد رسوبات بار کف رودخانه‌ها با استفاده از دو مدل شبکه عصبی مصنوعی و رابطه منحنی سنج رسوبات بار کف و مقایسه نتایج آنها با نمونه‌های مشاهداتی و در نهایت انتخاب مدل برتر برآورد بار کف رودخانه‌ها است.

مواد و روش‌ها

در این پژوهش، آمار اندازه‌گیری‌های موجود بار کف و دبی متناظر آنها از سازمان تحقیقات منابع آب ایران دریافت گردید و تعداد ۵ ایستگاه که دارای بیشترین تعداد نمونه بودند انتخاب شد که موقعیت مکانی و ویژگی‌های هیدرولوژیکی و هیدرولیکی رودخانه‌های آنها در شکل ۱ و جدول ۱ ارائه شده است.

1- Gray

2- Meyer-Peter & Müller

3- Toffaleti & Einstein

4 Ackers-White

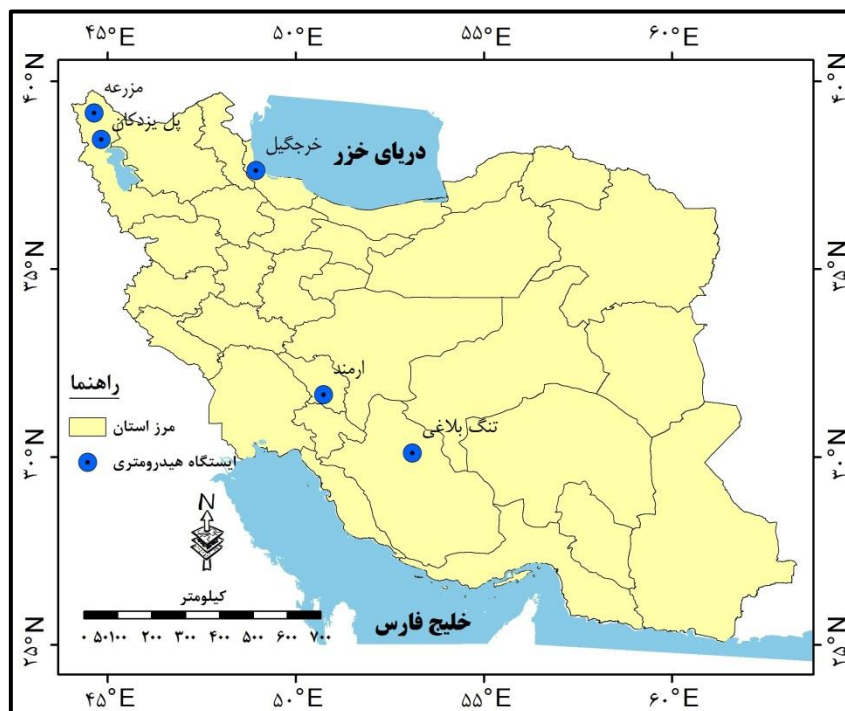
5- Nero-Fuzzy (NF)

6- Multiple Linear Regression (MLR)

7- Artificial Neural Networks (ANN)

8- Claude

9- Spiliotis



شکل ۱. موقعیت ایستگاه‌های هیدرومتری منتخب تجزیه و تحلیل بار کف

جدول ۱. خصوصیات هیدرولوژیکی ایستگاه‌های منتخب تجزیه و تحلیل بار کف

ایستگاه	رودخانه	استان	تعداد نمونه‌ها	متوسط دبی جریان (متر مکعب در ثانیه)	متوسط بار کف نمونه‌ها (تن در روز)	متوسط نسبت بار کف به کل بار رسوبی (%)
پل یزدکان	قطورچای	آذربایجان غربی	۱۳۲	۲/۹	۱۵۵۰/۹	۴۵/۴
مزرعه	بارونچای	آذربایجان غربی	۹۸	۱/۹	۹۴۸/۵	۳۴/۷
خرجگیل	ناورود	گیلان	۷۲	۹/۶	۱۴۲۵/۳	۲۰/۳
تنگ بلاغی	سیوند	فارس	۵۳	۲/۴	۱۳/۲	۱۱/۳
ارمند	کارون	چهارمحال و بختیاری	۴۳	۱۳۸/۳	۱۴۳۱۶/۴	۱۲/۵

در این پژوهش، ابتدا برای برآورد رسوبات بار کف، از روش منحنی سنجه رسوبات استفاده شد. در بسیاری از مواقع، کارشناسان در صورت کمبود داده‌های واقعی رسوب، از مدل‌های منحنی سنجه رسوب که بر اساس رابطه ارائه شده توسط اداره احیای ایالات متحده^۱ (رابطه ۱) است برای پیش‌بینی و برآورد غلظت رسوب معلق استفاده می‌کنند.

$$Q_s = aQ_w^b \quad \text{رابطه ۱}$$

Q_s : غلظت رسوب (تن در روز)؛ Q_w : دبی (متر مکعب بر ثانیه)؛ a و b : ضرایب منطقه‌ای
در این پژوهش، از رابطه بالا که اغلب برای برآورد رسوبات معلق استفاده می‌شود برای برآورد بار کف استفاده شد (هبرساک و همکاران، ۲۰۱۷)؛ بدین منظور، ابتدا ۷۰٪ از نمونه‌ها به صورت تصادفی مجزا و با استفاده از نرم‌افزار اکسل^۲، منحنی سنجه رسوبات برای آنها ترسیم و مدل منحنی سنجه رسوب آنها به دست آمد؛ سپس با

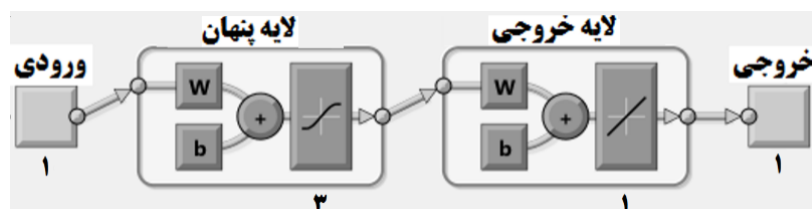
1- United State Bureau of Reclamation (USBR)

2- Excel

استفاده از رابطه حاصل میزان بار کف برای ۳۰٪ باقیمانده نمونه‌ها برآورد گردید و ارزیابی دقت برآورد این روش با استفاده از مقادیر برآوردی بار کف و مقایسه آنها با مقادیر متناظر مشاهده‌ای انجام شد.

مدل دیگر مورد استفاده برای برآورد رسوبات بار کف، مدل شبکه عصبی مصنوعی بود. از آنجا که شبکه‌های عصبی از دو ویژگی اساسی یادگیری بر اساس داده‌های تجربی (قدرت و توانایی تعمیم‌پذیری) و ساختارپذیری موازی برخوردارند، برای کنترل سیستم‌های پیچیده که مدل‌سازی آنها دشوار است بسیار مناسب هستند. اشکال مختلفی از شبکه‌های عصبی مصنوعی در دهه اخیر در زمینه آبخیزداری و هیدرولوژی مورد استفاده قرار گرفته‌اند که از جمله آنها می‌توان به بررسی روابط بارش و رواناب، هیدروگراف و روندیابی سیل، تخمین بار رسوبی رودخانه، مدیریت رودخانه و مخازن و پیش‌بینی فرسایش و رسوب در یک حوضه اشاره کرد. آنچه باعث افزایش چشم‌گیر استفاده از این تکنیک در علوم هیدرولوژی و آبخیزداری شده است، وجود روابط غیرخطی مابین عوامل مؤثر بر پدیده‌های مختلف هیدرولوژیکی و هیدرولیکی است که مدل شبکه عصبی مصنوعی دارای توانایی لازم برای تطابق خود با این روابط غیرخطی است. در پژوهش حاضر، برای ساخت مدل شبکه عصبی مصنوعی از نرم‌افزار متلب^۱ استفاده شد؛ بدین منظور، ابتدا از کل داده‌های هر ایستگاه، ۷۰٪ به صورت تصادفی مجزا (۶۰٪ برای آموزش شبکه^۲، ۱۰٪ برای اعتبارسنجی^۳) و ۳۰٪ نیز برای مرحله آزمایش شبکه^۴ به صورت تصادفی انتخاب شد. داده‌های دبی هر ایستگاه به عنوان ماتریس ورودی و داده‌های بار کف به عنوان ماتریس هدف به مدل معرفی شد.

پیچیدگی شبکه عصبی باید با درجه غیرخطی بودن مسئله همخوانی داشته باشد. تعداد لایه پنهان و نورون‌های آن فقط باید به اندازه‌ای بزرگ باشد که مسئله مورد نظر را حل کند. اگر تعداد آنها کافی نباشد، ممکن است شبکه قادر به حل مسئله نباشد و چنانچه تعداد آنها بیش از حد لازم باشد، قدرت تعمیم‌پذیری شبکه کاهش می‌یابد. برای ارزیابی ساختارهای متفاوت شبکه عصبی، از روش آزمون و خطا و به‌کارگیری داده‌های مرحله اعتبارسنجی استفاده شد. تعداد لایه‌های پنهان یک عدد و تعداد نورون‌های لایه پنهان، سه عدد در نظر گرفته شد و مدل شبکه عصبی مصنوعی بر اساس شکل ۲ ساخته شد. برای آزمون معنی‌دار بودن تفاوت بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر برآوردی دو مدل، از آزمون تی دونمونه‌ای مستقل^۵ استفاده شد. در آزمون تی، چنانچه سطح معنی‌داری کمتر از مقدار ۰/۰۵ باشد به این معناست که بین مقادیر مشاهداتی و برآوردی تفاوت معنی‌داری در سطح ۹۵٪ وجود داشته و به عبارتی، مدل نتوانسته است بار کف را به نحو مطلوبی برآورد نماید. برای ارزیابی دقت برآورد مدل‌های استفاده‌شده نیز از شاخص‌های میانگین مجذور مربعات خطا^۶ و ضریب همبستگی استفاده شد. شاخص میانگین مجذور مربعات خطا بیانگر اختلاف بین مقادیر مشاهده‌ای و مقادیر برآوردی است و هر مدلی که میانگین مجذور مربعات خطای کوچک‌تری داشته باشد، صحت پیش‌بینی آن بیشتر است.



شکل ۲. مدل شبکه عصبی مصنوعی استفاده‌شده برای تحلیل بار کف رودخانه‌ها

- 1- MATLAB (MATrix LABoratory)
- 2- Train
- 3- Validation
- 4- Test
- 5- Independent- Samples T Test
- 6- Root Mean Square Error (RMSE)

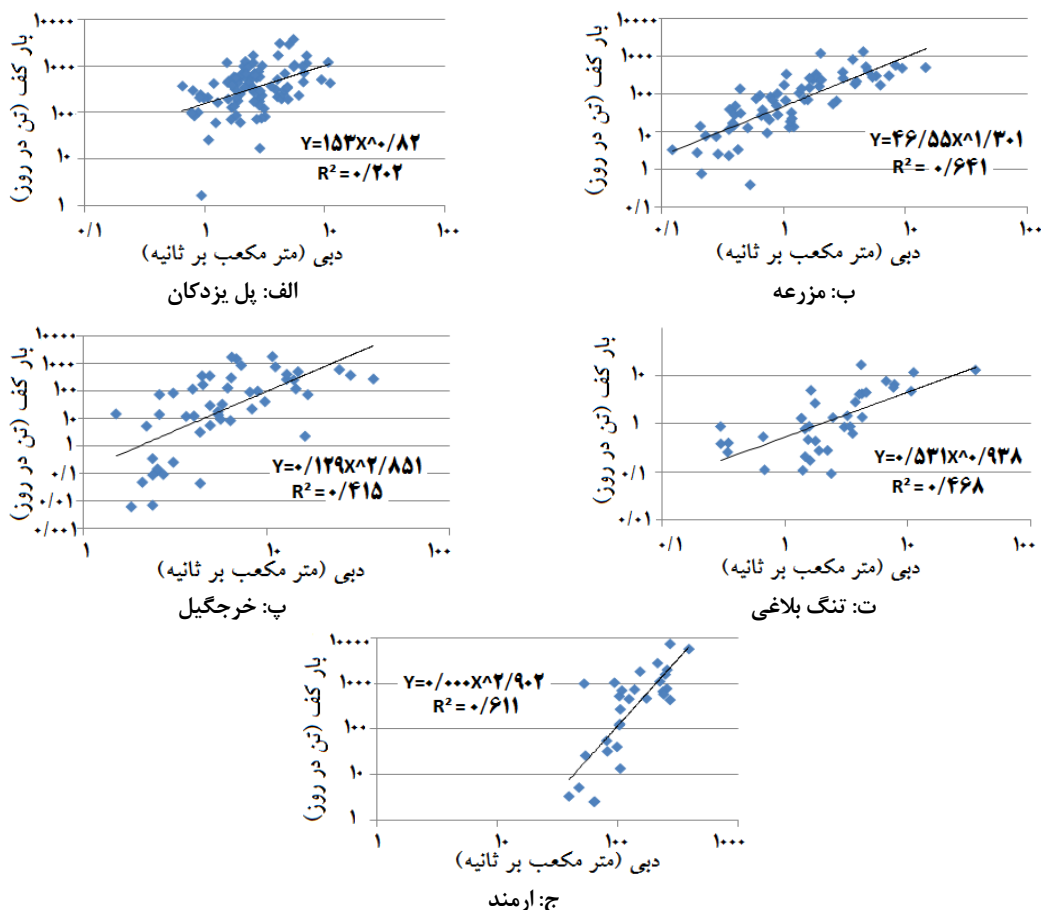
ضریب همبستگی نیز ابزاری برای تعیین نوع (مستقیم یا معکوس) و شدت رابطه یک متغیر کمی با متغیر کمی دیگر و در واقع بیانگر همبستگی بین دو متغیر است. این ضریب بین ۱ تا -۱ متغیر است و در صورت عدم وجود رابطه بین دو متغیر، برابر صفر است. هرچه این مقدار به یک نزدیکتر باشد، همبستگی بین مقادیر مشاهداتی با برآوردی بیشتر است و مدل از دقت برآورد بالاتری برخوردار است و هرچه این مقدار به صفر نزدیکتر باشد دقت برآورد مدل کمتر است.

نتایج

مدل‌های منحنی سنجه رسوب بار کف و مجذور ضریب همبستگی مربوط به هر ایستگاه که با استفاده از ۷۰٪ نمونه‌ها به دست آمده است در جدول ۲ و شکل ۳ ارائه شده است. تمامی ضرایب همبستگی حاصل در سطح اعتماد ۵٪ معنی‌دار هستند؛ ضمن اینکه در این مرحله، بالاترین ضریب تعیین، مربوط به ایستگاه مزرعه (۰/۶۴۱) و کمترین ضریب، مربوط به ایستگاه پل یزدکان (۰/۲۰۲) است.

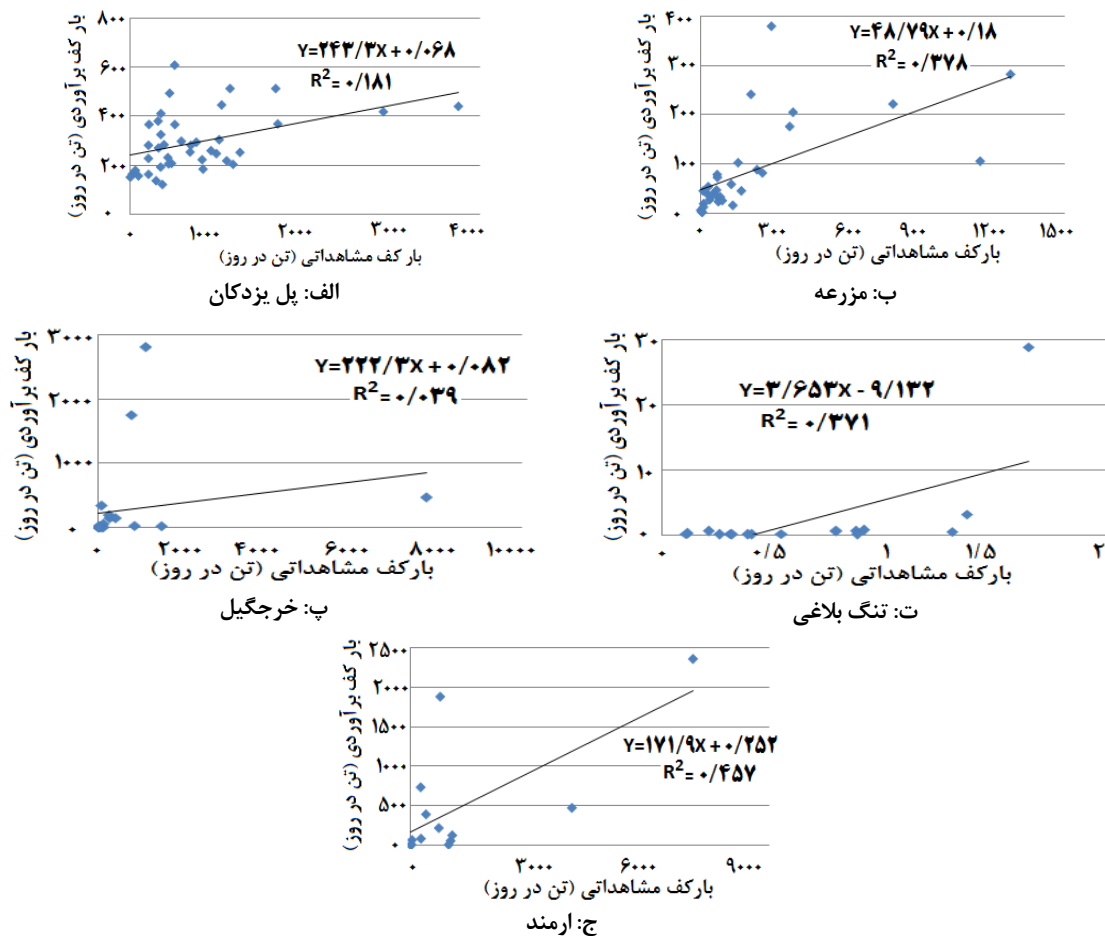
جدول ۲. معادلات منحنی سنجه رسوب بار کف ایستگاه‌های منتخب

ایستگاه	تعداد نمونه	مدل منحنی سنجه رسوب با ۷۰٪ داده	ضریب تبیین
پل یزدکان	۱۳۲	$Y=153X^{0.82}$	۰/۲۰۲
مزرعه	۹۸	$Y=46/55X^{1/3.1}$	۰/۶۴۱
خرجگیل	۷۲	$Y=0/129X^{2/8.1}$	۰/۴۱۵
تنگ بلاغی	۵۳	$Y=0/531X^{0/93.8}$	۰/۴۶۸
ارمند	۴۳	$Y=0/003X^{2/9.2}$	۰/۶۱۱



شکل ۳. نمودارهای منحنی سنجه رسوب برای ایستگاه‌های مورد مطالعه (با استفاده از ۷۰٪ داده‌ها)

نمودار و ضرایب همبستگی بین مقادیر برآوردی مدل منحنی سنجه رسوب و مشاهده‌ای بار کف که با استفاده از ۳۰٪ باقیمانده نمونه‌های هر ایستگاه به دست آمده، در شکل ۴ ارائه شده است. در این مرحله، به‌جز ایستگاه ارمند، ضرایب همبستگی بقیه ایستگاه‌ها در سطح اعتماد ۵٪ معنی‌دار نیستند. پس از برآزش مدل‌های مختلف شبکه عصبی مصنوعی، بهترین مدل برآزش یافته بر نمونه‌ها انتخاب گردید؛ ویژگی‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی مربوط به هر ایستگاه هیدرومتری در جدول ۳ ارائه شده است:



شکل ۴. نمودار همبستگی مقادیر برآوردی مدل منحنی سنجه رسوب و مقادیر مشاهده‌ای (با ۳۰٪ داده‌ها)

جدول ۳. ویژگی‌های مدل شبکه عصبی مصنوعی هر ایستگاه

ایستگاه	نوع شبکه	قاعده یادگیری	تعداد لایه پنهان	روش نرمال کردن	تعداد تکرار	تعداد نرون‌های لایه پنهان	تعداد آموزش	تعداد اعتبارسنجی	تعداد آزمایش	تعداد نمونه کل
پل یزدکان	پرسپترون چندلایه ^۱		۱	تازانت	۵۲	۳	۷۹	۱۳	۴۰	۱۳۲
مزرعه	پرسپترون چندلایه ^۱	لویبرگ ^۲	۱	تازانت	۱۰	۳	۵۹	۱۰	۲۹	۹۸
خرگیل	پرسپترون چندلایه ^۱	لویبرگ ^۲	۱	سیگموئید ^۳	۱۲	۳	۴۳	۷	۲۲	۷۲
تنگ بلاغی	پرسپترون چندلایه ^۱	لویبرگ ^۲	۱	سیگموئید ^۳	۱۱	۳	۳۲	۵	۱۶	۵۳
ارمند	پرسپترون چندلایه ^۱	لویبرگ ^۲	۱	سیگموئید ^۳	۱۳	۳	۲۶	۴	۱۳	۴۳

1- Multi-Layer Perceptron (MLP)

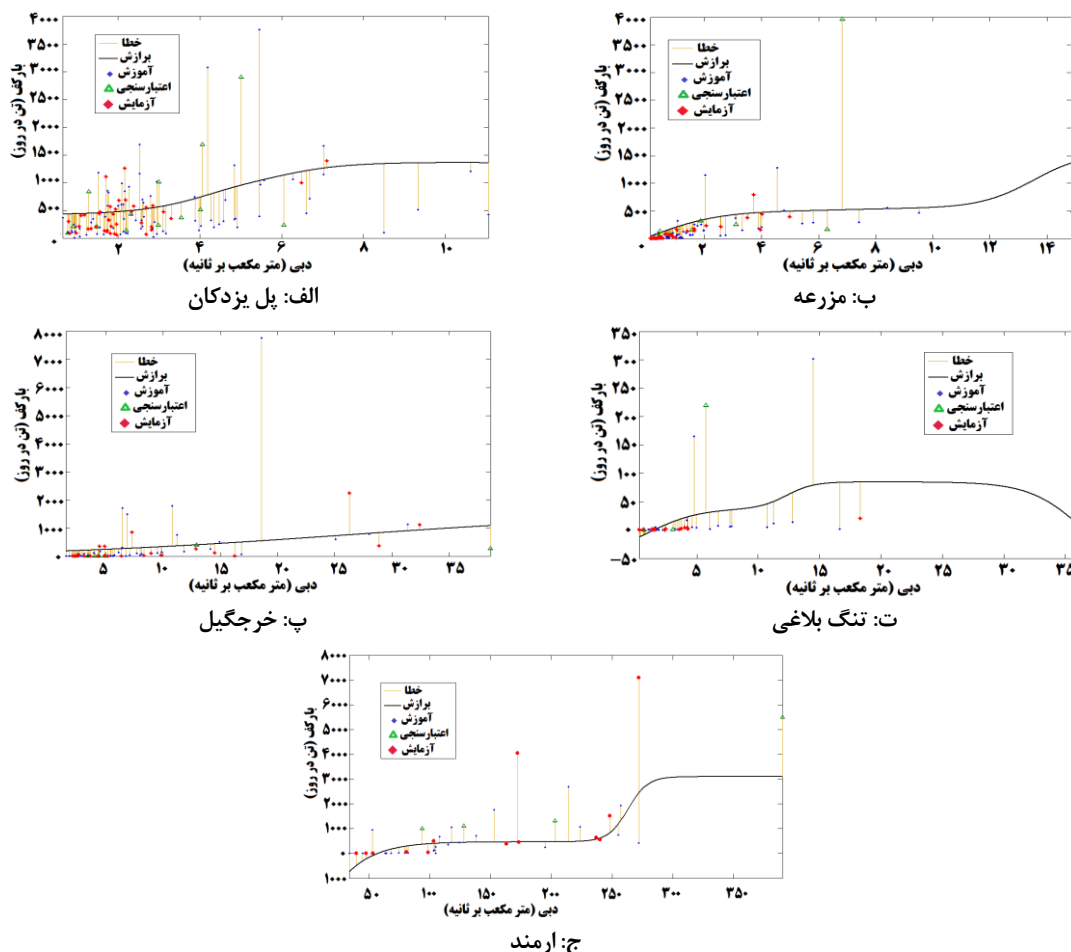
2- Levenberg

3- Tangant Sigmoid (TS)

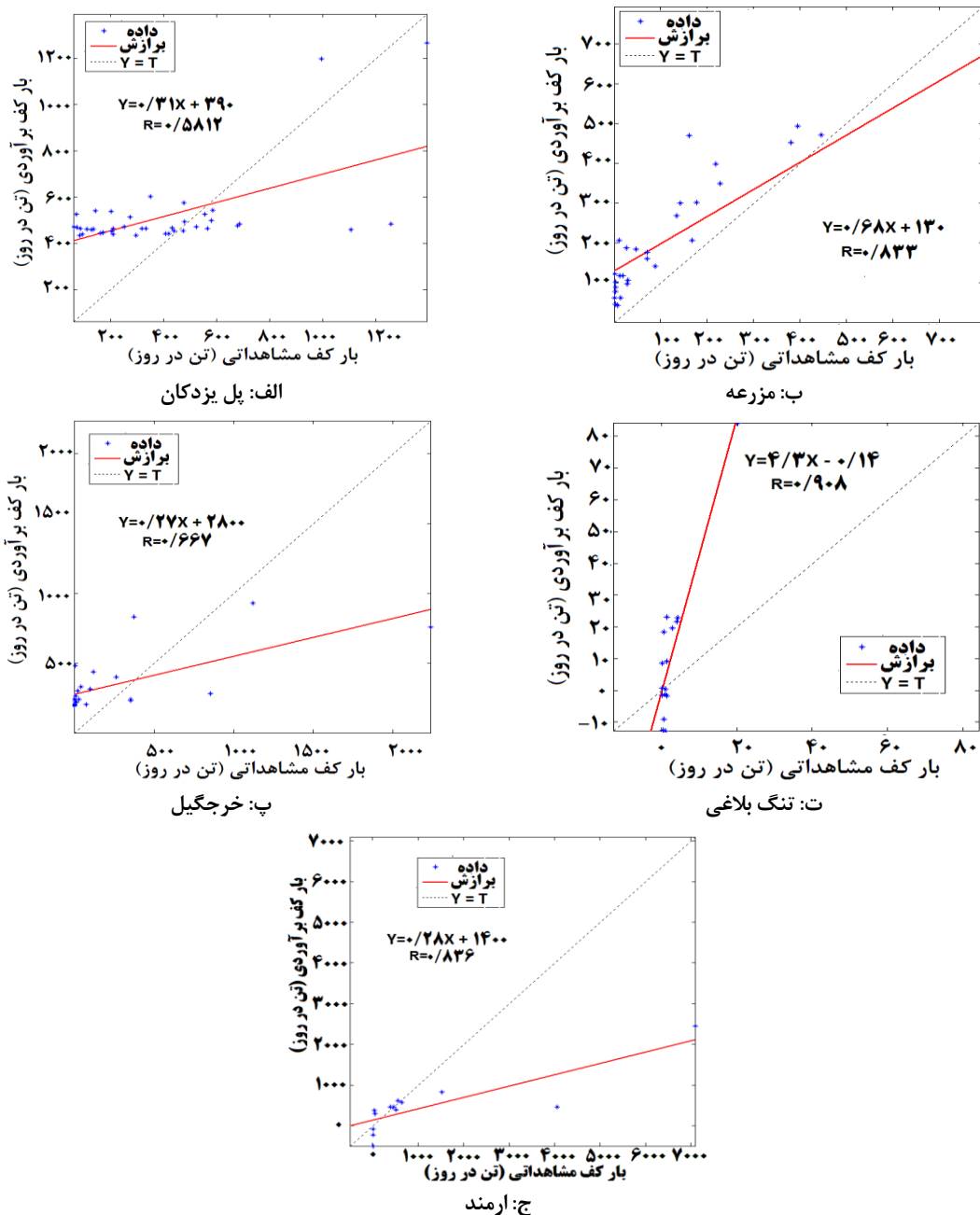
نمودارهای مدل شبکه عصبی مصنوعی برازش یافته بر ۷۰٪ داده‌های هر رودخانه در شکل ۵ ارائه شده است. در این شکل ها، نمودار میزان خطای برآورد مدل برازش یافته در هر یک از مراحل مختلف آموزش، اعتبارسنجی و آزمایش شبکه ارائه شده است.

ضرایب همبستگی بین مقادیر برآوردی مدل شبکه عصبی مصنوعی و مشاهده‌ای بار کف که با استفاده از ۳۰٪ باقیمانده نمونه‌های هر ایستگاه به دست آمده، در شکل ۶ ارائه شده است. در رابطه با مدل شبکه عصبی مصنوعی، تمامی ضرایب همبستگی حاصل در سطح اعتماد ۵٪ معنی دار هستند؛ ضمن اینکه بالاترین ضریب تعیین، مربوط به ایستگاه تنگ بلاغی (۰/۹۰۸) و کمترین ضریب، مربوط به ایستگاه پل یزدکان (۰/۵۸۱) است.

نتایج مربوط به آزمون تی مستقل و سطوح معنی دار بودن تفاوت بین مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل ها و نیز نتایج ارزیابی دقت مدل منحنی سنجه رسوب بار کف و شبکه عصبی مصنوعی برای هر ایستگاه که با استفاده از ۳۰٪ داده‌ها که نقشی در ساختن مدل نداشتند در جدول ۴ ارائه شده است. اعداد ستون‌های مربوط به سطح معنی داری آزمون تی، نشان‌دهنده آن است که در تمام ایستگاه‌ها مقادیر سطح معنی داری برای مدل شبکه عصبی مصنوعی کمتر از مدل منحنی سنجه رسوب است و در نتیجه، اختلاف بین مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل شبکه عصبی کمتر از مدل منحنی سنجه رسوب است؛ همچنین در تمام ایستگاه‌ها ضرایب همبستگی بین مقادیر برآوردی و مشاهداتی مدل شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از مدل منحنی سنجه رسوب و برعکس مقدار آماره میانگین مجذور مربعات خطا در تمام ایستگاه‌ها برای مدل شبکه عصبی مصنوعی کمتر از مدل منحنی سنجه رسوب است.



شکل ۵. نمودارهای برازش مدل شبکه عصبی مصنوعی (با استفاده از ۷۰٪ داده‌ها)



شکل ۶. نمودارهای اعتبارسنجی مدل شبکه عصبی مصنوعی (با استفاده از ۳۰٪ داده‌ها)

جدول ۴. مقادیر ضریب همبستگی و مجذور میانگین مربع خطای هر مدل در هر ایستگاه

ردیف	ایستگاه	مدل منحنی سنج رسوب			مدل شبکه عصبی مصنوعی		
		سطح معنی‌داری	میانگین مجذور مربعیات خطا	ضریب همبستگی	سطح معنی‌داری	میانگین مجذور مربعیات خطا	ضریب همبستگی
۱	پل یزدکان	۰/۱۱	۸۲۱/۲	۰/۴۲۵	۰/۹۱	۲۸۶/۱	۰/۵۸۱
۲	مزرعه	۰/۲۲	۲۹۳/۱	۰/۶۱۴	۰/۳۱	۴۱۵/۳	۰/۶۶۷
۳	خرگیل	۰/۰۸	۱۶۵۰/۹	۰/۱۹۷	۰/۹۱	۴۱۵/۳	۰/۶۶۷
۴	تنگ بلاغی	۰/۰۹	۶۸۳	۰/۶۰۹	۰/۵۵	۲۰	۰/۹۰۸
۵	ارمند	۰/۲۲	۱۷۴۷/۱	۰/۶۷۴	۰/۲۸	۱۶۵۲	۰/۸۳۶

بحث

در این پژوهش، رسوبات بار کف ۵ رودخانه به عنوان تابعی از دبی جریان رودخانه برآورد شد که در تحقیقات قبل نیز متغیر دبی جریان برای تخمین میزان رسوبات بار کف مورد استفاده قرار گرفته است (کلود و همکاران، ۲۰۱۲؛ اسپلیوتیس و همکاران، ۲۰۱۷). نتایج مربوط به آزمون تی مستقل حاکی از آن است که از نظر آماری، تفاوت چندانی بین مقادیر مشاهداتی و برآوردی مدل‌ها وجود ندارد و هر دو مدل مقادیر بار کف را به طور قابل قبولی برآورد کرده‌اند؛ اما مقادیر مربوط به سطح معنی‌داری نشان‌دهنده این است که در تمام ایستگاه‌ها، تفاوت بین مقادیر مشاهداتی و مقادیر برآوردی در مدل شبکه عصبی کمتر از مدل سنجۀ رسوب است و به عبارتی، مدل شبکه عصبی برآوردهای دقیق‌تری را نسبت به مدل سنجۀ رسوب ارائه کرده است. نتایج به دست آمده نشان می‌دهد که در تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه، رابطه مستقیمی میان دبی جریان و رسوبات بار کف وجود داشته و همبستگی میان این دو متغیر مثبت است و این بدان معنی است که همواره با افزایش مقادیر دبی جریان، رسوبات بار کف نیز افزایش یافته است که پژوهش‌های قبل نیز به نتایج مشابهی در این خصوص دست یافته‌اند (اسپلیوتیس و همکاران، ۲۰۱۷).

با توجه به مقادیر ضریب همبستگی بین داده‌های برآوردی توسط مدل‌ها و داده‌های مشاهداتی، مشخص شد که در تمام موارد، مقدار ضریب همبستگی در مدل شبکه عصبی مصنوعی بیشتر از مدل منحنی سنجۀ رسوب بوده که این موضوع، نشان از همبستگی بیشتر داده‌های برآوردی توسط مدل شبکه عصبی مصنوعی با داده‌های مشاهداتی دارد؛ از سویی، با توجه به اینکه حضور همبستگی بالا میان دو متغیر نمی‌تواند تبیین‌کننده مقادیر خطای برآورد باشد؛ لذا برای صحت‌سنجی برآورد خطای مدل‌ها، از شاخص مجذور میانگین مربعات خطا در این پژوهش استفاده شد. این شاخص نیز که بیانگر میزان انحراف مقادیر برآوردی از مقادیر مشاهداتی است، در تمامی ایستگاه‌ها، برای مدل شبکه عصبی مصنوعی کمتر از مدل منحنی سنجۀ رسوب است که این شاخص نیز بیانگر برتری مدل شبکه عصبی مصنوعی در برآورد میزان بار کف رودخانه‌ها نسبت به مدل منحنی سنجۀ رسوب است. پژوهش‌های گذشته نیز کارایی مناسب مدل شبکه عصبی مصنوعی را در برآورد بار کف و بار کل رودخانه‌ها به اثبات رسانده‌اند (ابتهاج و بنکداری، ۲۰۱۶؛ پکتاس و دوغان، ۲۰۱۵؛ یانگ^۱ و همکاران، ۲۰۰۹) و دقت مدل شبکه عصبی مصنوعی را در برآورد رسوبات معلق بالاتر از منحنی سنجۀ رسوب دانسته‌اند (رجایی و همکاران، ۲۰۰۹). بر اساس یافته‌های این پژوهش، می‌توان ادعان نمود از آنجا که روابط پیچیده‌ای بین دبی جریان و دبی بار بستر حاکم است؛ لذا توصیه می‌شود برای افزایش دقت در برآورد بار کف رودخانه‌ها، از مدل شبکه عصبی مصنوعی که دارای توانایی لازم برای تطابق خود با این نوع روابط است، استفاده شود. وجود روابط پیچیده بین دبی جریان و رسوبات بار کف در پژوهش‌های قبل نیز به اثبات رسیده است (کلود و همکاران، ۲۰۱۲). لازم به ذکر است در این پژوهش، برای برآورد رسوبات بار کف فقط از دبی جریان به عنوان ورودی هر دو مدل استفاده شده است، در حالی که مدل شبکه عصبی مصنوعی، قابلیت استفاده از پارامترهای مختلف مؤثر بر دبی رسوبات بار کف را به عنوان ورودی مدل داراست که این موضوع، حتی می‌تواند سبب افزایش دقت برآورد بار کف توسط این مدل شود.

نتیجه‌گیری

پژوهش حاضر با هدف تعیین مدل مناسب برای برآورد رسوبات بار کف رودخانه‌ها، در ۵ ایستگاه هیدرومتری واقع در رودخانه‌های مختلف ایران انجام شد. نتایج این تحقیق مشخص کرد که در تمامی ایستگاه‌های مورد مطالعه،

رابطه مستقیمی میان دبی جریان و رسوبات بار کف وجود داشته و همواره با افزایش مقادیر دبی جریان، رسوبات بار کف نیز افزایش یافته است. همچنین این پژوهش، نشان داد که در تمام ایستگاه‌های مورد مطالعه، مدل شبکه عصبی مصنوعی برآوردهای دقیق‌تری از رسوبات بار کف را نسبت به مدل سنج رسوب ارائه می‌نماید؛ البته با توجه به وجود روابط پیچیده بین دبی جریان و رسوبات بار کف، در هر ایستگاه هیدرومتری، می‌بایست مدل مناسب را برای برآورد دقیق‌تر این متغیر تعیین نمود ولی با توجه به دقت بالاتر برآوردهای مدل شبکه عصبی مصنوعی در هر پنج ایستگاه مورد مطالعه، توصیه می‌شود در شرایط نبود داده‌های بار کف، از این مدل برای برآورد بار کف استفاده شود.

منابع

- اسماعیلی، کاظم؛ شفاعی بجستان، محمود؛ کاشفی‌پور، محمود (۱۳۸۷) مدل پیش‌بینی بار کف در رودخانه فصلی، آب‌و‌خاک (علوم و صنایع کشاورزی)، ۲۲ (۲)، صص. ۲۵۰-۲۴۰.
- امامی، سید امیر (۱۳۷۹) انتقال رسوب، انتشارات جهاد دانشگاهی واحد صنعتی امیرکبیر، تهران.
- حدادچی، آرمان؛ امید، محمدحسین؛ دهقانی، امیراحمد (۱۳۹۰) ارزیابی معادلات تجربی برآورد دبی بار بستر در رودخانه کوهستانی با بستر شنی (مطالعه موردی: رودخانه چهل‌چای در استان گلستان)، پژوهش‌های حفاظت آب‌و‌خاک، ۱۸ (۳)، صص. ۱۶۶-۱۴۹.
- راحت‌طلب نخجیری، حسن؛ گلماهی، سیدحسن؛ یوسفی، عبدالرضا؛ اکتایی، رضا (۱۳۸۳) سنجش و گزینش مناسب‌ترین روش‌های برآورد بار کف رودخانه‌ها (مطالعه موردی: رودخانه زرین‌گل - استان گلستان)، علوم کشاورزی و منابع طبیعی، ۱۱ (۳)، صص. ۱۴۰-۱۳۳.
- عرب‌خدری، محمود (۱۳۸۰) تعیین نسبت بار کف به معلق از طریق رسوب‌سنجی مخزن و دانه‌بندی رسوبات، تحقیقات مهندسی کشاورزی، ۲ (۶)، صص. ۹۱-۸۱.
- مصفايي، جمال؛ طالبی، علی (۱۳۹۳) نگاهی آماری به وضعیت فرسایش آبی در ایران، ترویج و توسعه آبخیزداری، ۲ (۵)، صص. ۱۷-۹.
- Barry, J. J., Buffington, J. M., King, J. G. (2004) A General Power Equation for Predicting Bed Load Transport in Gravel Bed Rivers, **Water Resources Research**, 40 (10), pp. 1-22.
- Belperio, A. P. (1979) The Combined Use of Wash Load and Bed Material Load Rating Curves for the Calculation of Total Load: An Example from the Burdekin River, Australia, **Catena**, 6 (3), pp. 317-329.
- Childers, D. (1999) **Field Comparisons of Six Pressure-Difference Bedload Samplers in High-Energy Flow**, Water-Resources Investigations Report 92-4068, U.S. Geological Survey, Vancouver, Washington.
- Claude, N., Rodrigues, S., Bustillo, V., Bréhéret, J. G., Macaire, J. J., Jugé, P. (2012) Estimating Bedload Transport in a Large Sand-Gravel Bed River from Direct Sampling, Dune Tracking and Empirical Formulas, **Geomorphology**, 179 (15), pp. 40-57.
- Ebtehaj, I., Bonakdari, H. (2016) Bed Load Sediment Transport Estimation in a Clean Pipe Using Multilayer Perceptron with Different Training Algorithms, **Civil Engineering**, 20 (2), pp. 581-589.
- Edwards, T. E., Glysson, G. D. (1999) Book 3, Chapter C2: **Field Methods for Measurement of Fluvial Sediment**, Techniques of Water-Resources Investigations, U.S. Geological Survey, Reston.
- Gomez, B., Church, M. (1989) An Assessment of Bed Load Sediment Transport Formulae for Gravel Bed Rivers, **Water Resources Research**, 25, pp. 1161-1186.

- Gray, J. R., Webb, R. H., Hyndman, D. W. (1991) Low-Flow Sediment Transport in the Colorado River, **5th Federal Interagency Sedimentation Conference**, Reston, 4, pp. 63-71.
- Habersack, H., Kreisler, A., Rindler, R., Aigner, J., Seitz, H., Liedermann, M., Laronne, J. B. (2017) Integrated Automatic and Continuous Bedload Monitoring in Gravel Bed Rivers, **Geomorphology**, 291, pp. 80-93.
- Kitsikoudis, V., Sidiropoulos, E., Hrissanthou, V. (2014) Machine Learning Utilization for bed Load Transport in Gravel-Bed Rivers, **Water Resources Management**, 28 (11), pp. 3727-3743.
- Kitsikoudis, V., Spiliotis, M., Hrissanthou, V. (2016) Fuzzy Regression Analysis for Sediment Incipient Motion under Turbulent Flow Conditions, **Environmental Processes**, 3 (3), pp. 663-679.
- McLean, D. G., Church, M., Tassone, B. (1999) Sediment Transport Along the Lower Fraser River: 1. Measurement and Hydraulic Computations, **Water Resources Research**, 35 (8), pp. 2533-2548.
- Mosaffaie, J. (2015) Comparison of Two Methods of Regional Flood Frequency Analysis by Using L-Moments, **Water Resources**, 42 (3), pp. 313-321.
- Mosaffaie, J. (2016) Application of Artificial Neural Network, Multiple-Regression and index-Flood Techniques in Regional Flood Frequency Estimation, **International Journal of Water**, 10 (4), pp. 328-342.
- Mosaffaie, J., Ekhtesasi, M. R., Dastorani, M. T., Azimzadeh, H. R., Zare Chahuki, M. A. (2015) Temporal and Spatial Variation of the Water Erosion Rate, **Arabian Journal of Geosciences**, 8 (8), pp. 5971-5979. DOI: 10.1007/s12517-014-1628-z.
- Pektaş, A. O., Dogan, E. (2015) Prediction of bed Load Via Suspended Sediment Load Using Soft Computing Methods, **Geofizika**, 32, pp. 27-46.
- Rajaei, T., Mirbagheri, S. A., Kermani, M. Z., Nourani, V. (2009) Daily Suspended Sediment Concentration Simulation Using ANN and Neuro-Fuzzy Models, **Science of the Total Environment**, 407 (17), pp. 4916-4927.
- Spiliotis, M., Kitsikoudis, V., Hrissanthou, V. (2017) Assessment of Bedload Transport in Gravel-Bed Rivers with a New Fuzzy Adaptive Regression, **European Water**, 57, pp. 237-244.
- Yang, C. T., Marsooli, R., Aalami, M. T. (2009) Evaluation of Total Load Sediment Transport Formulas Using ANN, **International Journal of Sediment Research**, 24 (3), pp. 274-286.