

مقاله پژوهشی

مدل‌سازی عمق آبستگی اطراف انواع تک پایه و گروه پایه‌های مایل

مهدی ماجدی اصل^{*}، سعیده ولی‌زاده^۲، فروغ اشکان^۳، الناز حسن پور^۴

تاریخ دریافت: ۹۶/۱۲/۲۶

تاریخ پذیرش: ۹۸/۰۲/۲۸

۱- استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد- گروه مهندسی عمران

۳- مربی، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مراغه

۴- مدیر پروژه مهندسیین کارلو، ارگن، آمریکا

*مسئول مکاتبات، پست الکترونیکی: mehdi.majedi@gmail.com

چکیده

با توجه به اهمیت پدیده آبستگی در طراحی پل‌ها، امروزه برای بالا بردن دقت تخمین عمق آبستگی از شبکه‌های عصبی مصنوعی بهره گرفته می‌شود. در این تحقیق برای پیش بینی عمق آبستگی اطراف گروه پایه پل مایل از روشی نوین به نام ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است که در این روش از پارامترهای آماری DC ، R^2 ، $RMSE$ ، برای ارزیابی کارایی مدل‌ها استفاده شده است. نتایج نشان داد، ترکیباتی که دارای هر دو نوع پارامترهای رسوبی و هیدرولیکی در مدل داده کاوی ماشین بردار پشتیبان می‌باشد، نتیجه بهتری در پیش‌بینی عمق آبستگی ارائه می‌دهند. به طور نمونه، در حالت سه پایه، معیارهای ارزیابی مربوط به سناریو یک (پارامترهای هیدرولیکی)، $DC=0/9758$ ، $R^2=0/9914$ ، $RMSE=0/0576$ و برای سناریو دو (پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی)، برابر $DC=0/9803$ ، $R^2=0/9924$ ، $RMSE=0/0529$ بدست آمده است که نشان می‌دهد ماشین بردار پشتیبان برای سناریو دوم عملکرد بهتری از خود نشان داده است. در ادامه برای محاسبه عمق آبستگی اطراف گروه پایه مایل، برای حالت‌های تک پایه، سه پایه و چهارپایه روابط غیر خطی ارائه شده است.

واژه‌های کلیدی: پارامترهای هیدرولیکی، شبکه عصبی مصنوعی، عمق آبستگی، گروه پایه پل، ماشین بردار پشتیبان،

Modeling Scour Depth Around the Inclined Single and Group Piers

M Majedi Asl^{1*}, S Valizadeh², F Ashkan³, E Hasanpour⁴

Received: March 17, 2018 Accepted: May 18, 2019

¹Assistant Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran

²M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran

³Lecturer, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, University of Maragheh, Maragheh, Iran

⁴Project Manager, Carollo Engineers, Oregon, USA

*Corresponding Author, Email: mehdi.majedi@gmail.com

Abstract

Considering the importance of scouring in the design of bridges, nowadays, to increase the accuracy of scour depth estimation, artificial neural networks are used. In this research, a model for estimating scour depth around the bridge pier group was used by a new method called support vector machine. In this method, the statistical parameters of RMSE, R^2 , DC, were used to evaluate the performance of the models. The results showed that using compounds of the sedimentary and hydraulic parameters in the support vector data model provided better results in estimation of scour depth. For example, in tripod mode, the assessment criteria values for the scenario 1 (hydraulic parameters), were $R^2 = 0.9914$, $DC = 0.9758$ and $RMSE = 0.0576$, and for scenario two (hydraulic and sediment parameters), were to $R^2 = 0.9924$, $DC = 0.9803$ and $RMSE = 0.0529$, which indicated better performance of the support vector machine in the second scenario. Finally, non-linear equations were presented for calculating the scour depth around the inclined Single and group piers.

Keywords: Artificial neural network, Bridge pier group, Scour depth, Support vector machine, Hydraulics Parameters

مقدمه

رودکیوی و همکاران (۱۹۸۳) انجام گرفته است. همچنین مطالعاتی درباره آبشستگی گروه پایه‌ها توسط محققین مختلفی از جمله: عطایی و همکاران (۲۰۰۶)، امینی و همکاران (۲۰۱۲)، هانا و همکاران (۱۹۷۸) صورت گرفته است. واقفی و همکاران (۲۰۱۶)، آبشستگی حول پایه استوانه‌ای مایل با زوایای مختلف و قطرهای متفاوت را بررسی کردند. کنترل میزان آبشستگی در انواع گروه-پایه‌ها و بررسی پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی موثر در عمق آبشستگی توسط ماجدی اصل و همکاران (۲۰۱۸) مورد بررسی قرار گرفت. نتایج نشان داد که محاسبه عمق آبشستگی با استفاده از رابطه ارائه شده، در مقایسه با روابط تجربی سایر محققین از دقت بالاتری برخوردار است. تا کنون روابط تجربی متعددی برای

بر اثر اندرکنش شرایط جریان و حرکت مصالح بسترهای فرسایش‌پذیر و برخورد جریان به پایه پل، الگوی جریان در اطراف آن تغییر کرده و گردابه نعل‌اسبی ایجاد شده که به وقوع آبشستگی منجر می‌شود.

برسر و رودکیوی (۱۹۹۱) بر اساس نتایج آزمایشگاهی نشان دادند عمق آبشستگی در اطراف پایه‌های پلی که عرض آن در مقطع عرضی از کف تا زیر کلاهک پایه‌ها در حال افزایش است، افزایش می‌یابد و برعکس. همچنین مطالعاتی درباره بررسی مکانسیم آبشستگی توسط محققینی چون، ملویل (۱۹۹۷)،

شبکه‌های GRNN و RBF دارای عملکرد ضعیف‌تری در مقایسه با شبکه FFNN است. گول و پال در سال ۲۰۰۹ با استفاده از داده‌های صحرایی و آزمایشگاهی به بررسی پتانسیل ماشین بردار پشتیبان (SVM) در پیش‌بینی عمق آبشستگی پرداخته و نشان دادند که تغییرات شرایط جریان، هندسه و مصالح بستر در پیش‌بینی عمق آبشستگی تاثیرگذار است. با این حال تا کنون مطالعاتی در زمینه پیش‌بینی ماکزیم عمق آبشستگی در انواع گروه پایه پل توسط ماشین بردار پشتیبان صورت نگرفته است لذا در تحقیق حاضر، عمق ماکزیم آبشستگی انواع گروه پایه‌های پل را (در چهار حالت مختلف: تک پایه، سه پایه، چهارپایه و حالت ترکیبی) با استفاده از ماشین بردار پشتیبان (SVM) پیش‌بینی شده و نتایج حاصل با داده‌های آزمایشگاهی مختلف و روابط تجربی محقق مختلف مورد مقایسه قرار گرفته است همچنین برای سه حالت تک پایه، سه و چهار پایه با استفاده از روش رگرسیونی روابط غیر خطی مختلفی ارائه گردیده است.

مواد و روش‌ها

برای بررسی عملکرد ماشین بردار پشتیبان در تخمین عمق آبشستگی و پارامترهای موثر مرتبط با آبشستگی، مجموعاً ۱۱۶ سری داده در تحقیق حاضر استفاده شده است که محدوده برخی از پارامترها مربوط به داده‌ها در جدول (۱) آورده شده است. عمق اولیه d_0 ، عدد فرود Fr، عدد رینولدز Re، قطر پایه پل D، قطر متوسط ذرات بستر d_{50} ، زاویه پایه‌های مایل نسبت به محور قائم β می‌باشد.

جدول ۱- محدوده برخی پارامترهای موثر در آبشستگی.

تعداد داده‌ها	d_s/D	Fr	Re	$d_{50}(mm)$	β	D (mm)	d_0 (mm)	محقق
۴۴	۱/۰-۶۸/۶۶	۰/۰-۶۰۲/۱۳۹۸	۵۷۴۶-۲۳۲۵۲۸	۰/۵	۰،۱۰،۱۵	۵۰،۱۰۰	۵۰-۱۲۵	Bozkus (۲۰۰۴)
۷۲	۲/۰-۶۸/۱۷	۰/۰-۳۶۹/۲۹۲۱	۲۰۷۱۹-۶۸۷۴۳	۰/۸۸	۲،۵،۱۰،۱۵	۵۰،۷۰	۳۷-۴۴	Murat (۲۰۱۳)

تخمین عمق آبشستگی پایه پل‌ها به وسیله محققین مختلف ارائه شده است. از طرفی به دلیل اینکه پدیده

آبشستگی تابع عوامل مختلفی چون لایه مرزی آشفته، الگوی جریان وابسته به زمان، مکانیسم انتقال رسوب، مشخصات جریان و رسوب و هندسه پایه پل می‌باشد، تخمین دقیق هندسه گودال آبشستگی بسیار دشوار است. لذا استفاده از روش‌هایی که بتواند عمق آبشستگی را با در نظر گرفتن تمامی این حساسیت‌ها با دقت بیشتری تخمین بزند در سال‌های اخیر مورد توجه محققین زیادی بوده است از این رو امروزه از روش‌های هوش مصنوعی برای مدل‌سازی سیستم‌های غیرخطی استفاده می‌شود، که از جمله این روش‌ها، می‌توان به روش ANN (شبکه عصبی مصنوعی)، GEP (برنامه‌ریزی بیان ژن)، GA، ANFIS و SVM (ماشین بردار پشتیبان) اشاره کرد. از موارد استفاده این روش‌ها مطالعاتی همچون پیش‌بینی ارتفاع موج (محبوب و همکاران ۲۰۰۹)، شبیه‌سازی فرایند بارش و رواناب (قربانی و همکاران ۲۰۱۳) و تعیین ضریب پخش طولی آلاینده در رودخانه‌ها (ایزدی‌نیا و همکاران ۲۰۱۶) می‌باشد. شرفی و همکاران نیز در سال ۲۰۱۶ به طراحی ماشین بردار پشتیبان با توابع کرنل مختلف پرداخته و با پیش‌بینی عمق آبشستگی حول پایه‌های پل مشاهده کردند که بهترین تابع کرنل برای این پیش‌بینی تابع چند جمله‌ای می‌باشد. روشنگر و روح‌پرور (۲۰۱۲)، عملکرد سیستم‌های هوشمند مصنوعی برای شبیه‌سازی آبشستگی پایه‌های پل در خاک‌های چسبنده را بررسی کردند و مشاهده کردند که مدل ANFIS با وجود کارایی بهتر نسبت به

آنالیز ابعادی

عمق آبشستگی در اطراف پایه پل به هیدرولیک جریان، مشخصات رسوب و هندسه پایه پل بستگی دارد بنابراین متغیرهای موثر بر عمق آبشستگی مطابق رابطه ۱ می‌باشند.

$$d_{smax} = f_1(g, \alpha, d_0, v_*, v, s_0, d_{50}, \sigma_g, D, t, \beta, \rho, \rho_s, B) \quad [1]$$

در رابطه ۱، d_s عمق آبشستگی، g شتاب گرانش زمین، d_0 عمق جریان، v_* سرعت برشی، θ ویسکوزیته جریان، s_0 شیب کف کانال، d_{50} قطر متوسط ذرات، σ_g انحراف استاندارد ذرات، D قطر پایه پل، t زمان آبشستگی، V سرعت جریان، ρ چگالی نسبی سیال، ρ_s چگالی نسبی ذرات بستر، B عرض کانال، α زاویه برخورد جریان به پایه پل و t زمان آزمایش می‌باشد. در این تحقیق پارامترهای بی‌بعد با استفاده از روش باکینگهام- π استخراج گردیده است. در روش مذکور پارامترهای D, V, ρ ، به عنوان پارامترهای تکراری انتخاب شد. بنابراین معادله ۲ حاصل گردید.

$$\frac{d_{smax}}{D} = f_2(Re, Fr, \frac{V}{V_c}, \frac{V \times t}{D}, \frac{d_0}{D}, \frac{d_{50}}{b}, \alpha, \beta, s_0, \sigma_g, \tau_*) \quad [2]$$

τ پارامتر شیلدز مربوط به ذرات رسوبی بستر می‌باشد. از آنجایی که α و S_0 در تمام حالت‌ها ثابت بوده α, S_0 از رابطه بالا حذف می‌گردند. همچنین با وجود اینکه مدت زمان رسیدن عمق آبشستگی به تعادل بسیار طولانی است و تغییرات عمق آبشستگی در فواصل زمانی اندازه‌گیری شده ناچیز می‌باشد، از این‌رو از پارامتر $\frac{V \times t}{D}$ نیز صرف نظر شده است (Ozalp and Bozkus 2012). پارامترهای σ_g و d_{50} هر دو مربوط به رسوب بوده و پارامتر σ_g مستقیماً بر مسلح‌سازی بستر تاثیر دارد. با توجه به اینکه طبق مطالعات (Melville, 1997)، از نسبت $\frac{V}{V_c}$ در فرایند مسلح‌سازی بستر استفاده شده است و این پارامتر در تحقیق حاضر نیز حضور

دارد، می‌توان از پارامتر σ_g صرف نظر کرد (سیدیان و فتح آبادی، ۱۳۹۵). رابطه ۲ به صورت رابطه ۳ درمی‌آید:

$$\frac{d_{smax}}{D} = f_3(Re, \frac{V}{V_c}, \beta, \sigma_g, \frac{d_0}{D}, \frac{d_{50}}{D}, \tau_*) \quad [3]$$

ماشین بردار پشتیبان

الگوریتم SVM اولیه در سال ۱۹۶۳ توسط Vladimir Vapnik ابداع شده و در سال ۱۹۹۵ توسط وی و همکارش Corenna برای حالت غیرخطی تعمیم داده شده است. این الگوریتم به دو مرحله آموزش (train) و مرحله آزمون یا صحت‌سنجی (test) تقسیم می‌شود. روال کار ماشین بردار پشتیبان به این صورت است که ابتدا یک سری داده آزمایشگاهی مستقل و وابسته وارد محیط نرم‌افزار شده و سیستم توسط درصدی از داده‌ها آموزش داده می‌شود، سپس راه حل مسئله توسط داده‌های آزمون مورد ارزیابی قرار گرفته و نرم‌افزار پارامتر وابسته را بر اساس پارامترهای مستقل پیش‌بینی می‌کند. لازم به ذکر است که الگوریتم SVM دارای پارامترهای مختلفی (γ, ϵ, c) می‌باشد که تنظیم آن‌ها در حصول جواب هرچه بهتر مسئله بسیار موثر می‌باشد. در روش SVM کرنل‌های متفاوتی قابل استفاده بوده است که در این مقاله از تابع کرنل RBF کمک گرفته شده است. در این تحقیق به منظور ارزیابی کارایی روش SVM برای پیش‌بینی عمق آبشستگی از سه پارامتر آماری استفاده گردید که عبارتند از، (R^2) مجذور ضریب همبستگی بین مقادیر مشاهداتی و محاسباتی که بیان‌گر عملکرد مدل می‌باشد. همچنین DC ضریب تعیین یا همبستگی خطی بین مقادیر پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی و (RMSE) جذر میانگین مربعات خطاها که در جدول (۲) روابط هر سه پارامتر آماری مذکور آورده شده است. لازم به ذکر است برترین مدل، مدلی می‌باشد که مقادیر R^2 و DC آن به یک نزدیکتر و مقدار RMSE آن به صفر میل کند.

جدول ۲- روابط مربوط به معیارهای ارزیابی

معیارهای ارزیابی	معادلات
جزر میانگین مربعات خطاها	$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^N ((\frac{ds}{D})_m - (\frac{ds}{D})_p)^2}{N}}$
ضریب همبستگی	$R = \frac{\sum_{i=1}^N ((\frac{ds}{D})_m - (\overline{\frac{ds}{D}})_m) * ((\frac{ds}{D})_p - (\overline{\frac{ds}{D}})_p)}{\sqrt{\sum_{i=1}^N ((\frac{ds}{D})_m - (\overline{\frac{ds}{D}})_m)^2} \sqrt{\sum_{i=1}^N ((\frac{ds}{D})_p - (\overline{\frac{ds}{D}})_p)^2}}$
ضریب تعیین	$DC = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N ((\frac{ds}{D})_m - (\frac{ds}{D})_p)^2}{\sum_{i=1}^N ((\frac{ds}{D})_m - (\overline{\frac{ds}{D}})_m)^2}$

در جدول ۲، اندیس p مربوط به مقادیر پیش بینی و اندیس m مربوط به مقادیر آزمایشگاهی، $(\frac{ds}{D})_p$ نسبت عمق آبشستگی به قطر پایه پیش بینی شده و $(\frac{ds}{D})_m$ نسبت عمق آبشستگی به قطر پایه در داده های آزمایشگاهی می باشد، و N نیز تعداد داده ها را نشان می دهد.

نتایج و بحث

در تحقیق حاضر جهت تخمین نسبت بی بعد عمق آبشستگی اطراف پایه های پل به قطر پایه $\frac{d_s}{D}$ با آرایش های مختلف از روش ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است و میزان تاثیر پارامترهای ورودی بی بعد همچون عدد رینولدز (Re)، نسبت سرعت متوسط به سرعت بحرانی ($\frac{V}{V_c}$)، نسبت اندازه متوسط ذرات به ضخامت زیر لایه لزج ($\frac{d_{50}}{\delta}$)، که $\delta = \frac{11.6 * v}{u^*}$ بوده و نسبت عمق اولیه جریان به قطر پایه پل ($\frac{d_0}{D}$)، همچنین تاثیر پارامتر شیلدز (τ_*) بر عمق آبشستگی مورد بررسی قرار گرفت. از این رو ۱۲ ترکیب مختلف با پارامترهای ورودی های متفاوت به شرح جدول ۳ تعریف شده است به این صورت که دو سناریو مختلف مد نظر قرار گرفته است که شش ترکیب اول به سناریو ۱ (پارامترهای جریان) و شش ترکیب دوم به سناریو ۲ (پارامترهای جریان و رسوب) اختصاص داده شده است. در این تحقیق برای برآورد عمق ماکزیمم آبشستگی اطراف پایه های پل با استفاده از ماشین بردار پشتیبان، ۷۰ درصد داده ها به صورت رندوم برای آموزش شبکه و ۳۰ درصد بقیه برای صحت سنجی آن ها استفاده شد.

جدول ۳- ترکیبات مختلف ورودی به ماشین بردار پشتیبان.

شماره ترکیب	مشخصات هیدرولیکی (سناریو ۱)	شماره ترکیب	مشخصات هیدرولیکی و رسوب (سناریو ۲)
۱	پارامترهای ورودی $\frac{d_0}{D}, \frac{v}{v_c}, \beta, Re$	۷	پارامترهای ورودی $\frac{d_0}{D}, \frac{v}{v_c}, \frac{d_{50}}{\delta}, \beta, Re, \tau_*$
۲	$Re, \beta, \frac{d_0}{D}$	۸	$\frac{d_0}{D}, \frac{v}{v_c}, \frac{d_{50}}{\delta}, \beta$
۳	$\frac{v}{v_c}, \beta, \frac{d_0}{D}$	۹	$\frac{d_0}{D}, \frac{v}{v_c}, \beta, \tau_*$
۴	$Re, \beta, \frac{v}{v_c}$	۱۰	$\frac{d_0}{D}, \frac{d_{50}}{\delta}, \beta$
۵	$Re, \frac{v}{v_c}, \frac{d_0}{D}$	۱۱	$\frac{d_0}{D}, \frac{v}{v_c}, \frac{d_{50}}{\delta}, Re, \tau_*$
۶	$\frac{d_0}{D}, \beta$	۱۲	$\frac{d_0}{D}, \beta, \tau_*$

پیش‌بینی عمق آبشستگی با پارامترهای هیدرولیکی (سناریو ۱)

در این بخش از تحقیق، برای پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف گروه پایه مایل پل‌ها، ۶ ترکیب مختلف بر اساس پارامترهای هیدرولیکی تعریف شده‌اند که پارامترهای هیدرولیکی مربوطه عبارتند از: $\frac{d_0}{D}$ ، Re ، $\frac{V}{V_c}$ و β . همان‌طور که اشاره شد هر سناریو به چهار بخش مختلف به شرح زیر تقسیم شده است: ۱. بررسی آبشستگی ماکزیمم در آرایش تک پایه، ۲. بررسی آبشستگی ماکزیمم در آرایش سه پایه، ۳. بررسی آبشستگی ماکزیمم در آرایش چهارپایه، ۴. محاسبه ماکزیمم آبشستگی با ترکیب تمامی داده‌ها. ترکیب‌های تعریف شده در سناریو اول، در مدل SVM جهت پیش‌بینی ماکزیمم عمق آبشستگی اطراف انواع گروه پایه‌ها و تک پایه مایل آنالیز شده و نتایج این آنالیز و مقایسه معیارهای ارزیابی در مرحله آموزش و تست در جدول ۵ به تفصیل آورده شده‌اند. نتایج حاصل نشان می‌دهد که در سناریو اول، ترکیب شماره یک با پارامترهای ورودی $\frac{d_0}{D}$ ، $\frac{V}{V_c}$ ، β ، Re برای سه آرایش تک پایه، سه پایه و چهارپایه و ترکیب شماره سه با پارامترهای ورودی $\frac{d_0}{D}$ ، β ، $\frac{V}{V_c}$ برای حالت ترکیب داده‌ها دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی می‌باشد. می‌توان به این نتیجه رسید که حضور همزمان پارامتر $\frac{d_0}{D}$ (نسبت عمق اولیه جریان به قطر پایه‌های پل) شکل ۲ نشان دهنده منحنی مقایسه‌ای بین داده‌های مشاهداتی و پیش‌بینی شده است. با توجه به جدول ۵ و ستون مربوط به پارامترهای کرنل می‌توان دریافت که پارامتر ۷ موثرترین پارامتر کرنل در تغییر

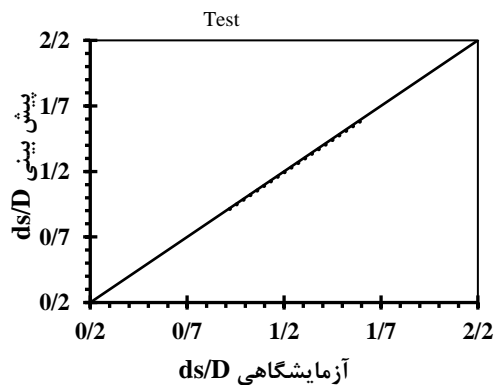
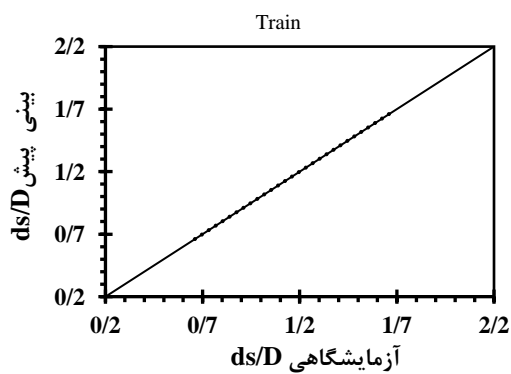
و پارامتر β (زاویه تمایل پایه پل نسبت به محور قائم) تاثیر به‌سزایی در بهبود نتایج شاخص‌های آماری در روش SVM دارد. همین‌طور، طبق ترکیب‌های تعریف شده در جدول ۳، مشاهده می‌شود که در چهار ترکیب ۱، ۲، ۳ و ۶ هر دو پارامتر مربوطه $\frac{d_0}{D}$ و β به طور همزمان حضور داشته‌اند و طبق بخش ترکیب داده‌ها در جدول ۴ و مقایسه نتایج می‌توان نتیجه گرفت که بعد از دو پارامتر ذکر شده، پارامتر $\frac{V}{V_c}$ در کاهش خطای مدل‌ها موثر است. همان‌طور که از جدول ۴ مشاهده می‌شود ترکیب تمامی داده‌ها نتایج خوبی را برای SVM بدست نمی‌دهد، از طرفی به‌طور کلی چنین به نظر می‌رسد که تنها با استفاده از پارامترهای هیدرولیکی به عنوان پارامترهای ورودی ترکیب‌ها، نمی‌توان به طور دقیق عمق آبشستگی را پیش‌بینی نمود لذا بررسی ترکیب‌های سناریو دوم در بخش بعدی از اهمیت بالایی در این تحقیق برخوردار است. شکل ۱ منحنی پراکنش آزمایشگاهی-پیش‌بینی چهار بخش مختلف از سناریو ۱ را برای دو مرحله آموزش و آزمون نشان می‌دهد و بیان می‌دارد که همبستگی خوبی بین داده‌های آزمایشگاهی استفاده شده در این تحقیق و نتایج حاصل از روش SVM وجود دارد چرا که تمامی داده‌ها روی خط ۴۵ درجه قرار گرفته‌اند که این بیانگر عملکرد مناسب ماشین بردار پشتیبان در پیش‌بینی عمق آبشستگی در تک پایه و گروه پایه مایل می‌باشد.

مقادیر معیارهای ارزیابی می‌باشد لذا در شکل ۳ ارتباط پارامتر γ و مقادیر معیارهای ارزیابی مورد بررسی قرار گرفته است.

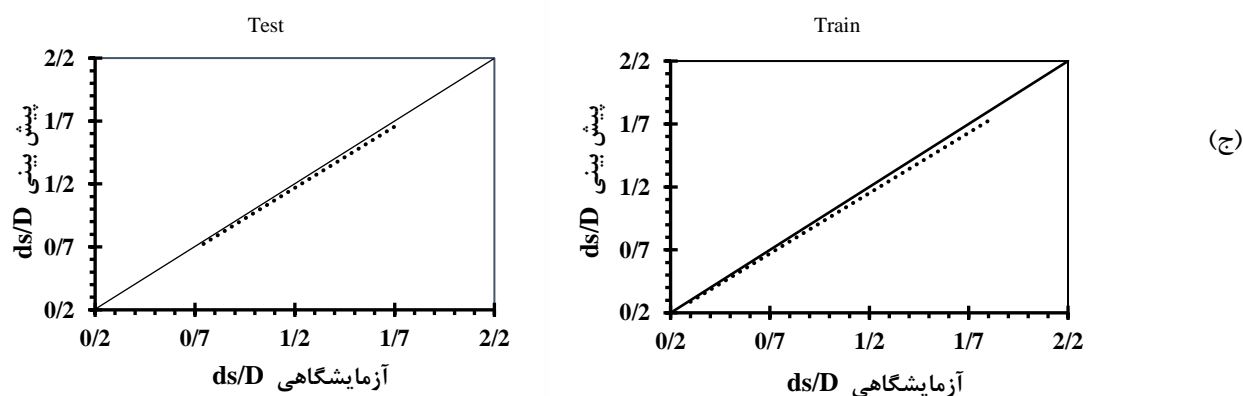
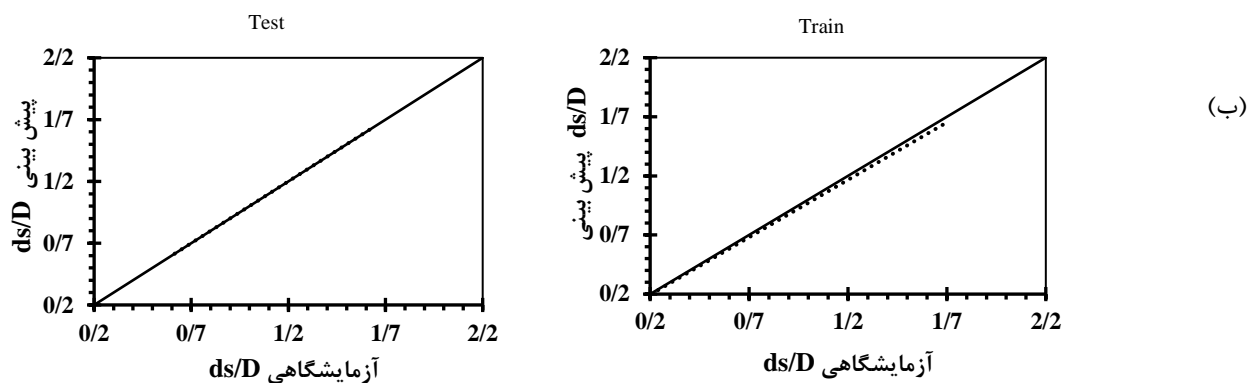
جدول ۴- معیارهای ارزیابی ترکیبات مختلف مدل SVM، برای تعیین عمق آبشستگی در سناریو ۱.

معیارهای ارزیابی						پارامترهای کرنل			شماره ترکیب
Test			Train			C	ϵ	γ	
R^2	DC	RMSE	R^2	DC	RMSE				

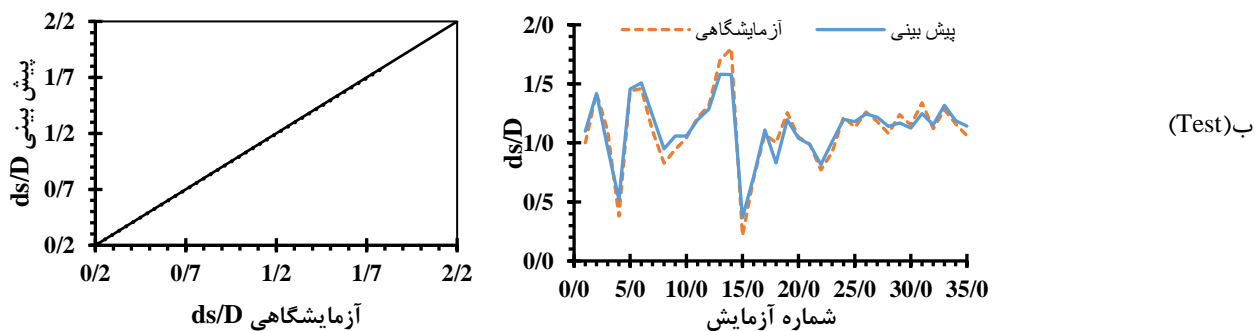
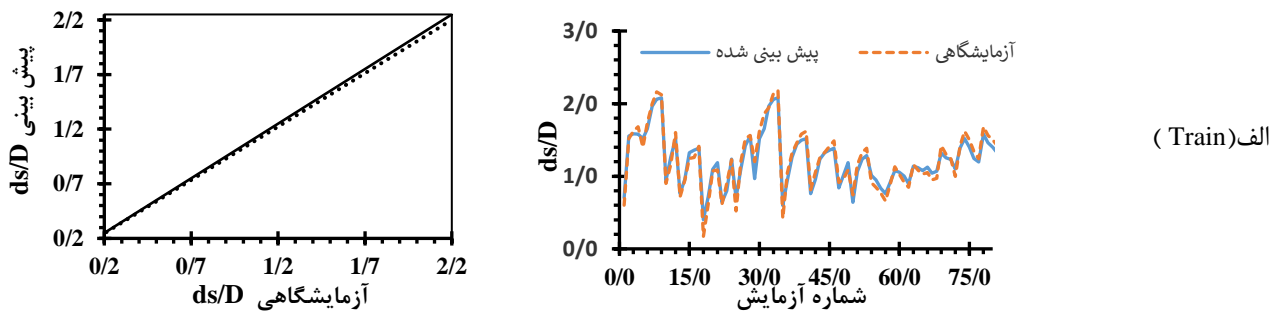
۰/۹۴۲۲	۰/۹۴۰۷	۰/۰۴۶۱	۰/۹۸۰۳	۰/۹۸۰۲	۰/۰۳۴۳	۱۰	۰/۱	۰/۲	۱
۰/۹۳۵۵	۰/۹۳۳۲	۰/۰۴۹۰	۰/۹۷۷۰	۰/۹۷۶۳	۰/۰۳۷۲	۳	۰/۱	۱	۲
۰/۹۳۱۷	۰/۹۳۰۵	۰/۰۴۹۹	۰/۹۷۷۲	۰/۹۷۷۰	۰/۰۳۷۱	تک پایه	۲	۰/۱	۱
۰/۵۹۶۹	۰/۵۹۶۳	۰/۱۲۴۳	۰/۸۳۹۰	۰/۷۷۷۷	۰/۱۳۹۰	۱	۰/۵	۰/۷	۴
۰/۵۹۳۵	۰/۵۷۰۶	۰/۱۲۴۲	۰/۷۹۵۳	۰/۷۹۰۹	۰/۱۱۲۰	۷	۰/۳	۰/۱	۵
۰/۸۸۵۹	۰/۸۷۲۹	۰/۰۶۸۰	۰/۹۱۸۴	۰/۹۱۴۳	۰/۰۷۱۶	۶	۰/۱	۱	۶
۰/۹۷۵۷	۰/۹۷۵۶	۰/۰۵۰۱	۰/۹۹۱۴	۰/۹۷۵۸	۰/۰۵۷۶	۲	۰/۱	۶	۱
۰/۹۵۵۸	۰/۹۵۱۸	۰/۰۶۷۵	۰/۹۸۱۶	۰/۹۷۷۰	۰/۰۵۶۲	۲	۰/۱	۵	۲
۰/۹۶۵۸	۰/۹۶۴۲	۰/۰۵۸۶	۰/۹۸۲۵	۰/۹۷۲۵	۰/۰۴۱۱	سه پایه	۳	۰/۱	۵
۰/۹۵۴۵	۰/۷۷۶۳	۰/۰۱۹۸	۰/۹۳۱۸	۰/۹۵۳۱	۰/۱۴۵۴	۳	۰/۱	۵	۴
۰/۹۵۲۸	۰/۷۱۶۵	۰/۰۱۰۵	۰/۹۴۹۸	۰/۹۵۵۶	۰/۱۷۸۵	۳	۰/۱	۵	۵
۰/۷۰۴۲	۰/۰۵۶۲	۰/۱۶۹۲	۰/۸۱۲۲	۰/۷۸۷۱	۰/۱۷۱۳	۱۰	۰/۱	۷	۶
۰/۹۷۷۶	۰/۹۵۹۰	۰/۰۵۹۵	۰/۹۹۳۸	۰/۹۶۸۲	۰/۰۶۶۰	۲	۰/۱	۶	۱
۰/۹۴۱۷	۰/۹۳۲۸	۰/۰۷۶۲	۰/۹۸۹۸	۰/۹۷۱۲	۰/۰۶۲۸	۲	۰/۱	۶	۲
۰/۹۶۹۷	۰/۹۶۶۸	۰/۰۵۳۵	۰/۹۹۱۱	۰/۹۷۰۹	۰/۰۶۳۱	چهار پایه	۲	۰/۱	۹
۰/۹۱۳۰	۰/۶۴۱۵	۰/۱۷۵۸	۰/۹۶۴۴	۰/۹۵۸۲	۰/۰۷۵۷	۹	۰/۱	۹/۲	۴
۰/۸۹۳۴	۰/۸۷۳۴	۰/۱۰۴۶	۰/۹۳۸۹	۰/۹۳۷۵	۰/۰۹۲۵	۱۰	۰/۱	۵	۵
۰/۶۳۸۷	۰/۲۵۶۸	۰/۱۸۰۰	۰/۷۰۰۵	۰/۲۳۵۹	۰/۳۲۳۸	۱	۰/۵	۱۵	۶
۰/۹۱۰۶	۰/۹۰۸۶	۰/۰۹۱۰	۰/۹۵۸۸	۰/۹۵۹۴	۰/۰۸۶۵	۶	۰/۱	۶/۵	۱
۰/۸۵۱۱	۰/۸۴۲۷	۰/۱۱۹۵	۰/۹۴۳۵	۰/۹۴۵۵	۰/۱۰۰۳	۹	۰/۱	۷	۲
۰/۹۲۸۷	۰/۹۱۲۷	۰/۰۸۹۰	۰/۹۶۱۵	۰/۹۵۵۱	۰/۰۹۱۰	ترکیب داده ها	۲	۰/۱	۱۵
۰/۵۷۰۲	۰/۰۲۳۶	۰/۲۷۲۹	۰/۵۷۲۸	۰/۵۸۰۴	۰/۲۷۸۵	۱۰	۰/۱	۱۰	۴
۰/۷۲۰۹	۰/۶۵۹۴	۰/۱۷۴۹	۰/۷۶۳۸	۰/۷۸۵۳	۰/۱۹۹۲	۹	۰/۲	۲	۵
۰/۳۸۷۱	۰/۲۰۹۶	۰/۳۰۹۷	۰/۶۴۷۳	۰/۴۹۵۴	۰/۳۰۵۴	۱	۰/۵	۲۰	۶



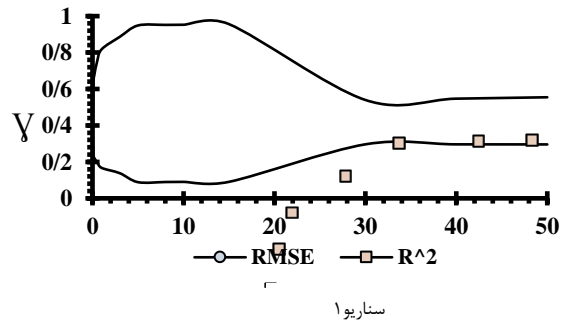
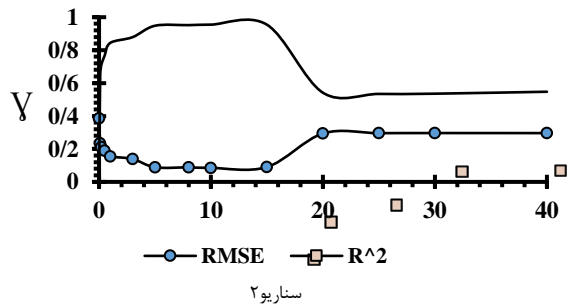
(الف)



شکل ۱- منحنی پراکنش بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده (الف-تک پایه. ب-سه پایه. ج-چهارپایه).



شکل ۲- منحنی پراکنش بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی برای ترکیب داده‌ها و منحنی مقایسه‌ای مقادیر آزمایشگاهی و پیش‌بینی برای ترکیب داده‌ها.



شکل ۳- منحنی تاثیر λ بر معیارهای ارزیابی در مدل‌های برتر در سناریو ۱ و ۲.

برای آرایش تک پایه و سه پایه، ترکیب ۹ برای آرایش چهارپایه و ترکیب ۱۲ برای حالت تمام داده‌ها به عنوان بهترین ترکیب با ضریب همبستگی بیشتر و خطای کمتر بدست آمده‌اند. گفتنی است که نتایج مربوط به منحنی‌های شکل ۴ و ۵ در این سناریو تحلیل مشابهی با سناریو ۱ دارد. همچنین برای مقایسه تاثیر دو سناریو مختلف در بهبود معیارهای ارزیابی، شکل ۶ ترسیم شده است، از این شکل مشخص است که تحلیل مدل SVM با استفاده از پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی، عملکرد بهتری در پیش‌بینی عمق آبشستگی در اطراف گروه پایه و تک پایه مایل نسبت به ترکیبات بدون پارامترهای رسوبی داشته و حضور همزمان پارامترهای رسوبی و هیدرولیکی به طور قابل توجهی باعث کاهش خطا و افزایش ضریب همبستگی شده است.

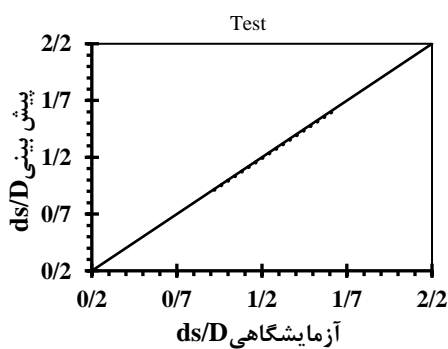
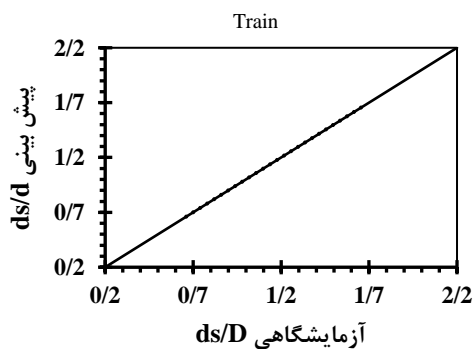
پیش‌بینی عمق آبشستگی با پارامترهای هیدرولیکی و پارامترهای رسوبی (سناریو ۲)

در این بخش از تحقیق نیز برای پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف گروه پایه مایل پل‌ها، علاوه بر پارامترهای استفاده شده در سناریو قبل (پارامترهای هیدرولیکی) از پارامترهای رسوب نیز برای تعریف ترکیب‌ها استفاده شده است که این پارامترهای رسوبی عبارت‌اند از: τ_* , d_{50} . در این سناریو نیز ۶ ترکیب مختلف بر اساس هر دو پارامترهای رسوبی و هیدرولیکی تعریف شده و در مدل SVM برای پیش‌بینی ماکزیمم عمق آبشستگی حول گروه پایه و تک پایه مایل، در ۴ بخش مختلف تحلیل شده و نتایج به صورت جدول ۵ ارائه شده است. در بین ۶ ترکیب تعریف شده، ترکیب ۸

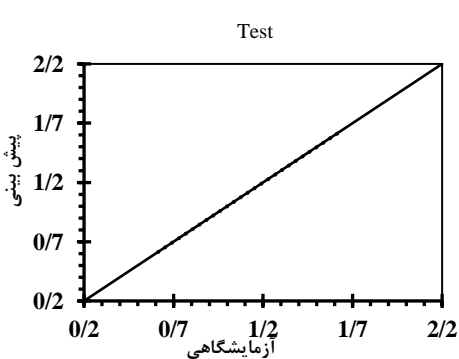
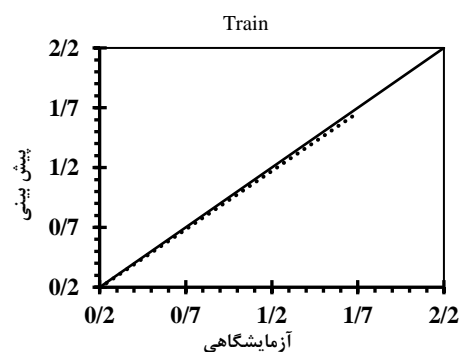
جدول ۵- معیارهای ارزیابی ترکیبات مختلف مدل SVM، برای تعیین عمق آبشستگی در سناریو ۲.

معیارهای ارزیابی						پارامترهای کرنل			شماره ترکیب	
Test			Train			C	ϵ	γ		
R^2	DC	RMSE	R^2	DC	RMSE					
۰/۹۴۴۰	۰/۹۴۱۹	۰/۰۴۵۷	۰/۹۸۰۷	۰/۹۸۰۲	۰/۰۳۴۴	۸	۰/۱	۰/۱	۷	
۰/۹۴۳۵	۰/۹۴۲۰	۰/۰۴۵۶	۰/۹۸۱۰	۰/۹۸۰۸	۰/۰۳۴۵	۱۰	۰/۱	۰/۲	۸	
۰/۹۴۳۰	۰/۹۴۱۶	۰/۰۴۵۹	۰/۹۸۰۴	۰/۹۸۰۳	۰/۰۳۴۳	تک پایه	۱۰	۰/۱	۰/۲	۹
۰/۹۴۱۳	۰/۹۴۰۵	۰/۰۴۶۲	۰/۹۸۱۴	۰/۹۹۹۱	۰/۰۳۳۶	۱۰	۰/۱	۰/۲	۱۰	
۰/۵۶۱۰	۰/۵۲۰۵	۰/۱۳۱۳	۰/۸۰۴۶	۰/۸۰۳۶	۰/۱۰۸۵	۴	۰/۲	۰/۲	۱۱	
۰/۹۳۳۲	۰/۹۳۲۱	۰/۰۴۹۴	۰/۹۷۷۱	۰/۹۷۶۹	۰/۰۳۷۱	۲	۰/۱	۱	۱۲	
۰/۹۶۸۹	۰/۹۴۱۹	۰/۰۵۶۴	۰/۹۹۳۹	۰/۹۸۰۲	۰/۰۵۸۰	۲	۰/۱	۴/۵	۷	
۰/۹۸۲۵	۰/۹۸۰۱	۰/۰۴۲۳	۰/۹۹۲۴	۰/۹۸۰۳	۰/۰۵۲۹	۲	۰/۱	۵/۵	۸	

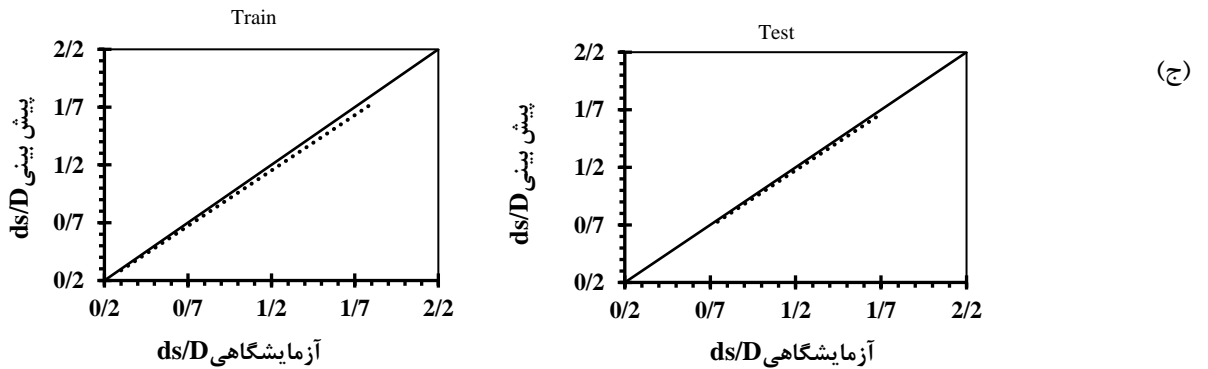
۰/۹۸۱۰	۰/۹۴۱۶	۰/۰۴۴۳	۰/۹۹۲۳	۰/۹۸۰۳	۰/۰۵۶۰	سه پایه	۲	۰/۱	۵/۶	۹
۰/۹۸۲۰	۰/۹۴۰۵	۰/۰۴۴۹	۰/۹۸۸۶	۰/۹۹۹۱	۰/۰۵۵۶		۲	۰/۱	۵/۶	۱۰
۰/۸۹۶۵	۰/۵۲۰۵	۰/۱۳۰۰	۰/۹۲۷۰	۰/۸۰۳۶	۰/۱۰۰۸		۲	۰/۱	۱	۱۱
۰/۹۷۲۰	۰/۹۳۲۱	۰/۰۵۱۹	۰/۹۹۰۷	۰/۹۷۶۹	۰/۰۵۹۰		۲	۰/۱	۷	۱۲
۰/۹۶۰۶	۰/۹۴۶۵	۰/۰۶۸۰	۰/۹۹۳۹	۰/۹۶۷۲	۰/۰۶۷۰		۲	۰/۱	۵/۵	۷
۰/۹۸۱۱	۰/۹۷۴۱	۰/۰۴۷۲	۰/۹۹۵۲	۰/۹۶۸۳	۰/۰۶۵۹		۲	۰/۱	۷/۵	۸
۰/۹۸۲۵	۰/۹۷۴۹	۰/۰۴۶۵	۰/۹۹۵۵	۰/۹۶۷۳	۰/۰۶۶۹	چهارپایه	۲	۰/۱	۸	۹
۰/۹۸۲۸	۰/۹۷۹۲	۰/۰۴۲۳	۰/۹۹۱۸	۰/۹۶۹۵	۰/۰۶۴۶		۲	۰/۱	۸	۱۰
۰/۸۴۴۳	۰/۶۴۱۰	۰/۱۷۶۳	۰/۹۳۷۹	۰/۹۳۴۶	۰/۰۹۴۶		۲	۰/۱	۱	۱۱
۰/۹۷۷۱	۰/۹۵۱۲	۰/۰۵۲۸	۰/۹۸۴۷	۰/۹۶۸۹	۰/۰۶۵۲		۲	۰/۱	۵	۱۲
۰/۹۲۱۰	۰/۹۰۵۹	۰/۰۹۲۴	۰/۹۶۳۳	۰/۹۵۹۹	۰/۰۸۶۰		۳	۰/۱	۱۰	۷
۰/۹۳۱۹	۰/۹۱۷۳	۰/۰۸۶۶	۰/۹۶۵۰	۰/۹۶۲۰	۰/۰۸۳۷		۳	۰/۱	۱۰	۸
۰/۹۲۴۵	۰/۹۲۰۲	۰/۰۸۵۱	۰/۹۶۰۷	۰/۹۶۰۸	۰/۰۸۵۰	ترکیب داده‌ها	۵	۰/۱	۱۰	۹
۰/۷۳۷۱	۰/۷۰۸۳	۰/۱۶۲۵	۰/۹۵۵۲	۰/۹۵۶۰	۰/۰۹۰۱		۳	۰/۱	۱۰	۱۰
۰/۷۲۹۳	۰/۶۶۵۹	۰/۱۷۴۲	۰/۷۷۱۷	۰/۷۹۲۸	۰/۱۹۵۷		۳	۰/۲	۱۰	۱۱
۰/۹۳۹۳	۰/۹۳۶۷	۰/۰۷۸۳	۰/۹۶۲۶	۰/۹۶۴۱	۰/۰۸۱۴		۶	۰/۱	۲۰	۱۲



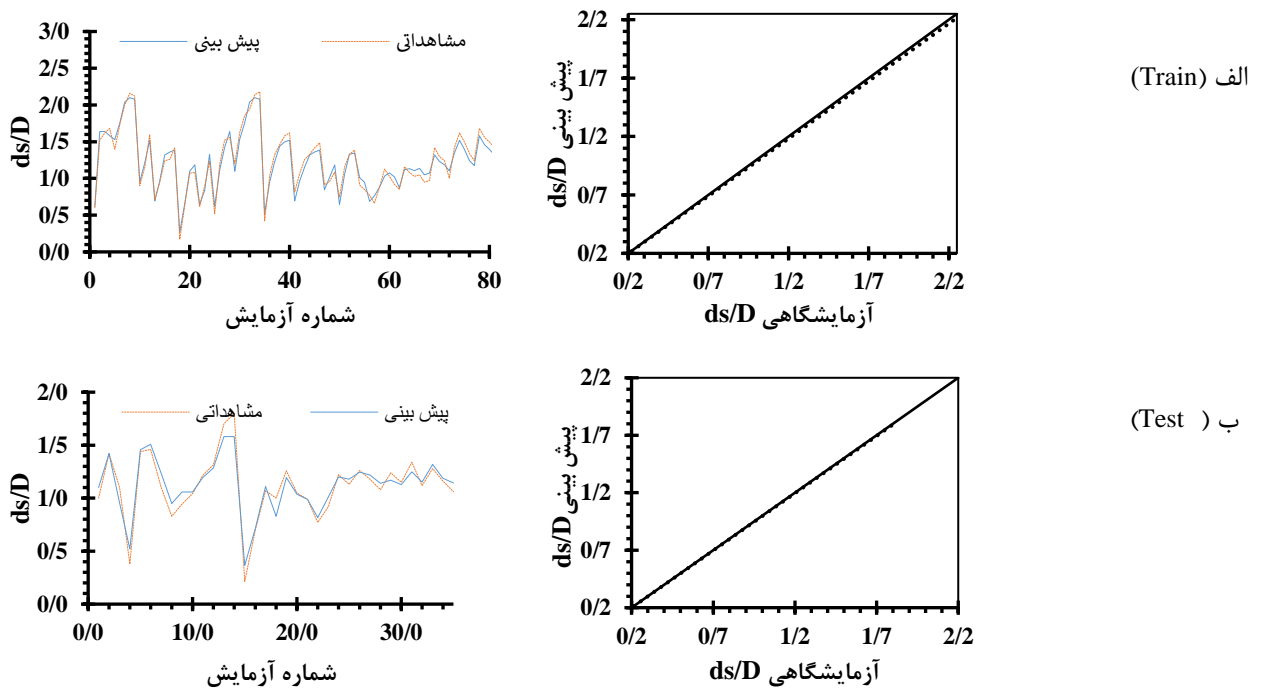
(الف)



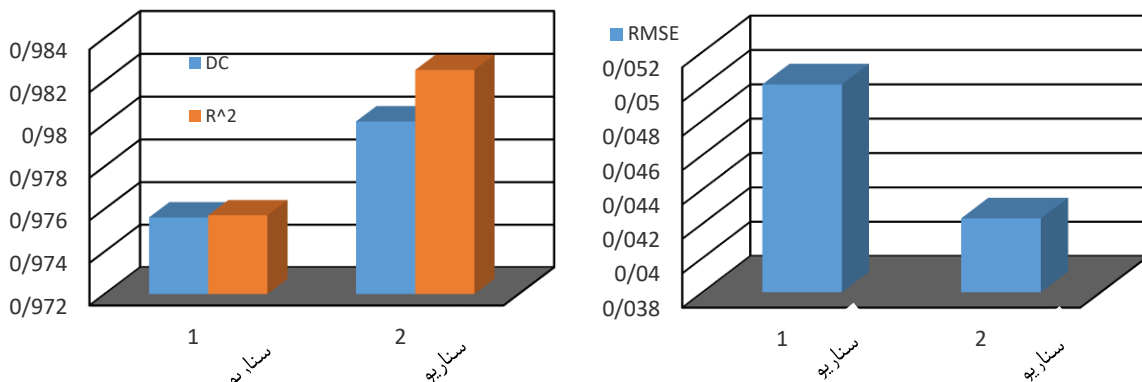
(ب)



شکل ۴- منحنی پراکنش داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی (الف- تک پایه. ب- سه پایه. ج- چهارپایه).



شکل ۵- منحنی پراکنش بین داده‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی برای ترکیب داده‌ها و منحنی مقایسه‌ای مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی برای ترکیب داده‌ها.



شکل ۶- نمودار مقایسه سناریو ۱ و ۲ برای آرایش سه پایه در بهبود مقادیر معیارهای ارزیابی.

مقایسه با فرمول‌های تجربی

سه پایه	۰/۰۵۲۹	۰/۹۸۰۳
چهارپایه	۰/۰۶۶۹	۰/۹۶۷۳
ترکیب داده‌ها	۰/۰۸۱۴	۰/۹۶۴۱
Lacey , Inglis (1959)	۳/۲۰۰۹	-۶۸/۳۷۱
Hancu (1971)	۱/۶۸۵۳	-۱۸/۲۳۱
Liu et al (1961)	۰/۷۰۵۱	-۲/۳۶۶۲
Chitale2(1988)	۰/۳۲۵۸	۰/۲۸۰۹
Blench(1966)	۲/۳۷۸۶	-۳۷/۳۰۷
Jain(1981)	۳/۴۱۳۹	-۷۷/۹۱۰

مقادیر خطای RMSE و DC برای روابط تجربی

سایر محققین به شرح جدول ۶ بدست آمده و مشاهده می‌شود که رابطه‌ی Chitale کمترین خطا و بیشترین DC را نسبت به روابط دیگر کسب کرده است و نیز رابطه Jain یکی از کم دقت‌ترین روابط برای تخمین عمق آبشستگی می‌باشد. همچنین شکل ۱۰ منحنی مقایسه

آرایش تک پایه، سه پایه و چهارپایه در جدول ۷ آورده شده است.

جدول ۷- روابط غیرخطی ارائه شده برای

پیش‌بینی عمق آبشستگی.

انواع آرایش	روابط غیر خطی	R ²	RMSE
تک پایه	$\frac{d_s}{D}$	۰/۹۷۲	۰/۰۷۲
سه پایه	$\frac{d_s}{D} = 0.612 \left(\frac{d_0}{D}\right)^{0.253} \left(\frac{v}{v_c}\right)^{0.028} \alpha^{1.5}$	۰/۹۷۱	۰/۰۷۳
چهارپایه	$\frac{d_s}{D} = 0.769 \left(\frac{d_0}{D}\right)^{0.291} \left(\frac{v}{v_c}\right)^{0.726} \alpha^{0.8}$	۰/۹۷۳	۰/۰۷۱

همانطور که از نتایج معادلات حاصل از رگرسیون و نتایج روش SVM دراین تحقیق مشاهده می‌شود می‌توان دریافت که روش SVM، حتی نسبت به

تاکنون روش‌های متفاوتی توسط محققین مختلف

برای تخمین عمق آبشستگی ارائه شده است که در استخراج این روابط از مفاهیم تئوری و تجربی و روش‌های مختلفی استفاده گردیده است. از آنجایی که انتخاب فرمول مناسب برای محاسبه عمق آبشستگی در شرایط مختلف مشکل می‌باشد از این رو مقایسه‌ای بین روش پیشنهادی در این تحقیق و برخی روابط تجربی انجام گرفته است.

جدول ۶- مقایسه مقادیر خطای RMSE و

DC بین روابط تجربی و نتایج این تحقیق.

نام محقق	Train	
	DC	RMSE
سناریو ۲ تک پایه	۰/۹۸۰۸	۰/۰۳۴۵

روابط تجربی با نتایج حاصل از ماشین بردار پشتیبان در این تحقیق را نشان داده و بیان می‌دارد عملکرد این ماشین در پیش‌بینی عمق آبشستگی حول گروه پایه نسبت به روابط تجربی ارائه شده توسط محققین مختلف بسیار دقیق‌تر می‌باشد. روش رگرسیونی معادله ۴، رابطه بین عمق آبشستگی و پارامترهای ترکیب برتر (شماره ۸) را نشان می‌دهد که a، b، c و d ضرایب ثابتی برای تحلیل رگرسیونی بوده و α مساوی ۹۰- β بر حسب رادین می‌باشد.

$$\frac{d_s}{D} = a \left(\frac{d_0}{D}\right)^b \left(\frac{v}{v_c}\right)^c \alpha^d \left(\frac{d_{50}}{\delta}\right)^f \quad [4]$$

$$y = a + bx_1 + cx_2 + dx_3 + fx_4 \quad [5]$$

همچنین معادله کلی تحلیل رگرسیونی طبق رابطه

می‌باشد که $y = \ln\left(\frac{d_s}{D}\right)$ ، $x_1 = \ln\left(\frac{d_0}{D}\right)$ ، $x_2 = \ln\left(\frac{v}{v_c}\right)$ و $x_3 = \ln(\alpha)$ و $x_4 = \ln\left(\frac{d_{50}}{\delta}\right)$ بوده و پس از حل ماتریس رگرسیونی، ضرایب ثابت مربوطه (a، b، c، d و f) حاصل شده و معادلات مربوط به عمق آبشستگی برای سه

می‌باشد. در سناریو دوم، ترکیب ۸، با پارامترهای β ، $\frac{d_0}{D}$ ، $\frac{v}{v_c}$ ، $\frac{d_{50}}{\delta}$ ، برای آرایش تک پایه و سه پایه، ترکیب ۹، با پارامترهای β ، $\frac{d_0}{D}$ ، $\frac{v}{v_c}$ ، τ_* ، برای آرایش چهارپایه و ترکیب ۱۲ با پارامترهای β ، $\frac{d_0}{D}$ ، τ_* ، برای حالت تمام داده‌ها به عنوان بهترین ترکیب انتخاب شده است. همچنین با مقایسه تاثیر دو سناریو مختلف مشاهده شد که استفاده توامان از پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی (حالت تک پایه در مرحله آزمون، $R^2 = 0/9435$ ، $DC = 0/9420$ ، $RMSE = 0/0456$)، در پیش‌بینی عمق آبشستگی در اطراف گروه پایه و تک پایه مایل نسبت به ترکیبات ورودی بدون پارامترهای رسوبی (حالت تک پایه در مرحله آزمون، $R^2 = 0/9422$ ، $DC = 0/9407$ ، $RMSE = 0/0456$)، عملکرد بهتری در بهبود معیارهای ارزیابی در تحلیل مدل SVM داشته و به طور قابل توجهی باعث کاهش خطا و افزایش ضریب همبستگی شده است. بررسی آنالیز حساسیت نشان داد که پارامترهای β و $\frac{d_0}{D}$ موثرترین پارامترها برای پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف گروه پایه پل می‌باشند. مقایسه نتایج مدل SVM و روابط غیرخطی ارائه شده و روابط تجربی، نشان می‌دهد که مدل SVM نتایج بهتری را نسبت به سایر روش‌ها برای پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف گروه پایه مایل ارائه می‌دهد.

فرمول‌های بدست آمده از تحلیل رگرسیونی نیز عملکرد بهتری از خود نشان می‌دهد.

نتیجه‌گیری کلی

در این تحقیق، عملکرد روش ماشین بردار پشتیبان (SVM)، در پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف انواع گروه پایه‌های مایل بررسی گردید و مجموعاً ۱۱۶ سری داده آزمایشگاهی، در قالب دو سناریو مختلف، برای چهار حالت متفاوت تک‌پایه، سه‌پایه، چهارپایه و ترکیب تمامی داده‌ها مورد بررسی قرار گرفت که ۶ ترکیب ورودی در سناریو ۱ مختص پارامترهای هیدرولیکی و ۶ ترکیب ورودی دیگر در سناریو ۲ مربوط به هر دو پارامترهای هیدرولیکی و رسوبی می‌باشند. لذا به منظور ارزیابی کارایی روش SVM برای پیش‌بینی عمق آبشستگی، از سه پارامتر آماری R^2 ، DC و RMSE استفاده گردید و نتایج SVM با روابط تجربی و نیمه تجربی و روابط غیرخطی حاصل از روش رگرسیونی تحقیق حاضر مورد مقایسه قرار گرفت. نتایج حاصل نشان داد که در سناریو اول، ترکیب شماره یک با پارامترهای ورودی Re ، β ، $\frac{v}{v_c}$ ، $\frac{d_0}{D}$ برای سه آرایش تک‌پایه، سه پایه و چهارپایه و ترکیب شماره سه با پارامترهای ورودی $\frac{d_0}{D}$ ، β ، $\frac{v}{v_c}$ برای حالت ترکیب داده‌ها دارای کمترین خطا و بیشترین ضریب همبستگی

منابع مورد استفاده

- Ataie-Ashtiani B and Beheshti AA, 2006. Experimental investigation of clear-water local scour at pile groups. Journal of Hydraulic Engineering 132 (10) : 1100–1104.
- Amini A, Melville B, Ali T and Ghazali A, 2012. Clear-water local scour around pile groups in shallow-water Flow. Journal of Hydraulic Engineering 138(2):177–185.
- Breusers HNC and Raudkivi AJ, 1991. Scouring, International Association for Hydraulic Research, Balkema, Rotterdam, the Netherlands
- Ghorbani MA, Azani A and Naghypour L, 2013. Comparison of the performance of support vector machine with other intelligent techniques to simulate rainfall-runoff process. Journal of Watershed Management Research 13(7) : 92-103.
- Goel A and Pal M, 2009. Application of support vector machines in scour prediction on grade-control structures. Engineering Applications of Artificial Intelligence 22(2): 216-223.
- Hong JH, Goyal MK, Chiew YM, Chua LHC, 2012. Predicting time-dependent pier scour depth with support vector regression. Journal of hydrology 468 : 241–248.
- Hannah CR, 1978. Scour at pile groups. Res.Rep.No.283, Civil Engineering Department. University of Canterbury Christchurch, New Zealand.

- Izadinia, E., Saadatpour, A and Heidarpour, M. 2016. Estimating longitudinal dispersion coefficient of pollutants in open channel flows using artificial neural networks. *Water and Soil Science*. 26(1/2):225-238. (In Farsi).
- Melville BW, 1997. Pier and abutment scour - an integrated approach. *Journal of Hydraulic Engineering*, ASCE 123(2) : 125–136.
- Melville BW and Chiew YM, 1999. Time scale for local scour at bridge piers. *Journal of Hydraulic Engineering* 1251 : 59–65.
- Mahjoobi J and Mosabbeb E, 2009. Prediction of significant wave height using regressive support vector machines. *Ocean Engineering* 36 : 339–347.
- Majedi Asl, M., Daneshfaraz, R and Valizade, S. 2018. Experimental investigating effect of river materials mining on scouring around armed pier groups. *Iranian Journal of Soil and Water Research*. 50(6):1363-1380. (In Farsi).
- Roushangar, K and Rouhparvar, B. 2012. Evaluation of artificial intelligence systems for simulation of bridge piers scouring in cohesive soils. *Water and soil science- University of Tabriz*. 23(3):169-182. (In Farsi).
- Raudkivi AJ and Ettema R, 1983. Clear-water scour at cylindrical piers. *Journal of hydrology* 109(3): 338 – 350.
- Vaghefi M, Ghodsian M and Salimi S, 2016. The effect of circular bridge piers with different inclination angles toward downstream on scour. *Sadhana* 41 (1): 75–86.
- Seyedian, M and Fathabadi, A. 2016. Estimation of bridge pier scour using statistical methods and intelligent algorithm. *Journal of Civil and Environmental Engineering* 46(2): 1-13. (In Farsi)
- Sharafi H, Ebtehaj I, Bonakdari H and Zaji AH, 2016. Design of a support vector machine with different kernel functions to predict scour depth around bridge piers. *Natural Hazards* 84(3): 2145-2162.