

استفاده از روش‌های نوین در تعیین پارامترهای موثر بر آبشستگی پایه پل

سید مرتضی سیدیان^۱

تاریخ دریافت: ۱۳۹۳/۰۵/۰۲

تاریخ پذیرش: ۱۳۹۴/۰۲/۱۵

چکیده

تخمین عمق آبشستگی در اطراف پایه پل برای مهندسان ضروری است. تاکنون روابط تجربی زیادی به منظور پیش‌بینی عمق آبشستگی ارائه شده است و در این روابط از پارامترهای با بعد و بی‌بعد مختلفی به منظور تخمین استفاده گردیده است. در این تحقیق دو سری پارامترهای دارای بعد و بدون بعد که انتظار می‌رود بر آبشستگی پایه پل مؤثر باشند انتخاب گردید. سپس با استفاده از سه روش آزمون گاما (GT)، تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و رگرسیون گام به گام (FS) پارامترهای مؤثر بر آبشستگی از بین کل پارامترها انتخاب شدند. با استفاده از آزمون گاما مشخص شد مهمترین پارامتر دارای بعد و بدون بعد به ترتیب سرعت بحرانی و نسبت طول به عرض پایه پل است و شکل پایه کمترین تأثیر را در تخمین دارد. همچنین مشخص گردید تعداد مناسب داده به منظور آموزش مدل ۳۶۰ عدد است. با استفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان (SVM) اقدام به شبیه‌سازی و تخمین عمق آبشستگی با استفاده از پارامترهای تعیین شده توسط سه روش گردید. نتایج نشان داد پارامترهای بی‌بعد تعیین شده توسط هر سه روش دقت کمی در تخمین عمق آبشستگی دارند اما تکنیک SVM توانسته با استفاده از پارامترهای دارای بعد تخمین قابل قبولی ارائه دهد. مقدار ضریب تعیین تکنیک SVM با استفاده از پارامترهای ورودی روش‌های GT، PCA و FS در مرحله آزمون به ترتیب برابر با ۰/۷۴، ۰/۶۵ و ۰/۷۲ و خطای RMSE به ترتیب برابر ۰/۶۶، ۰/۵۹ و ۰/۵۲ متر گردید. در این تحقیق به منظور افزایش دقت، دو ترکیب مختلف از پارامترهای ورودی برای تخمین آبشستگی با اعماق کم و زیاد تعیین گردید. دقت حاصل از پیش‌بینی عمق آبشستگی SVM با روابط تجربی مقایسه گردید و نتایج نشان داد SVM قابلیت بالایی در تخمین عمق آبشستگی با استفاده از پارامترهای دارای بعد دارد.

واژه‌های کلیدی: آبشستگی پل، آزمون گاما، تحلیل مؤلفه‌های اصلی، رگرسیون گام به گام، ماشین بردار پشتیبان.

مقدمه

آبشستگی به دلیل شتاب جریان در مقابل پایه پل و برخورد آن با بستر رودخانه و تشکیل گرداب نعل اسبی به وجود می‌آید. آبشستگی در اطراف پایه‌های پل باعث بروز خسارات زیادی در سرتاسر جهان شده است. عدم پیش‌بینی دقیق عمق آبشستگی خساراتی مانند تخریب پل بلک مونت به همراه داشته است (ملویل و کولمن، ۲۰۰۰). ۶۰٪ تخریب پل‌ها در ایالات متحده به دلیل آبشستگی پای پل و فقط ۲٪ به دلیل زمین لرزه بوده است (شیروول و هولت، ۱۹۹۱). بنابراین تعیین مقدار دقیق عمق آبشستگی پارامتر مهمی برای طراحی ایمن و اقتصادی پل توسط مهندسان است. فرآیند جریان پیرامون پایه‌های پل بسیار پیچیده است و بنابراین ارائه یک رابطه تجربی که بتواند عمق آبشستگی را به طور دقیق تخمین بزند مشکل است. هر یک از روابط پیش‌بینی عمق آبشستگی برای محدوده مشخصی از داده‌ها نتایج خوبی ارائه می‌دهند (باطنی و همکاران، ۲۰۰۷). روابط مختلفی به منظور پیش‌بینی ارائه شده است اما نتایج آن‌ها ممکن است تا ۱۰۰٪ متفاوت باشد (لی، ۲۰۰۷). بنابراین رابطه‌ای تجربی که بتواند در یک دامنه وسیع از داده‌ها عمق آبشستگی را با دقت خوبی تخمین بزند تاکنون ارائه نشده است.

هوش مصنوعی در برگیرنده روش‌هایی می‌باشد که برای حل و غلبه بر مشکلات واقعی به ویژه در علوم مهندسی مورد استفاده قرار می‌گیرد. به دلیل این‌که آبشستگی یک فرآیند پیچیده و غیرخطی می‌باشد ارائه رابطه دقیقی که بتواند کل شرایط حاکم را شبیه‌سازی نماید مشکل است. هوش مصنوعی این توانایی را دارد که روابط پیچیده و پنهان بین ورودی‌ها و خروجی را بدون دانش زیاد از فیزیک مسأله آموزش دیده و برای داده‌های جدید پیش‌بینی نماید. با توجه به اهمیت عمق آبشستگی و عدم وجود رابطه‌ای دقیق، تلاش‌های زیادی در سال‌های اخیر به‌منظور پیش‌بینی عمق آبشستگی با استفاده از

هوش مصنوعی صورت گرفته است. نتایج اکثر این تحقیقات نشان می‌دهد هوش مصنوعی دارای دقت بیشتری نسبت به روابط تجربی می‌باشد. باطنی و همکاران (b و a ۲۰۰۷) با استفاده از ANFIS و ANN عمق آبشستگی را پیش‌بینی کردند و نشان دادند این روش‌ها دقت بیشتری نسبت به روابط تجربی موجود دارند. فیرات و گانگور (۲۰۰۹) و ایسماعیل و همکاران (۲۰۱۳) نیز با استفاده از نوع خاصی از شبکه عصبی نتایج مشابهی به دست آوردند. در دهه اخیر تحقیقات زیادی در خصوص کاربرد ماشین بردار پشتیبان (SVM) در کارهای مهندسی شده است. مبانی SVM اولین بار توسط یک ریاضی دان روسی به نام وپنیک ارائه شد (وپنیک، ۱۹۹۵). مهش و همکاران (۲۰۱۱) با استفاده از SVM و دو نوع خاص از شبکه عصبی، عمق آبشستگی پای پل را پیش‌بینی نمودند. نتایج حاکی از دقت بیشتر SVM نسبت به شبکه عصبی و چهار رابطه تجربی بود. هونگ (۲۰۱۲) با استفاده از SVM تغییرات زمانی عمق آبشستگی پای پل را بررسی کردند و نشان دادند SVM با دقت بسیار بیشتری نسبت به مدل‌های رگرسیونی معمول قادر به پیش‌بینی آبشستگی می‌باشد.

مانند دیگر روش‌های داده‌کاوی، توانایی روش SVM در پیش‌بینی دقیق عمق آبشستگی به مقدار زیادی به پارامترهای ورودی بستگی دارد. بنابراین ممکن است پارامتری وجود داشته باشد که ورود آن به مدل مانع از حل بهینه آن شود. برخی از محققین نشان دادند با استفاده از پارامترهای بی‌بعد دقت پیش‌بینی عمق آبشستگی افزایش (مهش و همکاران، ۲۰۱۱) و برخی نشان دادند کاهش می‌یابد (ظهیری و همکاران، ۱۳۹۱؛ غضنفری هاشمی و اعتماد شهیدی، ۱۳۹۱؛ باطنی و همکاران، a ۲۰۰۷). این موضوع به دلیل سری داده‌های مختلف و انتخاب پارامترهای متفاوت به عنوان پارامترهای مؤثر بر عمق

می‌شود نتایج خوبی نشان نمی‌دهند (درگاهی، ۱۹۹۰). به دلیل تأثیر مقیاس، ساده‌سازی‌های کارهای آزمایشگاهی و یا نادیده گرفتن پیچیدگی‌های رودخانه‌های طبیعی کارهایی که با استفاده از داده‌های آزمایشگاهی انجام می‌گردد دچار پیش‌بینی بیشتر از مقدار واقعی می‌گردد (مولر و وانگ، ۲۰۰۵). بنابراین در این تحقیق از داده‌های میدانی جمع‌آوری شده توسط اداره کل بزرگراه‌های فدرال^۴ که مربوط به پل‌های موجود در ایالت متحده می‌باشد، استفاده گردید. محدوده تغییرات این پارامترهای اندازه‌گیری شده در جدول (۱) آورده شده است.

جدول (۱): محدوده تغییرات داده‌های جمع‌آوری شده توسط اداره کل بزرگراه‌های فدرال.

پارامتر	محدوده تغییرات
نوع پایه	منفرد یا چندتایی
شکل پایه	گرد، چهارگوش، تیز، استوانه‌ای
عرض پایه (m) (b)	۰/۳-۵/۵
طول پایه (m) (l)	۰-۲۷/۴
زاویه برخورد جریان به پایه (°) (α)	۰/۱۰-۸۵/۰
سرعت جریان (m/s) (u)	۰-۴/۵
عمق جریان (m) (γ)	۰/۱-۲۲/۵
قطر متوسط ذرات رسوب (mm) (D ₅₀)	۰/۱-۱۰۸/۰
ضریب انحراف ذرات رسوبی	۱/۲-۲۱/۸
عمق آبستگي (m) (S)	۰-۷/۷

در مجموع تعداد ۴۷۸ داده توسط اداره کل بزرگراه‌های فدرال اندازه‌گیری شده است. از این تعداد داده ۷۰٪ (۳۳۶ عدد) برای آموزش، ۱۵٪ (۷۱ عدد) برای ارزیابی و ۱۵٪ (۷۱ عدد) برای آزمایش مدل SVM و مقایسه با روابط تجربی استفاده گردید.

آبستگي می‌باشد. با استفاده از آنالیزهای معمول داده‌ها در روابط پیش‌بینی عمق آبستگي، تعیین دقیق پارامترهای مؤثر بر عمق آبستگي امکان‌پذیر نمی‌باشد (اتما و همکاران، ۱۹۹۸). روش‌های زیادی مانند تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA^۱) (ژانگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ ژانگ، ۲۰۰۷) رگرسیون گام به گام (FS^۲) (وانگ و همکاران، ۲۰۰۶؛ نوری و همکاران، ۲۰۱۱) و آزمون گاما (GT^۳) (کورکوران و همکاران، ۲۰۰۳؛ رمضان و همکاران، ۲۰۰۸؛ مقدم‌نیا و همکاران، ۲۰۰۸؛ پیری و همکاران، ۲۰۰۹) برای انتخاب بهترین پارامترهای ورودی وجود دارد. آزمون گاما تکنیک جدیدی است که به محققین کمک می‌کند تا بهترین ترکیب ورودی‌ها را برای رسیدن به مقدار خروجی تعیین نمایند.

اگرچه تاکنون تلاش‌های زیادی برای مدل‌سازی و شبیه‌سازی آبستگي پای پل با استفاده از هوش مصنوعی انجام شده است اما هنوز هم سوالاتی بدون پاسخ باقی مانده است. به عنوان مثال: چه تعداد داده به منظور شبیه‌سازی دقیق آبستگي نیاز است؟ ترکیب کدام ورودی‌ها بیشترین و کمترین ارتباط را با آبستگي دارند؟ در این تحقیق با استفاده از تکنیک‌های جدید محاسباتی و الگوریتم‌های نوین شامل: آزمون گاما، تجزیه مؤلفه‌های اصلی و رگرسیون گام به گام مهمترین پارامترهای مؤثر بر آبستگي پای پل انتخاب و سپس با استفاده از روش داده‌کاوی ماشین بردار پشتیبان، عمق آبستگي شبیه‌سازی می‌گردد.

مواد و روش‌ها

داده‌های مورد استفاده

برخی از روابط پیش‌بینی عمق آبستگي بر اساس کارهای آزمایشگاهی ارائه شده‌اند که معمولاً هنگامی که از این روابط برای داده‌های واقعی استفاده

1- Principle Component Analysis

2- Forward Selection

3- Gamma Test

4- Federal Highway Administration

آزمون گاما

آزمون گاما حداقل میانگین مربعات خطا (MSE) را تخمین می‌زند. این آزمون برای مدل‌سازی داده‌های پیچیده قابل استفاده می‌باشد. آزمون گاما توسط محققین زیادی مورد استفاده قرار گرفته است (دورانت، ۲۰۰۱؛ تسو، ۲۰۰۲). ایده اصلی این روش به طور کامل با دیگر روش‌های آنالیز غیرخطی متفاوت است. فرض کنید یک سری داده وجود دارد، $\{(x_i, y_i), 1 \leq i \leq M\}$ که مقدار x بر مقدار خروجی y تأثیر دارد. تنها فرض، این موضوع می‌باشد که یک رابطه در این سیستم به صورت $y = f(x_1 \dots x_m) + r$ یک تابع r مقدار خطا می‌باشد. آزمون گاما بر مبنای $N[i, k]$ می‌باشد که k ($1 \leq k \leq p$) نزدیک‌ترین همسایگی $x_{N[i, k]}$ برای هر مقدار ورودی x_i ($1 \leq i \leq M$) است. آزمون گاما از تابع دلتای مقادیر ورودی (رابطه (۴)) به دست می‌آید.

$$\delta_M(k) = \frac{1}{M} \sum_{i=1}^M |x_{N[i, k]} - x_i|^2 \quad (1 \leq k \leq p) \quad (4)$$

که $|\dots|$ فاصله اقلیدسی و تابع گامای مربوط به مقادیر خروجی به صورت $(\delta_M(k) = \frac{1}{2M} \sum_{i=1}^M |y_{N[i, k]} - y_i|^2, (1 \leq k \leq p))$ می‌باشد که در آن $y_{N[i, k]}$ مقدار متناظر y برای k امین نزدیک‌ترین همسایه‌ی x در رابطه (۴) می‌باشد. با ایجاد رابطه‌ی رگرسیون خطی بین p مجموعه‌ی $(y_M(k), \delta_M(k))$ مقدار آماره گاما (Γ) برابر عرض از مبدأ خط رگرسیون برازش داده شده است که معادله این خط در رابطه (۵) آورده شده است.

$$y = A\delta + \Gamma \quad (5)$$

با توجه به خط برازش شده اطلاعات مفیدی در خصوص پیچیدگی سیستم در حال بررسی به دست می‌آید. عرض از مبدأ این خط بیانگر مقدار عددی

پارامترهای مؤثر بر آبشستگی

آبشستگی پای پل تابع متغیرهای زیادی است. عمق آبشستگی به خصوصیات سیال، جریان و رسوبات بستر و مشخصات هندسی پایه پل بستگی دارد. بنابراین رابطه (۱) می‌تواند عمق آبشستگی را پیش‌بینی نماید.

(۱)

$$S = f(\rho, \rho_s, \mu, u, u_c, y, g, D_{50}, \sigma, b, l, \alpha, \varphi)$$

در این روابط ρ و ρ_s به ترتیب چگالی آب و رسوب، u_c : سرعت بحرانی برای حرکت رسوب، μ : لزجت دینامیک و φ : به شکل پایه بستگی دارد. با توجه به این که پارامتر ρ_s اندازه‌گیری نشده و مقدار آن ثابت فرض شده است از این پارامتر صرف‌نظر شد. در صورتی که بخواهیم از رابطه (۱) پارامترهای دارای بعد استخراج نماییم با توجه به ثابت فرض کردن پارامترهای ρ, ρ_s, μ, g رابطه (۱) به شکل رابطه (۲) تبدیل می‌گردد.

$$S = f(u, u_c, y, D_{50}, \sigma, b, l, \alpha, \varphi) \quad (2)$$

در صورتی که نیاز باشد پارامترهای بی‌بعد بررسی گردند بر اساس قضیه باکینگهام و با در نظر گرفتن پارامترهای تکراری ρ, u, b رابطه (۱) قابل تبدیل شدن به رابطه (۳) است.

(۳)

$$\frac{S}{b} = \psi \left(\frac{u}{u_c}, \frac{u}{\sqrt{gb}}, \frac{l}{b}, \frac{b}{D_{50}}, \frac{y}{b}, \frac{\rho u b}{\mu}, \sigma, \alpha, \varphi \right)$$

در این روابط $\frac{u}{\sqrt{gb}}$: عدد فرود پایه پل (Fr_b) و $\frac{\rho u b}{\mu}$: عدد رینولدز پایه پل (Re_b) می‌باشد.

معیارهای ذکر شده انتخاب می‌گردد (بازرگانی لاری، ۱۳۸۴).

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA)

تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) یک روش آماری برای بررسی گروهی از متغیرهای وابسته به یک پارامتر است. یکی از راه‌های بهینه کردن تعداد متغیرها استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی است. این روش بر روابط بین متغیرها استوار است. برای کاهش تعداد متغیرها و ایجاد یک ساختار جدید و تحلیل دقیقتر داده‌ها از PCA استفاده می‌گردد. PCA متغیرهای اساسی را به منظور تعیین الگوی مناسب شناسایی می‌کند. یک عامل، متغیر جدیدی است که از ترکیب خطی مقادیر اصلی متغیرهای مشاهده شده به صورت رابطه (۷) تعیین می‌شود.

(۷)

$$F_j = \sum w_{ji}x_i = w_{j1} + \dots + w_{jp}x_p$$

که در این رابطه x_i : متغیر i ام، w_{ji} : ضریب نمره عاملی متغیر i ام و از نظر عامل j ام، p : تعداد متغیرها و F_j : عامل j ام است (نوری و همکاران، ۲۰۱۱)

ماشین بردار پشتیبان (SVM)

ماشین بردار پشتیبان (SVM) یک روش رایج برای طبقه‌بندی، داده‌کاوی، پیش‌بینی و دیگر تحلیل‌های آماری است. اگرچه کاربردهای SVM مشابه شبکه عصبی و دیگر تکنیک‌های هوش مصنوعی است اما اساس SVM با شبکه عصبی متفاوت است. زیرا در این روش، آموزش آماری با استفاده از یک رابطه درجه دوم با قیدهای خطی صورت می‌گیرد. ایده اصلی کاربرد SVM در کارهای رگرسیونی ایجاد یک تابع رگرسیونی با استفاده از توابع خطی چند بعدی است. همچنین SVM حداقل خطا را با استفاده از قیدها جستجو می‌کند (پای و لین، ۲۰۰۵؛ ژو و همکاران، ۲۰۱۱)

آماره گاما (Γ) می‌باشد و همچنین شیب خط (A)، پیچیدگی مدل را نشان می‌دهد. نتایج حاصل از آزمون گاما توسط پارامتر دیگری (V_{ratio}) نیز قابل بررسی می‌باشد. مقدار این پارامتر توسط رابطه (۶) به دست می‌آید.

$$V_{ratio} = \frac{\Gamma}{\sigma^2(y)} \quad (۶)$$

که $\sigma^2(y)$: واریانس مقادیر خروجی (y) می‌باشد و V_{ratio} : عددی است بین ۰ و ۱ که مقدار خطای ثابت را نشان می‌دهد. هرچه مقدار V_{ratio} به صفر نزدیک باشد بیانگر توانایی بالای شبیه‌سازی مقدار خروجی (y) می‌باشد.

رگرسیون گام به گام (FS)

هدف از رگرسیون، اندازه‌گیری واقعی تأثیر هر کدام از متغیرهای مستقل بر متغیر وابسته و پیش‌بینی تغییرات متغیر وابسته می‌باشد. از بین متغیرهای مستقل موجود، متغیرهایی وارد رگرسیون می‌شوند که با متغیر وابسته رابطه معنی‌داری داشته باشند. رگرسیون گام به گام با سه روش مختلف، متغیرهای مستقل را به معادله وارد و یا از آن خارج می‌کند. در رگرسیون گام به گام سه روش انتخاب پیشرو، حذف پسرو و الگوریتم افرومسان قابل استفاده است. در این تحقیق از انتخاب پیشرو استفاده گردید. اگر n متغیر پیشگو داشته باشیم، n الگوی رگرسیون ساده برای هر یک از پیشگوها محاسبه می‌شود. الگویی که بیشترین مقدار F (آماره آزمون معنی‌داری رگرسیون) و یا R^2 (ضریب تعیین) را داشته باشد، بهترین انتخاب برای اولین متغیر است. در مرحله بعد متغیر انتخاب شده باقی مانده و دیگر متغیرها اضافه می‌شوند. همانند مرحله قبل ترکیبی که دارای بیشترین مقدار F و یا R^2 داشته باشد به عنوان دومین متغیر انتخاب می‌گردد. در نهایت به تعداد متغیرها رگرسیون وجود خواهد داشت که بهترین ترکیب از بین آن‌ها بر اساس

بهترین انتخاب از بین دیگر توابع کرنل گزارش شده است (دیباک و همکاران، ۲۰۰۱). بنابراین در این تحقیق تابع مذکور که توسط γ در رابطه (۱۱) تعریف شده است، به کار گرفته شد.

$$K(x_i, x) = \exp(-\gamma|x_i - x|^2) \quad (11)$$

با توجه به روابط قبل لازم است برای تخمین عمق آبخستگی توسط مدل SVM مقادیر سه پارامتر γ ، ϵ و C بهینه شوند.

معیارهای ارزیابی

توابع هدف مختلفی وجود دارد که می‌تواند برای ارزیابی دقت مدل‌های هیدرولوژیکی استفاده شود. در این تحقیق از عملکرد پیش‌بینی مدل‌ها با استفاده از معیارهای آماری $RMSE^5$ و MBE^6 بررسی شد، که این معیارها با استفاده از روابط ۱۲ و ۱۳ محاسبه می‌شوند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{i=1}^{i=n} (A_i - B_i)^2}{n}} \quad (12)$$

$$MBE = \frac{\sum_{i=1}^{i=n} (A_i - B_i)}{n} \quad (13)$$

که در آن A_i : مقدار عمق آبخستگی محاسبه شده، B_i : مقدار عمق آبخستگی مشاهداتی و n : تعداد مشاهدات می‌باشد.

بر اساس اطلاعات محدود نمونه‌ها، SVM بهترین گزینه را بین مدل‌ها با پیچیدگی‌های مختلف و توانایی آموزش این مدل‌ها دنبال می‌کند. برای رسیدن به بهترین نتیجه SVM داده‌ها را با استفاده از نگاشت غیرخطی به یک فضا با ابعاد بسیار منتقل می‌کند. رابطه رگرسیونی به صورت رابطه (۸) می‌باشد.

$$f(x) = \sum_{i=1}^D w_i \phi_i(x) + b \quad (8)$$

که در آن $\phi_i(x)$: ویژگی‌ها^۱ نامگذاری می‌شود، b : مقدار خطا و $w_i(x)$: بردارهای وزنی می‌باشد که با استفاده از داده‌ها تخمین زده می‌شود. بنابراین با استفاده از تکنیک SVM داده‌های ورودی به یک فضا با ابعاد بسیار نگاشت می‌شوند. در این روش یک رگرسیون غیرخطی با ابعاد فضایی بسیار کم به یک رگرسیون خطی با ابعاد فضایی بسیار زیاد تبدیل می‌شود. بر اساس حداقل‌سازی مقدار خطا پارامتر $w_i(x)$ با استفاده از داده‌ها بر اساس بهینه کردن رابطه (۹) تعیین می‌گردد.

$$\min \frac{1}{2} \|W\|^2 + C \sum_{i=1}^N (\xi_i + \xi_i^0) \quad (9)$$

تابع خطای مذکور لازم است که با توجه به محدودیت‌های رابطه (۱۰) کمینه گردد.

$$|y_i - \langle w\phi(X_i) \rangle - b| \leq \epsilon + \xi_i \quad (10)$$

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

که در این روابط C ثابت گنجایش^۲، W بردار ضرایب، WT ترانهاده بردار ضرایب، ξ_i^0 و ξ_i ضرایب کمبود^۳، b ضریبی ثابت، N الگوی آموزش مدل و ϕ تابع کرنل است. کرنل تابع پایه شعاعی^۴ به عنوان

-
- 1- Features
 - 2- Capacity Constant
 - 3- Slack Variables
 - 4- Radial Base Function (RBF)

5- Root Mean Square Error
6- Mean Bias Error

نتایج و بحث

تعیین پارامترهای مؤثر

به طور معمول مدل‌سازی با تکنیک‌هایی مانند SVM با ترکیب‌های مختلف پارامترهای ورودی و با استفاده از آزمون و خطا زمان‌بر می‌باشد. با توجه به این‌که ترکیب‌های زیادی باید آموزش دیده و مورد آزمایش قرار گیرند کار را با مشکل مواجه می‌نماید. علاوه بر این ایده‌ای در خصوص تعداد داده‌های مناسب به منظور آموزش وجود ندارد. پیش‌پردازش داده‌ها باعث کوتاه شدن فرآیند مدل‌سازی می‌گردد.

آزمون گاما می‌تواند کمترین مقدار میانگین مربعات خطای حاصل از تعداد زیادی از مدل‌های غیرخطی را تعیین نماید. در این تحقیق پارامترهای با بعد و بی‌بعد مختلفی به منظور ارزیابی تأثیر آن‌ها بر تخمین عمق آبشستگی پایه پل مورد بررسی قرار گرفته است. تعداد $2^n - 1$ ترکیب مختلف از ورودی‌ها وجود دارد. بهترین ترکیب بر اساس مقدار گاما قابل تعیین می‌باشد. به طور کلی مقدار شیب نشان دهنده پیچیدگی مدل (مقدار بیشتر شیب برابر پیچیدگی بیشتر است)، خطای استاندارد نشان دهنده صحت مقدار گاما (مقدار کمتر برابر صحت بیشتر مقدار گاما) و V-Ratio بیانگر پیش‌بینی پذیری خروجی با استفاده از پارامترهای ورودی می‌باشد. بهترین ترکیب پارامترها هنگامی حاصل می‌شود که مقادیر چهار فاکتور شیب، خطای استاندارد، V-Ratio و مقدار گاما حداقل باشد. جدول (۲) مقادیر حاصل از اجرای آزمون گاما برای پارامترهای دارای بعد را نشان می‌دهد. از کل پارامترهای رابطه (۲) پنج پارامتر عرض پایه پل، زاویه برخورد جریان، انحراف هندسی ذرات رسوب، شکل ظاهری پایه و سرعت بحرانی به عنوان بهترین پارامترهای دارای بعد در تخمین عمق آبشستگی پایه پل انتخاب شدند. برای این پنج پارامتر مقادیر گاما، شیب، خطا و V-Ratio به ترتیب برابر ۰/۰۰۱۱، ۰/۰۹۴۵، ۰/۰۸۵۰ و ۰/۰۰۰۸ است. از بین ۱۰۲۳ ترکیب مختلف، ترکیب ذکر شده دارای

کمترین مقدار گاما است و به عنوان بهترین ترکیب انتخاب گردید.

به منظور بررسی مؤثرترین پارامتر در بین این پنج پارامتر از روش حذف یک پارامتر و انجام آزمون گاما برای چهار پارامتر باقی مانده استفاده گردید. نتایج در جدول (۲) آورده شده است.

جدول (۲): مقادیر فاکتورهای آزمون گاما برای

پارامترهای دارای بعد.

V-Ratio	خطا	شیب	گاما	
۰/۰۰۰۸	۰/۰۸۵۰	۰/۰۹۴۵	۰/۰۰۱۱	$v_c, \phi, \sigma, \alpha, b$
۰/۵۰۹۸	۰/۱۷۶۵	۰/۰۰۷۹	۰/۶۶۴۵	All- v_c
۰/۳۲۶۴	۰/۱۰۸۶	۰/۰۵۵۸	۰/۴۲۵۵	All- b
۰/۲۴۳۴	۰/۰۴۷۰	۰/۲۷۹۴	۰/۳۱۷۳	All- α
۰/۰۸۸۰	۰/۰۵۵۶	۰/۱۸۵۳	۰/۱۱۴۷	All- σ
۰/۰۷۴۲	۰/۰۹۹۴	۰/۰۸۷۷	۰/۰۹۶۸	All- ϕ

بیشترین مقدار گاما مربوط به ترکیبی است که سرعت بحرانی در آن حذف شده است. در نتیجه سرعت بحرانی مهمترین پارامتر در پیش‌بینی عمق آبشستگی است. پنج پارامتر ذکر شده بدون عرض پایه پل با مقدار گامای ۰/۴۲۵۵ در رتبه دوم قرار دارد. بعد از سرعت بحرانی، عرض پایه پل مهم‌ترین پارامتر در شبیه‌سازی است. بعد از این دو پارامتر به ترتیب زاویه برخورد جریان، انحراف هندسی ذرات رسوب و شکل ظاهری پایه پل مهم‌ترین پارامترها در تخمین آبشستگی می‌باشند. ظهیری و همکاران (۱۳۹۱) با استفاده از آنالیز حساسیت نشان دادند سرعت مهم‌ترین و شکل پایه و زاویه برخورد کم اهمیت‌ترین پارامترها در تخمین عمق آبشستگی می‌باشند.

جدول (۳) مهم‌ترین پارامترهای بی‌بعد در تخمین عمق آبشستگی را نشان می‌دهد. از کل پارامترهای رابطه (۳) چهار پارامتر بی‌بعد $\frac{u}{u_c}$ ، $\frac{l}{b}$ ، $\frac{y}{b}$ و ϕ با مقدار گامای ۰/۰۹۱۰ به عنوان بهترین ترکیب از بین ۱۰۲۳ ترکیب موجود تعیین گردید. نسبت

ذرات رسوب توسط دو روش و شکل پایه، طول پایه و عمق جریان فقط توسط یکی از سه روش به عنوان پارامتر مؤثر انتخاب شده‌اند. از بین پارامترهای رابطه (۲)، ۴ پارامتر توسط FS، ۵ پارامتر توسط GT و ۶ پارامتر توسط PCA انتخاب شدند.

جدول (۴): پارامترهای با بعد مؤثر انتخاب شده توسط

FS و PCA، GT

آزمون	تحلیل مولفه رگرسیون گام	گاما	اصلی	به گام (FS)
		(GT)	(PCA)	
عرض پایه (b)	✓	✓	✓	✓
طول پل (l)	✓			
زاویه برخورد جریان (α)	✓	✓	✓	✓
سرعت (v)	✓	✓		
عمق (y)	✓			
قطر متوسط ذرات (D ₅₀)				
انحراف هندسی ذرات رسوب (σ)	✓	✓		
شکل پایه (φ)		✓		
سرعت بحرانی (v _c)	✓	✓		

جدول (۵) پارامترهای بی‌بعد انتخاب شده توسط سه روش GT، PCA و FS را نشان می‌دهد. پارامترهای $\frac{u}{u_c}$ و $\frac{l}{b}$ و $\frac{y}{b}$ توسط هر سه روش به عنوان پارامترهای مؤثر انتخاب شده‌اند. انحراف هندسی ذرات رسوب فقط توسط آزمون گاما و پارامترهای زاویه برخورد، عدد فرود و شکل پایه توسط دو روش انتخاب شده است. بهترین شبیه‌سازی برای آبشستگی پایه پل با توجه به آزمون گاما با ۴ پارامتر و دو روش PCA و FS با ۶ پارامتر صورت می‌گیرد.

طول به عرض پایه ($\frac{l}{b}$) مهمترین پارامتر در تخمین عمق آبشستگی و پارامتر بی‌بعد نسبت سرعت به سرعت بحرانی ($\frac{u}{u_c}$) دومین پارامتر مهم است. مقدار گاما نشان می‌دهد دو پارامتر نسبت عمق جریان به عرض پایه ($\frac{y}{b}$) و شکل پایه (ϕ) تأثیر نسبتاً یکسانی بر تخمین آبشستگی دارند. همچنین این دو پارامتر کمترین تأثیر را نیز داشته‌اند.

جدول (۳): مقادیر فاکتورهای آزمون گاما برای

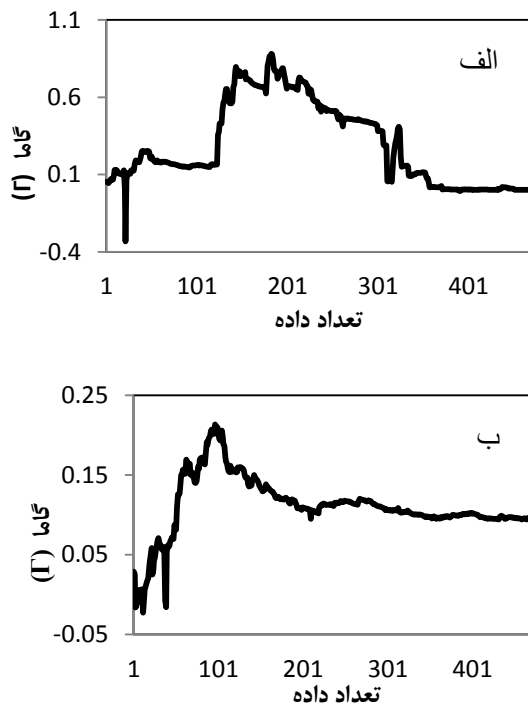
پارامترهای بی‌بعد.

V-Ratio	خطا	شیب	گاما	
۰/۳۸۳۶	۰/۰۰۷۲	۰/۰۱۶۹	۰/۰۹۱۰	$\phi, \frac{u}{u_c}, \frac{l}{b}, \frac{y}{b}$
۰/۵۸۶۳	۰/۰۰۹۵	۰/۰۳۸۲	۰/۱۳۹۰	All- $\frac{l}{b}$
۰/۴۸۱۲	۰/۰۱۱۵	۰/۰۱۶۸	۰/۱۱۴۱	All- $\frac{u}{u_c}$
۰/۴۰۳۸	۰/۰۰۹۴	۰/۰۴۹۷	۰/۰۹۵۸	All- $\frac{y}{b}$
۰/۴۰۰۷	۰/۰۰۸۰	۰/۰۱۵۸	۰/۰۹۵۰	All- ϕ

آزمون گاما نشان می‌دهد شکل پایه (ϕ) پارامتری است که در بهترین ترکیب با بعد و بی‌بعد وجود دارد. شکل پایه اگرچه در هر دو ترکیب کم اهمیت‌ترین پارامتر است اما اضافه کردن این پارامتر باعث بهبود شبیه‌سازی فرآیند آبشستگی می‌گردد.

پارامترهای مؤثر بر آبشستگی با استفاده از تحلیل مؤلفه‌های اصلی (PCA) و رگرسیون گام به گام (FS) با توجه به سطح معنی‌داری و مقدار تغییر ضریب تعیین انتخاب گردید. پارامترهایی که توسط این دو روش از بین پارامترهای رابطه (۲) انتخاب شده‌اند در جدول (۴) آورده شده است. پارامترهای با بعد عرض پایه، طول پل، زاویه برخورد، سرعت، انحراف هندسی ذرات و سرعت بحرانی توسط PCA و عرض پایه، زاویه برخورد، سرعت و عمق جریان توسط FS انتخاب شدند.

جدول (۴) نشان می‌دهد دو پارامتر عرض پایه و زاویه برخورد توسط هر سه روش GT، PCA و FS به عنوان پارامترهای مؤثر انتخاب شده‌اند. همچنین پارامترهای سرعت، سرعت بحرانی و انحراف هندسی



شکل (۱): آزمون M برای پارامترهای (الف) با بعد، (ب) بی بعد.

با استفاده از آزمون گاما این امکان وجود دارد تعداد داده‌های مناسب برای شبیه‌سازی یک پدیده مشخص گردد. این تعداد داده با استفاده از آزمون M تعیین می‌گردد. نتایج آزمون M برای بهترین ترکیب با بعد و بی بعد در شکل (۱) آورده شده است. آزمون M برای تعداد ۴۷۸ عدد داده اجرا گردید. این آزمون نشان می‌دهد مقدار مجانب برای ترکیب با بعد و بی بعد به ترتیب در محدوده ۰/۰۳ و ۰/۰۹۵ تقریباً ثابت می‌گردد که به ترتیب نشان دهنده تقریبی ۳۶۰ و ۳۲۰ عدد داده می‌باشد. به منظور مقایسه پارامترهای با بعد و بی بعد نیاز است از سری داده‌های یکسان استفاده گردد. بدین منظور حداقل تعداد ۳۶۰ داده برای آموزش نیاز است که با توجه به محدودیت‌های اجرای مدل SVM از ۳۳۶ داده (۷٪ کمتر از مقدار پیشنهادی) برای آموزش ترکیب‌های با بعد و بی بعد استفاده گردید.

جدول (۵): پارامترهای بی بعد مؤثر انتخاب شده توسط GT، PCA و FS

آزمون گاما (GT)	تحلیل مولفه اصلی (PCA)	رگرسیون گام (FS)	گام
✓	✓	✓	$\frac{y}{b}$
			$\frac{b}{D_{50}}$
✓	✓	✓	$\frac{l}{b}$
✓	✓	✓	$\frac{u}{u_c}$
			Re
	✓		Σ
✓		✓	φ
✓	✓		α
✓	✓		Fr

تخمین عمق آبشستگی

پس از تعیین بهترین ترکیب پارامترهای با و بی بعد با سه روش GT، PCA و FS اقدام به تخمین عمق آبشستگی با استفاده از تکنیک ماشین بردار پشتیبان (SVM) گردید. مقادیر ضرایب C، ϵ و γ و مقادیر خطا و ضریب تعیین حاصل از شبیه‌سازی در سه مرحله آموزش، ارزیابی و آزمایش برای پارامترهای بی بعد و با بعد تعیین گردید.

جدول (۶) مقادیر ضریب تعیین و خطای حاصل از شبیه‌سازی آبشستگی پای پل با پارامترهای بی بعد توسط SVM را نشان می‌دهد. در مرحله آزمون مقدار ضریب تعیین SVM برای روش‌های GT، PCA و FS به ترتیب برابر ۰/۲۰، ۰/۱۹ و ۰/۱۶ است که نشان‌دهنده دقت بسیار کم SVM در تخمین عمق آبشستگی می‌باشد. مقادیر مثبت MBE در مرحله آزمون نشان می‌دهد SVM با استفاده از هر سه روش، عمق آبشستگی را بیشتر از مقدار واقعی

است اما مقدار ضریب تعیین آن از آزمون گاما کمتر است. مقادیر خطای MBE نشان می‌دهد GT و PCA عمق را بیشتر و FS کمتر از مقدار واقعی تخمین می‌زند. همچنین مقدار MBE در GT بیشتر از PCA و آن نیز بیشتر از FS است.

با توجه به دقت روش‌های مختلف مشخص است اگرچه PCA از ۶ پارامتر برای پیش‌بینی عمق آبستگي استفاده کرده است اما نتوانسته شبیه‌سازی دقیقتری نسبت به ۴ پارامتر FS انجام دهد. این موضوع نشان می‌دهد اضافه کردن برخی پارامترها نه تنها باعث پیچیده شدن فرآیند شبیه‌سازی می‌گردد بلکه دقت را نیز کاهش می‌دهند.

تخمین زده است. مقادیر ضریب تعیین و خطا نشان می‌دهد نتایج شبیه‌سازی آبستگي توسط SVM با استفاده از ۴ پارامتر انتخاب شده توسط GT با ۶ پارامتر PCA و FS برابر است.

جدول (۷) نتایج حاصل از تخمین آبستگي با استفاده از پارامترهای بی‌بعد را نشان می‌دهد. در مرحله آزمون مقدار ضریب تعیین SVM برای روش‌های GT، PCA و FS به ترتیب ۰/۷۴، ۰/۶۵ و ۰/۷۲ و مقادیر خطای RMSE نیز به ترتیب ۰/۶۶، ۰/۵۹ و ۰/۵۲ است. بیشترین ضریب تعیین مربوط به آزمون گاما است اما مقدار خطای RMSE آن از دو روش دیگر بیشتر است. همچنین کمترین مقدار خطای RMSE مربوط به روش رگرسیون گام به گام

جدول (۶): مقدار ضریب تعیین و خطای SVM در تخمین عمق آبستگي با استفاده از پارامترهای بی‌بعد.

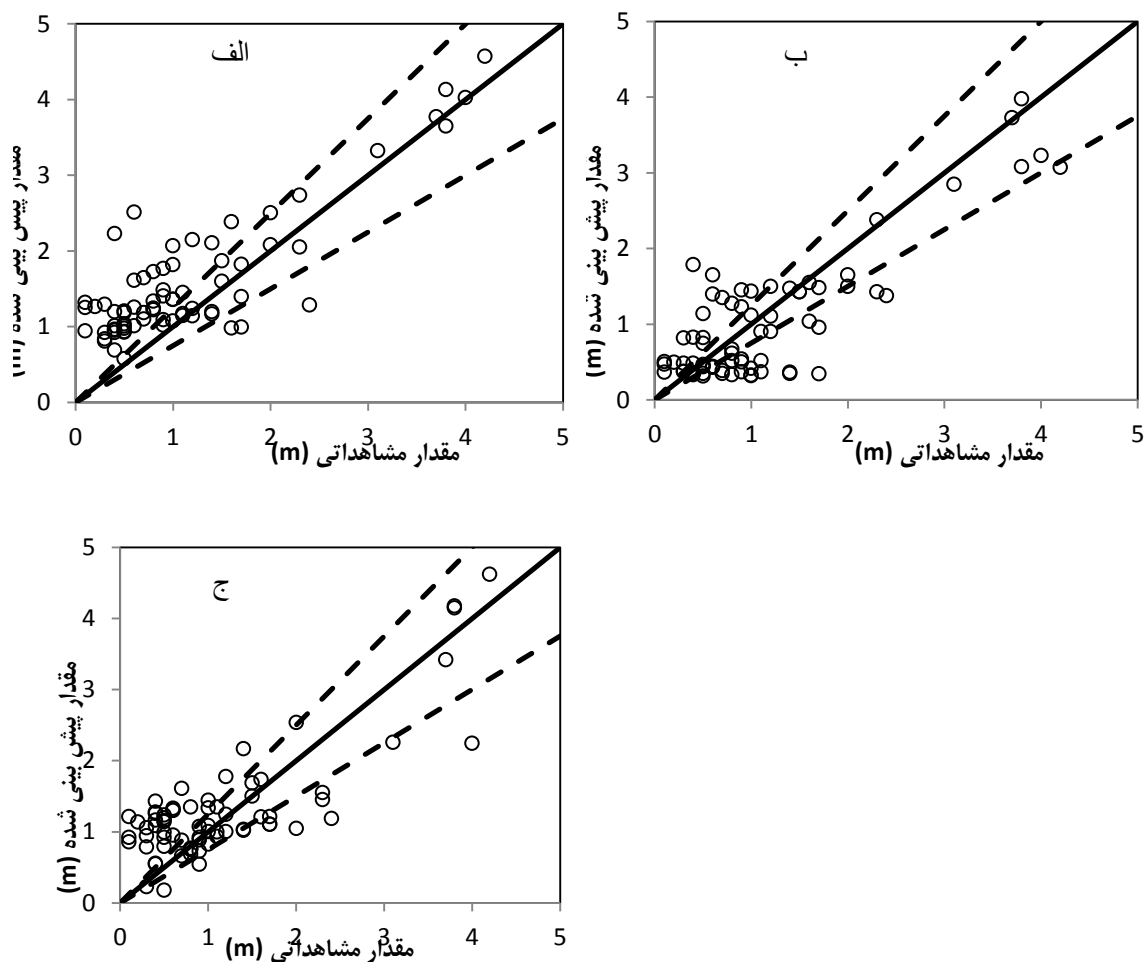
MBE	RMSE	R ²	ضرایب تکنیک SVM	
۰/۰۱	۰/۴۱	۰/۲۸	آموزش	$\epsilon=0/02, \gamma=0/002$
۰/۰۷	۰/۴۴	۰/۲۶	ارزیابی	$C=250$
۰/۱۳	۰/۳۶	۰/۲۰	آزمون	
-۰/۱۵	۰/۴۴	۰/۲۶	آموزش	$\epsilon=0/23, \gamma=0/05$
۰/۰۸	۰/۴۷	۰/۲۳	ارزیابی	$C=0/003$
۰/۱۱	۰/۵۵	۰/۱۹	آزمون	
-۰/۱۲	۰/۴۶	۰/۳۱	آموزش	$\epsilon=0/01, \gamma=2/8$
۰/۰۴	۰/۴۱	۰/۲۹	ارزیابی	$C=900$
۰/۱۷	۰/۳۸	۰/۱۶	آزمون	

جدول (۷): مقدار ضریب تعیین و خطای SVM در تخمین عمق آبستگي با استفاده از پارامترهای بی‌بعد.

MBE	RMSE	R ²	ضرایب تکنیک SVM	
۰/۳۱	۰/۵۸	۰/۸۳	آموزش	$\epsilon=0/95, \gamma=2/6$
۰/۳۴	۰/۶۱	۰/۷۷	ارزیابی	$C=42000$
۰/۴۴	۰/۶۶	۰/۷۴	آزمون	
۰/۰۷	۰/۳۹	۰/۸۶	آموزش	$\epsilon=0/10, \gamma=45$
-۰/۰۸	۰/۵۱	۰/۷۱	ارزیابی	$C=7500$
۰/۱۶	۰/۵۹	۰/۶۵	آزمون	
-۰/۰۶	۰/۵۵	۰/۸۰	آموزش	$\epsilon=0/35, \gamma=0/007$
۰/۰۹	۰/۵۲	۰/۷۵	ارزیابی	$C=14000$
-۰/۱۱	۰/۵۲	۰/۷۲	آزمون	

شده‌اند. در روش FS برای اعماق آبستگي کمتر از ۱/۲ متر اگرچه توزیع نقاط حول خط ۱:۱ تقریباً یکنواخت است اما تعداد زیادی از نقاط خارج از محدوده $\pm ۲۵\%$ قرار گرفته‌اند. اما برای آبستگي با عمق بیشتر، تعداد بیشتری از نقاط در محدوده اطمینان قرار گرفته‌اند. در روش PCA دقت SVM در تخمین عمق آبستگي برای اعماق آبستگي مختلف، متفاوت است. برای مقادیر آبستگي کمتر از ۱ متر، بیشتر از مقدار واقعی، در محدوده ۱ تا ۲ متر با دقت قابل قبول و بیشتر از آن را با دقت کمتری تخمین می‌زند.

شکل (۲) مقادیر واقعی و تخمین زده شده عمق آبستگي توسط SVM را در مرحله آزمون برای سه ترکیب مختلف پارامترهای دارای بعد نشان می‌دهد. خط وسط خط ۱:۱ (خط مطلوب) و خطوط طرفین، حدود اطمینان $\pm ۲۵\%$ را نشان می‌دهد. تخمین با استفاده از ورودی‌های روش GT نشان می‌دهد تعداد زیادی از نقاط برای مقادیر عمق آبستگي کمتر از ۱/۱ متر بالای خط $+۲۵\%$ قرار گرفته‌اند. برای مقادیر بیشتر از ۱/۱ متر تعداد زیادی از نقاط در محدوده $\pm ۲۵\%$ اطمینان قرار دارند به ویژه برای مقادیر آبستگي بیشتر از ۳ متر، نقاط نزدیک خط ۱:۱ واقع



شکل (۲): مقایسه مقادیر مشاهداتی و پیش‌بینی عمق آبستگي توسط SVM در مرحله آزمون: الف) روش GT، ب) روش FS و ج) روش PCA.

نتیجه‌گیری

به منظور طراحی ایمن و اطمینان از پایداری پل، تخمین دقیق عمق آبستگي اطراف پایه پل ضروری می‌باشد. برای تعیین دقیق عمق آبستگي نیاز است پارامترهایی انتخاب شوند که بتوانند در یک محدوده وسیع از عمق آبستگي نتایج قابل قبولی ارائه دهند. در این تحقیق به منظور تعیین پارامترهای مؤثر بر آبستگي از سه روش GT، PCA و FS استفاده گردید. مزیت این کار تعیین مؤثرترین پارامترها به منظور افزایش سرعت مدل‌سازی و جلوگیری از پیچیده کردن مدل با استفاده از پارامترهای غیر مؤثر است. همچنین با کاهش پارامترها فرآیند آزمون و خطا که در تکنیک‌های هوش مصنوعی رایج می‌باشد با سرعت بیشتری صورت می‌گیرد. پارامترهای بی‌بعد $\frac{u}{u_c}$ و $\frac{l}{b}$ توسط هر سه روش به عنوان پارامترهای مؤثر بر آبستگي تعیین گردیدند. از کل پارامترهای بی‌بعد، ۴ پارامتر توسط GT و ۶ پارامتر توسط PCA و FS به عنوان پارامترهای مؤثر تعیین گردیدند. با استفاده از آزمون گاما پارامتر $\frac{l}{b}$ مهمترین و φ کم اهمیت‌ترین پارامتر در تخمین عمق آبستگي است. نتایج حاصل از شبیه‌سازی با استفاده از تکنیک SVM حاکی از دقت پایین نتایج با استفاده از پارامترهای بی‌بعد است. از کل پارامترهای دارای بعد، ۴ پارامتر توسط FS، ۵ پارامتر توسط GT و ۶ پارامتر توسط PCA به عنوان پارامترهای مؤثر انتخاب شدند. با استفاده از این پارامترها عمق آبستگي توسط SVM تخمین زده شد. استفاده از شش پارامتر توسط PCA نتوانست دقت را بیشتر از دو روش دیگر بهبود بخشد. هرچه تعداد داده‌های ورودی برای شبیه‌سازی کمتر باشد اجرای مدل سریعتر، جمع‌آوری داده‌ها راحت‌تر و احتمالاً پیچیدگی مدل کمتر می‌شود. به طور متوسط هر سه روش عمق آبستگي را بیشتر از مقدار واقعی تخمین می‌زنند که باعث افزایش ضریب اطمینان می‌گردد. برای آبستگي‌هایی با عمق کم، پارامترهای عرض پل، زاویه برخورد، سرعت و عمق جریان و برای آبستگي با عمق زیاد، پارامترهای

دو پارامتر عرض پایه و زاویه برخورد در هر دو روش FS و GT وجود دارد. تغییر دقت این دو روش در اعماق کم و زیاد آبستگي مربوط به پارامترهای باقیمانده است. FS با دو پارامتر سرعت و عمق جریان توانسته آبستگي را در اعماق کم و GT با پارامترهای ضریب انحراف هندسی ذرات رسوب، سرعت بحرانی و شکل پایه در آبستگي‌های زیاد با دقت خوبی تخمین بزند.

محققین مختلفی (ظهیری و همکاران، ۱۳۹۱؛ باطنی و همکاران، b و a ۲۰۰۷؛ لی، ۲۰۰۷؛ ایسماعیل، ۲۰۱۳) به منظور بررسی صحت تحقیق خود از روابط تجربی مانند لارسن و تاچ (۱۹۵۶)، شن (۱۹۷۱)، هانکو (۱۹۷۱) و بروزرس و همکاران (۱۹۷۷) استفاده کرده‌اند. در این تحقیق نیز به منظور مقایسه از این روابط استفاده گردید. جدول (۷) مقادیر ضریب تعیین و خطای حاصل از این روابط را برای داده‌های مرحله آزمون نشان می‌دهد. بیشترین ضریب تعیین با مقدار ۰/۶۵ مربوط به رابطه لارسن و تاچ و کمترین خطای RMSE با مقدار ۱/۰۶ مربوط به رابطه شن است.

جدول (۷): مقادیر ضریب تعیین و خطای روابط تجربی.

روابط تجربی	MBE	RMSE	R ²
لارسن و تاچ ۱۹۵۶	۱/۴	۱/۳۲	۰/۶۵
شن ۱۹۷۱	۰/۶۶	۱/۰۶	۰/۴۹
بروزرس و همکاران ۱۹۷۷	۰/۸	۱/۶۷	۰/۵۲
هانکو	-۰/۱	۲/۱۳	۰/۵۶

با توجه به روابط تجربی مورد بررسی مشخص می‌باشد در مرحله آزمایش، ضریب تعیین رابطه لارسن و تاچ برابر با پیش‌بینی SVM با روش PCA و از دو روش دیگر کمتر است. همچنین مقدار خطای RMSE رابطه شن از پیش‌بینی SVM با استفاده از پارامترهای دارای بعد هر سه روش بیشتر است. به طور کلی دقت SVM در پیش‌بینی عمق آبستگي از روابط تجربی مورد بررسی بیشتر است.

قابلیت شبیه‌سازی بالا تخمین قابل قبولی از عمق آبشستگی با استفاده از پارامترهای دارای بعد ارائه دهد.

عرض پل، زاویه برخورد، انحراف هندسی ذرات رسوب، شکل پایه و سرعت بحرانی درای دقت بیشتری می‌باشند. در مجموع SVM توانسته با

منابع

- بازرگانی لاری، ع. ۱۳۸۴. رگرسیون خطی کاربردی. چاپ اول. انتشارات مرکز نشر دانشگاه شیراز، ۳۲۹ ص.
- ظهیری، ج. م.، ظهیری و م. سالاری جزی. ۱۳۹۱. برآورد بیشترین ژرفای آبشستگی در پیرامون پایه‌های پل با بهره‌وری از شبکه‌های وایازی کلی و پرسپترون چند لایه‌ای. فصلنامه مهندسی منابع آب. ۱۴(۳): ۵۱-۶۰.
- غضنفری هاشمی س. و اعتماد شهیدی ا. ۱۳۹۱. پیش‌بینی عمق آبشستگی اطراف پایه پل با استفاده از ماشین‌های بردار پشتیبان. عمران مدرس، ۱۲(۲): ۲۳-۳۶.
- Batani, S. M., S. M. Borghei and D.S. Jeng. 2007a. Neural network and neuro-fuzzy assessments for scour depth around bridge piers. *Engineering Applications of Artificial Intelligence* 20: 401-414.
- Batani, S. M., D. S. Jeng and B. W. Melville. 2007b. Bayesian neural networks for prediction of equilibrium and time-dependent scour depth around bridge piers. *Advances in Engineering Software* 38: 102-111.
- Breusers, H. N. C., G. Nicollet and H. W. Shen. 1977. Local scour around cylindrical piers. *Journal of Hydraulic Research* 15: 211-52.
- Corcoran, J., I. Wilson and J. Ware. 2003. Predicting the geo-temporal variation of crime and disorder. *International Journal of Forecast*, 19: 623-634.
- Dargahi, B. 1990. Controlling mechanism of local scouring. *Journal of Hydrologic Engineering*, 116: 1197-1214.
- Dibike, Y. B., S. Velickov, D. P., Solomatine and M. B. Abbott. 2001. Model induction with support vector machines: introduction and applications. *Journal of Computing in Civil Engineering*, 15: 208-216.
- Durrant, P. J. 2001. wingamma: A Non-linear Data Analysis and Modeling Tool with Applications to Flood Prediction. PhD thesis, Department of Computer Science, Cardiff University, Wales, UK.
- Ettema, R., B. W. Melville and B. Barkdoll . 1998. Scale effect of pier-scour experiments. *Journal of Hydraulic Engineering*, 124: 639-642.
- Firat, M. and M. Gungor . 2009. Generalized Regression Neural Networks and Feed Forward Neural Networks for Prediction of Scour Depth around Bridge Piers. *Advances in Engineering Software*, 40: 731-737.
- Hancu, S. 1971. Sur le calcul des affouillements locaux dans la zone des piles des ponts. *Proceedings of 14th IAHR Congress, Paris, France, vol. 3, International Association for Hydraulic Research, Delft, the Netherlands.*
- Hong, J. H., Y. M., Chiew, J. Y., Lu, J. S. Lai and Y. B. Lin. 2012. Case study: Houfeng bridge failure in Taiwan. *Journal of Hydraulic Engineering*, 138: 186-198.

Ismail, A., D. S. Jeng, L. L. Zhang, and J. S. Zhang. 2013. Predictions of bridge scour: Application of a feed-forward neural network with an adaptive activation function, *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 26:1540–1549.

Laursen, E. M. and A. Toch. 1956. Scour around bridge piers and abutments. Bulletin No. 4, Iowa Highway Research Board, Ames, Iowa.

Lee, T. L., D. S. Jeng, G. H. Zhang and J. H. Hong . 2007, Neural network modeling for estimation of scour depth around bridge piers. *Journal of hydrodynamics*, 19:378-386.

Mahesh P., N. K. Singh and N. K. Tiwari. 2011. Support vector regression based modeling of pier scour using field data. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, 24: 911–916.

Melville, M. and C. Coleman. 2000. *Bridge Scour*, Water Resource Publications, LLC., Highlands Ranch, Colorado, U.S.A.

Moghaddamnia, A., M. Ghafari-Gousheh , J. Piri, S. Amini, and D. Han. 2008. Evaporation estimation using artificial neural networks and adaptive neurofuzzy inference system techniques. *Advances in Water Resources*.

Mueller, D. S. and C. R. Wagner. 2005. Field observations and evaluations of streambed scour at bridges. Report No. FHWA-RD-03-052, Office of Engineering Research and Development, Federal Highway Administration, 134 pp.

Noori, R., A. R. Karbassi, A. Moghaddamnia, D. Han, M. H. Zokaei-Ashtiani, A. Farokhnia and M. Ghafari Gousheh. 2011. Assessment of input variables determination on the SVM model performance using PCA, Gamma test, and forward selection techniques for monthly stream flow prediction, *Journal of Hydrology*, 401: 177–189.

Pai, P. and C. Lin. 2005. A hybrid ARIMA and support vector machines model in stock price forecasting. *Omega*, 33:197–505.

Piri, J., S. Amin, A. Moghaddamnia, A. Keshavarz, D. Han and R. Remesan. 2009. Daily pan evaporation modelling in a hot and dry climate. *ASCE Journal of Hydrologic Engineering*.

Remesan, R., M. A. Shamim and D. Han. 2008. Model data selection using Gamma test for daily solar radiation estimation. *Hydrological Processes* 22: 4301–4309.

Shen, H. W. 1971. *River Mechanics*. Colorado State University, Fort Collins, CO.

Shirole, A. M. and R. C. Holt. 1991. Planning for a comprehensive bridge safety assurance program. *Transp. Res. Rec. No. 1290*, Transportation Research Board, Washington, D.C., 137–142.

Tsui, A. P. M., A. J. Jones and A. G. Oliveira. 2002. The construction of smooth models using irregular embeddings determined by a gamma test analysis. *Neural Computing Application*, 10:318–329.

Vapnik, V. 1995. *The Nature of Statistical Learning Theory*. Springer-Verlag, New York.

Wang, X. X., S. Chen, D. Lowe and C. J. Harris. 2006. Sparse support vector regression based on orthogonal forward selection for the generalised kernel model. *Neurocomputing*, 70:462–474.

Zhang, Y., H. Li, A. Hou and J. Havel. 2006. Artificial neural networks based on principal component analysis input selection for quantification in overlapped capillary electrophoresis peaks. *Chemom Intelligence Laboratory System*, 82, 165–175.

Zhang Y. X. 2007. Artificial neural networks based on principal component analysis input selection for clinical pattern recognition analysis. *Talanta*, 73: 68–75.

Zhou, J., J. Shi and G. Li. 2011. Fine tuning support vector machines for short-term wind speed forecasting. *Energy Conversion and Management*, 52:1990–8.

Determinations of Affecting Parameters on Bridge Pier Scour Using New Methods

Seyed Morteza Seyedian¹

Abstract

Estimating of bridge piers scouring is essential for engineers. Since many empirical formulas to predict the scour depth is presented and this formula used various dimensionless and dimensional parameters. In this study, two series dimensional and dimensionless parameters that are expected to be effective on pier scour were selected. Then, parameters affecting the scour were selected using three different methods: gamma test (GT), principal component analysis (PCA) and stepwise regression (FS). Findings indicated that using GT critical velocity and pier length to width ratio are most important dimensional and dimensionless parameters respectively and pier shape is less effective. Furthermore, 360 amounts of training data are required to ensure robust model estimation. Finally, we examine the use of support vector machines (SVMs) for estimating the scour depth using selected input parameters by three methods. The results showed that the accuracy of dimensionless parameters set by all three methods is low, but SVM technique was estimate the scour depth using dimensional parameters successfully. The coefficient of determination of the GT, PCA and FS parameters in test phase is 0.76, 0.69 and 0.73 respectively and RMSE is 0.63, 0.55 and 0.50 respectively. In this study, in order to increase accuracy, two different combinations of input parameters to estimate the scour depths were determined. The performances of SVM and empirical formula for scour depth prediction were compared and results showed that SVM model can be used for predicting scour depth more accurately compared to empirical formula using dimensional parameters.

Keywords: FS, Gamma Test, Pier Scour, PCA, SVM.

1- Assistant Professor of Ghonbad Kavous University, Water Department. Email: s.m.seyedian@gmail.com