

پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP به کمک ماشین بردار پشتیبان (SVM)

حسین نادرپور
دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان
ابراهیم نورمحمدی
دانشجوی کارشناسی، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان
پویان فخاریان*
دانشجوی دکتری سازه، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان

چکیده

در سال‌های اخیر کامپوزیت‌های FRP به علت داشتن نسبت‌های بالای مقاومت به وزن و سختی به وزن، پتانسیل بالای دوام و وزن پایین بطور گسترده‌ای استفاده شده‌اند؛ همچنین استفاده از میلگردهای FRP در جایی که احتمال خوردگی آرماتورهای فولادی وجود دارد، جایگزین مناسب برای تقویت دال‌های بتنی می‌باشد. تا کنون روابط تجربی زیادی برای تخمین ظرفیت برشی دال‌های بتنی ارائه شده است اما در مسائل متنوعی، روش‌های داده کاوی دقت بیشتری نسبت به روابط تجربی ارائه شده داشته‌اند. روش ماشین بردار پشتیبان یکی از روش‌های داده کاوی است که در محیط MATLAB قابل پیاده سازی می‌باشد. در این مقاله برای ارزیابی رفتار برشی دال‌های بتنی تقویت شده با FRP، از رگرسیون غیر خطی در ماشین بردار پشتیبان استفاده شده است. داده‌های مورد استفاده در این پژوهش که شامل ۷۴ نمونه دال بتنی آزمایشگاهی است، از مقالات منتشر شده در این زمینه بدست آمده‌اند. میزان مقاومت برش پانچ با استفاده از آیین‌نامه‌های ACI 318 و BS 8110 و ACI 440 و روابط تعدادی از محققین محاسبه شده و با نتایج مدل ساخته شده در این مطالعه، مقایسه شده‌اند. مدل ارائه شده دارای ضریب همبستگی ۰/۹۹۵ و ضریب پراکندگی ۰/۰۸ می‌باشد که با مقایسه شاخص‌های آماری متناظر بدست آمده در روابط تجربی، کارایی بیشتر مدل نسبت به روابط تجربی را تایید می‌کند.

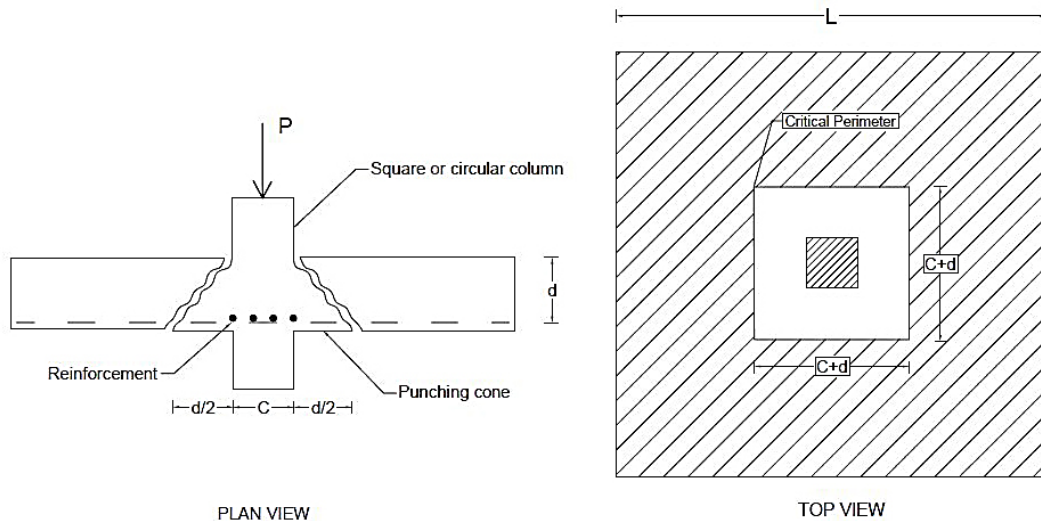
واژه‌های کلیدی: برش پانچ، دال بتنی، الیاف پلیمری (FRP)، روش داده کاوی، ماشین بردار پشتیبان (SVM).

* نویسنده مسئول: pouyanfakharian@gmail.com

۱- مقدمه

دال به صورت دو طرفه بوده و خطر ایجاد برش سوراخ کننده (برش پانچ) در محل اتصال ستون به دال وجود دارد. شکل ۱ مکانیزم ایجاد برش پانچ در دال بتنی مسلح شده با FRP را نمایش می‌دهد.

دال‌ها اعضای سازه‌ای مسطح، بزرگ و نازک هستند که بارگذاری در آن‌ها در جهت عمود بر صفحه است و معمولاً به شکل مستطیل یا مربع ساخته می‌شوند. در سیستم‌های دال تخت، دال‌ها مستقیماً روی ستون‌ها قرار می‌گیرند. باید به این نکته توجه داشت، هنگامی که دال بدون واسطه روی ستون می‌نشیند، عملاً



شکل ۱- هندسه معمول دال دو طرفه تقویت شده با FRP [۱]

مختلف که شامل تیرها، ستون‌ها، دال‌ها و عرشه‌های پل می‌باشند، به کار گرفته شوند [۶].

در دهه‌های اخیر با پیشرفت روش‌های پردازش اطلاعات، پژوهش‌های مهندسی به سمت استفاده از آن‌ها گرایش پیدا کرده‌اند. روش‌های موجود در زمینه‌های مختلف مهندسی عمران کاربرد مؤثری دارند. از جمله‌ی روش‌های محاسبات نرم، می‌توان به شبکه عصبی مصنوعی، فازی، الگوریتم ژنتیک، الگوریتم کرم شب تاب و ... اشاره نمود [۷]-[۱۵]. یکی از این روش‌ها، ماشین بردار پشتیبان می‌باشد که توسط Vapnik طراحی شده است. از ویژگی‌های این روش می‌توان به قدرت حل مسائل برای داده‌های با ابعاد بالا، توانایی رگرسیون غیر خطی با استفاده از توابع کرنل و همچنین عدم گیر افتادن در ماکزیمم‌های محلی اشاره کرد [۱۶].

Metwally در سال ۲۰۱۳ برای تخمین ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP، شبکه عصبی مصنوعی را به کار گرفت. نویسنده نتیجه گرفت که شبکه عصبی مصنوعی، عملکرد بهتری را در پیش‌بینی ظرفیت برشی نسبت به روش‌های مبتنی بر

دال‌های تخت دو طرفه به‌طور گسترده‌ای در سازه‌ها به علت سرعت بالای اجرا در محل، سهولت در پارتیشن‌بندی فضا و کاهش ارتفاع کلی ساختمان مورد استفاده قرار می‌گیرد [۲]. دال‌ها دارای رفتار پیچیده‌ای هستند به‌طور مثال وقتی ضخامت دال افزایش پیدا می‌کند رفتار دال نیز تغییر می‌یابد؛ دال‌های نازک دارای گسیختگی جاری شدگی-پانچ هستند، ولی دال‌های ضخیم دارای پانچ ترد می‌باشند [۳].

در سال‌های گذشته، استفاده از کامپوزیت‌های FRP به‌طور فزاینده‌ای، در صنعت افزایش یافته است. این کامپوزیت‌ها، دارای مقاومت و سختی زیاد به نسبت وزن، خواص ترمومکانیکی خوب، مقاومت در برابر خوردگی، وزن پایین و دوام بالا می‌باشند [۴]. کاربرد این ماده‌ی جدید فرصتی برای افزایش بهره‌وری ساخت و ساز، افزایش عملکرد سازه، کاهش هزینه‌ی نگهداری سازه و افزایش عمر خدمت سازه پدید آورده است [۵]. کامپوزیت‌های FRP در انواع مختلف مانند میله، گرید، شیت و دورپیچ موجود می‌باشد. به علاوه این مواد می‌توانند در سازه‌های

میزان ۵۵ درصد نسبت به فرمول‌های موجود و ۱۵ درصد نسبت به شبکه عصبی مصنوعی را داشته است [۵].

۲- روابط تجربی موجود برای پیش‌بینی برش پانچ دال‌های بتنی مسلح

- آیین‌نامه‌ی ACI318-11 [۲۰] رابطه زیر را برای محاسبه‌ی ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با میلگرد فولادی پیشنهاد می‌دهد:

$$V_c = \frac{1}{3} \sqrt{f'_c} b_0 d \quad (۱)$$

$$V_c = \left[1 + \frac{2}{\beta} \right] \frac{\sqrt{f'_c}}{6} b_0 d \quad (۲)$$

$$V_c = \left[\frac{\alpha_s d}{b_0} + 2 \right] \frac{\sqrt{f'_c}}{12} b_0 d \quad (۳)$$

در این رابطه V_c ظرفیت برش پانچ دال بتنی (N)، f'_c مقاومت مشخصه بتن (MPa)، b_0 محیط بحرانی به فاصله $d/2$ از ناحیه بارگذاری (mm)، d متوسط عمق خمشی دال بتنی (mm)، β نسبت بعد بزرگ به بعد کوچک مقطع عرضی ستون، α_s ضریب بدون بعد ستون است که برای ستون‌های داخلی، لبه، گوشه به ترتیب برابر ۲۰، ۳۰، ۴۰ می‌باشد.

- رابطه پیشنهادی آیین‌نامه‌ی BS8110-97 [۲۱] به صورت معادله‌ی زیر می‌باشد:

$$V_c = 0.79(100\rho_s)^{1/3} \left(\frac{400}{d}\right)^{1/4} \left(\frac{f_{ck}}{25}\right)^{1/3} b_0 d \quad (۴)$$

در این رابطه V_c ظرفیت برش پانچ دال بتنی (N)، ρ_s نسبت آرماتورهای فولادی، d متوسط عمق خمشی دال بتنی (mm)، f_{ck} مقاومت فشاری مشخصه بتن (MPa)، b_0 محیط بحرانی به فاصله $1.5d$ از ناحیه بارگذاری (mm) می‌باشد.

- ACI440.1R-06 [۲۲] رابطه زیر را برای محاسبه ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی دو طرفه مسلح شده با میلگردهای FRP مطرح کرده است که در این رابطه اثر سختی آرماتورها برای محاسبه انتقال برش در دال‌های بتنی دو طرفه لحاظ شده است.

$$V_c = 0.8\sqrt{f'_c} b_0 c \quad (۵)$$

فرمول ارائه می‌دهد و این روش می‌تواند یک ابزار عملی برای تخمین ظرفیت برشی باشد [۱۷].

«نادریپور و همکاران» در سال ۲۰۱۶ برای پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP، از روش شبکه عصبی مصنوعی بر روی ۵۹ نمونه استفاده کردند که نتایج پژوهش آن‌ها، ارائه شبکه بهینه بوده و نشان دهنده‌ی کارایی مناسب مدل در تخمین ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP می‌باشد [۱۸].

«اکبریپور و همکاران» در سال ۲۰۱۶ برای پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های دو طرفه از شبکه عصبی مصنوعی و سیستم استنتاج عصبی-فازی تطبیقی (ANFIS) استفاده کردند. برای این منظور ۱۸۹ نمونه دال مسلح شده با فولاد جمع‌آوری کرده و این دو مدل را گسترش دادند و به این نتیجه دست یافتند که این مدل‌ها مقاومت برش پانچ دال‌های دو طرفه را می‌تواند با دقت خوبی پیش‌بینی کند [۱۹].

Kurtoglu و همکاران در سال ۲۰۱۶ به تحلیل قابلیت اطمینان فرمول‌های پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های دو طرفه مسلح شده با FRP پرداختند. آن‌ها یک فرمول از الگوریتم برنامه‌سازی بیان-ژنی^۱ به دست آوردند که در آن تأثیر پارامتر طول دال (L) لحاظ شده بود. سپس با بررسی قابلیت تعمیم دهی و قابلیت اطمینان فرمول‌ها، به این نتیجه رسیدند که عملکرد پیش‌بینی فرمول جدید ارائه شده به طور قابل توجهی از معادلات در دسترس بالاتر بوده و شاخص قابلیت اعتماد آن در حد قابل قبولی است [۱].

Duy Thang Vu و همکاران در سال ۲۰۱۶ برای تخمین ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP از روش یادگیری ماشین هیبریدی استفاده کرد. به این منظور از LS-SVM^۲ برای یافتن رابطه‌ی بین پارامترهای تأثیرگذار استفاده کرد؛ به علاوه از الگوریتم کرم شب تاب^۳ که یک الگوریتم مبتنی بر جمعیت است استفاده کرد تا آموزش LS-SVM را تسهیل کند. نتیجه آن که روش به کار گرفته شده، کاهش RMSE به

^۱ Gene Expression Programming (GEP)

^۲ Least Squares Support Vector Machine (LS-SVM)

^۳ Firefly Algorithm (FA)

$$V_c = 2.77(\rho_f f_c')^{1/3} \sqrt{\frac{E_f}{E_s}} b_0 d \quad (8)$$

پارامترهای این رابطه همانند رابطه‌ی (۷) تعریف می‌شوند. El-Gamal و همکاران [۲۵] رابطه‌ی ACI318 را توسط افزودن تأثیر سختی خمشی $(\rho_f \times E_f)$ آرماتورهای اصلی پایینی و لحاظ کردن اثر پیوستگی در راستای طولی و یا عرضی اصلاح کرده و رابطه‌ی زیر را پیشنهاد دادند.

$$V_c = \frac{1}{3} \sqrt{f_c'} b_0 d \alpha (1.2)^N \quad (9)$$

در این رابطه N اثر پیوستگی دال روی ظرفیت برش پانچ است: برای $N=0$ برای دال‌های یک دهانه در هر دو جهت، برای $N=1$ دال‌های پیوسته در یک جهت، برای $N=2$ برای دال‌های پیوسته در دو جهت.

α تابعی از سختی خمشی آرماتورهای اصلی زیرین، مساحت بارگذاری و عمق مؤثر دال می‌باشد که به صورت زیر محاسبه می‌شود:

$$\alpha = 0.62 \times (\rho_f E_f)^{1/3} \times \left(1 + \frac{8d}{b_0}\right)$$

در این رابطه ρ_f و E_f به ترتیب نسبت آرماتور و مدول الاستیسیته (GPa) آرماتورهای زیرین می‌باشد. پارامترهای دیگر همانند رابطه‌ی (۱) تعریف می‌شوند.

Kurtoglu و همکاران با در نظر گرفتن ابعاد دال رابطه زیر را با استفاده از الگوریتم برنامه سازی بیان-ژنی بدست آوردند.

$$P = \frac{0.0862c^{0.391} d^{1.6} f_c^{0.2} E_f^{0.2} \rho^{0.354}}{L^{0.2}} \quad (10)$$

در این رابطه P ظرفیت برش پانچ دال بتنی (kN)، c بعد ستون مربعی (mm)، d متوسط عمق خمشی دال بتنی (mm)،

f_c' مقاومت فشاری بتن (MPa)، E_f مدول الاستیسیته FRP (GPa)، ρ درصد آرماتور و L طول دال بتنی (mm) می‌باشد.

۳- ماشین بردار پشتیبان SVM^۱

$$c = kd$$

$$k = \sqrt{2\rho_f n_f + (\rho_f n_f)^2} - \rho_f n_f$$

$$\rho_f = \frac{A_f}{bd}$$

$$n_f = \frac{E_f}{E_c}$$

$$E_c = 4700\sqrt{f_c'} \text{ (MPa)}$$

در این رابطه V_c ظرفیت برش پانچ دال بتنی (N)، f_c' مقاومت مشخصه بتن (MPa)، b_0 محیط بحرانی به فاصله $d/2$ از ناحیه بارگذاری (mm)، c عمق تار خنثی در مقطع ترک خورده (mm)، ρ_f نسبت نسبت آرماتورهای FRP، A_f مساحت آرماتورهای FRP، b و d ابعاد سطح مقطع عمودی دال، n_f نسبت مدول الاستیسیته FRP به مدول الاستیسیته بتن است.

El-Ghandour و همکاران [۲] با اضافه کردن مقدار $\left(\frac{E_f}{E_s}\right)^{1/3}$ به رابطه‌ی آیین‌نامه‌ی ACI318، رابطه زیر را بوجود آوردند:

$$V_c = \frac{1}{3} \sqrt{f_c'} \left(\frac{E_f}{E_s}\right)^{1/3} b_0 d \quad (6)$$

در این رابطه E_s و E_f مدول الاستیسیته FRP و فولاد هستند و پارامترهای دیگر همانند رابطه‌ی (۱) تعریف می‌شوند.

رابطه ارائه شده توسط Matthys و Taerwe [۲۳] اصلاح شده‌ی رابطه‌ی BS8110 می‌باشد که در زیر نشان داده شده است.

$$V_c = 1.36 \frac{(100\rho_f \frac{E_f}{E_s} f_c')^{1/3}}{d^{1/4}} b_0 d \quad (7)$$

در این رابطه ρ_f نسبت آرماتورهای FRP، E_s و E_f مدول الاستیسیته‌ی FRP و فولاد، f_c' مقاومت مشخصه بتن (MPa) می‌باشد. پارامترهای دیگر همانند رابطه‌ی (۴) تعریف می‌شوند.

رابطه ارائه شده توسط Ospina و همکاران [۲۴] اصلاح شده رابطه‌ی Matthys و Taerwe می‌باشد که به صورت زیر محاسبه می‌شود.

¹ Support Vector Machines

$$y = f(x) = w^T x + b \quad (11)$$

در این رابطه؛ x بردار ورودی ($x \in R^D$)، y مقدار خروجی مدل ($y \in R$)، w^T ترانهاده بردار وزن ($w \in R^D$)، b بایاس ($b \in R$) می‌باشد.

در تعیین تابع $y=f(x)$ باید مقادیر خروجی طوری تعیین شود که به طور همزمان کمترین انحراف از ε تعیین شده را داشته باشد و برای ماکزیم‌سازی فاصله بین صفحات گذرنده از بردارهای پشتیبان، w مقدار مناسبی داشته باشد:

$$\text{Minimize } \frac{1}{2} w^T w \quad (12)$$

$$\text{Subject to } t_i - (w^T x_i + b) \leq \varepsilon$$

$$(w^T x_i + b) - t_i \leq \varepsilon$$

در این رابطه w^T ترانهادهی بردار وزن، t_i مقادیر خروجی مطلوب ($y \in R$)، ε میزان خطای مورد قبول در تابع تلفات است.

گاهی ممکن است نتوان میزان انحراف ε را لحاظ کرد و باید مقداری تخطی از همان مقدار ε را نیز قابل قبول فرض کرد. برای اعمال این تخطی، متغیرهای سرباره α_i^- و α_i^+ را در معادلات بهینه سازی وارد می‌کنیم. و بر اساس تئوری لاگرانژ و لحاظ کردن پارامترهای لاگرانژین α_i^+ ، α_i^- مسئله بهینه‌سازی به‌وجود آمده را به تابع لاگرانژ زیر تبدیل می‌کنیم.

$$L(\alpha_i^+, \alpha_i^-) =$$

$$-\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) (\alpha_j^+ - \alpha_j^-) x_i^T x_j$$

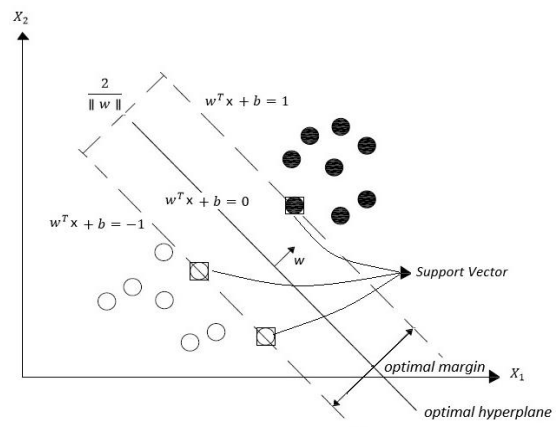
$$+ \sum_{i=1}^n (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) t_i - \varepsilon \sum_{i=1}^n (\alpha_i^+ + \alpha_i^-) \quad (13)$$

$$\text{Subject to } \sum_{i=1}^n (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) = 0$$

$$0 \leq \alpha_i^+, \alpha_i^- \leq C \text{ all } i = 1, 2, \dots, l$$

در رابطه بالا C پارامتر جریمه می‌باشد که با بیشینه شدن این تابع ضرایب α_i^+ ، α_i^- بدست می‌آیند. مسئله بهینه سازی فوق قابل حل به کمک روش‌های Quadratic Programming (QP)

ماشین بردار پشتیبان نوعی شبکه عصبی مصنوعی و یک روش داده کاوی است که توسط Vapnik طراحی شد [۲۶] و توسط Cortes و Vapnik برای حالت غیرخطی تعمیم داده شد [۲۷]. ماشین بردار پشتیبان در اصل یک دسته‌بندی کننده دو کلاسه است که در آن کلاس‌ها توسط یک مرز خطی از یکدیگر جدا می‌شوند. در این روش نزدیک‌ترین نمونه‌ها به مرز تصمیم‌گیری را برای دسته‌بندی نمونه‌ها، بردار پشتیبان می‌نامند که مشخص‌کننده‌ی معادله مرز تصمیم‌گیری هستند.



شکل ۱- تقسیم بندی دو کلاسه و نحوه تعیین بردارهای پشتیبان

SVR^۱ یک نوع ماشین بردار پشتیبان و یک روش یادگیری با نظارت است که برای رگرسیون داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرد. در واقع ماشین بردار پشتیبان، تابع رگرسیون را با یک دسته تابع خطی تخمین می‌زند. در این تابع انحراف مقادیر پیش‌بینی شده از مقادیر واقعی به میزان ε مجاز است (تابع تلفات وپنیک). در این روش با بیشینه کردن فاصله بین دو ابر صفحه گذرا از بردارهای پشتیبان، ریسک ساختاری و عدم طبقه بندی صحیح را با استفاده از خطای مورد انتظار کمینه می‌کند [۲۸].

این روش نیز مانند بسیاری از روش‌های یادگیری ماشینی، فرایند ساخت مدل شامل دو مرحله‌ی آموزش و آزمایش است. فرض کنید داده‌های آموزش شامل L نمونه به شکل $\{(x_1, t_1), (x_2, t_2), \dots, (x_l, t_l)\}$ باشند که $x_i \in R^D$ نشان‌دهنده بردار ورودی و $t_i \in R$ نشان دهنده ی خروجی مطلوب مسئله می‌باشد، تابع رگرسیون به شکل رابطه‌ی زیر می‌باشد.

² Slack Variables

¹ Support Vector Regression

در جایی که رگرسیون به صورت خطی ممکن نیست، می توان از رگرسیون غیر خطی استفاده کرد. برای اعمال رگرسیون غیرخطی بر روی داده ها می توان از انجام رگرسیون در فضای ویژگی استفاده کرد که در آن فضا قابلیت استفاده از رگرسیون خطی وجود داشته باشد. از نگاشت غیرخطی برای انتقال داده ها از فضای ورودی به فضای ویژگی استفاده می شود [۳۰]. اگر داده ها با استفاده از نگاشتی (مانند ϕ) از فضای موجود خود به فضای دیگری برده شوند، فضای دوم، فضای ویژگی خواهد بود و این عمل، انتقال از فضای اولیه به فضای ویژگی می باشد.

است. در نتیجه رسیدن به اکستریم کلی قطعی خواهد بود و خطر به دام افتادن در اکستریم محلی وجود ندارد [۲۹]. پاسخ نهایی به صورت زیر خواهد بود:

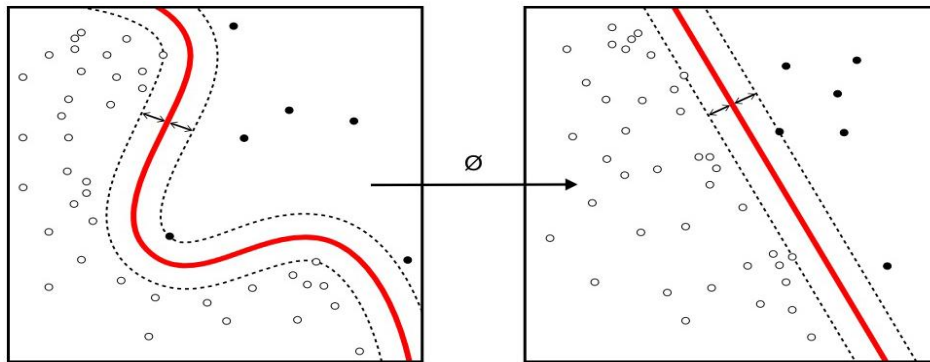
$$S = \{i | 0 < \alpha_i^+ + \alpha_i^- < C\} \quad (14)$$

$$w_0 = \sum_{i \in S} (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) x_i \quad (15)$$

$$b_0 = \frac{1}{|S|} \sum_{i \in S} (t_i - w^T x_i - \text{sing}(\alpha_i^+ - \alpha_i^-) \varepsilon) \quad (16)$$

$$y = f(x) = \sum_{i \in S} (\alpha_i^+ - \alpha_i^-) x_i^T x + b \quad (17)$$

S مجموعه بردارهای پشتیبان، w_0 بردار وزن بهینه، x_i بردار ورودی که مدل با آن آموزش داده شده، b_0 مقدار بهینه بایاس، x بردار ورودی، t_i خروجی مطلوب i ام است.



Input space X

Transformed space $\phi(X)$

شکل ۲- استفاده از فضای ویژگی و انتقال داده ها به فضای ویژگی

۴-۱- ضریب همبستگی (CC)

این ضریب میزان نزدیکی مقادیر پیش بینی شده و مقادیر واقعی را نشان می دهد. مقدار این ضریب از -۱ تا ۱ متغیر است و هرچه این مقدار به یک نزدیک تر باشد، نشان دهنده ی عملکرد مناسب مدل و یا رابطه تجربی است. در صورتی که مقدار قدر مطلق ضریب همبستگی بزرگتر از ۰/۸ باشد، همبستگی قوی میان دو مجموعه داده وجود دارد [۳۱]. معادله زیر بیانگر این پارامتر می باشد.

$$CC = R = \frac{\sum_{i=1}^n t_i o_i - n \bar{t} \bar{o}}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (t_i - \bar{t})^2 \sum_{i=1}^n (o_i - \bar{o})^2}} \quad (19)$$

در مدل ارائه شده از کرنل پایه شعاعی (RBF) به عنوان تابع کرنل استفاده شده است.

$$k(x, x_i) = \exp\left(-\frac{1}{2\sigma^2} \|x - x_i\|^2\right) \quad (18)$$

در رابطه بالا σ عرض کرنل با پایه ی شعاعی است که توسط کاربر تعیین می شود.

۴- معیارهای ارزیابی عملکرد مدل

برای بررسی نحوه ی کارکرد مدل می توان از شاخص های آماری متنوعی استفاده کرد. در این پژوهش با استفاده از دو معیار ریشه ی میانگین مربعات خطا و ضریب همبستگی کارائی مدل مورد بررسی قرار گرفته است.

$$SI = \frac{RMSE}{\bar{T}} \quad (21)$$

۵- داده‌های جمع‌آوری شده و آماده‌سازی داده‌ها

۵-۱- داده‌های مورد استفاده

نمونه‌های مورد استفاده در این پژوهش از اطلاعات آزمایشات انجام شده با موضوع ظرفیت برش پانچ در دال‌های دو طرفه مسلح شده با FRP می‌باشد. همه‌ی نمونه‌ها به صورت اتصال دال-ستون مسلح شده با FRP بوده که بدون آرماتور برشی در مقیاس واقعی ساخته و تحت بار متمرکز برشی آزمایش شده‌اند. همه‌ی دال‌های مورد آزمایش قبل از رسیدن به ظرفیت خمشی طراحی، در برش پانچ تخریب شده‌اند.

از بین ۷۴ نمونه موجود، تعداد ۵۹ نمونه (۸۰ درصد) برای آموزش و ساخت مدل و ۱۵ نمونه (۲۰ درصد) برای آزمایش و صحت‌سنجی نتایج مدل استفاده شده است. نحوه‌ی انتخاب داده‌های آموزش و آزمایش به گونه‌ای بوده که محدوده‌ی تمامی مجموعه‌ها را شامل شود.

جدول زیر مراجع داده‌های استفاده شده ارائه شده است. همچنین تعداد نمونه‌های استفاده شده از هر مرجع در مجموعه‌های آموزش و آزمایش مشخص شده است.

جدول ۱- مراجع داده‌های مورد استفاده

ردیف	مرجع مورد استفاده	تعداد کل نمونه‌های استفاده شده از مرجع مورد نظر	تعداد نمونه‌های استفاده شده در مجموعه آموزش	تعداد نمونه‌های استفاده شده در مجموعه آزمایش
۱	Banthia et al [۳۲]	۲	۲	۰
۲	Matthys and Taerwe [۲۳]	۱۳	۱۱	۲
۳	El-Ghandour et al [۲]	۵	۴	۱
۴	Ospina et al [۲۴]	۳	۲	۱
۵	Lee et al [۳۳]	۳	۲	۱
۶	Ahmed et al [۳۴]	۴	۲	۲
۷	El-Gamal et al [۲۵]	۵	۴	۱
۸	Rahman et al [۳۵]	۱	۰	۱
۹	Hassan et al [۳۶]	۱	۱	۰
۱۰	Hussein and Rashid [۳۷]	۴	۴	۰
۱۱	Zaghloul and Razaqpur [۳۸]	۱	۱	۰
۱۲	Bouguerra et al [۳۹]	۶	۵	۱
۱۳	Ramzy et al [۴۰]	۴	۳	۱
۱۴	Dulude et al [۴۱]	۱۱	۹	۲
۱۵	Hassan et al [۴۲]	۸	۷	۱

O_i مقدار خروجی مدل برای i امین داده، t_i مقدار واقعی برای i امین خروجی، \bar{O} میانگین خروجی‌های مدل، \bar{t} میانگین مقادیر واقعی، n تعداد کل نمونه‌ها می‌باشد.

۴-۲- ریشه‌ی میانگین مربعات خطا (RMSE)

این پارامتر ریشه دوم مربعات اختلاف میان مقدار پیش‌بینی شده توسط مدل یا رابطه موجود با مقدار واقعی را نشان می‌دهد. مقدار آن از صفر تا بی‌نهایت متغیر است که هر چه این مقدار به صفر نزدیک‌تر باشد نشان دهنده‌ی عملکرد مناسب مدل است. معادله‌ی زیر بیانگر این پارامتر می‌باشد.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (O_i - t_i)^2} \quad (20)$$

در این رابطه مقدار خطا دارای واحدی برابر با واحد پارامترهای ورودی آن می‌باشد.

۴-۳- ضریب پراکندگی (SI)

به منظور داشتن میزان خطا به صورت بدون بعد، از ضریب پراکندگی استفاده می‌کنیم. مقدار آن از رابطه زیر استفاده می‌شود.

۱۶	Nguyen-Minh and Rovňák [۴۳]	۳	۲	۱
مجموع		۷۴	۵۹	۱۵

۲-۵- مشخصات داده‌ها و آماده سازی آن‌ها

پارامترهای موجود در هر نمونه آزمایشگاهی که به‌عنوان ورودی SVM قرار گرفته است شامل اندازه‌ی بعد بزرگ ستون (C_x)، اندازه بعد کوچک ستون (C_y)، ارتفاع موثر دال بتی (d)، مقاومت نمونه استوانه‌ای بتن (f'_c)، مدول الاستیسیته میل‌گرد FRP (E_f)، نسبت

جدول ۱- مشخصات پارامترهای ورودی

	$C_x(mm)$	$C_y(mm)$	$d(mm)$	$f'_c(MPa)$	$E_f(GPa)$	$\rho_f(\%)$	$V_{test}(kN)$
بیشینه	۴۵۰	۶۰۰	۲۸۴	۱۱۸	۳/۷۸	۱۴۷/۶	۱۶۰۰
کمینه	۷۵	۷۵	۵۵	۲۶	۰/۱۸	۲۸/۴	۶۱
میانگین	۲۳۶/۲۲	۲۹۴/۳۲	۱۳۲/۸۳	۴۰/۷۷	۰/۹۹	۶۴/۹۳	۴۳۶/۹۰
انحراف معیار	۸۹/۲۶	۱۶۱/۰۲	۵۰/۳۹	۱۳/۱۰	۰/۷۱	۳۱/۶۶	۳۴۹/۰۵
دامنه تغییرات	۳۷۵	۵۲۵	۲۲۹	۹۲	۳/۶	۱۱۹/۲	۱۵۳۹

به همین دلیل قابلیت تعمیم‌دهی کاهش پیدا می‌کند. از طرفی اگر به این پارامتر مقادیر کوچکی داده شود SVR نسبت به وقوع خطا بر داده‌های آموزش حساسیت کمتری نشان می‌دهد.

پارامتر ϵ نیز می‌تواند مقداری بین صفر تا بی‌نهایت را داشته باشد. با افزایش ϵ تعداد بردارهای پشتیبان کاهش پیدا می‌کند که مطلوب می‌باشد. اما افزایش ϵ برای رسیدن به این هدف نادرست است، چون باعث افزایش خطا بین مقادیر خروجی مدل و خروجی مطلوب می‌شود. از طرفی مقادیر بسیار کوچک ϵ باعث افزایش تعداد بردارهای پشتیبان شده و احتمال خطر بیش آموزش شدن را افزایش می‌دهد [۲۸].

برای دست یافتن به مدل بهینه، با ترکیب‌های مختلفی از پارامترهای C و ϵ و σ (پارامتر جریمه، مقدار خطای مورد قبول در تابع تلفات، پارامتر کرنل RBF) مدل SVR بر روی داده‌های آموزش ساخته می‌شود و با بررسی شاخص‌های آماری بر روی داده‌های آموزش و آزمایش، کارایی مدل بررسی می‌شود. شکل ۳ روند ساخت مدل بهینه را نشان می‌دهد.

برای معرفی مشخصات نمونه‌ها به مدل تمامی پارامترهای ورودی ذکر شده مانند d به بازه‌ی ۰/۱ تا ۰/۹ مقیاس شده‌اند و به اصطلاح نرمالایز شده‌اند. برای این کار از رابطه‌ی زیر استفاده می‌کنیم [۴۴].

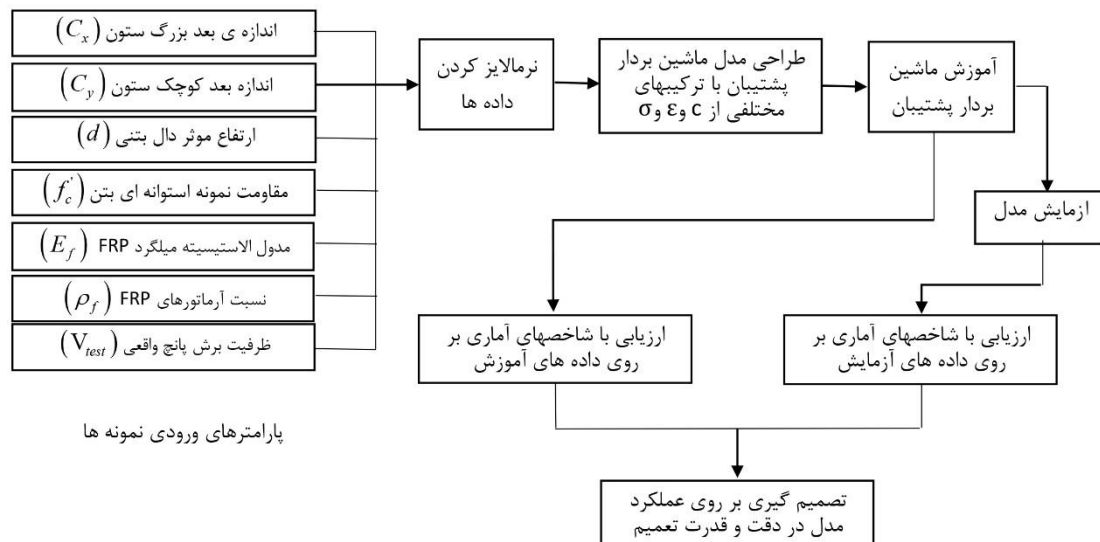
$$d_{Scaled} = (0.9 - 0.1) * \left[\frac{d - d_{min}}{d_{max} - d_{min}} \right] + 0.1 \quad (22)$$

۶- ساخت مدل

برای ساخت مدل ماشین بردار پشتیبان تنظیم پارامترهای C و ϵ به عهده‌ی کاربر می‌باشد.

پارامتر C می‌تواند مقادیری بین بازه‌ی صفر تا بی‌نهایت را داشته باشد. نقش آن تعادل بین کمینه کردن ریسک تجرب و بیشینه کردن قابلیت تعمیم‌دهی است. با این پارامتر چگونگی اثرگذاری اصل کمینه کردن ریسک ساختاری نمایان می‌شود [۴۵]. وقتی به این پارامتر مقادیر بزرگی داده می‌شود، SVR اجازه وقوع خطا به داده‌های آموزش را نمی‌دهد و یک مدل پیچیده خواهد شد.

پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با ...



شکل ۳- روند ساخت مدل SVM

مقادیر پارامترهای C ، ϵ ، σ و تعداد بردارهای پشتیبان در مدل ضریب همبستگی و RMSE در جدول زیر نشان داده شده بهینه و همچنین نتایج عملکرد مدل بهینه‌ی ساخته شده بر روی داده‌های آموزش و آزمایش با استفاده از شاخص‌های آماری

جدول ۲- مشخصات مدل بهینه شده

	C	ϵ	σ	تعداد بردارهای پشتیبان	CC=R	RMSE(kN)	SI
داده‌های مجموعه آموزش	۱۰۰۰	۰/۰۰۸	۱	۴۸	۰/۹۹۴	۳۵/۹	۰/۰۸
داده‌های مجموعه آزمایش					۰/۹۹۵	۳۵/۰	۰/۰۸

۷- رابطه تجربی برگزیده
 برای پیدا کردن بهترین رابطه تجربی، به منظور تخمین ظرفیت برش پانچ نمونه‌های مورد استفاده، ظرفیت برش پانچ هر یک از نمونه‌ها محاسبه شده است که با استفاده از شاخص‌های آماری با مقدار واقعی آن مقایسه می‌شود.

باتوجه به جدول ۴، رابطه ACI318 به دلیل داشتن ضریب همبستگی بیشتر نسبت به سایر روابط موجود و همچنین داشتن $V_{test}/V_{predicted}$ (نسبت برش واقعی به برش پیش‌بینی شده توسط رابطه) نزدیک به یک و داشتن مقدار RMSE و SI کمتر، به عنوان رابطه برگزیده انتخاب می‌شود.

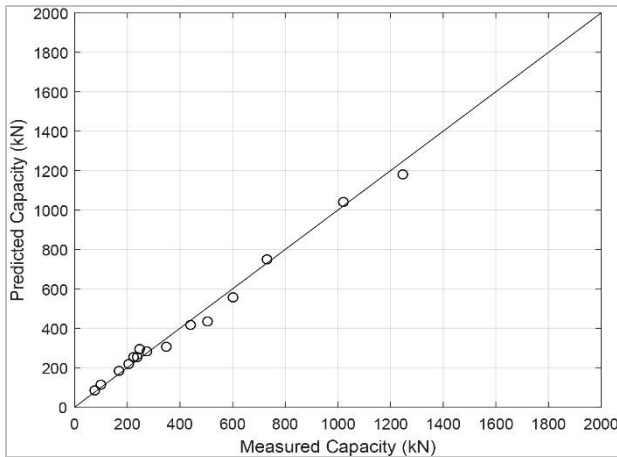
جدول ۳- شاخص‌های آماری اندازه‌گیری شده برای روابط تجربی

	ACI318	BS 8110	ACI 440	El-Ghandour	Matthys	Ospin	El-Gamal
Mean ($V_{test}/V_{predicted}$)	۰/۹۷	۱/۰۴	۲/۴۳	۱/۴۳	۱/۳۷	۱/۱۴	۱/۱۲
CC=R	۰/۹۲۱	۰/۸۹۵	۰/۸۹۷	۰/۹۲۰	۰/۹۱۴	۰/۹۱۳	۰/۹۱۰
RMSE(KN)	۱۴۴/۹۱	۱۵۵/۴	۳۳۵/۰	۱۹۵/۶	۲۱۰/۰	۱۴۸/۳	۱۵۰/۴
SI	۰/۳۰۴	۰/۳۶	۰/۷۷	۰/۴۵	۰/۴۸	۰/۳۴	۰/۳۴

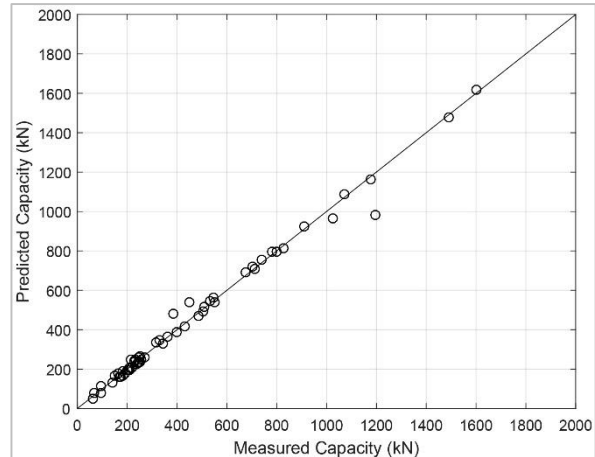
۸- تحلیل و مقایسه نتایج
 در این بخش به مقایسه‌ی عملکرد رابطه تجربی برگزیده و مدل SVR بهینه شده پرداخته می‌شود؛ به این منظور نمودارهای مقایسه‌ای بین ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده و ظرفیت باربری

پیش‌بینی شده رسم شده است. در شکل ۴ نمودار ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده در برابر ظرفیت باربری پیش‌بینی شده توسط مدل SVR و در شکل ۵ نمودار ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده در

برابر ظرفیت باربری پیش‌بینی شده توسط رابطه برگزیده رسم شده است.

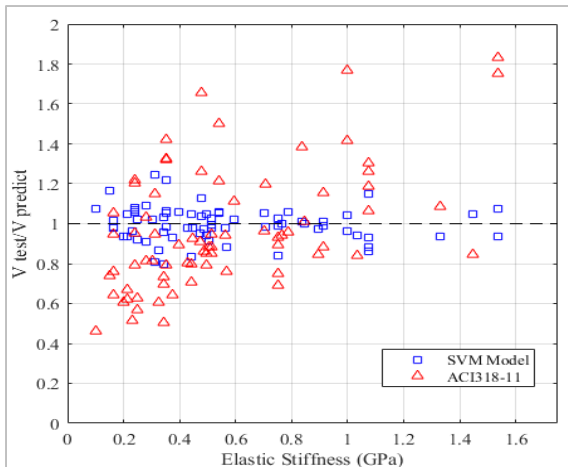


ب) بر روی داده‌های آزمایش



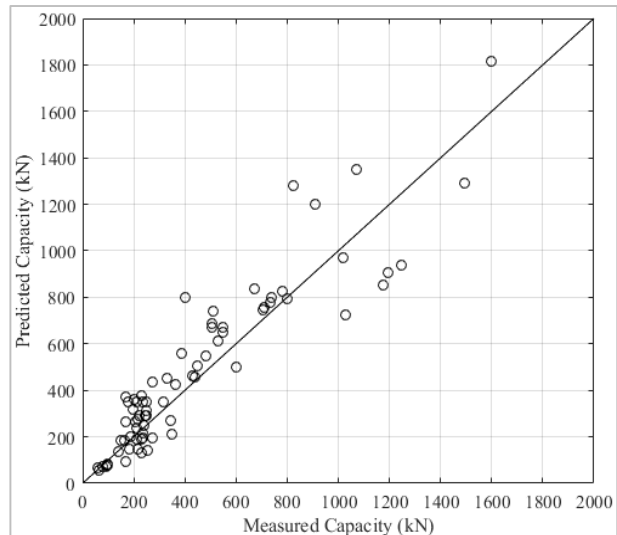
الف) بر روی داده‌های آموزش

شکل ۴- مقایسه بین ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده و ظرفیت باربری پیش‌بینی شده توسط مدل SVR گسترش داده شده با تابع کرنل RBF



شکل ۶- مقایسه بین مدل SVM و رابطه تجربی برگزیده

برای مقایسه بهتر، شاخص‌های آماری ضریب همبستگی و RMSE برای رابطه تجربی برگزیده و مدل SVR حساب شده و در جدول زیر آورده شده است.



شکل ۵- مقایسه بین ظرفیت باربری اندازه‌گیری شده و ظرفیت باربری پیش‌بینی شده توسط رابطه تجربی برگزیده

جدول ۴- شاخص‌های آماری ضریب همبستگی و RMSE برای رابطه تجربی برگزیده و مدل SVR

	CC=R	RMSE (kN)	SI
رابطه تجربی برگزیده	۰/۹۲۱	۱۴۴/۹۱	۰/۳۰۴
مدل SVR	۰/۹۹۵	۳۵/۹	۰/۰۸

۹- نتیجه‌گیری

در این مقاله قابلیت روش ماشین بردار پشتیبان با تابع کرنل پایه شعاعی (RBF) و روابط تجربی موجود در پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP مورد ارزیابی قرار گرفت؛ با استفاده از مدل ماشین بردار پشتیبان می‌توان ظرفیت

با توجه به نمودارها و جدول رسم شده، مدل ماشین بردار پشتیبان دارای خطای کمتر و ضریب همبستگی بیشتر است که نشان‌دهنده کارایی بیشتر مدل نسبت به روابط تجربی موجود می‌باشد.

Compos. Struct., vol. 92, no. 12, pp. 2817–2829, Nov. 2010.

[8] H. Naderpour, P. Fakharian, and F. Mostakhdemin Hosseini, "Prediction of Behavior of FRP-Confined Circular Reinforced Concrete Columns using Artificial Neural Network," 8th National Conference on Concrete, Tehran, Iran, 2016.

[9] H. Naderpour and S. A. Alavi, "A Proposed Model to Estimate Shear Contribution of FRP in Strengthened RC Beams in terms of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System," Compos. Struct., Mar. 2017.

[10] H. Naderpour, P. Fakharian, "Predicting the Torsional Strength of Reinforced Concrete Beams Strengthened with FRP Sheets in terms of Artificial Neural Networks. Journal of Structural and Construction Engineering," 2017; doi: 10.22065/jsce.2017.70668.1023

[11] M. Ahmadi, H. Naderpour, and A. Kheyroddin, "Utilization of artificial neural networks to prediction of the capacity of CCFT short columns subject to short term axial load," Arch. Civ. Mech. Eng., vol. 14, no. 3, pp. 510–517, 2014.

[12] A. Kheyroddin, H. Naderpour, and M. Ahmadi, "Compressive Strength of Confined Concrete in CCFST Columns," J. Rehabil. Civ. Eng., vol. 2, no. 1, pp. 71–80, 2014.

[13] D. Rezazadeh Eidgahee, F. Fasihi, and H. Naderpour, "Optimized Artificial Neural Network for Analyzing Soil-Waste Rubber Shred Mixtures," Sharif Journal of Civil Engineering, Vol 31.2, no. 1.1, pp. 105-111, 2015.

[14] H. Naderpour, HR Vosoughifar, and E. Ghobakhloo, "Evaluation of Effective Parameters on Wave Diffraction of Far-Fault Ground Motions Using Artificial Neural Networks" Sharif Journal of Civil Engineering, Vol 32.2, no. 1.1, pp. 13-23, 2016.

[15] S.R. Hosseini Vaez, H. Naderpour, and M. Barati, "Estimating the behavior of RC beams strengthened with NSM system using artificial neural networks," Journal of Structural and Construction Engineering, vol. 4, no. 4, pp. 16-28. 2017. doi: 10.22065/jsce.2017.44332

[16] A. Kordjazi, and F. Pooya Nejad, "Prediction of Ultimate Bearing Capacity of Axially Loaded Piles Using a Support Vector Machine," Journal of Civil Engineering, vol. 24, no. 1, pp. 71-90. 2013, doi:10.22067/civil.v24i1.22007

[17] I. M. Metwally, "Prediction of punching shear capacities of two-way concrete slabs reinforced with FRP bars," HBRC J., vol. 9, no. 2, pp. 125–133, 2013.

برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP را بدون صرف هزینه و زمان زیاد استفاده کرد.

از بین روابط تجربی موجود، رابطه‌ی ACI318 به دلیل داشتن ضریب همبستگی بیشتر و همچنین RMSE و SI کمتر، دارای عملکرد مناسب‌تری بوده و به‌عنوان رابطه تجربی برگزیده انتخاب شد.

در مدل بهینه شده از بین ۷۴ نمونه موجود ۳۷ مورد دارای خطایی کمتر از ۵ درصد داشته اند و ۲۲ مورد نیز دارای خطای کمتر از ۱۰ درصد بوده‌اند و در مجموع میانگین درصد خطای تمامی نمونه‌ها برابر ۶/۵ درصد می‌باشد.

با ارزیابی مدل SVR و رابطه تجربی برگزیده با استفاده از شاخص‌های آماری مشخص می‌شود که مدل SVR عملکرد بهتری در پیش‌بینی ظرفیت برش پانچ دال‌های بتنی مسلح شده با FRP را دارد و ظرفیت برشی پیش‌بینی شده توسط SVR به مقدار واقعی نزدیکتر است.

۱۰- مراجع

[1] Kurtoglu, A. E., A. Çevik, H. M. Albegmpri, M. E. Gülsan, and M. Bilgehan, "Reliability-based modeling of punching shear capacity of FRP-reinforced two-way slabs," Comput. Concr., vol. 17, no. 1, pp. 87–106, 2016.

[2] A. W. El-Ghandour, K. Pilakoutas, and P. Waldron, "Punching Shear Behavior of Fiber Reinforced Polymers Reinforced Concrete Flat Slabs: Experimental Study," J. Compos. Constr., vol. 7, no. 3, pp. 258–265, Aug. 2003.

[3] Z. Bazant and Z. Cao, "Size effect in punching shear failure of slabs," ACI Structural Journal. 1987.

[4] J. Bai, Advanced fibre-reinforced polymer (FRP) composites for structural applications. Elsevier, 2013.

[5] D.-T. Vu and N.-D. Hoang, "Punching shear capacity estimation of FRP-reinforced concrete slabs using a hybrid machine learning approach," Struct. Infrastruct. Eng., vol. 12, no. 9, pp. 1153–1161, Sep. 2016.

[6] L. C. Hollaway, "A review of the present and future utilisation of FRP composites in the civil infrastructure with reference to their important in-service properties," Constr. Build. Mater., vol. 24, no. 12, pp. 2419–2445, Dec. 2010.

[7] H. Naderpour, A. Kheyroddin, and G. G. Amiri, "Prediction of FRP-confined compressive strength of concrete using artificial neural networks,"

- Fiber-Reinforced Plastic Grid,” *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 7, no. 4, pp. 252–257, Nov. 1995.
- [33] J.-H. Lee, Y.-S. Yoon, W. D. Cook, and D. Mitchell, “Improving punching shear behavior of glass fiber-reinforced polymer reinforced slabs,” *ACI Struct. J.*, vol. 106, no. 4, p. 427, 2009.
- [34] S. H. Ahmad, P. Zia, T. J. Yu, and Y. Xie, “Punching Shear Tests of Slabs Reinforced with 3-Dimensional Carbon Fiber Fabric,” *Concr. Int.*, vol. 16, no. 6, pp. 36–41, 1994.
- [35] A. H. Rahman, C. Y. Kingsley, and K. Kobayashi, “Service and ultimate load behavior of bridge deck reinforced with carbon FRP grid,” *J. Compos. Constr.*, vol. 4, no. 1, pp. 16–23, 2000.
- [36] T. Hassan, A. Abdelrahman, G. Tadros, and S. Rizkalla, “Fibre reinforced polymer reinforcing bars for bridge decks,” *Can. J. Civ. Eng.*, vol. 27, no. 5, pp. 839–849, 2000.
- [37] A. Hussein, I. Rashid, and B. Benmokrane, “Two-way concrete slabs reinforced with GFRP bars,” in *Advanced Composite Materials in Bridges and Structures. In Proceeding of the 4th International Conference on Advanced Composite Materials in Bridges and Structures, CSCE, Calgary, Alta., Canada, July, 2004*, pp. 20–23.
- [38] A. E. Zaghoul and A. G. Razaqpur, “Punching shear behavior of CFRP reinforced concrete flat plates,” *Proc. Int. Conf. on Compos. Constr.*, 2003.
- [39] K. Bouguerra, E. A. Ahmed, S. El-Gamal, and B. Benmokrane, “Testing of full-scale concrete bridge deck slabs reinforced with fiber-reinforced polymer (FRP) bars,” *Constr. Build. Mater.*, vol. 25, no. 10, pp. 3956–3965, 2011.
- [40] Z. Ramzy, Z. Mahmoud, and T. Salma, “Punching behavior and strength of two-way concrete slab reinforced with glass-fiber reinforced polymer (GFRP) rebars,” *Struct. Compos. Infrastructures Appl. Conf.*, 2007.
- [41] C. Dulude, *Poinçonnement des dalles bidirectionnelles en béton armé d’armature de polymères renforcés de fibres de verre. Université de Sherbrooke*, 2011.
- [42] M. Hassan, E. Ahmed, and B. Benmokrane, “Punching-shear strength of normal and high-strength two-way concrete slabs reinforced with GFRP bars,” *J. Compos. Constr.*, vol. 17, no. 6, p. 4013003, 2013.
- [43] L. Nguyen-Minh and M. Rovňák, “Punching shear resistance of interior GFRP reinforced slab-column connections,” *J. Compos. Constr.*, vol. 17, no. 1, pp. 2–13, 2012.
- [44] V. H. Jariwala, P. V. Patel, and S. P. Purohit, “Strengthening of RC beams subjected to combined torsion and bending with GFRP
- [18] H. Naderpour, M. Gholami, and P. Fakharian “Application of Artificial Neural Network in Punching Shear Capacity of FRP-Reinforced Slabs,” 8th National Conference on Concrete, Tehran, Iran, 2016.
- [19] H. Akbarpour and M. Akbarpour, “Prediction of punching shear strength of two-way slabs using artificial neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system,” *Neural Comput. Appl.*, Mar. 2016.
- [20] ACI committee 318, “Building Code Requirements For Structural Concrete and Commentary. ACI 318-11.” American Concrete Institute, 2011.
- [21] British Standard, “Structural use of concrete - Part 1. Code of practice for design and construction.” pp. 1–128, 1997.
- [22] ACI Committee 440, “Guide for the Design and Construction of Concrete Reinforced with FRP Bars. ACI 440.1R-06.” American Concrete Institute, 2006.
- [23] S. Matthyss and L. Taerwe, “Concrete Slabs Reinforced with FRP Grids. II: Punching Resistance,” *J. Compos. Constr.*, vol. 4, no. 3, pp. 154–161, Aug. 2000.
- [24] C. E. Ospina, S. D. B. Alexander, and J. J. R. Cheng, “Punching of two-way concrete slabs with fiber-reinforced polymer reinforcing bars or grids,” *Struct. J.*, vol. 100, no. 5, pp. 589–598, 2003.
- [25] S. El-Gamal, E. El-Salakawy, and B. Benmokrane, “Behavior of concrete bridge deck slabs reinforced with fiber-reinforced polymer bars under concentrated loads,” *ACI Struct. J.*, vol. 102, no. 5, p. 727, 2005.
- [26] V. Vapnik, “The nature of statistical learning.” Springer, New York, 1995.
- [27] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Mach. Learn.*, vol. 20, no. 3, pp. 273–297, 1995.
- [28] P. Samui, “Support vector machine applied to settlement of shallow foundations on cohesionless soils,” *Comput. Geotech.*, vol. 35, no. 3, pp. 419–427, 2008.
- [29] N. Cristianini and J. Shawe-Taylor, “An introduction to support vector machines.” Cambridge University Press Cambridge, 2000.
- [30] J. S. Yazdi, F. Kalantary, and H. S. Yazdi, “Prediction of Elastic Modulus of Concrete Using Support Vector Committee Method,” *J. Mater. Civ. Eng.*, vol. 25, no. 1, pp. 9–20, 2013.
- [31] M. Smith, *Neural networks for statistical modeling.* Thomson Learning, 1993.
- [32] N. Banthia, M. Al-Asaly, and S. Ma, “Behavior of Concrete Slabs Reinforced with

composites,” *Procedia Eng.*, vol. 51, no. NUiCONE 2012, pp. 282–289, 2013.

[45] Y. B. Dibike, S. Velickov, D. Solomatine, and M. B. Abbott, “Model induction with support vector machines: introduction and applications,” *J. Comput. Civ. Eng.*, vol. 15, no. 3, pp. 208–216, 2001.

Prediction of Punching Shear Capacity of RC Slabs using Support Vector Machine

Hosein Naderpour

Associate Professor, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran

Ebrahim Nourmohammadi

B.S. Student, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran

Pouyan Fakharian*

Ph. D. Candidate, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran

Abstract

In recent years, FRP composites have been widely used due to the high strength-to-weight and stiffness-to-weight ratios, high durability potential, and light weight. Also when there is a possibility of steel bars corrosion, the FRP reinforcing bars are good alternative for reinforced concrete slabs. So far, many experimental equations have been presented to estimate the shear capacity of concrete slabs but, in many problems, data mining was more accurate than experimental equations. The support vector machine is one of the methods of data mining. In this article, nonlinear support vector machine regression was used to evaluate the shear behavior of concrete slabs reinforced with FRP. The data used in this study, which included 74 concrete slab samples, was obtained from articles published in this field. The punching shear strength was calculated by using the ACI 318, BS 8110 and ACI 440 building codes and the existing formulas, were compared with those of the proposed model. The model has the coefficient correlation of 0.995 and coefficient of dispersion of 0.08. Finally comparing the model with corresponding statistical indicators of experimental equations, it can be declared that the proposed model has a good level of precision.

Keywords: Punching Shear, Concrete Slab, Fiber Reinforced Polymer, Data Mining, Support Vector Machine.

* Corresponding Author: pouyanfakharian@gmail.com