

تأثیر بازه‌بندی هیدرولیکی در تخمین بار بستر رودخانه‌های با بستر شنی با استفاده از ماشین بردار پشتیبان

کیومرث روشنگر* - دانشیار مهندسی آب، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
محمد حسینی - دانش‌آموخته کارشناسی‌ارشد مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران
سامان شهنازی - دانش‌آموخته کارشناسی‌ارشد مهندسی آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشگاه تبریز، تبریز، ایران

وصول: ۱۳۹۷/۰۷/۱۳ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۹/۲۹

چکیده

ارزیابی و برآورد انتقال رسوب و فرایندهای همراه با آن، از دیرباز یکی از مسائل عمده و اصلی مهندسان هیدرولیک و رودخانه بوده است. رودخانه‌های با بستر شنی، ویژگی‌هایی دارند که آن‌ها را از رودخانه‌های با بستر ماسه‌ای متمایز کرده و باعث ایجاد مسائل و چالش‌هایی در تحلیل آن‌ها می‌شود. تعیین میزان بار بستری که در رودخانه‌ها حمل می‌شود، به عوامل متفاوتی از جمله پارامترهای هیدرولیکی، هیدرولوژیکی و رسوبی بستگی داشته و همین عامل سبب پیچیدگی و همچنین دشواری برآورد این پدیده شده است. در پژوهش حاضر پس از تعیین پارامترهای تأثیرگذار در تخمین بار بستر انتقالی در ۲۰ رودخانه با بستر شنی، داده‌های به‌کار گرفته‌شده در بازه‌های مختلفی براساس پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی به صورت آزمون و خطا دسته‌بندی شده و دقت ماشین بردار پشتیبان در برآورد بار بستر در هر بازه مورد بررسی قرار گرفت. نتایج به‌دست‌آمده نشان داد مدل با چهار ورودی شامل عدد فرود، نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان (V/U_*)، نسبت شعاع هیدرولیکی به متوسط اندازه ذرات رسوبی (R/D_{50}) و عدد شیلدز (θ) و با معیار ناش-ساتکلیف برابر با $NSE = 0/806$ از دقت بالاتری در برآورد بار بستر برخوردار است؛ همچنین ارزیابی‌های صورت‌گرفته نشان داد که فرایند برآورد بار بستر در بازه ۱ تا ۱/۴ میلی‌متر، مربوط به قطر متوسط ذرات عبوری بار بستر و بازه ۰/۶۵ تا ۰/۷۵، مربوط به عدد فرود به ترتیب با دارا بودن معیار ناش-ساتکلیف به ترتیب برابر با $NSE = 0/952$ و $NSE = 0/925$ از دقت بالاتری برخوردار هستند؛ افزون بر این، در بازه‌بندی براساس هرکدام از پارامترهای عدد رینولدز برشی و شیب کف رودخانه بازه‌هایی بررسی شد که شرایط حاکم بر جریان در آن‌ها موجب افزایش قابلیت پیش‌بینی بار بستر می‌شود.

واژگان کلیدی: بار بستر، انتقال رسوب، ماشین بردار پشتیبان، رودخانه‌های شنی، دقت برآورد.

مقدمه

برآورد نرخ انتقال رسوب در رودخانه‌های طبیعی یکی از مسائل اصلی در زمینه فرسایش، رسوب‌گذاری، کنترل سیلاب، عمر مفید مخازن سدها و مهندسی رودخانه است. رودخانه‌های با مواد بستری درشت‌دانه با شیب کمابیش زیاد، عمق کم و عرض زیاد، عموماً در حوضه‌های میانی یا مناطق نیمه‌کوهستانی قرار دارند. در این رودخانه‌ها، توان جریان و پتانسیل حمل رسوبات به‌ویژه بار بستر بالا بوده و برای اتلاف انرژی مازاد، جریان در آن‌ها به گستردگی تمایل دارد. در این میان، سه دلیل عمده موجب پیچیدگی در برآورد نرخ انتقال رسوب در رودخانه‌های با بستر شنی می‌شود: ۱- تغییرات دینامیکی منابع تأمین‌کننده رسوب در بالادست (گائو^۱، ۲۰۱۱)؛ ۲- ساختار کف رودخانه و سختی آن که شرایط جریان و انتقال بار بستر را تحت تأثیر قرار می‌دهد؛ ۳- اندازه ذرات رسوبی بستر که دارای تغییرات زیادی هستند (سینگ^۲ و همکاران، ۲۰۰۹).

با توجه به اهمیت بالای این مسئله، در دهه‌های گذشته مطالعات بسیاری به‌منظور تخمین بار بستر انجام شده و روابط متعددی نیز براساس تئوری‌های مختلف ارائه شده است. هر یک از این روابط در شرایط خاص آزمایشگاهی توسعه داده شده و در بازه‌های محدودی از قطر متوسط ذرات رسوبی (D_{50})، سرعت جریان و شیب کف کانال پاسخگو هستند (خرم و ارگیل^۳، ۲۰۱۰)؛ همچنین مطالعات انجام‌شده نشان‌دهنده عدم کارایی روابط یادشده در برآورد بار بستر رودخانه‌های مختلف بوده و مقادیر پیش‌بینی‌شده اغلب دارای خطاهای بزرگی نسبت به مقادیر اندازه‌گیری‌شده هستند (بری^۴ و همکاران، ۲۰۰۴؛ بترست^۵، ۲۰۰۷).

در سال‌های اخیر، روش‌های هوش مصنوعی به‌طور موفقیت‌آمیزی در حل مسائل با عدم قطعیت بالا از جمله هیدرولیک رسوب به‌کار گرفته شده و کارایی بالایی خود را در پیش‌بینی بار رسوبی نشان داده‌اند. عظمت‌الله^۶ و همکاران (۲۰۰۹) سیستم‌های استنتاج عصبی - فازی^۷ را به‌مثابه روشی انعطاف‌پذیر و بهینه در پیش‌بینی بار بستر رودخانه‌های مالزی پیشنهاد کردند. مدل‌سازی انجام‌شده نشان داد این روش با استفاده از ساختاری متشکل از پنج ورودی از دقت بالایی در برآورد بار بستر برخوردار است؛ از طرف دیگر، مدل‌سازی‌های انجام‌شده با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی نشان می‌دهد این روش با به‌کارگیری تعداد کمتری از پارامترهای ورودی، دارای دقت بالایی در حل مسئله مورد نظر است؛ به‌عبارت دیگر، می‌توان انتقال بار بستر را تنها به‌صورت تابع غیر خطی از مقدار تنش برشی بدون بعد و متوسط اندازه ذرات بدون بعد تعریف کرد (ساسال^۸ و همکاران، ۲۰۰۹)؛ همچنین بررسی‌های صورت‌گرفته نشان می‌دهد در پیش‌بینی نرخ انتقال بار بستر با مصالح ماسه‌ای، مصالح با محدوده ۲ تا ۸ میلی‌متر و مصالح با محدوده ۸ تا ۶۴ میلی‌متر به‌صورت مجزا، مدل‌های مبتنی بر توزیع ذرات رسوبی سطحی عملکرد بهتری نسبت به مدل‌هایی دارند که مبتنی بر توزیع ذرات زیرسطحی هستند و پارامتر توان جریان بگنولد نیز مناسب‌ترین پارامتر در فرایند پیش‌بینی با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی است (کیتسیکودیس و هریسانتو^۹، ۲۰۱۳).

بررسی توانایی روش‌های مختلف یادگیری ماشین در تخمین بار بستر رودخانه‌های شنی نشان می‌دهد شبکه

- 1- Gao
- 2- Singh
- 3- Khorram & Ergil
- 4- Barry
- 5- Bathurst
- 6- Azamathulla
- 7- Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS)
- 8- Sasal
- 9- Kitsikoudis & Hrisanthou

عصبی مصنوعی و نیز سیستم‌های استنتاج عصبی - فازی دارای عملکردی مشابه در برآورد بار بستر بوده و از دقت بالاتری نسبت به رگرسیون معمولی برخوردار است (کیتسیکودیس و همکاران، ۲۰۱۴)؛ همچنین نتایج به‌دست‌آمده از به‌کارگیری رگرسیون بردار پشتیبان^۱ نشان می‌دهد با توجه به پیچیده‌تر بودن ساز و کار انتقال بار بستر در دی‌های بالا، روش به‌کار برده‌شده در برآورد بار بستر در این شرایط از دقت پایین‌تری برخوردار است؛ همچنین نوع رودخانه و رژیم جریان حاکم بر آن نیز نقشی اساسی در مکانیزم انتقال بار بستر دارد و موجب تفاوت در پارامترهای ورودی مدل می‌شود (روشنگر و کوشه^۲، ۲۰۱۵). میزان کارایی روش‌های هوشمند از جمله شبکه عصبی مصنوعی در مدل‌سازی بار بستر رودخانه‌های مختلف در ایران نیز مورد بررسی قرار گرفته و کارایی بالایی آن نسبت به سایر روش‌های متداول برآورد رسوب از جمله منحنی سنج رسوب^۳ به اثبات رسیده است (مصفايي و همکاران، ۱۳۹۶).

بررسی منابع موجود نشان می‌دهد مطالعات انجام‌شده در زمینه کاربرد روش‌های هوش مصنوعی در برآورد بار بستر، محدود به تعیین پارامترهای ورودی و مقایسه نتایج به‌دست‌آمده با روش‌های کلاسیک محدود بوده و مطالعات چندانی در زمینه کارایی این روش‌ها در شرایط مختلف هیدرولیکی وجود ندارد. این در حالی است که پیچیدگی‌های حاکم بر پدیده انتقال رسوب، فرایند پیش‌بینی با استفاده از روش‌های هوشمند و کلاسیک را در شرایط مختلف هیدرولیکی تحت تأثیر قرار داده و موجب کاهش دقت مدل‌سازی می‌شود؛ همچنین با توجه به گسترش به‌کارگیری روش‌های هوشمند در برآورد بار رسوبی رودخانه‌ها با شرایط هیدرولیکی و مورفولوژیکی مختلف، ارزیابی قابلیت این روش‌ها در برآورد بار بستر تحت این شرایط ضروری به نظر می‌رسد؛ لذا هدف از مطالعه پیش رو، بررسی عملکرد روش ماشین بردار پشتیبان به‌مثابه یکی از روش‌های قدرتمند مبتنی بر کرنل در برآورد بار بستر رودخانه‌های شنی و در شرایط مختلف هیدرولیکی است. بدین منظور پس از تعیین مدل برتر در برآورد بار بستر، پارامترهای مختلفی مبتنی بر هیدرولیک جریان و مشخصات رسوبی انتخاب و پس از انجام مجموعه وسیعی از فرایند آزمون و خطا، بازه‌های برتر در برآورد بار بستر معرفی می‌شوند.

مواد و روش‌ها

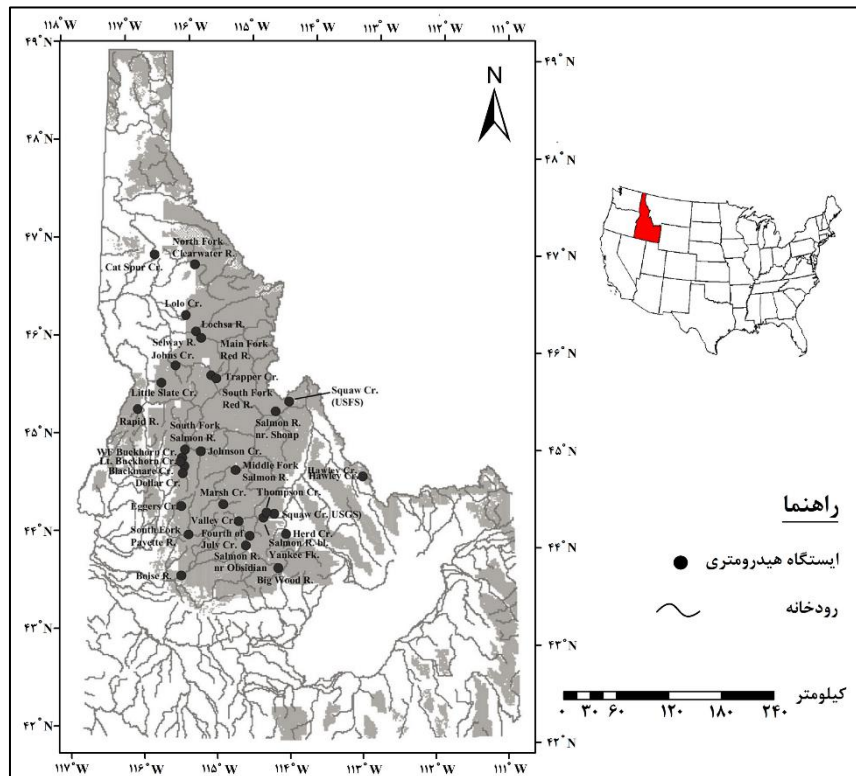
مجموعه داده‌های جمع‌آوری‌شده توسط اداره جنگل‌داری آمریکا با همکاری سازمان زمین‌شناسی این کشور به‌منظور مدل‌سازی در این پژوهش به‌کار گرفته شد. این پایگاه داده مشتمل بر مجموعه کاملی از داده‌های جمع‌آوری‌شده شامل هندسه کانال، مشخصات هیدرولیکی جریان مانند عمق جریان (V)، عرض رودخانه (B)، سرعت جریان (V)، دبی جریان (Q) و همچنین مشخصات رسوبی شامل بار بستر، بار معلق و قطر متوسط ذرات رسوبی (D_{50}) است. در این پژوهش، ۹۶۶ داده جمع‌آوری‌شده از بیست رودخانه با بستر شنی واقع در ایالت آیداهو در کشور آمریکا (شکل ۱) انتخاب و بررسی شد. در تمامی ایستگاه‌ها آمار مربوط به D_{50} و D_{90} لایه سطحی بیش از لایه زیرسطحی است که نشان‌دهنده درشت‌دانه‌بودن این رودخانه‌ها است (کینگ^۴ و همکاران، ۲۰۰۴: ۳). نسبت عرض به عمق برای تمامی رودخانه‌های مورد مطالعه بیش از ده بوده و جریان برای تمامی داده‌های مورد استفاده زیر بحرانی است. در مجموع، داده‌های به‌کاررفته دارای بازه سرعت جریان بین ۰/۱۳ تا ۲/۳۰ متر بر ثانیه، متوسط اندازه ذرات رسوبی بین ۰/۳۱ تا ۳۷/۲۰ میلی‌متر، عمق جریان بین ۰/۰۵ تا ۲/۲۴ متر و شیب بستر بین ۰/۰۰۳۸ تا ۰/۰۱۷ هستند (جدول ۱).

1- Support Vector Regression (SVR)

2- Roushangar & Koosheh

3- Sediment Rating Curve

4- King



شکل ۱. موقعیت جغرافیایی رودخانه‌های مورد مطالعه

جدول ۱. مشخصات داده‌های به‌کاررفته در پژوهش

نام رودخانه	تعداد داده به‌کاررفته	داده‌های آموزش	داده‌های صحت‌سنجی	مساحت حوضه آبریز (کیلومتر مربع)	شیب متوسط	D ₅₀ لایه سطحی (میلی‌متر)	D ₅₀ لایه زیرسطحی (میلی‌متر)	بازه D ₅₀ بستر (میلی‌متر)	بازه دبی (متر مکعب بر ثانیه)
Big Wood River	۲۵	۱۷	۸	۳۴۹/۷	۰/۰۰۹۱	۱۱۹	۲۵	۰/۸۶-۱۱/۵۰	۹/۶-۳۰/۸
Bruneau River	۲۷	۱۸	۹	۹۸۹	۰/۰۰۵۴	۲۷	-	۰/۶۹-۳۴/۹۲	۴/۷-۲۰/۹
Fourth of July	۲۵	۱۷	۸	۴۴/۲۸	۰/۰۰۲۰۲	۵۱	-	۰/۲۳-۳/۱۱	۰/۲۳-۳/۱۱
Herd Creek	۲۲	۱۵	۷	۲۹۲/۶	۰/۰۰۷۷	۶۷	-	۰/۵-۵/۷	۰/۶-۸/۱۳
Jarbridge River	۲۷	۱۸	۹	۷۹/۲۵	۰/۰۱۶۰	۸۹	-	۰/۷۹-۳۵/۳۵	۱/۳۹-۱۰/۸۴
Johns Creek	۲۱	۱۴	۷	۲۹۳/۱	۰/۰۰۲۰۷	۱۹۹/۲	۵۷/۷	۰/۴۹-۲/۳۸	۰/۹۷-۲۴/۹
Little Slate Creek	۷۹	۵۵	۲۴	۱۶۸/۵	۰/۰۰۲۶۸	۹۸/۱	۲۵/۶	۰/۴۲-۱۷/۵	۰/۵۳-۱۸/۳۲
Lolo Creek	۴۱	۲۸	۱۳	۱۰۷/۷	۰/۰۰۹۷	۶۷	۱۹/۸	۰/۴۶-۴/۲۲	۱/۸-۱۶/۲۲
Main Fork Red River	۱۱۰	۷۷	۳۳	۱۲۹/۳	۰/۰۰۵۹	۵۰/۵	۱۸/۱	۰/۳۱-۵/۲۸	۰/۲۸-۱۸/۳
Marsh Creek	۲۷	۱۸	۹	۱۹۱/۵	۰/۰۰۶۰	۵۷	-	۱/۱-۲۲/۶۵	۲/۷۳-۲۳/۲۵
Rapid River	۷۲	۵۰	۲۲	۲۷۹/۵	۰/۰۱۰۸	۶۱/۸	۱۵/۷	۰/۴۱-۳۷/۲	۰/۹۱-۳۶/۸
South Fork Red River	۹۷	۶۷	۳۰	۹۷/۸	۰/۰۱۴۶	۱۰۵/۷	۲۶/۷	۰/۴۲-۱۰/۷۱	۰/۱۷-۱۲/۹۶
South Fork Salmon River	۵۱	۳۵	۱۶	۸۵۳/۶	۰/۰۰۲۵	۳۵	-	۰/۵۹-۲/۰۲	۳/۸۸-۱۲۴/۳
Squaw Creek (USGS)	۳۲	۲۲	۱۰	۱۹۲	۰/۰۱۰۰	۴۶/۶	۳۰/۱	۰/۴۴-۴/۰۵	۰/۴-۷/۵
Thompson Creek	۲۴	۱۶	۸	۵۸/۱	۰/۰۱۵۳	۶۷/۱	۴۶/۶	۰/۴۷-۷/۰۷	۰/۴-۳/۵
Trapper Creek	۸۷	۶۰	۲۷	۲۲/۲	۰/۰۰۴۱۴	۸۶/۱	۱۷/۱	۰/۴۶-۶/۰۱	۰/۰۴-۲/۹۲
Hawley Creek	۶۵	۴۵	۲۰	۱۰۴/۸	۰/۰۰۲۳۳	۴۰	-	۰/۴۸-۴/۵۱	۰/۲۸-۲/۶
Salmon River near Obsidian	۲۰	۱۴	۶	۲۴۳/۹	۰/۰۰۶۶	۶۱/۸	۲۷/۱	۰/۸۶-۴/۸۷	۷/۴۷-۲۰/۹
Squaw Creek (USFS)	۳۸	۲۶	۱۲	۳۷/۶	۰/۰۰۲۴۰	۲۳	-	۰/۵۹-۵/۹۳	۰/۱۸-۳/۵
Coom Creek	۷۶	۵۷	۱۹	۱۲۴	۰/۰۰۹۷	۹۶/۸	-	۰/۴۳-۹/۸۱	۰/۴-۴/۰۴

پس از شناخت و حذف داده‌های پرت، مجموعه داده‌های موجود، به‌منظور مدل‌سازی در ماشین بردار پشتیبان به‌کار گرفته شدند. ماشین بردار پشتیبان از جمله روش‌های مبتنی بر توابع کرنل بوده که براساس دسته‌بندی خطی داده‌ها توسعه یافته است (دیبایک^۱ و همکاران، ۲۰۰۱). توانایی بالای این روش در سال‌های اخیر سبب شده تا به‌منزله روشی قدرتمند در حل مسائل با عدم قطعیت بالا مورد استفاده قرار گیرد (روشنگر و قاسم‌پور، ۲۰۱۷). میزان کارایی این روش تا حد زیادی به انتخاب تابع کرنل مناسب و همچنین تعیین بهینه پارامترهای مربوطه بستگی دارد. در میان توابع کرنل مختلف، کرنل تابع پایه شعاعی^۲ به‌مثابه بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل گزارش شده است (گوئل و پال^۳، ۲۰۰۹؛ رضازاده جودی و ستاری، ۱۳۹۵)؛ بنابراین در این پژوهش از تابع یادشده به‌عنوان تابع کرنل استفاده شد؛ همچنین به‌منظور انتخاب بهینه پارامتر مربوط به تابع کرنل، از فرایند آزمون و خطا و به‌منظور بهینه‌سازی پارامترهای مربوط به ماشین بردار پشتیبان از روش جستجوی شبکه استفاده شده است. تعیین مناسب ترکیب پارامترهای ورودی با توجه به تأثیر بالای خود در دقت ماشین بردار پشتیبان از اهمیت به‌سزایی برخوردار است. بدین منظور پارامترهای مختلفی مبتنی بر هیدرولیک جریان شامل عدد فرود (Fr)، نسبت عمق جریان به عرض رودخانه (y/B)، شیب کف کانال (S_0) و نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان (V/U_*) تعریف شدند؛ افزون بر این، پارامترهای دیگری مبتنی بر مشخصات رسوبی وارد چرخه مدل‌سازی شد که شامل نسبت عمق به متوسط اندازه ذرات رسوبی (y/D_{50})، نسبت شعاع هیدرولیکی به متوسط اندازه ذرات رسوبی (R/D_{50})، عدد شیلدز ($\theta = U_*^2 / (G_s - 1)gD_{50}$) و عدد رینولدز برشی (U_*D_{50}/ν) هستند (پکتاس^۴، ۲۰۱۵)؛ همچنین عدد ذره به شکل رابطه ۱ و عدد مقدار حرکت نیز مطابق با رابطه ۲ به‌مثابه پارامترهای مؤثر در فرایند انتقال رسوب تعریف می‌شود (باتاچاریا^۵ و همکاران، ۲۰۰۷):

$$D_* = D_{50} \left[\frac{(G_s - 1)g}{\nu^2} \right]^{\frac{1}{3}} \quad \text{رابطه ۱}$$

$$\tau = \frac{\theta' - \theta_{cr}}{\theta_{cr}} \quad \text{رابطه ۲}$$

در رابطه‌های بالا، G_s و ν به‌ترتیب بیانگر چگالی ویژه ذرات رسوب و لزجت سینماتیک و θ' مربوط به زبری ذره و θ_{cr} نیز بیانگر عدد شیلدز بحرانی هستند. با توجه به بالا بودن بازه عددی پارامترهای بدون بعد مورد استفاده در فرایند مدل‌سازی (جدول ۲) و به‌منظور افزایش سرعت و دقت ماشین بردار پشتیبان در مدل‌سازی‌های مربوطه، داده‌های مورد استفاده با استفاده از رابطه ۳ در بازه ۰/۱-۰/۹ نرمال‌سازی شدند (داونسون و ویلیبی^۶، ۱۹۹۸)؛ همچنین ۷۵٪ از داده‌ها به‌منظور آموزش و ۲۵٪ باقی‌مانده نیز برای صحت‌سنجی مدل‌های تعریف‌شده انتخاب شدند. تقسیم‌بندی بالا برای هر رودخانه به‌صورت مجزا انجام گرفته و درنهایت مجموع داده‌های آموزش و صحت‌سنجی به‌منظور مدل‌سازی به‌کار گرفته شدند.

$$x_{ista} = 0.1 + 0.9 \times \left(\frac{x_i - x_{imin}}{x_{imax} - x_{imin}} \right) \quad \text{رابطه ۳}$$

1- Dibike

2- Radial Basis Function

3- Goel & Pal

4- Pektas

5- Bhattacharya

6- Dawson & Wilby

جدول ۲. بازه عددی پارامترهای بدون بعد مورد استفاده در فرایند مدل سازی

پارامتر ورودی	داده های آموزش			داده های صحت سنجی			
	حداقل	حداکثر	میانگین	انحراف استاندارد	حداقل	حداکثر	
Fr	۰/۰۶	۰/۸۸	۰/۴۲	۰/۱۵	۰/۰۵	۰/۸۷	۰/۴۳
y/B	۰/۰۱۲	۰/۱۰۳	۰/۰۴۴	۰/۰۱۵	۰/۰۱۱	۰/۰۹۹	۰/۰۴۴
S ₀	۰/۰۰۰۰۵۶۵	۰/۰۱۶	۰/۰۰۳۹	۰/۰۰۲۸	۰/۰۱۷	۰/۰۰۰۰۳۸	۰/۰۰۴
V/U*	۶/۲۳	۹/۹۹	۷/۷۱	۰/۷۱	۵/۶۵	۱۰/۲۳	۷/۷۶
y/D ₅₀	۲۱/۳۹	۲۴۲۹/۴۳	۴۱۱/۰۱	۳۵۲/۳۲	۷/۷۶	۲۱۱۹/۲۲	۴۰/۷۵
R/D ₅₀	۱۹/۷۱	۲۲۱۸/۷۳	۳۷۷/۰۳	۳۲۲/۲۸	۷/۴۴	۱۸۱۷/۲۳	۳۶۷/۵۷
θ	۰/۰۲۹	۴/۸۶	۰/۷۰	۰/۵۴	۰/۰۱	۳/۳۴	۰/۷۱
D*	۷/۸۴	۵۷۲/۹۵	۴۱/۰۵	۴۱/۴۷	۹/۶۶	۹۴۱	۵۷/۳۱
T	۰	۸/۲۵	۱/۸۹	۱/۱۲	۰/۰۴	۷/۴۳	۱/۸۵

که در آن X_{imin} کمترین داده و X_{imax} بیشترین داده از نظر مقدار است. به منظور ارزیابی دقت ماشین بردار پشتیبان در برآورد بار بستر و مقایسه مدل های مختلف، از سه معیار آماری ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا و معیار ناش-ساتکلیف استفاده شده است. نحوه محاسبه آماره های بالا در رابطه های ۴ تا ۶ ارائه شده است. لازم به ذکر است در رابطه های زیر، X بیانگر مقادیر مشاهداتی و Y شامل مقادیر پیش بینی شده است.

$$\text{رابطه ۴} = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \times \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} = \text{ضریب همبستگی}$$

$$\text{رابطه ۵} = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{N}} = \text{مجدور میانگین مربعات خطا}$$

$$\text{رابطه ۶} = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} = \text{معیار ناش-ساتکلیف}$$

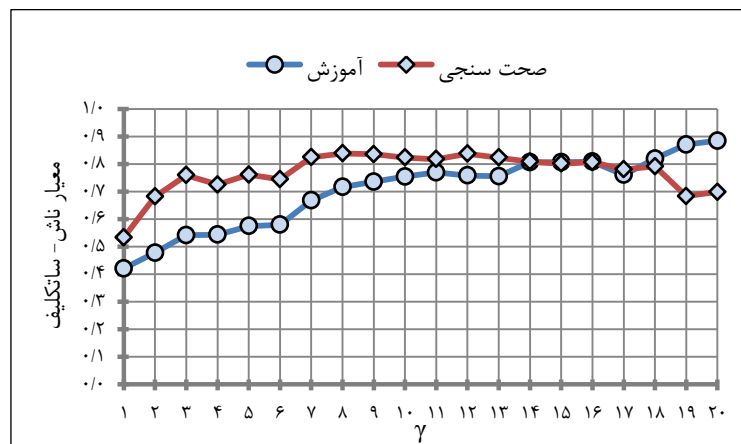
نتایج

به منظور تعیین پارامترهای تأثیرگذار در برآورد بار بستر، ترکیب مختلفی از پارامترهای بدون بعد معرفی شده انتخاب و نتایج حاصل بررسی شد (جدول ۳). در مدل سازی پدیده های مختلف با استفاده از روش های کرنل محور از جمله ماشین بردار پشتیبان تعیین مقدار بهینه پارامتر تابع کرنل تأثیر بسیار بالایی بر دقت نتایج به دست آمده دارد. در این پژوهش، از فرایند آزمون و خطا به منظور تعیین بهینه پارامتر مربوط به کرنل تابع پایه شعاعی (γ) استفاده شد. براساس نمودار ارائه شده در شکل ۲ که نشان دهنده تغییرات معیار ناش-ساتکلیف به ازای مقادیر مختلف پارامتر گاما (پارامتر مربوط به تابع کرنل) است، به ازای مقادیر کوچک تر از شانزده خطای بیش آموزش رخ داده و مقادیر معیار ناش-ساتکلیف برای داده های صحت سنجی بیش از مقادیر این معیار برای داده های آموزش است. با افزایش پارامتر گاما، نتایج داده های آموزش و صحت سنجی نیز بهبود یافته و در $\gamma = ۱۶$ نتایج حاصل در بیشترین حالت خود قرار داشته و همچنین آموزش شبکه نیز دچار خطا نمی شود و به مثابه مقدار بهینه انتخاب می شود. فرایند انجام شده برای تمامی مدل های مورد نظر به منظور کسب نتایج بهینه انجام شده است.

به منظور بررسی اهمیت پارامترهای مختلف در برآورد بار بستر از تحلیل حساسیت استفاده شد. به این صورت که مدل برتر با چهار ورودی در ماشین بردار پشتیبان ایجاد و سپس با حذف هر کدام از پارامترها از مدل مربوطه، مدل دوباره اجرا شد؛ سپس با محاسبه معیارهای ارزیابی و بررسی مقدار تغییرات آنها، میزان تأثیر پارامتر حذف شده بررسی شد (جدول ۴).

جدول ۳. نتایج حاصل از ماشین بردار پشتیبان در برآورد بار بستر

مدل	متغیرهای ورودی	صحت‌سنجی		
		ضریب همبستگی	معیار ناش-ساتکلیف ^۱	مجذور میانگین مربعات خطا
۱	$(Fr, V/U_*)$	۰/۴۸۷	۰/۱۹۶	۰/۰۴۳
۲	$(S_0, y/B)$	۰/۴۸۷	۰/۱۹۶	۰/۰۶۰
۳	$(Fr, V/U_*, S_0, y/B)$	۰/۷۵۰	۰/۵۴۸	۰/۰۴۵
۴	$(Fr, V/U_*, R/D_{50}, \theta)$	۰/۸۹۸	۰/۸۰۶	۰/۰۲۹
۵	$(Fr, V/U_*, D_*, T)$	۰/۸۷۰	۰/۷۵۶	۰/۰۳۳
۶	$(Fr, V/U_*, R/D_{50}, \theta, T)$	۰/۸۸۷	۰/۷۸۶	۰/۰۳۱
۷	$(Fr, V/U_*, R/D_{50}, \theta, D_*)$	۰/۸۷۷	۰/۷۶۵	۰/۰۳۲
۸	$(Fr, V/U_*, R/D_{50}, \theta, D_*, T)$	۰/۸۸۸	۰/۷۸۶	۰/۰۳۱



شکل ۲. نمودار تغییرات پارامتر معیار ناش-ساتکلیف به‌ازای مقادیر مختلف پارامتر گاما

جدول ۴. نتایج حاصل از تحلیل حساسیت

مدل برتر	پارامتر حذف‌شده	صحت‌سنجی		
		ضریب همبستگی	معیار ناش-ساتکلیف	مجذور میانگین مربعات خطا
مدل ۴	Fr	۰/۶۷۶	۰/۶۴۱	۰/۰۴۰
	V/U_*	۰/۲۵۲	۰/۰۴۹	۰/۰۶۷۰
	R/D_{50}	۰/۷۳۸	۰/۷۳۳	۰/۰۳۴
	θ	۰/۷۹۶	۰/۷۸۷	۰/۰۳۱

پس از تعیین مدل برتر در برآورد بار بستر، پارامترهای مختلف مؤثر در انتقال بار بستر انتخاب و نتایج حاصل از مدل‌سازی با مدل برتر انتخاب‌شده در مرحله قبل و در بازه‌های مختلف ارزیابی شد. پس از انجام طیف وسیعی از فرایندهای آزمون و خطا و بررسی بازه‌های مختلف، عدد فرود و شیب بستر رودخانه به‌عنوان پارامترهای هیدرولیکی و متوسط اندازه ذرات رسوبی و عدد رینولدز برشی به‌مثابه پارامترهای مبتنی بر مشخصات رسوب به‌منظور ارزیابی رفتار رودخانه از نظر برآورد بار بستر در شرایط مختلف هیدرولیکی و رسوبی انتخاب شده و مدل‌سازی بار بستر در بازه‌های مختلفی از پارامترهای ذکر شده انجام پذیرفت (جدول ۵ تا ۸). به دلیل پراکندگی بالای داده‌ها در دبی‌های رسوب پایین و برای درک بهتر، نمودارهای پراکندگی برای داده‌های آموزش و صحت‌سنجی در مقیاس لگاریتمی ارائه شده است (شکل ۳).

جدول ۵. نتایج حاصل از بازه‌بندی براساس عدد فرود

تعداد داده	بازه عدد فرود	صحت‌سنجی	
		ضریب همبستگی	معیار ناش-ساتکلیف
۶۷۷	Fr < ۰/۵	۰/۸۱۳	۰/۷۵۲
۲۸۹	Fr > ۰/۵	۰/۷۶۷	۰/۶۴۲
۱۱۹	۰/۲۵-۰/۰۵۷	۰/۷۳۱	۰/۳۹۷
۷۳	۰/۳-۰/۲۵	۰/۴۸۷	۰/۴۰۸
۲۵۶	۰/۴-۰/۳	۰/۲۵۱	۰/۲۲۷
۱۲۱	۰/۴۵-۰/۴	۰/۸۷۹	۰/۸۴۳
۱۰۸	۰/۵-۰/۴۵	۰/۱۱۸	۰/۱
۸۱	۰/۵۵-۰/۵	۰/۳۳۵	۰/۲۸۰
۹۲	۰/۶۵-۰/۵۵	۰/۸۰۳	۰/۷۴۳
۸۶	۰/۷۵-۰/۶۵	۰/۹۶۲	۰/۹۲۵

جدول ۶. نتایج حاصل از بازه‌بندی براساس متوسط اندازه ذرات رسوبی (D₅₀)

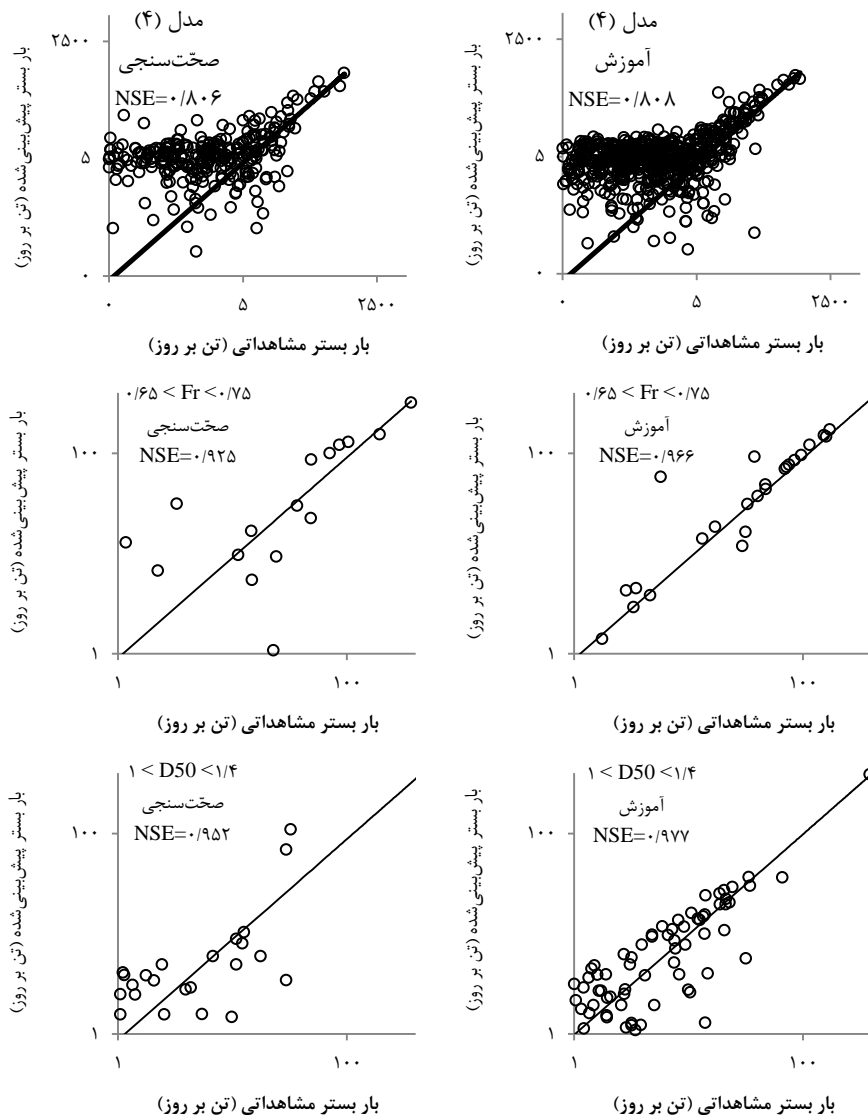
تعداد داده	بازه D ₅₀ (میلی‌متر)	صحت‌سنجی	
		ضریب همبستگی	معیار ناش-ساتکلیف
۷۷۴	کوچک‌تر از ۲ میلی‌متر	۰/۸۹۶	۰/۸۰۱
۱۹۲	بزرگ‌تر از ۲ میلی‌متر	۰/۵۸۸	-۳/۹۳
۳۵۶	۱-۰/۳۱	۰/۸۴۰	۰/۵۹۴
۲۲۳	۱/۴-۱	۰/۹۷۹	۰/۹۵۲
۱۴۷	۱/۸-۱/۴	۰/۶۸۸	۰/۶۴۱
۸۷	۲/۲-۱/۸	۰/۵۳۹	۰/۴۹۴
۸۰	۳/۵-۲/۲	۰/۷۵۸	۰/۶۰۶
۸۲	۳/۲۰-۳/۵	۰/۷۹۰	۰/۶۳۷

جدول ۷. نتایج حاصل از بازه‌بندی عدد رینولدز برشی

تعداد داده	بازه عدد رینولدز برشی	صحت‌سنجی	
		ضریب همبستگی	معیار ناش-ساتکلیف
۷۰	۰-۳۵	۰/۹۳۳	۰/۸۳۵
۳۱۲	۳۵-۱۰۰	۰/۹۴۰	۰/۵۹۵
۴۲۴	۱۰۰-۳۰۰	۰/۹۲۹	۰/۸۴۱
۶۹	۳۰۰-۴۵۰	۰/۴۵۵	-۰/۰۸
۱۰۰	۴۵۰-۷۱۳۷	۰/۸۴۹	۰/۷۱۷

جدول ۸. نتایج حاصل از بازه‌بندی براساس شیب رودخانه

تعداد داده	بازه شیب بستر	صحت‌سنجی	
		ضریب همبستگی	معیار ناش-ساتکلیف
۳۶۸	۰/۰۰۰۰۳-۰/۰۰۲۵۲	۰/۸۳۴	۰/۸۱۲
۱۱۸	۰/۰۰۲۵۲-۰/۰۰۳۲	۰/۶۱۴	۰/۲۹۷
۱۲۰	۰/۰۰۳۲-۰/۰۰۴۱	۰/۳۳۶	۰/۱۹۱
۸۴	۰/۰۰۴۱-۰/۰۰۴۸	۰/۳۶۸	۰/۳۵۳
۲۷۶	۰/۰۰۴۸-۰/۰۱۷۴	۰/۸۵۷	۰/۸۱۱



شکل ۳. پراکندگی بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده برای مدل‌های برتر

بحث

در پژوهش حاضر با بررسی نتایج به‌دست‌آمده از ماشین بردار پشتیبان مشاهده شد مدل با پارامترهای ورودی عدد فرود (Fr)، نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان (V/U_*)، نسبت شعاع هیدرولیکی به متوسط اندازه ذرات رسوب (R/D_{50}) و عدد شیلدز (θ) با دارا بودن معیارهای ارزیابی $R = 0.1887$ و $NSE = 0.106$ و $RMSE = 0.032$ برای داده‌های صحت‌سنجی بیشترین دقت را در برآورد بار بستر دارد. با بررسی مدل‌های مختلف مشخص شد دو پارامتر V/U_* و Fr به‌عنوان پارامترهای مشترک در مدل‌های برتر در برآورد بار بستر نقشی اساسی ایفا می‌کنند؛ افزون بر این، مدل‌هایی که تنها براساس پارامترهای مبتنی بر هیدرولیک جریان تعریف شده‌اند، دقت مناسبی در برآورد بار بستر نداشتند. مقایسه دو مدل ۳ و ۴ نشان می‌دهد جایگزین کردن دو پارامتر R/D_{50} و θ به‌جای D_* و T موجب بهبود نتایج می‌شود و همچنین افزایش تعداد پارامترهای ورودی نیز تأثیری در افزایش دقت مدل‌سازی ندارد. براساس نمودار پراکندگی به‌دست‌آمده از مدل برتر مشاهده می‌شود که ماشین بردار پشتیبان در دبی‌های پایین بار بستر، برآوردی بیشتر از مقادیر مشاهداتی داشته است و با توجه به نتایج حاصل از تحلیل حساسیت نیز

مشخص شد پارامتر V/U_* نقش کلیدی در برآورد بار بستر ایفا کرده و معیارهای ارزیابی، بیشترین کاهش را با حذف این پارامتر نشان دادند.

در فرایند برآورد بار بستر تحت شرایط هیدرولیکی و رسوبی مختلف، در گام نخست عدد فرود به مثابه یکی از پارامترهای تأثیرگذار در برآورد بار بستر و نیز تعیین رژیم جریان انتخاب و بازه بندی مربوطه براساس مجموعه وسیعی از فرایند آزمون و خطا انجام پذیرفت. براساس نتایج به دست آمده، بازه $0/75-0/65$ با 86 داده که شامل نزدیک به 9% از داده های مورد استفاده است و با دارا بودن معیار ناش-ساتکلیف برابر با $NSE = 0/925$ برای داده های صحت سنجی به مثابه بازه برتر انتخاب شد؛ همچنین انتخاب پارامترهای ورودی در محدوده اعداد فرود بین $0/4$ تا $0/45$ موجب افزایش دقت مدل سازی تا 37% شده، این حالی است که شرایط حاکم بر جریان رودخانه در اعداد فرود بین $0/45$ تا $0/5$ موجب افت شدید نتایج مدل سازی تا $NSE = 0/1$ می شود؛ همچنین نتایج نشان می دهد ماشین بردار پشتیبان در جریان هایی با عدد فرود کمتر از $0/5$ نیز دارای عملکرد بهتری به منظور برآورد بار بستر است.

براساس نتایج به دست آمده مشاهده می شود که دقت مدل سازی در بازه های مختلف عدد فرود از روند مشخصی پیروی نکرده و از سوئی نوسانات ناچیز در مقادیر عدد فرود و به دنبال آن، تغییر در شرایط جریان، موجب نوسانات قابل ملاحظه در دقت برآورد بار بستر می شود. تغییرات بالای اندازه مصالح بستر در شدت جریان های مختلف موجب ایجاد شرایطی پیچیده در انتقال رسوبات بستر شده که امکان پیش بینی آن را مشکل می سازد. به منظور بررسی دقیق تر این موضوع، فرایند پیش بینی بار بستر در بازه های محدودی از متوسط قطر ذرات رسوبی انجام پذیرفت. با توجه به نتایج حاصل از مدل سازی، برآورد نرخ انتقال مصالح بستر با قطر متوسط 1 تا $1/4$ میلی متر با دقت بسیار بالایی ($R = 0/960$ ، $NSE = 0/952$ و $RMSE = 0/024$) با استفاده از ماشین بردار پشتیبان انجام گرفته است.

بررسی جداگانه انتقال بار بستر با مصالح ریزدانه (قطر متوسط کوچک تر از دو میلی متر) و مصالح درشت دانه (قطر متوسط بزرگ تر از دو میلی متر) نشان می دهد برآورد نرخ انتقال بار بستر با مصالح ریزدانه که شامل بیش از 80% از داده های مورد استفاده هستند، با دقت مناسبی ($NSE = 0/801$) انجام گرفته است. از دلایل این موضوع می توان به ایجاد شرایطی پایدار در جریانات کم اشاره نمود که موجب تسهیل فرایند پیش بینی می شود. با وجود این، افزایش شدت جریان، موجب جابه جایی ذرات رسوبی درشت دانه شده که به صورت لایه سطحی و با ضخامت کمتر بر روی لایه زیر سطحی که دانه بندی ریزتر و یکنواخت تر و ضخامت بیشتری دارد، قرار می گیرد (وانگ و لیو، 2009). همین عامل موجب آب شستگی و فرسایش ناگهانی لایه زیرین و ایجاد شرایط پیچیده در انتقال رسوبات شده که میزان دقت فرایند پیش بینی را به شدت کاهش می دهد؛ به نحوی که معیار ناش-ساتکلیف در برآورد نرخ انتقال بار بستر با مصالح درشت دانه دارای مقدار منفی ($NSE = -3/93$) است.

در طبقه بندی انتقال بار بستر غالب (مصالح ریزدانه یا درشت دانه)، عدد رینولدز برشی پارامتر مناسب تری در مقایسه با مشخصات رسوبی (از قبیل D_{50} یا D_{90}) است (تورک^۱ و همکاران، 2018)؛ به عبارت دیگر، شرایط جریان بایستی به همراه ویژگی های رسوبی در بررسی پایداری و تحرک ذرات تشکیل دهنده بستر در نظر گرفته شوند. به طور کلی با افزایش عدد رینولدز برشی، عمده بار بستر انتقالی به صورت مصالح درشت دانه خواهد بود. نتایج به دست آمده از فرایند مدل سازی در بازه های مختلفی از عدد رینولدز برشی نشان می دهد برآورد بار بستر در

1- Wang & Liu

2- Török

جریان‌هایی با عدد رینولدز برشی بین ۱۰۰ تا ۳۰۰ که نزدیک به ۰.۴۴٪ از داده‌های مورد استفاده نیز هست، موجب بهبود ۳/۵٪ دقت مدل‌سازی ($NSE = 0.841$) می‌شود و از طرف دیگر، دقت ماشین بردار پشتیبان در بازه رینولدز برشی بین ۳۰۰ تا ۴۵۰ مقدار قابل توجه $NSE = -0.08$ کاهش می‌یابد. از دلایل این موضوع می‌توان به تغییر رفتار رودخانه در حمل رسوبات اشاره کرد، به‌نحوی که نرخ انتقال مصالح ریزدانه (قطر متوسط کمتر از دو میلی‌متر) با نرخ انتقال مصالح درشت‌دانه (قطر متوسط بیش از ۲ میلی‌متر) در بازه رینولدز برشی بین ۳۰۰ تا ۴۵۰ یکسان می‌شود. این تغییر رفتار رودخانه در حمل رسوبات از ریزدانه به درشت‌دانه موجب ایجاد شرایطی پیچیده در فرایند انتقال رسوبات بستر شده که کاهش شدید دقت مدل‌سازی را در پی دارد. بیشتر روابط موجود در برآورد بار بستر برای رودخانه‌های با شیب کم تا متوسط (کمتر از ۰/۰۰۲) توسعه داده شده‌اند (سیناکودن^۱ و همکاران، ۲۰۱۰) و اثر شیب بستر در آن‌ها نادیده گرفته شده است. تغییرات شیب رودخانه تأثیر مستقیمی بر روی هیدرولیک جریان و رسوب گذاشته و فرایند برآورد رسوب را نیز تحت تأثیر قرار می‌دهد. به‌طور کلی پیش‌بینی انتقال رسوب در رودخانه‌ها با شیب بالا، پیچیدگی بیشتری دارد (اشنایدر^۲ و همکاران، ۲۰۱۶).

با توجه به اهمیت شیب رودخانه در تعیین شرایط هیدرولیکی، ۵ بازه مختلف از این پارامتر انتخاب و ورودی‌های مدل برتر نیز در محدوده شیب‌های مورد بررسی وارد چرخه مدل‌سازی شد. با توجه به نتایج به‌دست‌آمده، ماشین بردار پشتیبان از توانایی مناسبی در برآورد بار بستر رودخانه‌ها با شیب کم‌بیش بالا در محدوده ۰/۰۰۴۸ تا ۰/۱۷۴ و همچنین رودخانه‌ها با شیب پایین در محدوده ۰/۰۰۰۳ تا ۰/۰۰۲۵۲ برخوردار است. این در حالی است که پارامترهای ورودی انتخاب‌شده برای شرایط هیدرولیکی حاکم در بازه شیب بین ۰/۰۰۲۵۲ تا ۰/۰۰۴۸ جوابگو نبوده و باعث کاهش محسوس دقت مدل‌سازی می‌شود.

نتیجه‌گیری

در سال‌های گذشته روش‌های هوشمند به‌مثابه جایگزینی قابل اعتماد برای روابط کلاسیک به‌منظور محاسبه و برآورد بار رسوبی معرفی شدند. این در حالی است که پیچیدگی‌های حاکم بر جریان رودخانه در شرایط مختلف هیدرولیکی روند پیش‌بینی بار رسوبی را حتی به‌وسیله روش‌های هوشمند دچار مشکل می‌کند. در پژوهش حاضر، طیف وسیعی از داده‌های جمع‌آوری شده از ۲۰ رودخانه با بستر شنی با ویژگی‌های هیدرولیکی و مورفولوژیکی مختلف انتخاب و به‌وسیله ماشین بردار پشتیبان به‌عنوان یکی از روش‌های پرکاربرد در مهندسی هیدرولیک مدل‌سازی شد. پس از بررسی مدل‌های مختلف مشخص شد مدل با چهار پارامتر ورودی عدد فرود (F_r)، نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان (V/U_*)، نسبت شعاع هیدرولیکی به متوسط اندازه ذرات رسوبی (R/D_{50}) و عدد شیلدز (θ) بیشترین دقت را در برآورد بار بستر رودخانه‌های شنی است. به‌منظور ارزیابی قابلیت ماشین بردار پشتیبان در برآورد بار بستر تحت شرایط مختلف هیدرولیکی، مدل برتر به‌دست‌آمده در بازه‌های مختلفی از پارامترهای تعریف‌شده اجرا و نتایج مورد بررسی قرار گرفت.

براساس نتایج به‌دست‌آمده، انتقال بار بستر در بازه ۰/۶۵ تا ۰/۷۵ عدد فرود و همچنین با متوسط اندازه ذرات رسوبی بین ۱ تا ۱/۴ میلی‌متر با دارا بودن معیار ناش-ساتکلیف به‌ترتیب برابر با ۰/۹۲۵ و ۰/۹۵۲ برای داده‌های صحت‌سنجی از قابلیت بسیار بالایی در برآورد بار بستر برخوردار هستند. بررسی نتایج به‌دست‌آمده در بازه‌های منتخب پارامترهای مختلف نشان داد میزان دقت مدل‌سازی در بازه‌های متوالی و به‌ازای تغییرات اندک دارای

نوسانات بالایی بوده که نشان‌دهنده شرایط پیچیده حاکم بر جریان رودخانه در حمل رسوبات است. در حالت کلی، می‌توان گفت پارامترهای مؤثر در انتقال بار بستر برای رودخانه‌های مختلف و نیز شرایط مختلف هیدرولیکی متفاوت بوده و تعیین این پارامترهای تأثیرگذار به‌منظور مدل‌سازی به‌وسیله روش‌های هوشمند مطالعات بیشتری نیاز دارد؛ همچنین با توجه به تأثیر بالای شرایط هیدرولیکی حاکم بر رودخانه در برآورد بار بستر، تعیین خصوصیات هیدرولیکی رودخانه‌ها پیش از فرایند پیش‌بینی الزامی است.

منابع

رضازاده جودی، علی؛ ستاری، محمدتقی (۱۳۹۵) ارزیابی عملکرد روش‌های مبتنی بر کرنل در تخمین میزان بار رسوبی معلّق رودخانه (مطالعه موردی: رودخانه صوفی‌چای مراغه). **پژوهش‌های جغرافیای طبیعی**، (۹۷) ۴۸، صص. ۴۱۳-۴۲۹.

مصفايي، جمال؛ صالح‌پور جم، امین؛ طباطبائی، محمودرضا (۱۳۹۶) مقایسه کارایی مدل سنجه رسوب و شبکه عصبی مصنوعی در برآورد بار کف رودخانه‌ها. **جغرافیا و پایداری محیط**، (۷) ۲۴، صص. ۳۳-۴۴.

- Azamathulla, H. M., Chang, C. K., Ghani, A. A., Ariffin, J., Zakaria, N. A., Hasan, Z. A. (2009) An ANFIS-Based Approach for Predicting the Bed Load for Moderately Sized Rivers, **Journal of Hydro-Environment Research**, 3 (1), pp. 35-44.
- Barry, J. J., Buffington, J. M., King, J. G. (2004) A General Power Equation for Predicting Bed Load Transport Rates in Gravel Bed Rivers, **Water Resources Research**, 40 (10), pp. 1-22.
- Bathurst, J. C. (2007) Effect of Coarse Surface Layer on Bed-Load Transport, **Journal of Hydraulic Engineering**, 133 (11), pp. 1192-1205.
- Bhattacharya, B., Price, R. K., Solomatine, D. P. (2007) Machine learning approach to modeling sediment transport, **Journal of Hydraulic Engineering**, 133 (4), pp. 440-450.
- Dawson, C. W., Wilby, R. (1998) An Artificial Neural Network Approach to Rainfall-Runoff Modelling, **Hydrological Sciences Journal**, pp. 43 (1), pp. 47-66.
- Dibike, Y. B., Velickov, S., Solomatine, D., Abbott, M. B. (2001) Model Induction with support Vector Machines: Introduction and Applications, **Journal of Computing in Civil Engineering**, 15 (3), pp. 208-216.
- Gao, P. (2011) An Equation for Bed-Load Transport Capacities in Gravel-Bed Rivers, **Journal of Hydrology**, 402 (3-4), pp. 297-305.
- Goel, A., Pal, M. (2009) Application of Support Vector Machines in Scour Prediction on Grade-Control Structures, **Engineering Applications of Artificial Intelligence**, 22 (2), pp. 216-223.
- Khorram, S., Ergil, M. (2010) Most Influential Parameters for the Bed-Load Sediment Flux Equations Used in Alluvial Rivers1, **JAWRA Journal of the American Water Resources Association**, 46(6), pp. 1065-1090.
- King, J. G., Emmett, W. W., Whiting, P. J., Kenworthy, R. P., Barry, J. J. (2004) **Sediment transport Data and Related Information for Selected Coarse-Bed Streams and Rivers in Idaho**, Gen. Tech. Rep. RMRS-GTR-131. Fort Collins, CO: US Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station.
- Kitsikoudis, V., Hrissanthou, V. (2013) Artificial Neural Network modeling of the Fractional Transport Rate of Bed-Load in Gravel-Bed Streams, **In Proceedings of the 6th International Conference on Water Resources and Environment Research**, Koblenz, Germany, pp. 231-255.
- 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.
- Pektaş, A. O. (2015) Determining the Essential Parameters of Bed Load and Suspended Sediment Load, **International Journal of Global Warming**, 8 (3), pp. 335-359.
- Roushangar, K., Ghasempour, R. (2017) Prediction of Non-Cohesive Sediment Transport in Circular

- Channels in Deposition and Limit of Deposition States Using SVM, **Water Science and Technology: Water Supply**, 17 (2), pp. 537-551.
- Roushangar, K., Koosheh, A. (2015) Evaluation of GA-SVR Method for Modeling Bed Load Transport in Gravel-Bed Rivers, **Journal of Hydrology**, 527, pp. 1142-1152.
- Sasal, M., Kashyap, S., Rennie, C. D., Nistor, I. (2009) Artificial Neural Network for Bedload Estimation in Alluvial rivers, **Journal of Hydraulic Research**, 47 (2), pp. 223-232.
- Schneider, J. M., Rickenmann, D., Turowski, J. M., Schmid, B., Kirchner, J. W. (2016) Bed Load Transport in a Very Steep Mountain Stream (Riedbach, Switzerland): Measurement and Prediction, **Water Resources Research**, 52 (12), pp. 9522-9541.
- Singh, A., Lanzoni, S., Fofoula-Georgiou, E. (2009) Nonlinearity and Complexity in Gravel Bed Dynamics, **Stochastic Environmental Research and Risk Assessment**, 23 (7), pp. 967-975.
- Sinnakaudan, S. K., Sulaiman, M. S., & Teoh, S. H. (2010) Total Bed Material Load Equation for High Gradient Rivers, **Journal of Hydro-environment Research**, 4 (3), pp. 243-251.
- Török, G. T., Józsa, J., Baranya, S. (2018) A Shear Reynolds Number Based Investigation Method of the Bed Load Transport in Large Rivers with Complex Morphodynamics, **Preprints**, 2018080028.
- Wang, T., Liu, X. (2009) **The Breakup of Armor Layer in a Gravel-Bed Stream with no Sediment Supply**, In *Advances in Water Resources and Hydraulic Engineering* (pp. 919-923), Springer, Berlin, Heidelberg.

