

ارزیابی و تخمین نسبت بار کف به بار کل رسوبی در رودخانه‌های با بستر شنی با استفاده از روش‌های کلاسیک و هوشمند

کیومرث روشنگر^{۱*} و سامان شهنازی^۲

^۱ دانشیار، دانشکده فنی مهندسی عمران، دانشگاه تبریز و ^۲ کارشناس ارشد آب و سازه‌های هیدرولیکی، دانشکده فنی مهندسی عمران، دانشگاه تبریز

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۷/۰۷/۰۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۶/۰۹/۲۱

چکیده

در بیشتر مطالعات منابع آب، مقدار بار بستر با توجه به سختی‌ها و هزینه‌های مربوط به اندازه‌گیری به صورت نسبت ثابتی از بار کل در نظر گرفته می‌شود که با توجه به تغییرپذیری بالای این نسبت، معقول نیست. در این پژوهش، با استفاده از داده‌های جمع‌آوری شده از ۱۹ رودخانه با بستر شنی واقع در ایالات متحده آمریکا به مدل‌سازی بار بستر، بار کل و در نهایت نسبت این دو با ماشین بردار پشتیبان که شاخه‌ای از روش‌های هوشمند می‌باشد، پرداخته شد. سپس نتایج حاصله با روابط کلاسیک مقایسه و مورد ارزیابی و بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که در تخمین بار بستر و نیز بار کل رسوبی این روش کارایی بسیار بالایی نسبت به روش‌های کلاسیک داشته، عملکرد آن نیز در پیش-بینی نسبت بار بستر به بار کل دارای نتایج قابل قبولی است. در ضمن مدل‌سازی‌های مذکور نیز نشان دادند که نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان و عدد فرود، تاثیرگذارترین پارامترها در پیش‌بینی بار بستر، بار کل و نسبت این دو می‌باشد.

واژه‌های کلیدی: بار بستر، روابط کلاسیک، سرعت برشی جریان، عدد فرود، ماشین بردار پشتیبان

مقدمه

همکاران (۲۰۰۷)، Yang و همکاران (۲۰۰۹) و Roushangar و همکاران (۲۰۱۰) اشاره کرد. همکاران (۲۰۱۴) با استفاده از روش‌های نرم برنامه ریزی بیان ژن و سامانه استنتاج عصبی-فازی به ارزیابی و اصلاح شبیه‌سازی انتقال بار کل رسوبی در رودخانه قطورچای پرداخته و نتیجه گرفتند که اصلاح و تقویت روابط کلاسیک با استفاده از روش‌های هوشمند، باعث بهبود نتایج شبیه‌سازی و ارتقای کارایی روابط مذکور می‌شود. همچنین، ایشان در یک مقایسه کلی دریافتند، مدل‌هایی که بر مبنای توان جریان توسعه یافته‌اند، عملکرد بهتری نسبت به مدل

مواد جامد رسوب (total load) که به وسیله جریان‌های سطحی حمل می‌شود، گذشته از این‌که اکوسیستم رودخانه را متاثر ساخته، آن را تحت کنترل دارد و میزان آن، یکی از پارامترهای اصلی و مهم در طراحی، اجرا و بهره برداری از کلیه پروژه‌های آبی اعم از سدسازی، آبیاری و زهکشی، انتقال و تصفیه آب، آبخیزداری، کنترل و پخش سیلاب، تعدیه مصنوعی و غیره می‌باشد. بدین منظور، تا کنون مطالعات فراوانی در برآورد بار کل رسوبی صورت گرفته که از آن جمله می‌توان به پژوهش‌های انجام شده به وسیله Dogan و

* مسئول مکاتبات: kroshangar@yahoo.com

معلق نیز بین ۱۴ تا ۷۲ درصد متغیر است. Pratt و Sitaula و همکاران (۲۰۰۷) با بررسی رودخانه‌ها با شیب بالا در هیمالیا نتیجه گرفتند که بار بستر در حدود ۳۵ درصد از بار کل رسوبی را تشکیل می‌دهد. Turowski و همکاران (۲۰۱۰) به تقسیم‌بندی بار کل به بار معلق و بستر در رودخانه Pitzbach در اتریش پرداخته و نتیجه گرفتند که به‌طور متوسط در اندازه-گیری‌های مربوطه، بار معلق بیش از ۷۰ درصد از بار کل رسوبی را تشکیل داده و از اهمیت بیشتری برخوردار می‌باشد، این در حالی است که با افزایش دبی جریان به بیش از ۱۲ متر مکعب بر ثانیه اهمیت بار معلق کاهش یافته، بار بستر به‌طور تقریبی نیمی از این نسبت را تشکیل می‌دهد. آن‌ها همچنین، به بررسی داده‌های جمع‌آوری شده از ۹۶ رودخانه مختلف پرداخته و به ارزیابی این نسبت در بازه‌های کوتاه‌مدت و بلندمدت و همچنین، تحت شرایط مختلف هیدرولیکی پرداختند. در روشی دیگر نیز از رسوبات نهشته‌شده در مخازن سدها برای برآورد این نسبت استفاده می‌شود. بدین ترتیب که رسوبات دلتا به‌عنوان بار کف و رسوبات دریاچه‌ای نیز به‌عنوان بار معلق در نظر گرفته می‌شود. همچنین، با کسر داده‌های بار معلق در بالادست، از کل رسوب مخزن نیز می‌توان بار کف را تعیین کرد. در رودخانه‌های دز و میناب با استفاده از دو روش ذکر شده و نیز لحاظ کردن موارد عدم اطمینان نسبت بار کف به بار معلق بین ۲۳ تا ۵۶ درصد برآورد شد (Arabkhedri, ۲۰۱۵). تغییرپذیری بالای این نسبت (ارقامی از حدود صفر تا بیش از ۹۰ درصد) برای رودخانه‌های مختلف و نیز کمبود داده‌های مربوط به بار بستر به‌دلیل مشکلات و هزینه‌های اندازه‌گیری آن و از طرفی اهمیت بار بستر در طراحی سازه‌های آبی، برآورد عمر سدها و غیره، اندازه‌گیری این نسبت را با استفاده از روش‌های مستقیم و یا برآورد آن‌را با استفاده از روش‌های غیر مستقیم الزامی می‌کند. با وجود اهمیت بالای این مسئله تا کنون، مطالعات انجام گرفته در این راستا بسیار محدود بوده، بیشتر معطوف به ارزیابی این نسبت است. هدف از مطالعه حاضر، ارزیابی عملکرد روش ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی نسبت بار بستر به بار کل رسوبی در رودخانه‌های درشت دانه و

هایی دارند که مفهوم تنش برشی در ساختار آن‌ها به-کار گرفته شده است. Ocku و همکاران (۲۰۱۶) نیز با استخراج ۱۴ پارامتر بدون بعد از پنج رابطه مشهور بار کل رسوبی، به مدل‌سازی آن با استفاده از الگوریتم PBSR پرداخته و رابطه‌ای جدید برای برآورد بار کل رسوبی توسعه دادند.

مواد متحرک رسوب در بستر رودخانه‌ها (load bed) که معمولاً بار کف، رسوب بستر و یا رسوب بار کف نیز نامیده می‌شوند، نسبت قابل توجهی از کل رسوب حمل شده به‌وسیله جریان‌های سطحی را خصوصاً در رودخانه‌های درشت دانه به خود اختصاص می‌دهند و برآورد آنها به‌دلیل اهمیتی که بر روی تاسیسات آبی و هرگونه بهره‌برداری از رودخانه دارند، موضوع مورد بحث بسیاری از محققین بوده که از آن جمله می‌توان به تحقیقات Kitsikoudis و همکاران (۲۰۱۴) اشاره کرد. این محققین با استفاده از روش‌های یادگیری ماشین شامل شبکه‌های عصبی مصنوعی و سامانه استنتاج عصبی-فازی به مدل‌سازی بار بستر در رودخانه‌های درشت دانه در آمریکا و مقایسه نتایج با روابط کلاسیک پرداخته و کارایی بالای روش‌های مذکور را نسبت به روش‌های کلاسیک اثبات کردند. همچنین، Roushangar و همکاران (۲۰۱۵) نیز در تحقیقی مشابه از روشی مبتنی بر الگوریتم ژنتیک و رگرسیون بردار پشتیبان برای مدل‌سازی بار بستر در رودخانه‌های درشت دانه استفاده کردند.

میزان بار کف در واحد عرض رودخانه و نسبت بار کف به بار معلق و یا بار کل از پارامترهای مهم در ارزیابی توان، پایداری و فرم رودخانه‌ها می‌باشند. نسبت بار بستر به بار کل رسوبی برای رودخانه‌های مختلف مقادیر متفاوتی را دارا است. Marchi و Lenzi (۲۰۰۰) برای رودخانه Rio Cordon واقع در شمال ایتالیا نتیجه گرفتند که این نسبت بین صفر تا ۸۴ درصد متغیر می‌باشد. Chun و همکاران (۲۰۰۵) به پیش‌بینی بار بستر و معلق با استفاده از مدل‌های عددی در رودخانه‌های تایوان پرداخته، از مدل NETSTARS نیز به‌منظور ارزیابی بار بستر استفاده کردند. نتایج نشان‌دهنده این بود که نسبت بار بستر به بار کل بین ۱۲ تا ۲۴ درصد و نیز نسبت بار بستر به بار

رودخانه (y/B) ، نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان (V/U_*) ، شیب کف رودخانه (S_0) و عدد ذره (D^*) به صورت زیر بررسی می‌شود (Sinnakaudan و همکاران، ۲۰۱۰).

$$D_* = D_{50} \left[\frac{(G_s - 1)g}{v^2} \right]^{1/3} \quad (1)$$

که در آن، v نشان‌دهنده ویسکوزیته سینماتیکی جریان و G_s نیز چگالی ویژه ذرات رسوبی می‌باشد. عدد مقدار حرکت نیز به صورت زیر تعریف می‌شود (Roushangar و همکاران، ۲۰۱۴).

$$T = \frac{\theta' - \theta_{cr}}{\theta_{cr}} \quad (2)$$

که در آن، θ' پارامتر حرکت مربوط به زبری ذره است که برابر است با:

$$\theta' = \frac{v^2}{(G_s - 1)D_{50}C^2} \quad (3)$$

$$C = 18 \log \left(\frac{4y}{D_{90}} \right) \quad (4)$$

که در آن، θ_{cr} نیز عدد شیلدز بحرانی است که برابر است با:

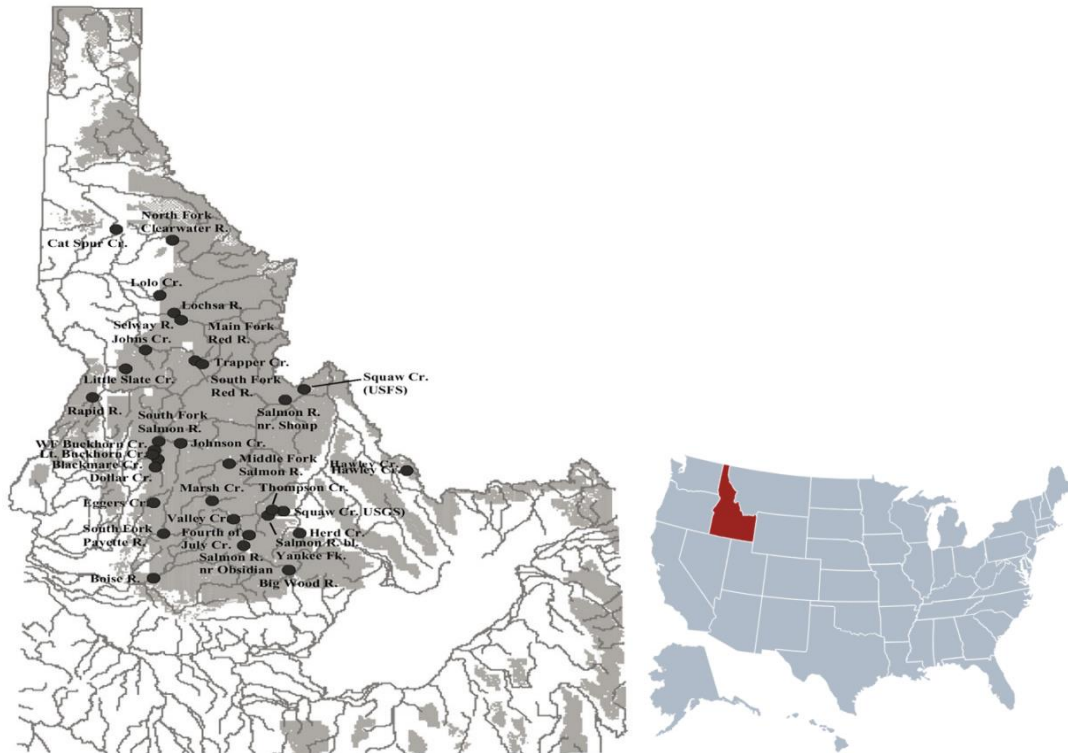
$$\theta_{cr} = \frac{\tau_c}{(\rho_s - \rho_w)gD_{50}} \quad (5)$$

که در آن، τ_c تنش برشی جریان در آستانه حرکت ذره است.

نیز تعیین پارامترهای تاثیرگذار در مدل‌های برتر می‌باشد.

مواد و روش‌ها

داده‌های میدانی: به منظور ایجاد پایگاه داده قدرتمند برای محققین، اداره جنگل‌داری آمریکا با همکاری سازمان زمین‌شناسی این کشور از سال ۱۹۸۰ اقدام به ایجاد تعدادی ایستگاه اندازه‌گیری در رودخانه‌های واقع در ایالت آیداهو کردند. داده‌های به کار رفته در این مطالعه شامل ۸۹۰ مجموعه داده جمع‌آوری شده از ۱۹ رودخانه درشت دانه واقع در این ایالت بوده که همگی زیرحوضه رودخانه Snake هستند. موقعیت جغرافیایی رودخانه‌های مورد مطالعه در شکل ۱ ارائه شده است. این مجموعه داده شامل بار بستر، بار معلق، سرعت جریان (V) ، عمق جریان (y) ، عرض رودخانه (B) ، متوسط اندازه دانه‌بندی مواد رسوبی (D_{50}) می‌باشند. در جدول ۱ داده‌های به کار گرفته شده در این پژوهش، ارائه شده است. همچنین، به منظور بررسی پارامترهای بدون بعد، پارامترهای ذکر شده به صورت عدد فرود (Fr) ، نسبت شعاع هیدرولیکی به متوسط اندازه مواد رسوبی (R/D_{50}) ، نسبت عمق به عرض



شکل ۱- موقعیت جغرافیایی رودخانه‌های مورد مطالعه

جدول ۱- مشخصات داده‌های به‌کار رفته در تحقیق

نام رودخانه	تاریخ اندازه‌گیری	تعداد داده به‌کار رفته	داده‌های آموزش	داده‌های صحت‌سنجی	مساحت حوزه آبخیز (کیلومتر مربع)	شیب متوسط	D_{50} لایه سطحی (میلی‌متر)	D_{50} لایه زیرسطحی (میلی‌متر)	D_{50} بازه (میلی‌متر)	دبی بازه (متر مکعب بر ثانیه)
Big Wood River	۱۹۹۹-۲۰۰۰	۲۶	۱۷	۸	۳۴۹/۷	۰/۰۰۹۱	۱۱۹	۲۵	۰/۷-۴/۷	۹/۶-۳۰/۸
Bruneaul River	۱۹۹۸-۲۰۰۲	۲۷	۱۸	۹	۹۸۹	۰/۰۰۵۴	۲۷	-	۰/۷۲-۳۴/۹۲	۴/۷-۲۰/۹
Fourth of July	۱۹۹۴-۱۹۹۵	۲۵	۱۷	۸	۴۴/۲۸	۰/۰۲۰۲	۵۱	-	۰/۳۸-۳/۱۱	۰/۲-۳/۸
Herd Creek	۱۹۹۴-۱۹۹۵	۲۲	۱۵	۷	۲۹۲/۶	۰/۰۰۷۷	۶۷	-	۰/۵-۵/۷	۰/۵-۸/۱
Jarbidge River	۱۹۹۸-۲۰۰۲	۲۶	۱۸	۹	۷۹/۲۵	۰/۰۱۶۰	۸۹	-	۰/۷۹-۳۵/۳۵	۱/۴-۸
Johns Creek	۱۹۸۶-۱۹۹۵	۲۲	۱۴	۷	۲۹۳/۱	۰/۰۲۰۷	۱۹۹/۲	۵۷/۷	۰/۶۴-۲/۳۸	۰/۹۷-۲۶
Little Slate Creek	۱۹۸۶-۱۹۹۷	۷۹	۵۵	۲۴	۱۶۸/۵	۰/۰۲۶۸	۹۸/۱	۲۵/۶	۰/۴۲-۱۷/۵	۰/۵۲-۱۵/۷
Lolo Creek	۱۹۸۰-۱۹۹۷	۴۱	۲۸	۱۳	۱۰۷/۷	۰/۰۰۹۷	۶۷	۱۹/۸	۰/۴۶-۴/۲۲	۱/۸-۱۶/۲
Main Fork Red River	۱۹۸۶-۱۹۹۹	۱۱۰	۷۷	۳۳	۱۲۹/۳	۰/۰۰۵۹	۵۰/۵	۱۸/۱	۰/۳۱-۵/۲۸	۰/۲۹-۱۸/۲
Marsh Creek	۱۹۹۴-۱۹۹۵	۲۷	۱۸	۹	۱۹۱/۵	۰/۰۰۶۰	۵۷	-	۱/۱-۲۲/۶۵	۳/۳۶-۲۳/۲
Rapid River	۱۹۸۶-۲۰۰۰	۷۲	۵۰	۲۲	۲۷۹/۵	۰/۰۱۰۸	۶۱/۸	۱۵/۷	۰/۴۱-۳۷/۲۰	۰/۹۱-۳۶/۸
South Fork Red River	۱۹۸۶-۱۹۹۹	۹۷	۶۷	۳۰	۹۷/۸	۰/۰۱۴۶	۱۰۵/۷	۲۶/۷	۰/۴۳-۱۰/۷۱	۰/۲-۱۱
South Fork Salmon River	۱۹۸۵-۱۹۹۷	۵۱	۳۵	۱۶	۸۵۳/۶	۰/۰۰۲۵	۳۵	-	۰/۵۹-۲/۰۲	۳/۸-۱۲۴/۳
Squaw Creek (USGS)	۱۹۹۴-۱۹۹۵	۳۲	۲۲	۱۰	۱۹۲	۰/۰۱۰۰	۴۶/۶	۳۰/۱	۰/۴۴-۲/۶۸	۰/۴-۵,۷
Thompson Creek	۱۹۹۴-۱۹۹۵	۲۴	۱۶	۸	۵۸/۱	۰/۰۱۵۳	۶۷/۱	۴۶/۶	۰/۴۷-۷/۰۷	۰/۴-۳/۵
Trapper Creek	۱۹۸۵-۱۹۹۷	۸۷	۶۰	۲۷	۲۲/۲	۰/۰۴۱۴	۸۶/۱	۱۷/۱	۰/۵-۱/۷۸	۰/۰۵-۲/۸
Hawley Creek	۱۹۹۰-۱۹۹۶	۶۵	۴۵	۲۰	۱۰۴/۸	۰/۰۲۳۳	۴۰	-	۰/۴۸-۳/۶۹	۰/۲۷-۲/۶
Salmon River near Obsidian	۹۰, ۱۹	۱۹	۱۴	۶	۲۴۳/۹	۰/۰۰۶۶	۶۱/۸	۲۷/۱	۰/۸۶-۴/۵۲	۱۱/۴۴-۲۰/۹
Squaw Creek (USFSD)	۱۹۹۰-۱۹۹۶	۳۸	۲۶	۱۲	۳۷/۶	۰/۰۲۴۰	۲۳	-	۰/۵۹-۵/۵۵	۰/۱۸-۱/۵

نیز در نرم‌افزار Statistica با استفاده از روش سعی و خطا بهینه شدند، به نحوی که میانگین مربع خطا را کمینه و مقادیر مربوط به ضریب همبستگی و ضریب تعیین را نیز بیشینه کند.

روابط کلاسیک: در این پژوهش، ابتدا به پیش‌بینی و تخمین بار بستر و بار کل پرداخته و سپس نسبت بار بستر به بار کل رسوبی مورد بررسی قرار گرفته است. به منظور مقایسه نتایج حاصل از ماشین بردار پشتیبان، چهار رابطه تجربی برای برآورد بار بستر و بار کل انتخاب و آزمایش شد که این روابط در جدول ۲ و ۳ ارائه شده‌اند. با توجه به انبوه روابط مختلف برای برآورد بار بستر و بار کل از مطالعات Khorram و Ergil (۲۰۱۰) استفاده شد که با استفاده از ۲۴۳۱ داده آزمایشگاهی و نیز ۷۷۵ داده رودخانه به بررسی کارایی ۵۲ رابطه مختلف برای بار بستر و ۳۰۰ پارامتر موثر در آن‌ها و ۲۳ رابطه برای بار کل رسوب پرداختند و روابط برتر در برآورد بار بستر و بار کل رسوبی برای رودخانه‌های با بستر شنی و ماسه‌ای را به صورت جداگانه معرفی کردند که چهار رابطه برتر برای رودخانه‌های شنی به شکل زیر می‌باشد.

معیارهای ارزیابی: در این پژوهش، عملکرد روش ماشین بردار پشتیبان و روابط تجربی بر پایه محاسبه ضریب همبستگی، جذر میانگین مربعات خطا و ضریب تعیین ارزیابی شده است. نحوه محاسبه آماره‌های فوق در روابط (۹) تا (۱۱) ارائه شده است. در این روابط، X شامل مقادیر مشاهداتی و Y شامل مقادیر محاسباتی هستند.

$$R = \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X}) \times (Y_i - \bar{Y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2 \times \sum_{i=1}^N (Y_i - \bar{Y})^2}} \quad (9)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{N}} \quad (10)$$

$$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - Y_i)^2}{\sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X})^2} \quad (11)$$

پیش پردازش داده‌ها: یکی از مراحل پیش تحلیل داده‌ها، نرمال‌سازی آن‌ها می‌باشد. اصولاً وارد کردن داده‌ها به صورت خام باعث کاهش سرعت و دقت شبکه می‌شود، لذا، نرمالیزه کردن داده‌ها خصوصاً زمانی که دامنه تغییرات ورودی‌ها زیاد باشد، کمک شایانی به آموزش بهتر و سریع‌تر مدل می‌کند. برای رسیدن به نتایج بهتر و دقیق‌تر، روند آموزش چند بار تکرار شد که نهایتاً الگوی ۲۵ درصد داده‌ها باری آزمون و ۷۵

ماشین بردار پشتیبان: در مورد تئوری مدل‌های مطرح شده در این مقاله، تحقیقات زیادی انجام شده است. لذا، در این مقاله تنها به شرح خلاصه‌ای از مدل مورد استفاده SVM به نام ε -SVM پرداخته شد. در یک مدل رگرسیونی SVM لازم است، وابستگی تابعی متغیر وابسته y به مجموعه‌ای از متغیرهای مستقل x تخمین زده شود. فرض بر این است که مانند دیگر مسائل رگرسیونی، رابطه بین متغیرهای وابسته و مستقل به وسیله یک تابع معین f به علاوه یک مقدار اضافی نویز مشخص می‌شود.

$$y = f(x) + noise \quad (6)$$

بنابراین، موضوع اصلی پیدا کردن فرم تابع f است که بتواند به صورت صحیح، موارد جدیدی را که SVM تا کنون تجربه نکرده است، پیش‌بینی کند. این تابع به وسیله آموزش مدل SVM بر روی یک مجموعه داده به عنوان مجموعه آموزش که شامل فرایندی به منظور بهینه‌سازی دائمی تابع خطا است، قابل دسترسی است. بر مبنای تعریف این تابع خطا، دو نمونه از مدل‌های SVM شناخته شده است که شامل، الف) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع اول (مدل‌های v -SVM) و ب) مدل‌های رگرسیونی SVM نوع دوم (مدل‌های ε -SVM) می‌شوند. در این مطالعه مدل ε -SVM به دلیل کاربرد گسترده آن در مسائل رگرسیونی استفاده شد. برای این مدل، تابع خطا به صورت زیر تعریف می‌شود.

$$\frac{1}{2} W^T W + C \sum_{i=1}^N \xi_i + C \sum_{i=1}^N \zeta_i \quad (7)$$

تابع خطای مذکور لازم است که با توجه به محدودیت‌های زیر کمینه شود.

$$W^T \phi(X_i) + b - y_i \leq \varepsilon + \xi_i$$

$$y_i - W^T \phi(X_i) - b \leq \varepsilon + \zeta_i \quad (8)$$

$$\xi_i, \zeta_i \geq 0 \quad i = 1, \dots, N$$

که در آن‌ها، C ثابت گنجایش، W بردار ضرایب، W^T ترانهاده بردار ضرایب، ξ_i و ζ_i ضرایب کمبود، b ضریبی ثابت، N الگوی آموزش مدل و ϕ تابع کرنل است. در میان توابع کرنل مختلف، کرنل تابع پایه شعاعی به عنوان بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل گزارش شده است (Roushangar, ۲۰۱۷). بنابراین، در این پژوهش از تابع مذکور به عنوان تابع کرنل استفاده شد. ضمن این‌که پارامترهای γ ، C و ε

درصد داده‌ها برای آموزش به‌عنوان الگوی برتر انتخاب شد. تقسیم‌بندی فوق برای هر رودخانه به‌صورت جداگانه انجام گرفته، در نهایت مجموع داده‌های آموزش و تست به‌منظور مدل‌سازی به‌کار گرفته شد.

جدول ۲- روابط کلاسیک استفاده شده برای برآورد بار بستر

رابطه	منبع	مینا
$q_b = \frac{W^* U_*^3 \rho_s}{(G_s - 1)g} \cdot \phi_{50} = \frac{\theta}{\theta_{cr}} \cdot \theta = \frac{U_*^2}{(G_s - 1)g d_{50sub}}$	Parker و همکاران (۱۹۸۲)	نظریه حرکت همسان
$W^* = \begin{cases} 11.2 \left(1 - \frac{0.822}{\phi_{50}}\right)^{4.5} & \phi_{50} > 1.65 \\ 0.0025 \exp[14.2(\phi_{50} - 1) - (\phi_{50} - 1)^2] & 0.95 \leq \phi_{50} \leq 1.65 \\ 0.0025 \phi_{50}^{14.2} & \phi_{50} < 0.95 \end{cases}$	Pitlik و همکاران (۲۰۰۹)	همسان
$q_b = \frac{W_g^* U_*^3 \rho_s}{(G_s - 1)g}$	Wilcok (۲۰۰۱)	نظریه حرکت همسان
$W_g^* = \begin{cases} 11.2 \left(1 - 0.846 \frac{\tau_{cr}}{\tau_0}\right)^{4.5} & \tau_0 > \tau_{cr} \\ 0.0025 \left(\frac{\tau_0}{\tau_{cr}}\right) & \tau_0 \leq \tau_{cr} \end{cases}$	Pitlik و همکاران (۲۰۰۹)	همسان
$\theta = \frac{U_*^2}{(G_s - 1)g d_{50sub}} \cdot \phi = \frac{\theta}{\theta_{cr}}$		
$q_b = \gamma_s R_h V_{av} \times \left\{ \left[0.667 \left(\frac{D_{50}}{R_h}\right)^{2/3} + 0.14 \right] - 0.778 \left(\frac{D_{50}}{R_h}\right)^{2/3} \right\}^3$	Rotner (۱۹۵۹) Yang (۱۹۹۶)	تحلیل رگرسیونی
$\phi_b = 0.05 \left(\frac{V_{av}}{U_*}\right)^2 \theta^{5/2}$	Hansen و Englund (۱۹۶۷)	تحلیل رگرسیونی
$\phi_b = \frac{q_b}{\sqrt{(G_s - 1)g d_s^3}}$		

جدول ۳- روابط کلاسیک استفاده شده برای برآورد بار کل رسوبی

رابطه	منبع	مینا
$\frac{Q_t}{Q} = C \frac{D_m}{R} \left(\frac{V}{U_*}\right)^n \left(\frac{F_g}{A} - 1\right)^m$		
$F_g = \frac{U_*^n}{\sqrt{[g D_* \left(\frac{\rho_s}{\rho} - 1\right)]}} \left[\frac{V}{32 \log(10 R_h / D_*)} \right]^{1-n}$		
$D_* > 60 \begin{cases} A = 0.17 \\ C = 0.025 \\ m = 1.78 \\ n = 0 \end{cases} \quad D_* \leq 1 \begin{cases} A = 0.17 \\ C = 0.025 \\ m = 1.78 \\ n = 1 \end{cases}$	White و Ackers (۱۹۷۳) Yang (۲۰۰۶)	تئوری انرژی
$1 < D_* < 60 \begin{cases} A = \frac{0.23}{\sqrt{D_*}} + 0.14 \\ \text{Log} C = 2.86 \text{Log} D_* - (\text{Log} D_*)^2 - 3.53 \\ m = \frac{9.66}{D_*} + 1.34 \\ n = 1 - 0.56 \text{Log} D_* \end{cases}$		
$\Phi_A = \frac{\left(\frac{q_s}{q_t}\right) V_{av} R_h}{\sqrt{(G_s - 1)g d_{50}^3}} \cdot \Phi_A = 10.39 (\Psi_A)^{-2.52}$	Acaroglu و Graf (۱۹۷۱) Graf (۲۰۰۱)	نظریه شدت برشی
$\Psi_A = \frac{\left(\frac{q_s}{q_t}\right) V_{av} R_h}{S_f R_h}$		
$\frac{q_t}{\sqrt{(G_s - 1)g d_{50}^3}} = 0.00139 \left(\frac{V}{\sqrt{(G_s - 1)g d_{50}}}\right)^{2.97} \left(\frac{U_*}{\omega_s}\right)$	Kennedy و Karim (۱۹۹۰)	تحلیل رگرسیونی
$\Phi_t = \begin{cases} 0.072078 \frac{T_*^{0.893}}{D_*^{0.353}} \left(\frac{R_h}{d_{50}}\right)^{0.486} & T_* > 2.22 \\ 0.000182 \frac{T_*^{0.13}}{D_*^{0.673}} \left(\frac{R_h}{d_{50}}\right)^{1.16} & T_* \leq 2.22 \end{cases}$	Bhattacharya و همکاران (۲۰۰۷)	تحلیل رگرسیونی

که در آن‌ها، U_* و V_{av} سرعت برشی و سرعت متوسط جریان (متر بر ثانیه)، θ و θ_{cr} به ترتیب پارامتر بدون بعد شیلدز و شیلدز بحرانی، τ_0 و τ_{cr} تنش برشی اولیه و بحرانی، $D_{50} = D_s$ متوسط اندازه رسوبات بستر (متر)، R_h شعاع هیدرولیکی جریان (متر)، ω_s سرعت سقوط ذره (متر بر ثانیه)، T_* و D_* نیز عدد حرکت و ذره بوده که در قسمت‌های قبل توضیح داده شده است (برای بررسی بیشتر روابط و پارامترها به منابع مربوطه مراجعه شود).

همچنان که مشاهده می‌شود، هیچ‌یک از روابط تجربی ذکر شده دارای نتایج مناسبی نبوده، مقادیر معیارهای ارزیابی، نتایج بسیار ضعیفی را دارا هستند. از دلایل ضعف روابط تجربی می‌توان به این نکته اشاره کرد که هر یک از این روابط در شرایط خاص آزمایشگاهی توسعه داده شده است و در هر یک از آن‌ها تاثیر برخی از پارامترهای دخیل بر این پدیده را مد نظر قرار داده است. به همین دلیل، با وجود این‌که تمامی این روابط در محدوده داده‌های آزمایشگاهی خود به‌خوبی پاسخگو هستند، اما همچنان که مشاهده می‌شود، در محدوده داده‌های میدانی عملکرد مناسبی ندارند. تنوع داده‌های به‌کار رفته مربوط به رودخانه‌ها با دبی جریان و رسوب مختلف و با بازه وسیعی از خصوصیات فیزیکی ذرات رسوب به‌خوبی محدودیت روابط کلاسیک در برآورد بار رسوبی را مشخص می‌کند.

در این پژوهش، از رابطه زیر به‌منظور نرمال‌سازی داده‌ها استفاده شد.

$$x_{ista} = 0.1 + 0.9 \times \left(\frac{x_i - x_{imin}}{x_{imax} - x_{imin}} \right) \quad (12)$$

که در آن، x_{imin} کمترین داده و x_{imax} بیشترین داده از نظر مقدار است. همچنین، با انجام فرایند سعی و خطا، بازه نرمال‌سازی نیز (۰/۹-۰/۱) انتخاب شد.

نتایج و بحث

همچنان که پیشتر بیان شد، در این پژوهش، ابتدا به مدل‌سازی بار بستر و بار کل رسوبی و بررسی نتایج مربوط به آن پرداخته، سپس نسبت بار بستر به بار کل رسوبی مورد بررسی قرار می‌گیرد. نتایج مربوط به چهار رابطه تجربی بررسی شده برای برآورد بار بستر و بار کل رسوبی در این پژوهش بر اساس آماره‌های مطرح شده در جدول ۴ ارائه شده است.

جدول ۴- شاخص‌های آماری مربوط به نتایج روابط تجربی برای برآورد بار بستر و بار کل رسوبی

نتایج روابط تجربی برای برآورد بار بستر			
DC	RMS (m)	R	
روابط تجربی بار بستر			
-۳/۶۷	۰/۱۶۴	۰/۲۴۴	Parker و همکاران (۱۹۸۲)
-۳/۶۷	۰/۱۶۰	۰/۲۳۶	Wilcock (۲۰۰۱)
-۲/۱۷	۰/۱۳۲	۰/۶۱۸	Rottner (۱۹۵۹)
-۲/۳۱	۰/۱۳۵	۰/۱۶۸	Hansen و Engelund (۱۹۷۶)
روابط تجربی بار کل			
-۰/۳۷	۰/۰۸۰	۰/۰۸۳	White و Ackers (۱۹۹۰)
-۳/۶۷	۰/۱۶۰	۰/۲۳۶	Acaroglu و Graf (۱۹۷۱)
-۰/۸۳	۰/۰۹۳	۰/۳۴۴	Kennedy و Karim (۱۹۹۰)
-۱۲/۷۵	۰/۲۵۵	۰/۳۱۴	Bhattacharya و همکاران (۲۰۰۵)

دوم نیز از مدل‌هایی مبتنی بر مشخصات هیدرولیکی و رسوبی جریان استفاده شد. مدل‌های تعریف شده برای پیش‌بینی بار بستر و بار کل رسوبی تحت دو سناریو در جدول ۵ آورده شده است. همچنین، نتایج حاصل از ماشین بردار پشتیبان به‌منظور برآورد بار بستر نیز در جدول ۶ ارائه شده است.

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۶، مدل‌های تعریف شده تحت سناریوی ۱ برای پیش‌بینی بار بستر از دقت لازم برخوردار نبوده، این در حالی است که معیارهای ارزیابی برای پیش‌بینی بار کل رسوبی برای

نتایج ماشین بردار پشتیبان در برآورد بار بستر و

بار کل: به‌منظور مدل‌سازی بار بستر و بار کل رسوبی ترکیب مختلفی از پارامترهای بدون بعد معرفی شده در قسمت مواد و روش‌ها با استفاده از سعی و خطا بررسی شده، در نهایت ۱۴ مدل تحت دو سناریو بدین‌منظور انتخاب شدند. در سناریوی اول از پارامترهایی بر مبنای مشخصات هیدرولیکی جریان مانند عدد فرود (Fr)، عدد رینولدز (Re)، نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان (V/U_*^2) ، نسبت عمق به عرض رودخانه (y/B) و در سناریوی

افزایش تعداد ورودی‌ها به پنج پارامتر نیز تاثیری در بهبود نتایج نخواهد داشت. در پیش‌بینی بار کل نیز جایگزینی عدد شیلدز θ به جای عدد ذره D_* و نیز $\frac{V^3}{g.y.\omega_s}$ با $\frac{R}{D_{50}}$ باعث افزایش دقت مدل‌سازی می‌شود. به‌منظور پیش‌بینی نسبت بار بستر به بار کل رسوبی، با توجه به پیچیدگی‌های حاکم بر مسئله و دشواری فرایند مدل‌سازی تنها از یک سناریو مبتنی بر پارامترهای وابسته به جریان و رسوب استفاده شد که مدل‌های تعریف شده و نتایج حاصل از آن‌ها در جدول ۸ ارائه شده است.

مدل‌های تعریف شده تحت سناریوی اول، مقادیر بسیار خوبی را دارا می‌باشند. به عبارت دیگر، تنها با استفاده از پارامترهای هیدرولیکی رودخانه می‌توان به تقریب خوبی از بار کل رسوبی دست یافت. مدل برتر در پیش‌بینی بار کل تحت سناریوی تعریف شده مدل (II) با سه ورودی می‌باشد. نتایج حاصل از مدل‌سازی بار بستر و بار کل تحت سناریوی دوم نیز در جدول ۷ ارائه شده است.

با توجه به نتایج ارائه شده در جدول ۷، مشاهده می‌شود که مدل‌هایی با چهار ورودی در پیش‌بینی بار بستر و بار کل رسوبی بهترین عملکرد را داشته،

جدول ۵- سناریوهای مختلف ترکیب پارامترهای ورودی برای تخمین بار بستر و بار کل رسوبی

سناریو ۲			سناریو ۱		
تابعی از شرایط جریان و ذرات رسوب			تابعی از شرایط جریان		
بار کل		بار بستر	بار بستر و بار کل رسوبی		
مدل	متغیرهای ورودی	مدل	متغیرهای ورودی	مدل	متغیرهای ورودی
TL(I)	$(Re. D_*. \frac{R}{D_{50}})$	BL(I)	$(Re. D_*. \frac{R}{D_{50}})$	(I)	$(Fr. \frac{y}{B} . \frac{V}{U_*})$
TL(II)	$(\frac{V}{U_*} . D_*. \frac{R}{D_{50}})$	BL(II)	$(\frac{V}{U_*} . D_*. \frac{R}{D_{50}})$	(II)	$(Re. \frac{y}{B} . \frac{V}{U_*})$
TL(III)	$(Fr. \frac{V}{U_*} . D_*. \frac{R}{D_{50}})$	BL(III)	$(Fr. \frac{V}{U_*} . D_*. T)$	(III)	$(Fr. \frac{y}{B} . \frac{V}{U_*} . S_0)$
TL(IV)	$(Fr. \frac{V}{U_*} . \theta . \frac{V^3}{g.y.\omega_s})$	BL(IV)	$(Fr. \frac{V}{U_*} . \frac{R}{D_{50}} . \theta)$	(IV)	$(Re. \frac{y}{B} . \frac{V}{U_*} . S_0)$
TL(V)	$(Fr. \frac{V}{U_*} . \theta . T . \frac{V^3}{g.y.\omega_s})$	BL(V)	$(Fr. \frac{V}{U_*} . \frac{R}{D_{50}} . \theta . T)$		

جدول ۶- نتایج ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی بار بستر و بار کل رسوبی تحت سناریو ۱

معیارهای ارزیابی						مدل
داده‌های صحت‌سنجی			داده‌های آموزش			
DC	RMSE	R	DC	RMSE	R	
بار بستر						
۰/۵۶۴	۰/۰۴۶	۰/۷۸۱	۰/۵۷۵	۰/۰۴۲	۰/۷۹۶	(I)
۰/۵۶۵	۰/۰۴۵	۰/۷۷۹	۰/۶۱۵	۰/۰۴۰	۰/۸۰۹	(II)
۰/۵۷۰	۰/۰۴۵	۰/۷۶۵	۰/۵۹۰	۰/۰۴۱	۰/۷۹۲	(III)
۰/۶۰۱	۰/۰۴۴	۰/۷۸۸	۰/۶۲۰	۰/۰۴۰	۰/۸۰۷	(IV)
بار کل						
۰/۷۱۳	۰/۰۳۷	۰/۸۷۶	۰/۷۹۴	۰/۰۲۶	۰/۹۱۶	(I)
۰/۸۴۳	۰/۰۲۷	۰/۹۱۹	۰/۸۹۵	۰/۰۱۸	۰/۹۴۸	(II)
۰/۷۷۵	۰/۰۲۹	۰/۹۱۰	۰/۷۸۴	۰/۰۲۷	۰/۹۱۴	(III)
۰/۸۲۷	۰/۰۲۸	۰/۹۱۲	۰/۸۶۸	۰/۰۲۱	۰/۹۳۴	(IV)

جدول ۷- نتایج ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی بار بستر و بار کل رسوبی تحت سناریوی ۲

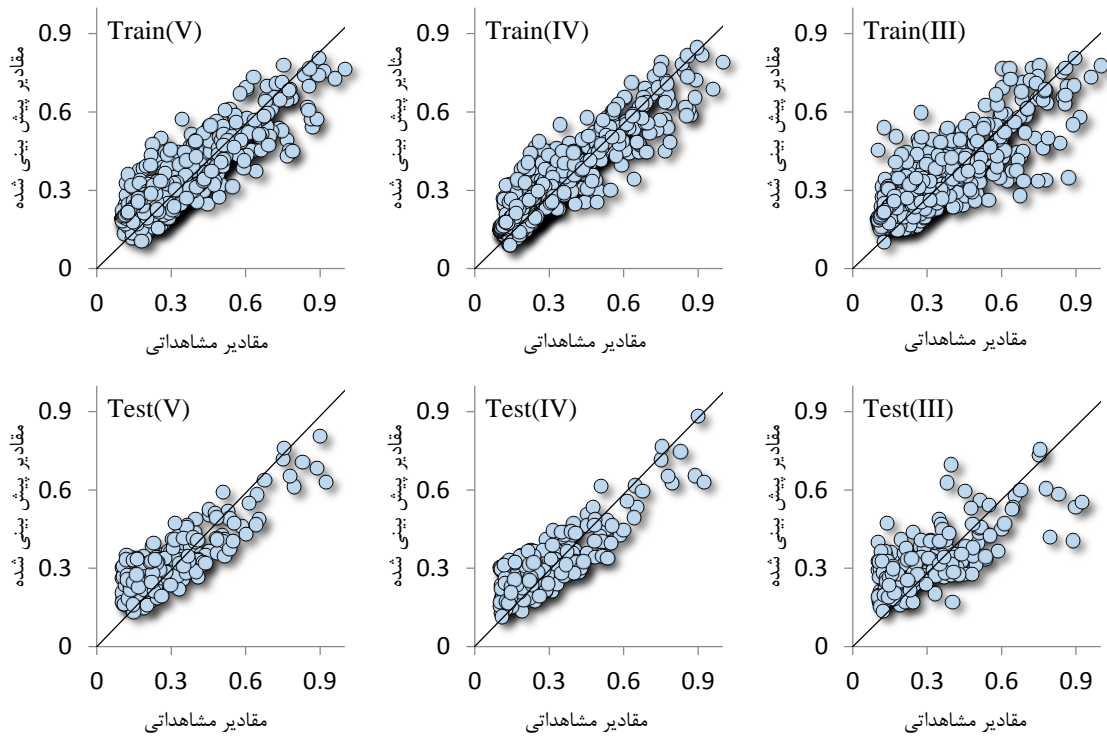
معیارهای ارزیابی						مدل
داده‌های صحت‌سنجی			داده‌های آموزش			
DC	RMSE	R	DC	RMSE	R	
بار بستر						
۰/۴۱۲	۰/۰۵۳	۰/۷۵۰	۰/۵۴۴	۰/۰۴۴	۰/۸۱۴	BL(I)
۰/۵۸۵	۰/۰۴۴	۰/۷۷۷	۰/۶۰۲	۰/۰۴۱	۰/۸۲۰	BL(II)
۰/۷۸۶	۰/۰۳۲	۰/۸۸۷	۰/۸۲۳	۰/۰۲۷	۰/۹۱۲	BL(III)
۰/۸۰۶	۰/۰۳۰	۰/۸۹۸	۰/۸۱۰	۰/۰۲۸	۰/۹۱۶	BL(IV)
۰/۷۹۶	۰/۰۳۱	۰/۸۹۲	۰/۸۰۳	۰/۰۲۸	۰/۹۱۱	BL(V)
بار کل						
۰/۴۲۳	۰/۰۵۲	۰/۷۶۸	۰/۵۵۰	۰/۰۳۹	۰/۷۸۰	TL(I)
۰/۴۶۶	۰/۰۵۰	۰/۷۷۱	۰/۵۵۴	۰/۰۳۸	۰/۸۰۰	TL(II)
۰/۶۸۸	۰/۰۳۸	۰/۸۶۴	۰/۷۰۱	۰/۰۳۱	۰/۸۹۶	TL(III)
۰/۸۵۸	۰/۰۲۶	۰/۹۳۲	۰/۸۹۲	۰/۰۱۹	۰/۹۵۵	TL(IV)
۰/۸۴۸	۰/۰۲۶	۰/۹۳۰	۰/۹۳۵	۰/۰۱۴	۰/۹۶۹	TL(V)

جدول ۸- ترکیب پارامترهای ورودی و نتایج حاصل از ماشین بردار پشتیبان در برآورد نسبت بار بستر به بار کل

معیارهای ارزیابی						مدل
داده‌های صحت‌سنجی			داده‌های آموزش			
DC	RMSE	R	DC	RMSE	R	
۰/۳۰۲	۰/۱۴۲	۰/۵۷۶	۰/۳۲۴	۰/۱۵۷	۰/۵۷۸	$(Re. \frac{R}{D_{50}} \cdot D^*)$
۰/۲۷۱	۰/۱۴۵	۰/۵۷۰	۰/۴۰۳	۰/۱۴۷	۰/۶۳۷	$(\frac{V}{U_*} \cdot \frac{R}{D_{50}} \cdot D^*)$
۰/۴۵۹	۰/۱۲۵	۰/۷۰۵	۰/۶۵۱	۰/۱۱۲	۰/۸۱۶	$(Fr. \frac{V}{U_*} \cdot \frac{y}{D_{50}} \cdot D^*)$
۰/۷۰۲	۰/۰۸۷	۰/۸۴۸	۰/۸۲۹	۰/۰۷۸	۰/۹۲۰	$(Fr. \frac{y}{B} \cdot \frac{V}{U_*} \cdot \frac{y}{D_{50}})$
۰/۶۴۴	۰/۱۰۲	۰/۸۴۶	۰/۷۴۳	۰/۰۹۶	۰/۸۷۸	$(Fr. \frac{y}{B} \cdot \frac{V}{U_*} \cdot \frac{y}{D_{50}} \cdot T)$

روندی خاص دانست. همین عامل باعث ایجاد پراکندگی شدیدی در بین داده‌های مورد مطالعه در محاسبه نسبت بار بستر به بار کل رسوبی شده که امکان مدل‌سازی به‌وسیله روش‌های مرسوم هوش مصنوعی را دچار مشکل می‌کند. به‌منظور درک بهتر نتایج، در شکل ۲ نمودار پراکنش نتایج به‌دست آمده حاصل از ماشین بردار پشتیبان برای سه مدل برتر در پیش‌بینی نسبت بار بستر به بار کل رسوبی آورده شده است. نمودارهای بالا، نمودار پراکنش برای داده‌های آموزش و نمودارهای پایین برای داده‌های صحت‌سنجی می‌باشد.

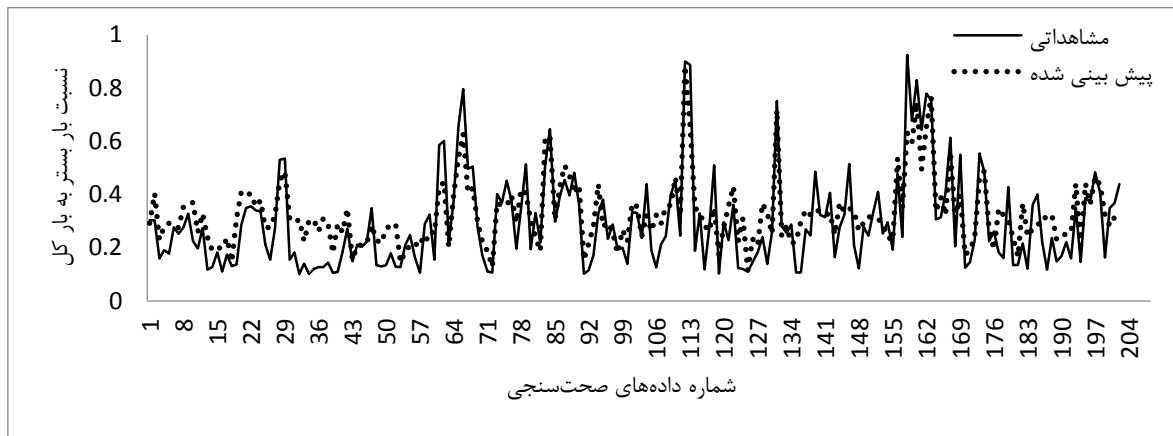
در جدول ۸ مشاهده می‌شود، مدل برتر برای پیش‌بینی نسبت بار بستر به بار کل، مدلی با چهار ورودی بوده که بیشینه ضریب تعیین به‌دست آمده برای داده‌های صحت‌سنجی برابر با $DC=0/702$ می‌باشد. با بررسی نتایج حاصل از مدل‌سازی مشخص می‌شود که بر خلاف کسب نتایج مطلوب در مدل‌سازی‌های مربوط به بار بستر و بار کل رسوبی، پیش‌بینی نسبت این دو دارای جواب‌های نسبتاً قابل قبولی است که نشان از پیچیدگی مسئله دارد که می‌تواند ناشی از دلایل مختلفی باشد که مهمترین آنرا می‌توان متغیر بودن نرخ افزایش یا کاهش بار معلق و بار بستر در شرایط مختلف هیدرولیکی و عدم تبعیت از



شکل ۲- نمودار پراکنش داده‌های آموزش و صحت‌سنجی در پیش‌بینی نسبت بار بستر به بار کل رسوب

هیدرولیکی می‌باشد. شکل ۳ نشان‌دهنده نرخ تغییرات مقادیر مشاهده‌ای و پیش‌بینی شده این نسبت برای داده‌های صحت‌سنجی می‌باشد.

از دلایل دشواری مدل‌سازی نسبت بار بستر به بار کل رسوبی، تغییرپذیری بالا و نوسان شدید این نسبت در رودخانه‌های مختلف و نیز شرایط مختلف



شکل ۳- نرخ تغییرات داده‌های صحت‌سنجی

از پارامترها از مدل مربوطه، مدل دوباره اجرا شد. سپس با محاسبه سه معیار ارزیابی کارایی مدل (R ، DC و $RMSE$) میزان تاثیر پارامتر حذف شده مورد بررسی قرار گرفت. جدول ۹ مقادیر خطاهای آزمون تحلیل حساسیت مدل‌های برتر برای سری داده‌های صحت‌سنجی را برای هر سه مدل‌سازی انجام شده به

تحلیل حساسیت به پارامترهای ورودی: در این مرحله، برای بررسی تاثیر پارامترهای مختلف در فرایند انتقال رسوب از تحلیل حساسیت استفاده شد. به این صورت که مدل برتر با پنج ورودی در پیش‌بینی بار بستر، بار کل و در نهایت نسبت این دو در ماشین بردار پشتیبان ایجاد و سپس با حذف هر کدام

عدد فرود (Fr) و سپس نسبت عمق به اندازه متوسط ذرات رسوبی ($\frac{y}{D_{50}}$) و شیب کف کانال (S_f) دارای بیشترین تاثیر در برآورد بار بستر می‌باشند. همچنین، برای پیش‌بینی بار کل رسوبی نیز مطابق با نتایج تحلیل حساسیت، پس از پارامترهای Fr و $\frac{V}{U_*}$ پارامتر بی‌بعد استخراج شده از رابطه مولیناس و وو ($\frac{V^3}{g \cdot y \cdot \omega_s}$) و عدد شیلدز (θ) به‌عنوان تاثیرگذارترین پارامترها انتخاب می‌شوند. در پیش‌بینی نسبت بار کف به بار کل نیز عدد فرود دارای بیشترین تاثیر بوده، پس از آن $\frac{V}{U_*}$ و $\frac{y}{D_{50}}$ و در نهایت نسبت عمق به عرض رودخانه ($\frac{y}{B}$) تاثیرگذارترین پارامترها انتخاب می‌شوند.

وسیله ماشین بردار پشتیبان نشان می‌دهد. با توجه به نتایج حاصل از تحلیل حساسیت مشاهده می‌شود، پارامتر $\frac{V}{U_*}$ در برآورد بار بستر، بار کل و نسبت این دو دارای اهمیت بسیاری می‌باشد. این پارامتر در واقع نشان‌دهنده مقاومت جریان و زبری کف بستر بوده، با توجه به رودخانه‌های مورد مطالعه این پژوهش که دارای بستری درشت دانه و ضریب زبری بالایی هستند، نقشی اساسی در مدل‌های تعریف شده ایفا می‌کند. علاوه بر نسبت ذکر شده، عدد فرود نیز دارای تاثیر زیادی در برآورد بار رسوبی و خصوصا برآورد نسبت بار کف به بار کل می‌باشد. در پیش‌بینی بار کف پس از نسبت سرعت متوسط به سرعت برش ($\frac{V}{U_*}$ ،

جدول ۹- نتایج حاصل از تحلیل حساسیت

معیارهای ارزیابی						مدل برتر	پارامتر حذف شده
داده‌های آموزش			داده‌های صحت‌سنجی				
DC	RMSE	R	DC	RMSE	R		
۰/۶۴۱	۰/۰۴۱	۰/۸۰۴	۰/۶۵۸	۰/۰۳۸	۰/۸۳۳	Fr	BL(IV)
۰/۰۴۹	۰/۰۶۷	۰/۲۵۲	۰/۱۷۱	۰/۰۵۹	۰/۴۷۳	U/U_*	
۰/۷۳۷	۰/۰۳۵	۰/۸۷۷	۰/۷۶۰	۰/۰۳۱	۰/۸۹۶	R/D_{50}	
۰/۷۶۲	۰/۰۳۳	۰/۸۷۳	۰/۸۱۱	۰/۰۲۸	۰/۹۱۸	θ	
۰/۶۹۹	۰/۰۳۸	۰/۸۹۶	۰/۷۸۸	۰/۰۲۶	۰/۹۱۳	Fr	TL(IV)
۰/۰۶۱	۰/۰۶۷	۰/۳۷۶	۰/۱۹۲	۰/۰۵۲	۰/۵۵۳	U/U_*	
۰/۸۲۵	۰/۰۲۸	۰/۹۱۲	۰/۹۰۶	۰/۰۱۷	۰/۹۵۳	θ	
۰/۸۴۰	۰/۰۲۷	۰/۹۱۷	۰/۹۱۴	۰/۰۱۷	۰/۹۵۷	$V^3/g y \omega_s$	
۰/۴۸۹	۰/۱۳۹	۰/۵۴۵	۰/۵۵۷	۰/۱۳۹	۰/۷۵۴	Fr	SR(IV)
۰/۵۹۳	۰/۱۲۴	۰/۶۶۳	۰/۶۰۰	۰/۱۳۲	۰/۷۷۸	U/U_*	
۰/۵۹۱	۰/۱۲۴	۰/۶۵۹	۰/۵۷۰	۰/۱۳۷	۰/۷۶۷	y/D_{50}	
۰/۶۳۳	۰/۱۱۷	۰/۷۱۵	۰/۶۱۴	۰/۱۳۰	۰/۷۸۸	R_h/B	

نتیجه‌گیری

پدیده انتقال رسوب از دیرباز با توجه به اهمیت خود مورد توجه مهندسين و محققين حوزه آب می‌باشد. در این بین، با وجود اهمیت بالای نسبت بار بستر به بار کل رسوبی به‌عنوان یکی از معیارهای ارزیابی توان و پایداری رودخانه‌ها، مطالعات انجام گرفته در این راستا محدود می‌باشد. در سال‌های اخیر روش ماشین بردار پشتیبان برای شبیه‌سازی رفتار سامانه‌ها در زمینه مهندسی آب مورد استفاده قرار گرفته، کارایی بالای خود را نسبت به روش‌های کلاسیک مرسوم نشان داده است. در این پژوهش،

داده‌های جمع‌آوری شده از ۱۹ رودخانه درشت دانه واقع در ایالت آیداهو آمریکا به‌منظور مدل‌سازی بار بستر، بار کل و سپس نسبت این دو با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان به‌کار گرفته و نتایج حاصل نیز با روابط کلاسیک مقایسه شد. بررسی کلی نتایج پژوهش حاضر نشان‌دهنده کارایی بسیار بالای این روش نسبت به روابط کلاسیک است. در مدل‌سازی مربوط به بار بستر مدل ($Fr \cdot \frac{V}{U_*} \cdot \frac{y}{D_{50}} \cdot S_0$) با دارا بودن ضریب همبستگی و ضریب تعیین به‌ترتیب $R=0/916$ و $DC=0/810$ و در پیش‌بینی بار کل رسوبی نیز مدل ($Fr \cdot \frac{V}{U_*} \cdot \theta \cdot \frac{V^3}{g \cdot y \cdot \omega_s}$) با ضریب همبستگی و ضریب

نسبتا قابل قبولی نشان داده، مدل IV با ورودی های $(Fr \cdot \frac{V}{U_*} \cdot \frac{y}{D_{50}} \cdot \frac{R}{B})$ دارای ضریب همبستگی $R=0/848$ و ضریب تعیین $DC=0/702$ برای داده‌های صحت‌سنجی می‌باشد. تحلیل حساسیت مدل‌های برتر به دست آمده برای برآورد بار بستر، بار کل و نسبت این دو نشان‌دهنده تاثیر بسیار بالای نسبت سرعت متوسط به سرعت برشی جریان $\frac{V}{U_*}$ به‌عنوان پارامتر نشان‌دهنده زبری کف کانال در هر سه مدل‌سازی مذکور بوده، پس از آن نیز عدد فرود به‌عنوان تاثیرگذارترین پارامتر شناخته شد.

تعیین به‌ترتیب $R=0/954$ و $DC=0/909$ برای داده‌های صحت‌سنجی به‌عنوان مدل برتر انتخاب می‌شوند. ضمن این‌که با توجه به ضریب همبستگی و ضریب تعیین به‌ترتیب $R=0/948$ و $DC=0/895$ برای داده‌های صحت‌سنجی و برای مدل تعریف شده تحت سناریوی اول و با ورودی‌های $(Re \cdot \frac{y}{B} \cdot \frac{V}{U_*})$ می‌توان نتیجه گرفت، تنها با استفاده از پارامترهای هیدرولیکی جریان می‌شود به تقریب خوبی از بار کل رسوبی دست یافت. در مدل‌سازی و پیش‌بینی نسبت بار بستر به بار کل نیز با توجه به پیچیدگی‌های حاکم بر مسئله و تغییرپذیری بالای این نسبت، معیارهای ارزیابی نتایج

منابع مورد استفاده

1. Ackers, P. and W.R. White. 1973. Sediment transport, new approach and analysis. Journal of the Hydraulics Division, 99(11): 2041-2060.
2. Arabkhedri, M. 2015. Estimation of bed load to suspended load ratio in Dez and Minab rivers. Watershed Engineering and Management, 6(4): 390-399 (in Persian).
3. Bhattacharya, B., R.K. Price and D.P. Solomatine. 2007. Machine learning approach to modeling sediment transport. Journal of Hydraulic Engineering, 133(4): 440-450.
4. Doan, E., İ. Yüksel, and Ö. Kisi. 2007. Estimation of total sediment load concentration obtained by experimental study using artificial neural networks. Environmental Fluid Mechanics, 7(4): 271-288
5. Engelund, F and E. Hansen. 1967. A monograph on sediment transport in alluvial streams. Technical University of Denmark Østervoldgade 10, Copenhagen K.
6. Graf, W.H. 2001. Fluvial Hydraulics. New York, John Wiley and Sons.
7. Karim, F.1998. Bed material discharge prediction for nonuniform bed sediments. Journal of Hydraulic Engineering, 124(6): 597-604
8. Khorram, S and M. Ergil. 2010. A Sensitivity analysis of total load prediction parameters in standard sediment transport equations. JAWRA Journal of the American Water Resources Association, 46(6): 1091-1115.
9. Khorram, S. and M. Ergil. 2010. Most influential parameters for the bed load sediment flux equations used in alluvial rivers. JAWRA Journal of the American Water Resources Association, 46(6): 1065-1090.
10. Kitsikoudis, V., E. Sidiropoulos and V. Hrissanthou. 2014. Machine learning utilization for bed load transport in gravel-bed rivers. Water Resources Management, 28(11): 3727-3743.
11. Lenzi, M.A. and L. Marchi. 2000. Suspended sediment load during floods in a small stream of the Dolomites northeastern Italy. Catena, 39(4): 267-282.
12. Li, F.C., J. Angelier, R.F. Chen, H.M. Hsieh, B. Deffontaines, C.R. Luo, T.T. Wu and M.C. Lin. 2005. Estimates of present-day erosion based on sediment transport in rivers, a case study in Taiwan. Comptes Rendus Geoscience, 337(13): 1131-1139.
13. Okcu, D., A.O. Pektas A. Uyumaz, D. Okcu, A.O. Pektas and A. Uyumaz. 2016. Creating a non-linear total sediment load formula using polynomial best subset regression model. Journal of Hydrology, 539: 662-673.
14. Pitlick, J., Y. Cui and P.R. Wilcock. 2009. Manual for computing bed load transport using BAGS Software. U.S. Department of Agriculture, Forest Service, Rocky Mountain Research Station, Fort Collins.
15. Pratt-Sitaula, B., M. Garde, D.W. Burbank, M. Oskin, A. Heimsath and E. Gabet. 2007. Bed load-to-suspended load ratio and rapid bedrock incision from Himalayan landslide-dam lake record. Quaternary Research, (68): 111-120.
16. Roushangar, K., A. Koosheh, K. Roushangar and A. Koosheh. 2015. Evaluation of GA-SVR method for modeling bed load transport in gravel-bed rivers. Journal of Hydrology, 527: 1142-1152.
17. Roushangar, K. and R. Ghasempour. 2017. Prediction of non-cohesive sediment transport in circular channels in deposition and limit of deposition states using SVM. Water Science and Technology, 17(2): 537-651.

18. Roushangar, K., F.V. Mehrabani and J. Shiri. 2014. Modeling river total bed material load discharge using artificial intelligence approaches (based on conceptual inputs). *Journal of Hydrology*, 514: 114-122.
19. Sinnakaudan, S.K., M.S. Sulaiman and S.H. Teoh. 2010. Total bed material load equation for high gradient rivers. *Journal of Hydro-Environment Research*, 4(3): 243-251.
20. Turowski, J.M., D. Rickenmann and S.J. Dadson. 2010. The partitioning of the total sediment load of a river into suspended load and bedload, a review of empirical data. *Sedimentology*, 57(4): 1126-46.
21. Yang, C.T., R. Marsooli and M.T. Aalami. 2009. Evaluation of total load sediment transport formulas using ANN. *International Journal of Sediment Research*, 24(3): 274-286
22. Yang, C.T. 2006. *Erosion and sedimentation manual*. US Dep. of the Interior, Bureau of Reclamation, Denver, CO.
23. Yang, C.T. 1996. *Sediment transport theory and practice*. McGraw-Hill, New York.
24. Zakaria, N.A., H.M. Azamathulla, C.K. Chang and A.A. Ghani. 2010. Gene expression programming for total bed material load estimation, a case study. *Science of the Total Environment*, 408(21): 5078-5085.

Evaluation and prediction of bed to total sediment load in gravel-bed rivers using classic and intelligent methods

Kiyoumars Roushangar^{*1} and Saman Shahnazi²

¹Associate Professor, Faculty of civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz

²MSc of water and hydraulic structures engineering, Faculty of civil Engineering, University of Tabriz, Tabriz

Abstract

In most water resources studies, the bed load transport rate is considered as a constant proportion of total load due to the difficulty and costs associated with measuring of it, which is not reasonable due to the high variability of this ratio. In this study, data collected from 19 coarse-grained rivers in the United States were employed to predict bed load, total load transport rates and the ratio of bed to total sediment load using Support Vector Machine which is a branch of intelligent methods. Next, the results were compared and evaluated with classical methods. Results showed that this method has a very high performance compared to the classical methods and performance criteria in predicting the bed to total sediment load ratio has acceptable results. In addition, the modeling showed that the ratio of average velocity to shear flow velocity and the Froude number is the most effective parameters in predicting bed load, total load and the ratio of these.

Keywords: Bed load, Froude number, Shear flow velocity, Support Vector Machine, Classic method

* Corresponding author: Kroshangar@yahoo.com