



دانشگاه کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

نشریه پژوهش‌های حفاظت آب و خاک

جلد بیستم، شماره ششم، ۱۳۹۲

<http://jwsc.gau.ac.ir>

تخمین عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه تثبیت بستر با استفاده از روش ماشین‌های بردار پشتیبان

*عبدالرضا ظهیری^۱ و خلیل قربانی^۱

^۱استادیار گروه مهندسی آب، دانشگاه علوم کشاورزی و منابع طبیعی گرگان

تاریخ دریافت: ۹۱/۶/۱۳؛ تاریخ پذیرش: ۹۱/۱۲/۲۲

چکیده

برای تثبیت بستر رودخانه‌های ناپایدار به‌ویژه در بازه‌های کوهستانی از سازه‌های کنترل شیب یا تثبیت بستر مانند شیب‌شکن، آب‌پایه، سدهای کوچک و ... استفاده می‌شود. برای طراحی صحیح و مطمئن سازه‌های کنترل فرسایش در رودخانه‌ها، محاسبه عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست این سازه‌ها از اهمیت خاصی برخوردار است. به‌همین دلیل پژوهش‌گران همواره در تلاش بوده‌اند تا روابط ساده‌ای به فرم رگرسیون غیرخطی و با دقت قابل قبولی را به‌این منظور ارائه نمایند. معمولاً دقت روابط رگرسیونی محدود بوده و فقط در شرایط آزمایش خاص خود دارای اعتبار هستند. در این مقاله با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان، عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه تثبیت بستر محاسبه شده است. برای انجام این کار، ۲۲۶ داده آزمایشگاهی از پژوهش‌گران مختلف با شرایط هیدرولیکی و رسوبی متفاوت مورد استفاده قرار گرفته است. مقایسه نتایج محاسبات در مرحله آزمون نشان داد که روش ماشین بردار پشتیبان با ضریب تبیین (R^2) برابر ۰/۹۶، جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) برابر ۰/۵۳۹ و میانگین خطای مطلق (MAE) برابر ۰/۴ نسبت به روابط رگرسیونی پژوهش‌گران قبلی، دقت و کارایی مناسب‌تری دارد. همچنین مشخص شد که از بین ۵ پارامتر ورودی

*مسئول مکاتبه: zahiri@gau.ac.ir

بدون بعد a/H_s ، D_{50}/H_s ، S ، $a/\Delta D_{50}$ و L/H_s ، سه پارامتر اول دارای اهمیت بیشتری برای مدل‌سازی عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین دست آب‌پایه بوده و بقیه پارامترها قابل حذف می‌باشند.

واژه‌های کلیدی: عمق حداکثر آب‌شستگی، آب‌پایه تثبیت بستر، روابط رگرسیونی، روش ماشین بردار

پشتیبان

مقدمه

سازه‌های کنترل فرسایش و تثبیت بستر رودخانه‌ها به‌ویژه در مناطق کوهستانی دارای کاربرد زیادی می‌باشند. با احداث این سازه‌ها، رسوبات ورودی از بالادست در جلوی سازه ته‌نشین شده و تراز بستر رودخانه را افزایش می‌دهند. در نتیجه شیب طولی و نیز پتانسیل فرسایش‌پذیری رودخانه کاهش یافته و رودخانه به شیب پایدار که در آن به‌طور تقریبی رسوب‌گذاری با آب‌شستگی برابر است، می‌رسد (چیناراسری و کوسیتگی‌وانگ، ۲۰۰۸).

آب‌پایه تثبیت بستر^۱ یکی از سازه‌های کنترل فرسایش رودخانه‌ها است که به‌منظور پایدارسازی بستر رودخانه‌ها طراحی و اجرا می‌شود. به‌دلیل تلاطم و انرژی حاصل از جت آب سرریز شده از روی سازه و نیز افزایش ظرفیت انتقال رسوب جریان عبوری از سازه (به‌دلیل ته‌نشینی رسوب در جلوی سازه)، معمولاً آب‌شستگی قابل ملاحظه‌ای در پایین‌دست سازه اتفاق می‌افتد. در اثر این پدیده، ممکن است سازه و تأسیسات مجاور آن مانند پایه و تکیه‌گاه پل و نیز تأسیسات حفاظتی سواحل رودخانه تخریب شوند (بورمان و جولین، ۱۹۹۱؛ گادیو و ماریون، ۲۰۰۳). فرآیند آب‌شستگی تا ایجاد یک شیب تعادلی جدید ادامه داشته تا زمانی که نرخ آب‌شستگی به‌طور تقریبی به صفر برسد. در این حالت، عمق حداکثر آب‌شستگی اتفاق می‌افتد.

برای طراحی و مدیریت مطمئن سازه‌های کنترل فرسایش در رودخانه‌ها، محاسبه عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست سازه‌ها دارای اهمیت خاصی است. به‌همین دلیل پژوهش‌گران بسیاری سعی نموده‌اند روابط ساده و با دقت قابل قبولی را به‌این منظور ارائه نمایند. در زمینه آب‌شستگی پایین‌دست سازه‌های هیدرولیکی مطالعات آزمایشگاهی متعددی انجام شده است. در این مطالعات شرایط

هیدرولیکی و رسوبی زیادی مورد بررسی قرار گرفته و پارامترهای هندسی سازه‌ها نیز دخالت داده شده است. ورونس (۱۹۳۷) مکانیسم آب‌شستگی در پایین‌دست سرریزها را مورد بررسی قرار داده و روابط تجربی تعیین مشخصات ابعاد حفره آب‌شستگی را ارائه نمود. راجاراتنام و مک‌دوگال (۱۹۸۳)، آب‌شستگی پایین‌دست سازه‌ها در اثر جت خروجی از سازه در شرایط مختلف هیدرولیکی را مورد بررسی قرار دادند. میسون و آروموگان (۱۹۸۵) معادلات ارائه شده توسط پژوهش‌گران برای تعیین عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست سازه‌های مختلف را مورد بررسی و مقایسه قرار دادند. بورمان و جولین (۱۹۹۱) مطالعات آزمایشگاهی آب‌شستگی در اثر جت‌های آزاد و مستغرق را به‌صورت تئوری و عددی مورد بررسی قرار دادند. در این مطالعات، نتایج آب‌شستگی پایین‌دست سازه‌های کنترل شیب در کانال‌های بزرگ با دبی در واحد عرض $2/5$ مترمکعب بر ثانیه و عمق آب‌شستگی بیش از $1/4$ متر نیز بررسی شده است. گادیو و همکاران (۲۰۰۰) با انجام تحلیل ابعادی و تعیین پارامترهای بدون بعد مؤثر بر آب‌شستگی پایین‌دست آب‌پایه‌ها، یک رابطه تجربی بدون بعد برای تخمین عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست این سازه‌ها در حالت آب زلال^۱ و رودخانه‌های با شیب کم پیشنهاد نمودند. لنزی و همکاران (۲۰۰۲) با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی، رابطه‌ای برای تعیین ابعاد حفره آب‌شستگی در رودخانه‌های کوهستانی ارائه نمودند. لنزی و کامیتی (۲۰۰۳) آب‌شستگی موضعی در پایین‌دست ۲۹ سازه شیب‌شکن را مورد مطالعه و تجزیه و تحلیل قرار دادند. لنزی و همکاران (۲۰۰۳) مشخصات اصلی حفره آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌های متوالی را در رودخانه‌های با شیب تند و مصالح غیریکنواخت مورد بررسی قرار داده و دو رابطه برای تعیین عمق و طول حفره پیشنهاد کردند. دی‌آگوستینو و فرو (۲۰۰۴) با استفاده از تئوری خودتشابهی^۲، پارامترهای بدون بعد مؤثر بر پدیده آب‌شستگی در سازه‌های کنترل فرسایش را ارائه نموده و براین اساس و به کمک داده‌های آزمایشگاهی و صحرایی پژوهش‌گران مختلف، روابط تعیین عمق حداکثر آب‌شستگی را پیشنهاد نمودند. ماریون و همکاران (۲۰۰۴) آزمایش‌هایی را برای تعیین اثر فاصله بین آب‌پایه‌های تثبیت بستر و دانه‌بندی مصالح رودخانه بر پتانسیل آب‌شستگی پایین‌دست سازه انجام دادند. ترگناگی (۲۰۰۸) با انجام آزمایش‌هایی، فرآیند آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها را در دو حالت آب زلال و بستر

1- Clear water condition
2- Self-Similarity Theory

آبرفتی^۱ با شیب تند و مصالح شنی مورد مطالعه قرار داد. در این پژوهش مشخص شد که عمق آب‌شستگی در حالت بستر آبرفتی که علاوه بر جریان آب، دبی رسوب نیز از بالادست کانال وارد می‌شود نسبت به حالت آب زلال، بسیار کمتر است. چیناراسری و کوسیتگی‌وانگ (۲۰۰۸) با بررسی آزمایشگاهی آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها با فواصل طولی مختلف در حالت شیب طولی تند، رابطه رگرسیونی غیرخطی نسبتاً دقیقی برای برآورد عمق حداکثر آب‌شستگی ارائه نمودند. ترگناگی و همکاران (۲۰۱۰) اثر جریان غیرماندگار (سیل) بر عمق حداکثر آب‌شستگی در حالت آب زلال و شیب طولی تند را مورد بررسی قرار داده و براساس تغییرات زمانی پارامترهای مهم، دو رابطه بدون بعد برای تخمین ابعاد حفره آب‌شستگی ارائه نمودند.

امروزه روش‌های نوین و هوشمند با توجه به دقت مناسبی که دارند در بسیاری از زمینه‌های مهندسی آب و هیدرولیک، جایگزین روش‌های آماری شده است. این روش‌ها بدون نیاز به تئوری پدیده مورد مطالعه و بدون حل معادلات حاکم بر پدیده، نتایج مناسبی ارائه می‌نمایند. در زمینه بررسی آب‌شستگی پایین‌دست سازه‌ها علاوه بر مطالعات آزمایشگاهی فوق، مطالعات زیادی نیز به کمک روش‌های هوشمند انجام شده است. دانشبد و همکاران (۲۰۰۶) با استفاده از برنامه‌ریزی ژنتیک، عمق آب‌شستگی در اطراف پایه پل‌ها را پیش‌بینی نمودند. این روش نسبت به روابط تجربی پژوهش‌گران مختلف، کارایی بیشتری نشان داده است. ریاحی مدوار و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از سیستم تطبیقی استنتاج فازی-عصبی، ابعاد حفره آب‌شستگی در پایین‌دست سربریز لبه‌تیز را پیش‌بینی نمودند. نتایج این پژوهش نشان داد که نتایج روش پیشنهادی این پژوهش‌گران دارای دقت بسیار بالاتری نسبت به روش‌های رگرسیونی معمول است. گوون و گونال (۲۰۰۸) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، حداکثر عمق آب‌شستگی در پایین‌دست سازه‌های کنترل فرسایش را پیش‌بینی نموده و دقت بیشتر نتایج این روش نسبت به نتایج روابط رگرسیونی پژوهش‌گران مختلف را اثبات نمودند. زاده و کاشفی‌پور (۲۰۰۸) نیز با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی دی‌آگوستینو و فرو (۲۰۰۴)، عمق آب‌شستگی در پایین‌دست سازه‌های کنترل فرسایش را به کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی انجام دادند. عظمت‌الله (۲۰۱۲) با استفاده از روش برنامه‌ریزی ژنتیک، رابطه بدون‌بعدی را برای محاسبه عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه ارائه نموده و برتری نتایج آن را نسبت به نتایج رابطه

1- Live bed

چیناراسری و کوسیتگیتی وانگ (۲۰۰۸) اثبات نمود. کنعانی و همکاران (۲۰۱۲) با استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی، عمق آب‌شستگی اطراف گروه پایه کج را پیش‌بینی نمودند. آن‌ها از میان شبکه‌های عصبی مختلف، ساختار پرسپترون چندلایه را برای انجام پژوهش پیشنهاد کردند. صمدی و همکاران (۲۰۱۲) قابلیت و کارایی مدل درخت تصمیم M5 و الگوهای درختی طبقه‌بندی و رگرسیونی را در تخمین عمق آب‌شستگی در پایین‌دست سرریزهای ریزشی آزاد ارزیابی نموده و برتری مدل درخت تصمیم را نشان دادند.

یکی از روش‌های هوشمند، روش ماشین‌های بردار پشتیبان^۱ است که امروزه مورد توجه پژوهش‌گران رشته‌های مختلف قرار گرفته است. مدل‌سازی فرآیند بارش- رواناب (دیباک و همکاران، ۲۰۰۱)، تخمین تراز سطح آب رودخانه در شرایط سیل (لیونگ و سیواپراگاسام، ۲۰۰۲)، پیش‌بینی نوسانات سطح آب دریاچه‌ها (خان و کولی‌بالی، ۲۰۰۶)، تعیین دبی و عمق جریان در انتهای کانال‌های دوزنقه‌ای در حالت جریان ریزشی (پال و گوئل، ۲۰۰۷)، استخراج رابطه دبی- اشل رودخانه‌ها (گوئل و پال، ۲۰۱۲)، تخمین غلظت رسوب معلق و بستر در رودخانه‌ها (باچاتاریا و همکاران، ۲۰۰۷؛ عظمت‌الله و همکاران، ۲۰۱۰؛ چیانگ و تی‌سای، ۲۰۱۱)، تعیین عمق آب‌شستگی در پایین‌دست دریچه در حالت جهش آزاد (نصار و همکاران، ۲۰۰۹) و پیش‌بینی بلندمدت جریان رودخانه‌ها (شاکری، ۲۰۱۰) برخی از کاربردهای روش ماشین بردار پشتیبان در زمینه مهندسی آب و هیدرولیک است. در این پژوهش سعی شده است با استفاده از روش ماشین بردار پشتیبان و به کمک ۲۲۶ داده آزمایشگاهی پژوهش‌گران مختلف، عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست سازه آب‌پایه مدل‌سازی شده و با نتایج روابط رگرسیونی پژوهش‌گران مقایسه شود.

پدیده آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها: آب‌شستگی پایین‌دست سازه‌های کنترل شیب در رودخانه‌ها به بسیاری از مشخصات هیدرولیک جریان و رسوب رودخانه، مصالح بستر و مشخصات فیزیکی سازه وابسته است. براساس مطالعات صورت گرفته، متغیرهای مؤثر بر حداکثر عمق آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها به‌صورت زیر قابل ارائه است (گادیو و همکاران، ۲۰۰۰):

$$y_s = f(g, v, \rho_w, \rho_s, q, q_s, h, D, S, S_{eq}, L) \quad (1)$$

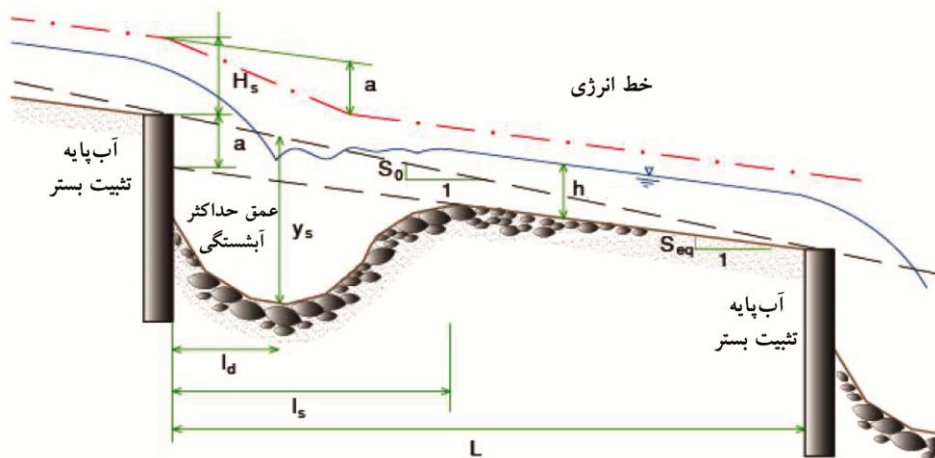
که y_s حداکثر عمق آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه، g شتاب ثقل، v لزجت سینماتیکی آب، ρ_w و ρ_s به ترتیب جرم حجمی آب و رسوب، q و q_s به ترتیب دبی در واحد عرض آب و رسوب ورودی از بالادست، h عمق آب در شرایط جریان یکنواخت، D قطر مشخصه رسوبات، S_0 و S_{eq} به ترتیب شیب طولی ابتدایی و حالت تعادلی بستر رودخانه و L فاصله افقی آب‌پایه‌ها از یکدیگر است. در شکل ۱، نمایی از آب‌شستگی پایین‌دست یک آب‌پایه و پارامترهای مؤثر بر آن نشان داده شده است. لازم به ذکر است که باتوجه به این‌که در اغلب مطالعات شرایط جریان به صورت آب زلال فرض شده است، بنابراین در این مقاله متغیر دبی رسوب ورودی از بالادست رودخانه (q_s) برابر صفر در نظر گرفته شده است.

با استفاده از تئوری π -باکینگهام، مهم‌ترین پارامترهای بدون بعد برای بیان پدیده آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها در شرایط آب زلال به صورت زیر قابل ارائه می‌باشد (چیناراسری و کوسیتگیتی‌وانگ، ۲۰۰۸):

$$\frac{y_s}{H_s} = f_2 \left(\frac{a}{H_s}, \frac{a}{\Delta D_s}, \frac{L}{H_s}, \frac{D_s}{H_s}, S_0 \right) \quad (2)$$

که $\Delta = (\rho_s - \rho_w) / \rho_w$ چگالی نسبی مستغرق رسوبات، $H_s = 1/5 \sqrt{q^2 / g}$ انرژی مخصوص جریان عبوری از روی آب‌پایه و a اختلاف تراز سطح آب در بالادست و پایین‌دست آب‌پایه است که به آن جهش مورفولوژیکی اطلاق می‌شود (گادیو و همکاران، ۲۰۰۰). مطابق شکل ۱، این پارامتر به صورت زیر قابل محاسبه است:

$$a = (S_0 - S_{eq})L \quad (3)$$



شکل ۱- نمایش آب شستگی پایین دست یک آب پایه و متغیرهای مؤثر بر این پدیده (ترگناگی، ۲۰۰۸).

تخمین عمق حداکثر آب شستگی در پایین دست آب پایه ها

روابط رگرسیون غیرخطی: در این روش براساس پارامترهای بدون بعد مؤثر در پدیده آب شستگی آب پایه ها (رابطه ۲) و نیز داده های آزمایشگاهی، معمولاً روابط رگرسیونی به فرم غیرخطی ارائه می شود. لنزی و همکاران (۲۰۰۲) با استفاده از نتایج آزمایشگاهی در کانال های با شیب ملایم و تند و نیز داده های صحرایی حاصل از ۷۳ آب پایه تثبیت بستر رودخانه، رابطه زیر را پیشنهاد نمودند:

$$\frac{y_s}{H_s} = 1/45 \left(\frac{a}{H_s} \right)^{0.86} + 0.06 \left(\frac{a}{\Delta d_{50}} \right)^{1.49} + 0.44 \quad (4)$$

در این رابطه فقط از دو پارامتر بدون بعد مؤثر بر پدیده آب شستگی در پایین دست آب پایه استفاده شده است. چیناراسری و کوسینگیتی وانگ (۲۰۰۸) با استفاده از ۶۳ داده آزمایشگاهی در کانال های با شیب تند، رابطه ای مشابه رابطه فوق به شکل زیر ارائه نمودند:

$$\frac{y_s}{H_s} = 1/6 \left(\frac{a}{H_s} \right)^{0.61} + 1/89 \left(\frac{a}{\Delta d_{50}} \right)^{0.31} - 2/0.3 \quad (5)$$

ترگناگی (۲۰۰۸) با استفاده از داده‌های پژوهش‌گران مختلف، رابطه بدون بعد زیر را برای محاسبه عمق حداکثر نسبی آب‌شستگی در پایین‌دست سازه آب‌پایه ارائه نمود:

$$\frac{y_s}{H_s} = 3 \left(\frac{a}{H_s} \right)^{0.76} SI^{-0.19} \left(1 - e^{-0.725 \frac{L}{H_s}} \right) \quad (6)$$

که SI شاخص جورشدگی^۱ یا تفکیک بوده و براساس دانه‌بندی مصالح بستر محاسبه می‌شود.

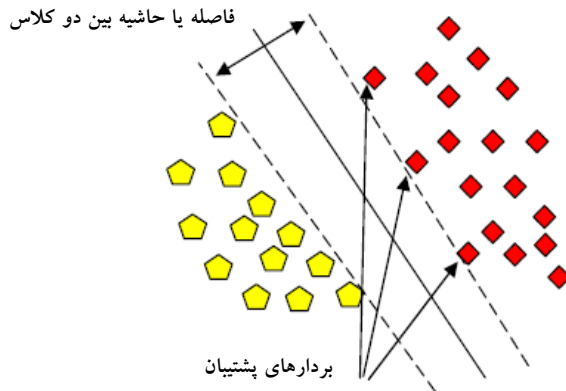
مواد و روش‌ها

روش ماشین‌های بردار پشتیبان: مسئله دسته‌بندی^۲ یکی از مسائل اصلی مطرح شده در یادگیری ماشین است که به کمک آن، بسیاری از مسائل قابل حل است. هم‌اکنون روش‌های مختلفی برای حل مسئله دسته‌بندی وجود دارد که روش ماشین بردار پشتیبان، یکی از بهترین روش‌ها است. روش ماشین‌های بردار پشتیبان (SVM) به نوعی از ماشین‌ها یا چیزی شبیه آن‌ها اطلاق نمی‌شود بلکه مجموعه‌ای از الگوریتم‌ها است که توسط واپنیک و چرووننکیس (۱۹۷۱) و بر پایه تئوری یادگیری آماری توسعه داده شد. این روش به‌طور تقریبی جدید بوده و امروزه به‌عنوان یک روش پرطرفدار برای طبقه‌بندی، بهینه‌سازی و رگرسیون استفاده می‌شود. در این روش دو ایده اصلی با هم ترکیب شده‌اند. اولین ایده، مفهوم خط تقسیم‌کننده بهینه است که یک ابرصفحه^۳ را ایجاد می‌کند که فاصله آن از نزدیک‌ترین داده‌ها در هر دو طرف خط جداکننده، حداکثر باشد. ایده دوم مفهوم هسته^۴ می‌باشد. هسته تابعی است که حاصل ضرب داخلی دو داده آموزشی را محاسبه می‌کند. در روش SVM یک داده به‌صورت یک بردار n بعدی دیده می‌شود و هدف اصلی این است که چنین نقاطی با یک ابرصفحه $n-1$ بعدی جدا شوند. این عمل، جداسازی خطی نامیده می‌شود. شکل ۲ نمایش دوبعدی ساده شده الگوریتم SVM را ارائه می‌کند. در این شکل، داده‌ها شامل دو گروه یا کلاس به‌طور کامل متمایز هستند. این داده‌ها براساس دو متغیر با مقادیر پیوسته در محورهای x و y رسم شده‌اند. برای

- 1- Sorting Index
- 2- Classification
- 3- Hyper-plane
- 4- Kernel

تقسیم این دو گروه داده، بی‌نهایت ابرصفحه یک‌بعدی (خط) قابل استفاده است اما سوال اصلی این است که بهتر است کدام ابرصفحه انتخاب شود. در شکل ۲ علاوه بر خط میانی، دو خط به صورت خط‌چین نیز نشان داده شده است که عمل جداسازی را انجام می‌دهند. این دو خط به صورت موازی با خط مرکزی رسم شده و در حقیقت حاشیه^۱ (فاصله) بین خط مرکزی و نزدیک‌ترین نقاط داده‌ها (بردارها) را مشخص می‌کنند. نقاطی که عرض حاشیه را محدود یا مقید می‌کنند، بردارهای پشتیبان نامیده می‌شوند. در روش SVM، حداکثرسازی حاشیه بین دو کلاس مدنظر است، بنابراین ابرصفحه‌ای انتخاب می‌شود که فاصله آن از نزدیک‌ترین داده‌ها در هر دو طرف صفحه جداکننده، حداکثر باشد. اگر چنین ابرصفحه‌ای وجود داشته باشد به‌عنوان ابرصفحه با حداکثر حاشیه شناخته می‌شود. در واقع ابرصفحه بهینه در روش SVM جداکننده‌ای بین بردارهای پشتیبان است. ماشین بردار پشتیبان از یک نگاشت غیرخطی برای تبدیل داده‌های مجموعه آموزش^۲ به ابعاد بالاتر استفاده می‌کند. با این بعد جدید، الگوریتم به دنبال یک ابرصفحه جداساز بهینه می‌گردد. این ابرصفحه، یک مرز تصمیم‌گیری است که نقاط یا داده‌های یک کلاس را از کلاس دیگر جدا می‌کند. از طریق یک نگاشت مناسب غیرخطی به ابعاد بالاتر، داده‌های دو رده همیشه می‌توانند به وسیله یک ابرصفحه جدا شوند. در روش SVM، ابرصفحه با استفاده از بردارها (رکوردهای مجموعه آموزش) و حاشیه‌ها (که به وسیله بردارها تعریف می‌شوند) مشخص می‌شود. برای مسائل چند رده‌ای، جداکننده‌های الگوریتم SVM می‌توانند با هم ترکیب شوند. در صورتی که در یک مسئله n رده یا کلاس موجود باشند، آموزش آن‌ها به صورت جداگانه انجام می‌شود. در روش SVM در حالتی که نتوان یک تابع رگرسیون خطی در فضای ورودی به داده‌ها برازش داد (به‌طور مثال حالتی که کلاس‌ها با هم هم‌پوشانی داشته باشند)، جداکردن کلاس‌ها به وسیله مرز تصمیم‌گیری خطی همواره توأم با خطا است. برای حل این مشکل می‌توان ابتدا داده‌ها را از فضای اولیه با استفاده از یک نگاشت غیرخطی ϕ به یک فضای بالاتر منتقل نمود که در فضای جدید، کلاس‌ها تداخل کمتری با یکدیگر داشته باشند. سپس در این فضا، الگوریتم SVM استاندارد اجرا می‌شود (هان و مسیلینی، ۲۰۰۶).

1- Margin
2- Training



شکل ۲- مرز خطی بهینه برای دو کلاس به طور کامل متمایز (نصار و همکاران، ۲۰۰۹).

جزئیات کاربرد روش ماشین بردار پشتیبان در مسائل رگرسیونی به صورت زیر است (باساک و همکاران، ۲۰۰۷):

فرض کنید داده‌های آموزشی به صورت $\{(x_1, y_1), \dots, (x_l, y_l)\} \subset R^d \times R$ باشند که در آن R^d به فضای الگوهای ورودی اشاره دارد. در رگرسیون بردار پشتیبان، هدف پیدا کردن تابع $f(x)$ است به طوری که برای همه داده‌های آموزشی، حداکثر اختلاف مقادیر محاسباتی نسبت به مقادیر واقعی در حد ε بوده و در عین حال این تابع تا حد ممکن هموار باشد. تابع خطی f به شکل زیر بیان می‌شود:

$$f(x) = \langle \omega, x \rangle + b \quad \omega \in R^d, b \in R \quad (7)$$

عبارت $\langle \cdot, \cdot \rangle$ بیانگر ضرب نقطه‌ای در فضای R^d و ω عدد کوچکی است هموار بودن تابع را نشان می‌دهد. به این منظور لازم است تا نرم اقلیدسی یعنی $\|\omega\|^2$ حداقل شود. این حداقل‌سازی به صورت یک مسئله بهینه‌سازی از درجه دو قابل بیان است:

$$\begin{aligned} & \text{Minimize } \frac{1}{2} \|\omega\|^2 \\ & \left\{ \begin{array}{l} y_i - \langle \omega, x_i \rangle - b \leq \varepsilon \\ \langle \omega, x_i \rangle + b - y_i \leq \varepsilon \end{array} \right. \end{aligned} \quad (8)$$

مسئله بهینه‌سازی فوق در حالتی که حداکثر اختلاف مقادیر واقعی f و تقریب همه جفت (x_i, y_i) ها در حد ϵ باشد معتبر است. در روش رگرسیون بردار پشتیبان در حالتی که نتوان یک تابع رگرسیون خطی در فضای ورودی به داده‌ها برازش داد، از یک نگاهت غیرخطی ϕ برای تبدیل داده‌ها به یک فضای بالاتر استفاده می‌شود. سپس در این فضای جدید الگوریتم بردار پشتیبان اجرا می‌شود. بنابراین رگرسیون خطی در این فضای جدید متناظر با رگرسیون غیرخطی در فضای ورودی است. انجام محاسبات در فضای جدید که بی‌نهایت بوده و ابعاد بزرگ‌تری دارد، می‌تواند پرهزینه باشد. برای غلبه بر این مشکل از تابع هسته (کرنل) استفاده می‌شود. تابع هسته، یک جداکننده خطی متکی بر ضرب داخلی بردارها است که به صورت $k(x_i, x_j) = x_i^T x_j$ تعریف می‌شود. اگر نقاط با استفاده از انتقال $\phi: X \rightarrow \phi(X)$ به فضای جدید انتقال یابند، ضرب داخلی آن‌ها به $k(x_i, x_j) = \phi(x_i)^T \cdot \phi(x_j)$ تبدیل خواهد شد (واپنیک، ۱۹۹۸).

تابع کرنل تابعی است که مطابق یک ضرب داخلی در فضای جدید بوده و به جای $\phi(X)$ استفاده می‌شود. انتخاب کرنل‌های غیرخطی، اجازه ساخت جداکننده‌های خطی در فضای جدید را می‌دهد در حالی که آن‌ها در فضای قبلی، به صورت غیرخطی بوده‌اند. از مزایای تابع کرنل می‌توان به حل مسائل محاسباتی با ابعاد بزرگ، امکان استفاده از ابعاد نامتناهی و کارآمد بودن از لحاظ زمانی و حافظه اشاره کرد. متداول‌ترین توابع هسته، توابع چند جمله‌ای، توابع پایه شعاعی گوسی، توابع پایه شعاع نمایی و توابع سیگموئید هستند.

توسعه مدل SVM: در این پژوهش برای استفاده از روش SVM برای مدل‌سازی عمق نسبی حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها، ۲۲۶ داده آزمایشگاهی پژوهش‌گران مختلف در کانال‌هایی با شیب طولی مختلف (برای شبیه‌سازی رودخانه‌های آبرفتی و کوهستانی) و در شرایط آب زلال مورد استفاده قرار گرفت. از بین این داده‌ها، ۱۷۲ داده برای واسنجی (آموزش) مدل و ۵۰ داده برای صحت‌سنجی (آزمون) مدل SVM در نظر گرفته شد. داده‌های آزمایشگاهی این پژوهش از مطالعات لنزی و همکاران (۲۰۰۲)، گادیو و ماریون (۲۰۰۳)، ماریون و همکاران (۲۰۰۴)، کوسیتگی‌وانگ و چیناراسری (۲۰۰۶)، ترگناگی (۲۰۰۸) و چیناراسری و کوسیتگی‌وانگ (۲۰۰۸) جمع‌آوری شده است. محدوده تغییرات متغیرهای هیدرولیکی و رسوبی در این آزمایش‌ها در جدول ۱ نمایش داده شده است. براساس تحلیل ابعادی پدیده آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه (رابطه ۲)، پارامترهای

بدون بعد ورودی و خروجی مشخص شده و در نرم‌افزار وکا تعریف شده‌اند. متغیرهای ورودی شامل پارامترهای بدون بعد a/H_s ، D_{50}/H_s ، S ، $a/\Delta D_{50}$ و L/H_s و پارامتر بدون بعد عمق نسبی آبشستگی (y_s/H_s) به عنوان متغیر خروجی استفاده شده‌اند. مقادیر حداقل، حداکثر و میانگین پارامترهای بدون بعد ورودی و خروجی مدل SVM (پارامترهای رابطه ۲) در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۱- محدوده تغییرات متغیرهای مختلف در آزمایش‌های مورد استفاده در این پژوهش.

مقدار میانگین	محدوده تغییرات	متغیر
۱/۰۷	۰/۴-۲/۵	فاصله آب پایه‌ها (متر)
۰/۱۰۹۹	۰/۰۰۵۹-۰/۲۶۸	شیب طولی
۱۶/۵	۰/۶۸-۳۰/۶	دبی جریان (لیتر بر ثانیه)
۶/۱۷	۰/۶-۹/۰	قطر متوسط مصالح بستر (میلی‌متر)
۱۴/۴۵	۲/۴-۲۹/۸	عمق حداکثر آبشستگی (سانتی‌متر)

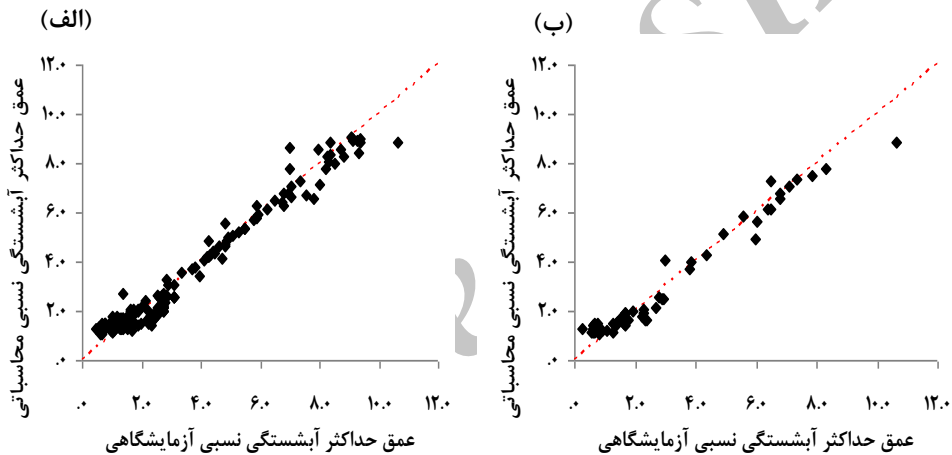
جدول ۲- محدوده تغییرات پارامترهای بدون بعد ورودی و خروجی به کار رفته در مدل SVM.

میانگین	حداکثر	حداقل	پارامتر بدون بعد ورودی / خروجی
۲/۱۲	۹/۷۰۳	۰/۰۹۶	a/H_s
۲۳/۹۰۶	۱۶۴/۶۲	۰/۴۹۴	$a/\Delta D_{50}$
۱۷/۷۳۶	۵۵/۷۴	۰/۱۵۳۱	L/H_s
۰/۱۰۶	۰/۴۶۱۵	۰/۰۱۳۶	D_{50}/H_s
۰/۱۰۹۹	۰/۲۶۸	۰/۰۰۵۹	S
۲/۱۲	۱۰/۶۱۷	۰/۲۶۱	y_s/H_s

نتایج پژوهش

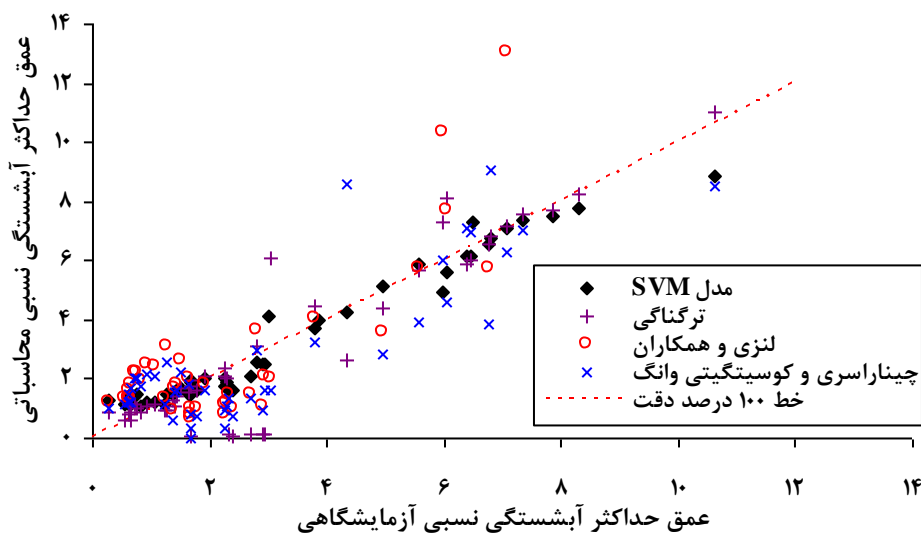
با اجرای مدل SVM برای داده‌های آموزش، مشخص شد که از بین ۵ پارامتر بدون بعد ورودی، ۳ پارامتر a/H_s ، D_{50}/H_s و S دارای اهمیت بیشتری بوده و بقیه پارامترها در مدل ماشین بردار پشتیبان قابل حذف هستند. همچنین از بین توابع مختلف غیرخطی هسته، تابع پایه شعاعی با ضریب گامای ۰/۳ بهترین نتیجه را ارائه داد. در شکل ۳ نتایج عمق حداکثر آبشستگی نسبی به دست آمده از

این مدل با مقادیر آزمایشگاهی در مراحل آموزش (شکل ۳-الف) و آزمون (شکل ۳-ب) مقایسه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود نتایج مدل در هر دو مرحله آموزش و آزمون و برای کل محدوده تغییرات متغیرهای آزمایشگاهی، دارای دقت مناسبی بوده و مطابقت خوبی با واقعیت داشته است. با محاسبه پارامترهای آماری ضریب تبیین (R^2)، مجذور مربعات خطا (RMSE) و میانگین خطای مطلق (MAE) مشخص شد که مقادیر این پارامترها برای داده‌های آموزش به ترتیب ۰/۹۷، ۰/۴۷۴ و برای بخش آزمون به ترتیب ۰/۹۶، ۰/۵۳۹ و ۰/۴ می‌باشند.



شکل ۳- نتایج عمق حداکثر آب‌شستگی نسبی به‌دست آمده از مدل SVM در الف- مرحله آموزش، ب- مرحله آزمون.

برای ارزیابی دقت نتایج مدل SVM نسبت به روابط رگرسیونی پژوهش‌گران مختلف، این نتایج برای داده‌های مرحله آزمون در شکل ۴ نمایش داده شده است. همان‌طور که از این شکل مشاهده می‌شود نتایج کلیه روابط رگرسیونی پژوهش‌گران قبلی به‌ویژه لنزی و همکاران (۲۰۰۴) دارای خطای زیادی است. این رابطه مقادیر عمق حداکثر آب‌شستگی نسبی را به‌طور معمول فراتر از واقع و رابطه ترگناگی (۲۰۰۸) کمتر از واقع (به‌ویژه در محدوده عمق‌های آب‌شستگی کم)، برآورد می‌کند.



شکل ۴- مقایسه نتایج عمق حداکثر آبشستگی نسبی حاصل از مدل SVM و روابط رگرسیونی پژوهش‌گران مختلف برای مرحله آزمون.

برای ارزیابی دقیق‌تر نتایج روابط رگرسیونی و مدل SVM، مقادیر ضریب تبیین، مجذور مربعات خطا و میانگین خطای مطلق این روش‌ها برای داده‌های مرحله آزمون محاسبه شده و در جدول ۳ ارائه شده است. همان‌طور که مشاهده می‌شود از میان روش‌های مورد مطالعه در این پژوهش، روش لیزی و همکاران (۲۰۰۴) با ضریب تبیین ۰/۴۲، مجذور مربعات خطای ۲۵/۷۷ و میانگین خطای مطلق ۹/۴۵ دارای کمترین دقت و مدل ماشین بردار پشتیبان با ضریب تبیین ۰/۹۶، مجذور مربعات خطای ۰/۵۳۹ و میانگین خطای مطلق ۰/۴ دارای بهترین دقت در تخمین عمق حداکثر آبشستگی نسبی می‌باشند. نکته مهم در این جدول است که با وجود ضریب تبیین بالا برای رابطه ترگناگی، نتایج این رابطه پراکندگی زیادی داشته و مطابقت کمی با داده‌های اندازه‌گیری دارد.

جدول ۳- ارزیابی آماری نتایج مدل SVM و روابط رگرسیونی برای محاسبه عمق حداکثر آب‌شستگی نسبی در مرحله آزمون.

MAE	RMSE	R ²	مدل یا رابطه مورد بررسی
۹/۴۵	۲۵/۷۷	۰/۴۲	لنزی و همکاران (۲۰۰۴)
۱/۳۹	۱/۳۵۵	۰/۷۱	چیناراسری و کوسیتگی‌وانگ (۲۰۰۸).
۰/۶۵	۱/۰۷۵	۰/۸۶	ترگناگی (۲۰۰۸)
۰/۴۰	۰/۵۳۹	۰/۹۶	مدل SVM

نتیجه‌گیری

در این مقاله، از روش ماشین بردار پشتیبان برای محاسبه عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌های تثبیت بستر استفاده شده است. مهم‌ترین یافته‌های این پژوهش عبارتند از:

۱- نتایج اجرای مدل ماشین بردار پشتیبان نشان داد که برای محاسبه عمق حداکثر آب‌شستگی در آب‌پایه‌ها، سه پارامتر بدون بعد a/H_s ، D_s/H_s و S_0 دارای اهمیت بیشتری بوده و بقیه پارامترها قابل حذف می‌باشند. همچنین مشخص شد که از بین توابع هسته (کرنل)، تابع پایه شعاعی با ضریب گامای ۰/۳ بهترین نتیجه را ارائه می‌دهد.

۲- نتایج مقایسه روش پیشنهادی این پژوهش با روابط رگرسیونی غیرخطی پژوهش‌گران مختلف برای داده‌های آزمون نشان داد که این روابط به‌طور تقریبی از دقت کافی برای تخمین عمق حداکثر آب‌شستگی در آب‌پایه‌ها برخوردار نیستند. رابطه لنزی و همکاران (۲۰۰۴) با ضریب تبیین ۰/۴۲، مجذور مربعات خطای ۲۵/۷۷ و میانگین خطای مطلق ۹/۴۵ دارای دقت بسیار کمی است. این در حالی است که مقادیر این شاخص‌های آماری برای مدل ماشین بردار پشتیبان به ترتیب ۰/۹۶، ۰/۵۳۹ و ۰/۴ به دست آمده و بیانگر دقت بالاتر روش پیشنهادی در تخمین عمق حداکثر آب‌شستگی در پایین‌دست آب‌پایه‌ها می‌باشد.

منابع

1. Azamathulla, H.M. 2012. Gene expression programming for prediction of scour depth downstream of sills. *J. Hydrol.*, 460: 156–159.
2. Azamathulla, H. Md., Ab Ghani, A., Chang, C.K., Abu Hasan, Z., and Zakaria, N.A. 2010. Machine learning approach to predict sediment load—A case study. *Clean–Soil, Air, Water*, 38: 10, 969–976.
3. Bhattacharya, B., Price, R.K., and Solomatine, D.P. 2007. Machine learning approach to modeling sediment transport. *J. Hydraul. Eng.*, 133: 4, 440–450.
4. Bormann, N., and Julien, P.Y. 1991. Scour downstream of grade-control structures. *J. Hydraul. Eng.*, 117: 5, 579–594.
5. Chiang, J.L., and Tsay, Y.S. 2011. Suspended sediment load estimate using support vector machines in Kaoping river basin. *Int. Conf. on Consumer Electronics, Communications and Networks*, XianNing, China.
6. Chinnarasri, C., and Kositgittiwong, D. 2008. Laboratory study of maximum scour depth downstream of sills. *ICE Water Manage.* 161: 5, 267–275.
7. Daneshbod, Y., Naseri, M., and Bidokhti, N.T. 2006. Prediction of scour depth around bridge piers using genetic programming. In: 7th Int. Conf. on River Engineering, Ahwaz, Iran. (In Persian)
8. D'Agostino, V., and Ferro, V. 2004. Scour on alluvial bed downstream of grade-control structures. *J. Hydraul. Eng.*, 130: 1, 24–36.
9. Dibike, Y.B., Velickov, S., Solomatine D.P., and Abbott M.B. 2001. Model induction with support vector machines: Introduction and application. *ASCE J. of Computing in Civil Engineering*, 15: 3. 208–216.
10. Gaudio, R., and Marion, A. 2003. Time evolution of scouring downstream of bed sills. *J. Hydraul. Res.*, 41: 3, 271–284.
11. Gaudio, R., Marion, A., and Bovolin, V. 2000. Morphological effects of bed sills in degrading rivers. *J. Hydraul. Res.*, 38: 2, 89–96.
12. Guel, A., and Pal, M. 2012. Stage-discharge modeling using support vector machines. *Int. J. Engineering, Transactions A: Basics*, 25: 1.1–9.
13. Guven, A., and Gunal, M. 2008. Prediction of scour downstream of grade-control structures using neural networks. *J. Hydraul. Eng.*, 134: 11, 1656–1660.
14. Han, J., and Micheline, K. 2006. *Data mining: concepts and techniques*. Morgan Kaufmann Publishers, 727p.
15. Kanani, A., Esmaili Varaki, M., and Navabian, M. 2012. Prediction of scouring around group piles. In: 11th Iranian Hydraulic Conference, Urmia, Iran. (In Persian)
16. Khan, M.S., and Coulibaly, P. 2006. Application of support vector machine in lake water level prediction. *J. Hydrol. Eng.*, 11: 3, 199–205.
17. Kositgittiwong, D., and Chinnarasri, C. 2006. Experimental investigation of local scouring downstream of bed sills. *J. Research in Engineering and Technology*, 3: 2, 131–143.

18. Lenzi, M.A., and Comiti, F. 2003. Local scouring and morphological adjustments in steep channels with check-dams sequences, *Geomorphology*, 55: 97-109.
19. Lenzi, M.A., Comiti, F., and Marion, A. 2004. Local scouring at bed sills in a mountain river: Plima river, Italian alps. *J. Hydraul. Eng.*, 130: 3, 267–269.
20. Lenzi, M.A., Marion, A., and Comiti, F. 2003. Interference processes on scouring at bed sills. *Earth Surface Processes and Landforms*, 28: 1. 99–110.
21. Lenzi, M.A., Marion, A., Comiti, F., and Gaudio, R. 2002. Local scouring in low and high gradient streams at bed sills. *J. Hydraul. Res.*, 40: 6, 731–739.
22. Liong, S.Y., and Sivapragasam, C. 2002. Flood stage forecasting with support vector machines. *J. American Water Resources Association*, 38: 1, 173-186.
23. Marion, A., Lenzi, M.A., and Comiti, F. 2004. Effect of sill spacing and sediment size grading on scouring at grade-control structures. *Earth Surface Processes and Landforms*, 29: 8, 983–993.
24. Mason, P.J., and Arumugam, K. 1985. Free jet scour below dams and flip buckets. *J. Hydraul. Eng.*, 111: 2, 220–235.
25. Nassar, M.A., Ibrahim, A.A., and Negm, A.M. 2009. Modeling of local scour downstream of hydraulic structures using support vector machines (SVMs). *Proc. Of 6th Int. Conf. on Environmental Hydrology*, Cairo, Egypt.
26. Pal, M., and Goel, A. 2007. Prediction of end-depth-ratio and discharge in trapezoidal shaped channels using support vector machines. *Water Resource Management*, 21: 1763-1780.
27. Rajaratnam, N., and Macdougall, R.K. 1983. Erosion by plane wall jets with minimum tail water. *J. Hydraul. Eng.*, 109: 7., 1061–1064.
28. Riahi Medvar, H., Ayyoubzadeh, S.A.A., and Khashei, A. 2007. Prediction of downstream cone dimensions in weirs using Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System (ANFIS). In: 1st National Conference on Dams and Hydraulic Structures, Karaj, Iran. (In Persian)
29. Samadi, M., Jabbari, E., and Azamathulla, H. Md. 2012. Assessment of M5' model tree and classification and regression trees for prediction of scour depth below free overfall spillways. *Neural Computing and Applications*, 10. 1007/s 00521-012-1230-9. (In Press)
30. Shakeri, S. 2010. Forecasting long-term flow discharge in Karun river using support vector machine and climate signals. MSc Thesis, Civil Engineering faculty, Sharif University, 150p. (In Persian).
31. Tregnaghi, M. 2008. Local scouring at bed sills under steady and unsteady conditions. Ph.D. Thesis, University of Padova, 161 p.
32. Tregnaghi, M., Marion, A., Coleman, S., and Tait, S. 2010. Effect of flood recession on scouring at bed sills. *J. Hydraul. Eng.*, 136: 4, 204–213.

33. Vapnik, V., and Chervonenkis, A. 1971. On the uniform convergence of relative frequencies of events to their probabilities. *The Problem and its Applications*, 17: 2, 264-280.
34. Vapnik, V.N. 1998. *Statistical learning theory*. 1st Edition, John Wiley, New York.
35. Veronese, A. 1937. Erosioni di fondo a valle di uno scarico. *Annual. Lavori Pubbl.*, 75: 9, 717-726 (In Italian).
36. Zadeh, A.A.T., and Kashefipour, S.M. 2008. Modeling Local scour on loose bed downstream of grade-control structures using artificial neural network. *J. applied science*, 8: 11, 2067-2074.

Archive of SID



Gorgan University of Agricultural
Sciences and Natural Resources

J. of Water and Soil Conservation, Vol. 20(6), 2013
<http://jwsc.gau.ac.ir>

Prediction of maximum scour depth downstream of bed sills using Support Vector Machines

*** A. Zahiri¹ and Kh. Ghorbani¹**

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

Received: 09/03/2012 ; Accepted: 03/12/2013

Abstract

Hydraulic grade-control structures (e.g. drops, bed sills, check dams, etc) have been widely used in rivers with low stability and high erosion especially in mountain streams. For proper and safe design, prediction of maximum scour depth downstream of grade-control structures in rivers has vital importance. For this reason, researchers have focused on developing simple and accurate empirical equations in form of non-linear regression models for predicting scour depth. However, accuracy of regression models is limited in general and they have good applicability just for their experimental data. In this paper, Support Vector Machines (SVM), in forecasting the scour depth downstream bed sills is applied. 226 experimental data sets from literatures with different hydraulic and sediment conditions and at clear-water scouring have been used. Comparison of results in testing phase showed that outcome from the support vector machines with coefficient of determination of 0.96, root mean square errors of 0.539 and mean absolute errors of 0.4 suggest a better performance to existing regression compared equations. Also, it is found that from 5 effective input dimensionless parameters including a/H_s , D_{50}/H_s , S_0 , $a/\Delta D_{50}$ and L/H_s , only the first three parameters had greater effects on modeling maximum scour depth at bed sills and the remaining may be omitted.

Keywords: Maximum scour depth, Bed sills, Regression equations, Support vector machines

* Corresponding author; Email: zahiri@gau.ac.ir