

پیش‌بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح با استفاده از الگوریتم‌های ANFIS و SVR

محمدرضا محمدی زاده *

استادیار، گروه مهندسی عمران، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران.

فرناز اسفندنیا

دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشگاه هرمزگان، بندرعباس، ایران.

چکیده

برآورد دقیق مقاومت برشی در تیرهای بتن مسلح یک موضوع اساسی در طراحی مهندسی است. با این حال، پیش‌بینی مقاومت برشی در این نوع تیرها دارای دقت بالایی نمی‌باشد. از جمله راهکارهایی که در سال‌های اخیر جهت ارائه یک مدل مناسب برای پیش‌بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح پیشنهاد شده است، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی (AI) می‌باشد. در این مطالعه قابلیت کاربرد الگوریتم‌های رگرسیون بردار پشتیبان (SVR) و استنتاج فازی عصبی (ANFIS) برای پیش‌بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح بررسی گردید و نتایج حاصله با الگوریتم ANN و آیین‌نامه‌های موجود مقایسه شد. برای این منظور دهانه برش، طول مؤثر تیر، عمق مؤثر، عرض مقطع، مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن، تنش تسلیم آرماتورهای طولی، تنش تسلیم آرماتورهای عرضی، درصد آرماتور طولی و درصد آرماتورهای برشی به‌عنوان پارامترهای ورودی و مقاومت برشی تیر بتن مسلح به‌عنوان پارامتر خروجی انتخاب گردید. نتایج مطالعه نشان داد که الگوریتم‌های ANFIS و SVR با خطای مربع میانگین ریشه (RMSE) برابر با ۰/۱۵ و ۰/۰۹ مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح را با دقت بسیار زیادی پیش‌بینی می‌نمایند و از این جهت می‌توانند جایگزین مناسبی برای الگوریتم‌های زمان‌بر مانند ANN و روش‌های پرهزینه آزمایشگاهی باشند.

واژه‌های کلیدی: ظرفیت برشی، تیر بتن مسلح، ANFIS، SVR.

* نویسنده مسئول: mrz_mohammadizadeh@hormozgan.ac.ir

۱- مقدمه

ورودی‌ها و خروجی‌ها یا برای پیدا کردن الگو و طرحی در داده‌ها مورد استفاده قرار می‌گیرند. شبکه‌های عصبی مصنوعی نیز با الهام از سیستم پردازش اطلاعات مغز انسان، طراحی شده و توانایی آنها در تقریب الگوهای یک مسئله سبب افزایش دامنه کاربرد این شبکه‌ها شده است. اگرچه این الگوریتم در بسیاری از مسائل و برنامه‌های کاربردی به کار گرفته می‌شود ولیکن توسعه آن می‌تواند زمان‌گیر باشد. الگوریتم ماشین بردار پشتیبان (SVM^۴) یکی از مهم‌ترین الگوریتم‌ها در حوزه شبکه‌های عصبی مصنوعی و مدل‌سازی‌های غیرخطی می‌باشد که در سال‌های اخیر کارایی خوبی نسبت به روش‌های قدیمی‌تر از جمله شبکه‌های عصبی برای طبقه‌بندی و تخمین توابع نشان داده است [۴-۵]. الگوریتم رگرسیون بردار پشتیبان (SVR^۵) نسخه‌ای از SVM می‌باشد که در آن به جای طبقه‌بندی از عمل رگرسیون در SVM استفاده می‌شود. هدف از این الگوریتم به حداقل رساندن خطاهای حساس در مجموعه آموزشی می‌باشد. الگوریتم SVR از توابع کرنل^۶ غیرخطی برای ارائه داده‌های اولیه به بعدی بالاتر استفاده می‌نماید. از دیگر الگوریتم‌های پر کاربرد در هوش مصنوعی می‌توان سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی (ANFIS^۷) را نام برد. این سیستم‌ها از قابلیت پیش‌بینی مناسبی برخوردار می‌باشند. در این الگوریتم‌ها ویژگی‌های برجسته سیستم استنتاج فازی (FIS^۸) و شبکه‌های عصبی مصنوعی با یکدیگر ترکیب می‌گردند.

در سیستم استنتاج تطبیقی فازی-عصبی قوانین فازی نمونه‌ها از طریق شبکه‌های عصبی (ANN) تعیین می‌شود [۶]. در سال‌های اخیر، استفاده از روش‌های هوشمند در مطالعات پیش‌بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح مورد توجه محققان زیادی قرار گرفته است. اوزان^۹ و همکاران (۲۰۰۹)، به بررسی دقت روش شبکه عصبی مصنوعی و مدل‌های فازی برای تخمین مقاومت فشاری طولانی مدت در بتن حاوی میکروسیلیس^{۱۰} پرداختند [۷]. کشاورز و ترکیان^{۱۱} (۲۰۱۸) به مطالعه کاربرد الگوریتم‌های ANN و ANFIS در تعیین مقاومت فشاری بتن پرداختند. نتایج به دست آمده نشان دادند که ANN و ANFIS از الگوریتم‌های موفق

امروزه سازه‌های بتنی بسیار استفاده می‌شود. چندین حالت شکست در المان‌های سازه‌ای بتن وجود دارد. شکست برشی از جمله مهم‌ترین و نامطلوب‌ترین حالات شکست می‌باشد. شکست برشی که بر اثر نیروهای برشی و گشتاور خمشی به وجود می‌آید، با انحراف بسیار کوچک و عدم شکل‌پذیری مشخص می‌شود [۱]. چنین شکستی به صورت ناگهانی و بدون هیچ هشدار رخ می‌دهد. از همین رو، بتن‌های مسلح (RC^۱) جهت مقاومت در برابر شکست برشی به کار گرفته می‌شوند. با توجه به پیچیدگی مکانیزم‌های برشی تیرهای بتن مسلح و تأثیرگذاری پارامترهای مختلف، ایجاد یک مدل کلی جهت تخمین دقیق ظرفیت برشی، دشوار می‌باشد و اکثر آیین‌نامه‌های طراحی و دستورالعمل‌های تعریف شده برای ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح به صورت تجربی به دست آمده است. همچنین در بسیاری از پژوهش‌ها تلاش شده است که ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح با استفاده از روابط تجربی مختلف و مدل‌های تحلیلی، پیش‌بینی شود [۲-۳]. بهبود عملکرد پیش‌بینی در طراحی تیرهای بتن مسلح از اهمیت بسیار زیادی برخوردار است، بنابراین یک مدل مؤثر جهت افزایش دقت پیش‌بینی ظرفیت برشی برای انواع مختلف تیر بتن مسلح نیاز است. از جمله راهکارهایی که در سال‌های اخیر جهت ارائه یک مدل مناسب برای انجام این کار پیشنهاد شده است، استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی (AI^۲) می‌باشد. در دهه‌های اخیر شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANN^۳) برای پیش‌بینی خواص بتن مورد استفاده قرار گرفته است. مدل شبکه عصبی یک ابزار قدرتمند برای مدل‌سازی انواع سیستم‌های سازه‌ای است و از دقت شبیه‌سازی بیشتری نسبت به روش‌های مختلف و الگوریتم‌های موجود برخوردار است.

مهم‌ترین مزیت این مدل، آن است که نیاز به یک حل بسته دقیق نمی‌باشد. شبکه‌های عصبی به طور خودکار یک ارتباط برای ساختار شبکه از طریق کاربرد داده‌های تجربی در یک الگوریتم یادگیری ایجاد می‌کنند و ابزار مدل کردن اطلاعات آماری غیر خطی هستند. آن‌ها معمولاً برای مدل کردن روابط پیچیده بین

⁷ Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

⁸ Fuzzy Inference System

⁹ Ozan

¹⁰ Silica Fume

¹¹ Keshavarz and Torkian

¹ Reinforced concrete

² Artificial Intelligence

³ Artificial Neural Network

⁴ Support Vector Machine

⁵ Support Vector Regression

⁶ Kernel

مقاومت برشی نهایی تیر بتن آرمه می‌باشد. برای این منظور یک پایگاه داده از گزارش نتایج تجزیه و تحلیل مطالعات موجود گردآوری شده است. در این الگوریتم‌ها از روش اعتبارسنجی k -fold برای تعریف داده‌های آموزشی و تستی استفاده شده و بر اساس این داده‌ها پیش‌بینی صورت گرفته است. در نهایت کارایی و عملکرد الگوریتم‌های SVR و ANFIS در تخمین میزان ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح با مقادیر روابط آیین‌نامه‌های امریکا و کانادا و نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی مقایسه می‌شوند.

۲- مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح

در آیین‌نامه ساختمانی ACI [۱۴]، روابط (۱)، (۲) و (۳) مربوط به محاسبه ظرفیت برشی در تیرهای بدون مسلح برشی می‌باشد که عبارت است از:

$$v_c = V_c / b_w d = \left(0.16 \sqrt{f'_c} + 17.2 \rho_w \frac{V_u d}{M_u} \right) \quad (1)$$

که در این رابطه b_w عرض تیر، d عمق مؤثر تیر، f'_c مقاومت فشاری بتن نمونه استوانه‌ای، ρ_w نسبت آرماتور کشش طولی، V_u و M_u برش و گشتاور در مقطع بحرانی می‌باشند.

برای تیرهایی که دارای آرماتور برشی باشند، این آیین‌نامه مقاومت برشی را متشکل از سهم برش بتن و سهم آرماتور برشی تعریف می‌کند و مقاومت برشی اسمی تیر عمیق V_n شامل مقاومت برشی به‌دست آمده از سهم بتن V_c و مقاومت برشی به‌دست آمده از سهم میلگردها V_s خواهد بود.

$$V_n = V_c + V_s \quad (2)$$

که در آن V_s به ترتیب زیر بیان می‌شود:

$$V_s = \frac{A_v f_{yv}}{b_w s} = \rho_v f_{yv} \quad (3)$$

در معادله فوق، A_v مساحت میلگردهای برشی، f_{yv} تنش تسلیم خاموت‌ها، s فاصله خاموت‌ها و ρ_v نسبت میلگردهای برشی می‌باشد. ACI بیان می‌کند که سهم برشی بتن و سهم آرماتور برشی

برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن می‌باشند. همچنین نتایج نشان داد که ANFIS نسبت به ANN دارای دقت بالاتری در پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن می‌باشد [۸]. در مطالعه منصور^۱ و همکاران (۲۰۰۳) از شبکه‌های عصبی مصنوعی (ANNs) برای پیش‌بینی مقاومت برشی نهایی تیر بتن مسلح با آرماتور عرضی استفاده شده است. مقایسه نتایج با مدل‌های پیشنهاد شده قبلی نشان می‌دهد که شبکه عصبی مصنوعی دارای پتانسیلی بسیار قوی به عنوان یک ابزار برای تخمین ظرفیت برشی تیر بتن مسلح در محدوده پارامترهای ورودی می‌باشد [۹]. پارایگو^۲ و همکاران (۲۰۱۹) به مطالعه پیش‌بینی ظرفیت برشی تیرهای عمیق بتن مسلح با استفاده از ترکیب مدل‌های یادگیری ماشین از طریق وزن‌دهی جمعی تطبیقی پرداختند [۱۰]. لی^۳ و همکاران (۲۰۰۷) با استفاده از الگوریتم SVR مقاومت فشاری بتن را پیش‌بینی نمودند. نتایج حاصل از این مطالعه نشان داد الگوریتم SVR در تخمین صحت نتایج و همچنین زمان محاسبات بسیار کارآمد بوده و نسبت به سایر روش‌های هوش مصنوعی نتایج بهتری را ارائه می‌نماید [۱۱]. موزومدر^۴ و همکاران (۲۰۱۷) از رگرسیون بردار پشتیبان برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن‌های محصور شده با FRP استفاده نمودند. نتایج نشان داد که روش رگرسیون بردار پشتیبان می‌تواند ابزار مناسبی برای پیش‌بینی مقاومت فشاری بتن محصور شده با FRP باشد [۱۲]. همچنین از تحقیق فام^۵ و همکاران می‌توان به عنوان یکی از جامع‌ترین پژوهش‌های پیش‌بینی با استفاده از الگوریتم‌های هوش مصنوعی و یادگیری ماشین در حوزه مهندسی عمران نام برد. در این تحقیق با استفاده از الگوریتم‌های مختلف یادگیری ماشین مانند PANFIS^۶، GANFIS^۷، SVR و ANN به پیش‌بینی ظرفیت برشی خاک نرم پرداخته شده است. نتایج این پژوهش نشان می‌دهد که الگوریتم PANFIS بالاترین قابلیت پیش‌بینی برخوردار است [۱۳]. با توجه به مطالعات انجام شده قبلی می‌توان مشاهده نمود که با استفاده از الگوریتم‌های SVR و ANFIS می‌توان مسائل پیش‌بینی را در حوزه‌های مختلف حل نمود. هدف در نظر گرفته شده در این مطالعه، بررسی قابلیت استفاده از دو الگوریتم SVR و ANFIS برای تخمین

⁶ Particle Swarm Optimization - Adaptive Network based Fuzzy Inference System

⁷ Genetic Algorithm - Adaptive Network based Fuzzy Inference System

¹ Mansour. M.Y

² Parayogo & et al.

³ Lee

⁴ Mozumder

⁵ Pham & et al.

مقدار ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح نیز به عنوان خروجی این الگوریتم‌ها می‌باشد. در جدول ۱، محدوده پارامترهای ورودی داده‌های مذکور، نشان داده شده است.

جدول ۱- بازه پارامترهای ورودی برای الگوریتم های ANFIS و SVR [۹]

پارامتر ورودی	بازه
f'_c (MPa)	۱۲/۷ - ۴۲/۲
f_{yt} (MPa)	۳۴۰ - ۱۰۲۹
f_{yt} (MPa)	۲۵۰ - ۱۴۳۱
a/d	۱/۵۶ - ۷/۲
b_w (mm)	۱۴۰ - ۳۰۵
D(mm)	۲۴۴ - ۴۹۵/۳
L/d	۳/۳۳ - ۱۴/۴
ρ_1 (%)	۰/۶۱ - ۴/۷۶
ρ_t (%)	۰/۰۹۹ - ۱/۴۷

به منظور عملکرد بهتر در پیش‌بینی ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح با استفاده از الگوریتم های ANFIS و SVR، مقادیر پارامترهای مؤثر پس از نرمال‌سازی مورد استفاده قرار می‌گیرد. برای این منظور با استفاده از رابطه (۸) مقادیر داده‌های ورودی در بازه (۱+، -۱) قرار می‌گیرد [۹].

$$U = -1 + 2 \times \frac{(X - X_i)}{(X_u - X_i)} \quad (8)$$

که در این رابطه X مقدار واقعی پارامترها، X_i و X_u به ترتیب به عنوان مقادیر کمینه و بیشینه هر پارامتر می‌باشند.

۳- رگرسیون بردار پشتیبان (SVR)

SVR مدل رگرسیونی از ماشین بردار پشتیبان (SVM) می‌باشد [۱۶]. SVM یک الگوریتم داده محور است که از روش‌های یادگیری با نظارت برای مسائل طبقه‌بندی، رگرسیون و پیش‌بینی به کار گرفته می‌شود [۱۷]. این روش بر مبنای تئوری یادگیری آماری استوار است که از اصل نظارت بر واکنش (SRM) بهره می‌گیرد و موجب یک جواب بهینه کلی می‌گردد. هدف SVR این است که تابع $f(x)$ را برای الگوهای آموزشی X طوری تشخیص دهد که

نباید بیش از $0.3\sqrt{f'_c}$ و $0.66\sqrt{f'_c}$ در نظر گرفته شوند. در آیین نامه CSA [۱۵] نیز همانند آیین‌نامه ACI مقاومت برشی کل تیر بتنی متشکل از دو مقاومت برشی به دست آمده از سهم بتن و مقاومت برشی به دست آمده از سهم میلگردهای برشی است. در آیین نامه CSA دو رابطه برای سهم برش بتن (v_c) بسته به مقدار مقاومت سازی عرضی و عمق مؤثر d تیر بر اساس رابطه (۴) ارائه شده است:

$$v_c = \frac{V_c}{b_w d} = 0.2 \sqrt{f'_c} \quad (4)$$

با شرط:

$$A_v \geq \frac{0.006 \sqrt{f'_c} b_w s}{f_{yv}} \quad \text{یا} \quad d \leq 300 \text{ mm} \quad (5)$$

و یا:

$$v_c = \frac{V_c}{b_w d} = \left(\frac{260}{1000 + d} \right) \sqrt{f'_c} \geq 0.1 \sqrt{f'_c} \quad (6)$$

با شرط:

$$A_v < \frac{0.006 \sqrt{f'_c} b_w s}{f_{yv}} \quad \text{یا} \quad d > 300 \text{ m} \quad (7)$$

سهم مقاومت برشی تیر عمیق از میلگردهای برشی همانند رابطه ارائه شده برای V_s در آیین نامه ACI می‌باشد.

۲- پایگاه داده ها

در مطالعه حاضر، برای پیش‌بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح با استفاده از الگوریتم های ANFIS و SVR از تعداد ۱۷۵ داده آزمایشگاهی استفاده شده است [۹]. بر اساس مطالعات صورت گرفته در این زمینه، پارامترهای مؤثر بر ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح عبارتند از:

دهانه برش (a)، طول مؤثر تیر (L)، عمق مؤثر (d)، عرض مقطع (b_w)، مقاومت فشاری ۲۸ روزه بتن سیلندری نمونه ۱۵ × ۳۰ آمریکایی (f'_c)، تنش تسلیم آرماتورهای طولی (f_{yt})، تنش تسلیم آرماتورهای عرضی (f_{yt})، درصد آرماتور طولی (ρ_1) و درصد آرماتورهای برشی (ρ_t). ۹ پارامتر تعریف شده به عنوان ورودی در هریک از الگوریتم های هوش مصنوعی استفاده می‌شوند و

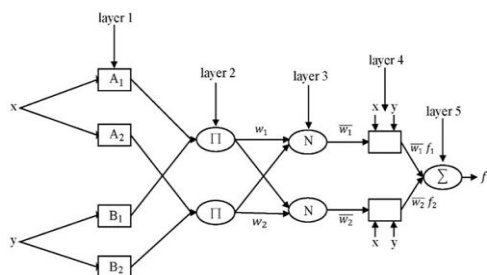
¹ Selected Reaction Monitoring

پیدایش سیستم‌های ساده و تعبیرپذیر عصبی فازی گردیده است. به دلیل چنین ساختاری، مدل‌های عصبی فازی شفافیت ویژه‌ای (جعبه خاکستری) در تعبیر و تحلیل پاسخ‌هایی که برمی‌گردانند، دارند و نسبت به مدل‌های کاملاً بسته مانند شبکه‌های عصبی، راه حل‌های قانع‌کننده‌تری را به کاربران ارائه می‌دهند. به منظور ساده‌سازی، فرض خواهد شد که سیستم استنتاجی مورد نظر دو ورودی x و y و یک خروجی f دارد. برای یک مدل فازی تاکاگی سوگنو^۲ درجه اول، می‌توان یک مجموعه قانون نمونه را با دو قانون اگر آنگاه فازی به صورت زیر بیان کرد [۱۹]:

قاعده ۱: اگر $(x \in A_1)$ و $(x \in B_1)$ آنگاه $(f_1 = p_1x + q_1y + r_1)$

قاعده ۲: اگر $(x \in A_2)$ و $(x \in B_2)$ آنگاه $(f_2 = p_2x + q_2y + r_2)$

که در آن $(i = 1, 2)$ پارامترهای خطی تالی مدل فازی تاکاگی سوگنو درجه اول هستند. یک نمونه طراحی شده از مدل تطبیقی عصبی فازی در شکل ۱ آورده شده است [۲۰].



شکل ۱- ساختار سیستم استنتاج تطبیقی عصبی-فازی (ANFIS)

در این شکل A_i و B_i عبارت‌های زبان‌شناختی آامین متغیر ورودی در x و y می‌باشند. p_i, q_i, r_i پارامترهای خروجی سوگنو هستند. ساختار سیستم شبکه‌های فازی عصبی از ۵ لایه تشکیل شده است که عملکرد هر لایه می‌تواند به شرح زیر بیان شود: لایه اول: در این لایه همه گره‌ها تطبیقی هستند. خروجی لایه اول، درجه عضویت ورودی‌ها هستند که در روابط (۱۱) و (۱۲) نشان داده شده است:

بیشینه حاشیه را از مقادیر آموزشی y داشته باشد. به عبارت دیگر SVR مدلی است که منحنی با فاصله ϵ را به داده‌ها برازش می‌دهد به نحوی که کمترین خطا در داده‌های آزمون صورت گیرد. برای کمینه کردن خطای آزمون باید عبارت پیچیدگی حداقل شود که مستلزم کمینه‌سازی نرم بردار وزن است. این شرایط می‌تواند به راحتی برای SVR با حاشیه نرم گسترش داده شود [۱۷]. رابطه (۹) نشان دهنده عملکرد تصمیم SVR می‌باشد:

$$y(x) = \omega^T \varphi(x) + b \quad (9)$$

که $\varphi(x): R^n \rightarrow R^{nh}$ و $x \in R^n, y \in R$ نگاشت فضای ویژگی ابعاد بالا بوده و b نیز به عنوان بایاس^۱ تعریف می‌شود. برای مسئله رگرسیون، تابع R با استفاده از بهینه‌سازی محدود مطابق با رابطه (۱۰) تعریف گردیده است.

$$\begin{aligned} \text{Minimize } R(\omega, \epsilon, b) &= \frac{1}{2} \omega^2 + c \sum_{i=1}^n \epsilon_i^2 \quad (10) \\ \text{Subjected to : } y_i &= \omega^T \varphi(x_i) + b + \epsilon_i \cdot i \\ &= 1, \dots, n \end{aligned}$$

۴- مفهوم ANFIS

شبکه‌های عصبی فازی مدل‌هایی فازی هستند که تنها توسط دانش خیره طراحی نمی‌شوند، بلکه تا اندازه‌ای از داده‌ها نیز آموزش می‌بینند [۱۸]. پیوندهای نزدیک میان مدل‌های فازی و شبکه‌های عصبی، خاستگاه نخستین روش‌های مدلسازی فازی به کمک داده‌ها بود.

معمولاً مدل فازی به صورت ساختار یک شبکه عصبی طرح ریزی شده و روش‌های آموزش که تاکنون در متن شبکه‌های عصبی به خوبی کار کرده‌اند، برای این شبکه‌های عصبی فازی نیز به کار می‌رود. مدلسازی عصبی فازی ابزاری توانمند است که به آسانی اجازه می‌دهد یک سیستم را به طور کارا گسترش داد. این مدل‌ها یک سیستم مورد نظر را با استفاده از قوانین اگر-آنگاه فازی در قالب یک ساختار شبکه‌ای تقریب می‌زنند. سیستم‌های فازی و شبکه‌های عصبی هر یک دارای مزیت‌های به ترتیب، تعبیرپذیری و یادگیری هستند. ایده ترکیب این دو روش منجر به

¹ Bias

² Takagi Sugeno

گاهی دقت مدل بالاتر و گاهی دقت آن پایین تر باشد. برای رفع این مشکل و بیان دقیق تر کارایی الگوریتم های مورد مطالعه از روش اعتبارسنجی k-fold برای مشخص نمودن تعداد داده های آموزشی و تستی استفاده شده است. در این نوع اعتبارسنجی داده ها به k زیرمجموعه تقسیم می گردند. از این k زیرمجموعه، در هر مرحله یکی از زیرمجموعه ها برای اعتبارسنجی و k-1 زیرمجموعه باقی مانده برای آموزش استفاده می شوند.

این روال k بار تکرار می شود و تمامی داده ها دقیقاً یک بار برای آموزش و یک بار برای اعتبارسنجی به کار می روند. در نهایت میانگین نتیجه این k بار اعتبارسنجی به عنوان یک تخمین نهایی برگزیده می شود. در این مطالعه، مجموعه داده ها با استفاده از اعتبارسنجی متقاطع k-fold با k=10 بصورت تصادفی برای آموزش و تست تقسیم شده است. با استفاده از مجموعه داده های آموزشی الگوریتم های SVR و ANFIS برای پیش بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح آموزش داده شدند. در الگوریتم ANFIS، یک مدل FIS همراه با پارامترهای اولیه تولید شد که در آن، ساختار FIS بر اساس تعدادی از کارکردهای عضویت ایجاد می شود. برای دستیابی به بیشترین بازده با استفاده از الگوریتم های SVR بایستی مناسب ترین مقدار برای پارامتر کرنل RBF تعیین گردد. در این مطالعه، با استفاده از فرآیند سعی و خطا، بهترین مقدار پارامتر کرنل RBF در الگوریتم SVR مشخص شد. بنابراین مقدار این پارامتر برابر با ۳/۰۹ انتخاب گردید.

در این بخش به ارزیابی نتایج حاصل از این پیش بینی پرداخته خواهد شد. برای تعیین شاخص خطا در مراحل آموزش و آزمایش از پارامترهای خطای مربع میانگین ریشه (RMSE)^۱، میانگین خطای نسبی (RE)^۲، ضریب تعیین R² بترتیب با روابط (۱۷)، (۱۸) و (۱۹) تعریف شده اند، استفاده شده است [۲۱]:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (X_i - \bar{X}_i)^2} \quad (17)$$

$$RE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \frac{|X_i - \bar{X}_i|}{X_i} \quad (18)$$

² Relative Error

$$O_{1,i} = \mu A_i(x), \quad \text{for } i = 1,2 \quad (11)$$

$$O_{1,i} = \mu B_i(x), \quad \text{for } i = 3,4 \quad (12)$$

که $O_{1,i}$ ضرورتاً درجه عضویتی برای x و y می باشد. لایه دوم: خروجی این لایه ضرب سیگنال های ورودی است که در واقع معادل قسمت اگر قوانین هستند و در رابطه ی (۱۳) نشان داده شده است:

$$O_{2,i} = w_i = \mu A_i(x) \cdot \mu B_i(y), \quad i = 1,2 \quad (13)$$

در این لایه هر گره از حاصل ضرب مقادیر ورودی در لایه قبلی، بدست می آید.

لایه سوم: خروجی این لایه نرمالیزه شده لایه قبلی است و به صورت رابطه (۱۴) می باشد:

$$O_{3,i} = \bar{w}_i = \frac{w_i}{w_1 + w_2}, \quad i = 1,2 \quad (14)$$

که در این رابطه w_i قدرت اجرایی نامین قاعده می باشد. لایه چهارم: گره ها در این لایه اجرا کننده خروجی هر قاعده هستند، رابطه (۱۵) این خروجی ها را نشان می دهد:

$$O_{4,i} = \bar{w}_i f_i = \bar{w}_i (p_i x + q_i y + r_i) \quad (15)$$

لایه ۵: خروجی این لایه خروجی کلی سیستم است که در رابطه (۱۶) نشان داده شده است:

$$O_{5,i} = \sum_i \bar{w}_i f_i = \frac{\sum_i w_i f_i}{\sum_i w_i} \quad (16)$$

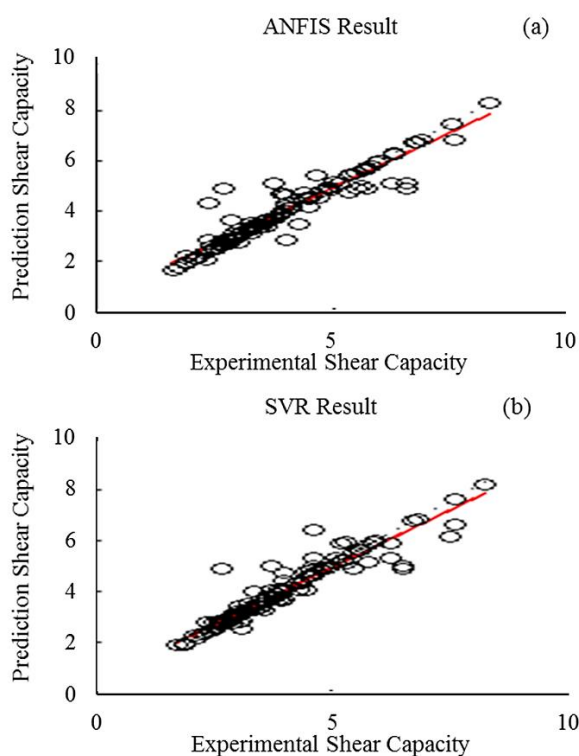
۵- ارزیابی روش های پیش بینی

همانطور که گفته شد هدف این مطالعه بهره گیری از الگوریتم های SVR و ANFIS جهت پیش بینی ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح می باشد. برای پیش بینی مدل نیاز است که داده ها به دو دسته آموزش و تست تقسیم شوند. روش های ساده ای برای تقسیم داده ها به دو دسته آموزش و تست وجود دارد. این روش ها به خوبی کارایی مدل را بیان نمی کنند. زیرا هر یک از آنها به این مسئله که کدام داده ها برای آموزش و کدام داده ها برای تست انتخاب شوند بسیار وابستگی دارند. همین وابستگی باعث می شود

¹ Root Mean Square Error

بیانگر آن است که می‌توان از این الگوریتم در پیش‌بینی ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح استفاده نمود.

مقادیر مقاومت برشی پیش‌بینی شده بدست آمده از الگوریتم‌های مورد بررسی SVR و ANFIS بر حسب مقاومت برشی بدست آمده از نتایج آزمایشگاهی به ترتیب در شکل‌های ۲(الف) و ۲(ب) نشان داده شده است. هرچه پراکندگی داده‌ها در اطراف خط $X=Y$ کم‌تر باشد، میزان خطای پیش‌بینی کم‌تر بوده و عملکرد سیستم بهتر می‌باشد. نتایج نشان می‌دهند که الگوریتم‌های ANFIS و SVR توانایی بسیار بالایی در پیش‌بینی مقاومت برشی تیر بتن مسلح دارند.



شکل ۲- نمودار نسبت ظرفیت برشی تجربی به پیش‌بینی شده.

(الف) الگوریتم ANFIS (ب) الگوریتم SVR

۶- تاثیر پارامترهای متفاوت بر روی نسبت مقاومت

برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش‌بینی شده

۶-۱- تاثیر مقاومت فشاری بتن

مقاومت فشاری بتن از مشخصه‌های است که دارای اهمیت بالایی در طراحی به‌عنوان یکی از پارامترهای سازه‌ای می‌باشد. تغییرات نسبت مقاومت برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش‌بینی شده تیر بتن مسلح بر حسب مقادیر مقاومت فشاری بتن (نمونه سیلندری

$$R^2 = 1 - \frac{\sum_{i=1}^N (X_i - X_m)(\bar{X}_i - \bar{X}_m)}{\sqrt{(\sum_{i=1}^N (X_i - X_m)^2)(\sum_{i=1}^N (\bar{X}_i - \bar{X}_m)^2)}} \quad (19)$$

که در روابط فوق، X_i ها مقادیر واقعی داده، \bar{X}_i مقادیر پیش‌بینی شده می‌باشد. همچنین X_m مقدار متوسط پیش‌بینی‌ها، \bar{X}_m مقدار متوسط برای مشاهدات و N نیز تعداد نمونه‌های مورد بررسی می‌باشد که در این مقاله برابر با ۱۷۵ نمونه متفاوت است. هرچه ضریب R^2 به ۱ نزدیک‌تر باشد، مقادیر پیش‌بینی شده به مقادیر واقعی نزدیک‌تر خواهند بود. همچنین هرچه ضریب RMSE کوچک‌تر باشد بیانگر دقت بالا در نتایجی است که الگوریتم‌های هوش مصنوعی پیش‌بینی می‌کنند. نتایج حاصل از پیاده‌سازی دو الگوریتم SVR و ANFIS بر روی داده‌های آزمایشگاهی جمع‌آوری شده، الگوریتم ANN، آیین‌نامه ACI-318-02 و CSA در جدول ۲ ارائه شده است.

جدول ۲- مقایسه نتایج بدست آمده با استفاده از الگوریتم‌های SVR, ANFIS, ANN و آیین‌نامه‌های ACI-318-02 و

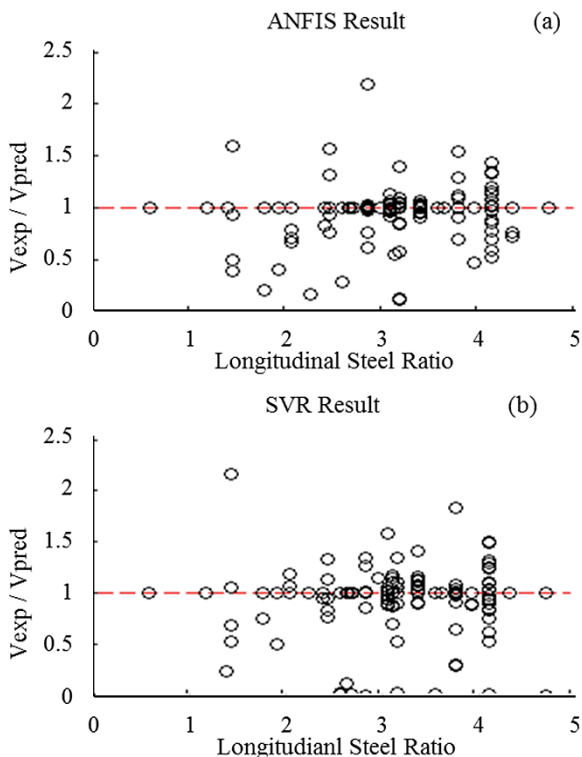
CSA					
روش	مرجع	RMSE	RE	COV	R^2
SVR	مطالعه	۰/۰۹۹۴	۱/۵۸	۲/۰۶۴۳	۰/۹۲۵
ANFIS	مطالعه	۰/۰۱۵۱۴	۱/۰۱	۲/۰۳۴۶	۰/۹۷۴
ACI	[۹]	۰/۱۴	۱/۵۹	٪۲۲	۰/۸۷
CSA	[۹]	۰/۱۱۴	۱/۳۸	٪۲۱	۰/۸۲
ANN	[۹]	۰/۰۳	۱/۰۱	٪۵	۰/۹۶

مقایسه نتایج ارائه شده نشان می‌دهد که کارایی و دقت الگوریتم ANFIS برای پیش‌بینی ظرفیت برشی تیرهای بتن مسلح، بیشتر از الگوریتم‌های SVR، ANN و فرمول‌های آیین‌نامه‌ای می‌باشد. با بررسی نتایج مشاهده می‌شود که کارایی و دقت الگوریتم SVR در مطالعه حاضر برای پیش‌بینی مقاومت برشی تیر بتن مسلح، بهتر از آیین‌نامه CSA و ACI می‌باشد. همچنین نتایج نشان می‌دهند که مقادیر پارامترهای خطا در الگوریتم ANN نسبت به الگوریتم SVR از نتایج بهتری برخوردار است، اما توسعه الگوریتم در ANN بسیار زمان‌بر می‌باشد. در مقابل SVR می‌تواند با سرعت بسیار بالاتری نسبت به ANN مدل را آموزش و توسعه دهد و با مقادیر نسبتاً بالایی از ضریب R^2 ($R^2 \geq 0.90$) برای پیش‌بینی ظرفیت برشی دست یافت. این موضوع

الگوریتم ANFIS بین ۲-۰/۵ می باشد در حالی که این نسبت برای SVR بین ۴-۰/۴ متغیر است. این موضوع بدان معناست میزان تجمع داده‌ها بر محور $y=1$ در الگوریتم ANFIS نسبت به SVR بیش تر می باشد و عملکرد ANFIS در مقایسه با الگوریتم SVR در پیش بینی مقاومت برشی تیر بتن مسلح برحسب پارامتر درصد آرماتور طولی تیر بهتر بوده است.

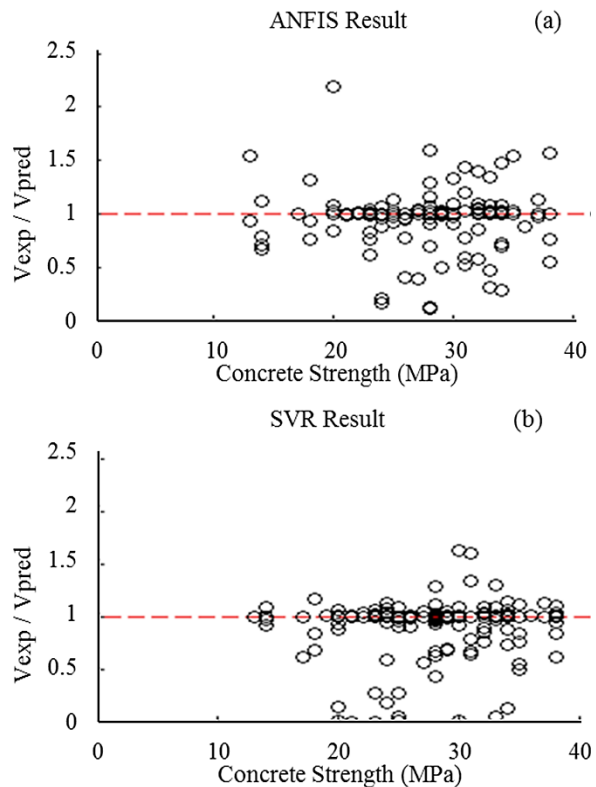
۶-۳- تأثیر درصد آرماتورهای برشی تیر

تغییرات نسبت مقاومت برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش بینی شده تیر بتن مسلح حاصل از الگوریتم های مورد بررسی ANFIS و SVR بر حسب درصد آرماتورهای برشی تیر بتن مسلح به ترتیب در شکل های ۵(الف) و ۵(ب) نشان داده شده است. بررسی این اشکال نشان می دهد میزان تجمع داده‌ها بر محور $y=1$ در الگوریتم SVR نسبت به ANFIS بیشتر می باشد و عملکرد SVR در مقایسه با الگوریتم ANFIS در پیش بینی مقاومت برشی تیر بتن مسلح برحسب پارامتر درصد آرماتور برشی تیر بهتر بوده است.



شکل ۴- رابطه درصد آرماتورهای طولی با نسبت ظرفیت برشی تجربی به پیش بینی شده (الف) الگوریتم ANFIS، (ب) الگوریتم SVR

۲۸ روزه آمریکا)، (بر حسب MPa) برای دو الگوریتم ANFIS و SVR به ترتیب در نمودارهای شکل ۳(الف) و ۳(ب) ترسیم شده است. بدیهی است که هرچه این نسبت به ۱ نزدیک تر باشد، عملکرد سیستم پیش بینی بهتر بوده است.

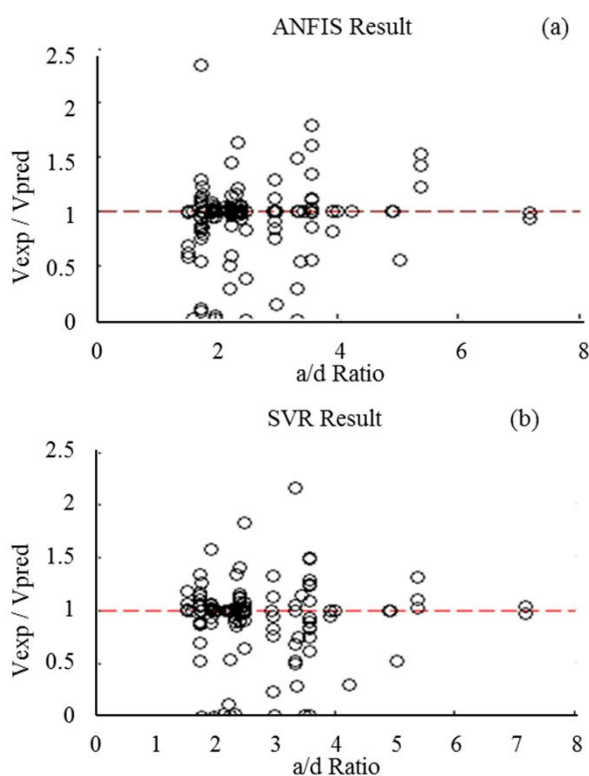


شکل ۳- رابطه مقاومت فشاری بتن با نسبت ظرفیت برشی تجربی به پیش بینی شده (الف) الگوریتم ANFIS، (ب) الگوریتم SVR
 بررسی این اشکال نشان می دهد که مقادیر نسبت مقاومت برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش بینی شده (V_{exp}/V_{pred}) در دو الگوریتم ANFIS و SVR به عدد ۱ نزدیک بوده، لذا این دو الگوریتم از توانایی و دقت بالایی در پیش بینی مقاومت برشی تیر بتن مسلح برحسب پارامتر مقاومت فشاری بتن برخوردار هستند.

۶-۲- تأثیر درصد آرماتورهای طولی تیر

تغییرات نسبت مقاومت برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش بینی شده تیر بتن مسلح حاصل از الگوریتم های مورد بررسی ANFIS و SVR بر حسب درصد آرماتورهای طولی تیر بتن مسلح به ترتیب در شکل های ۴(الف) و ۴(ب) نشان داده شده است. بررسی این اشکال نشان می دهد که نسبت تغییرات در

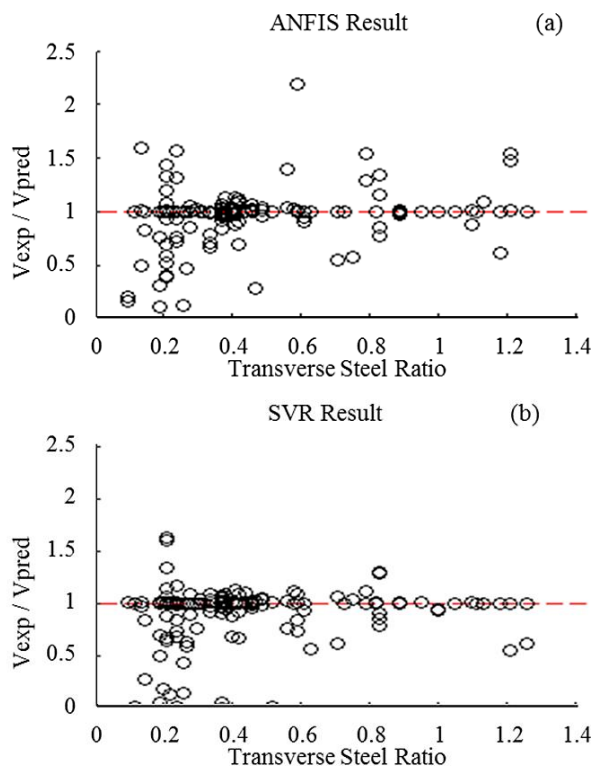
اعتبارسنجی k-fold داده‌های آموزشی و تستی تعریف و این داده‌ها در هریک از الگوریتم‌های SVR و ANFIS به طور جداگانه استفاده شد. میزان RMSE، R^2 و خطای نسبی برای هریک از الگوریتم‌های SVR و ANFIS محاسبه گردید. نتایج به دست آمده از پیش‌بینی نشان می‌دهد که خطای مربع میانگین ریشه (RMSE) برای ANFIS و SVR به ترتیب برابر با ۰/۱۵۱۴ و ۰/۰۹ می‌باشد که نشان می‌دهد الگوریتم‌های ANFIS و SVR به عنوان یک ابزار محاسباتی قدرتمند مطرح بوده و می‌توانند به منظور تجزیه و تحلیل روابط پیچیده بین پارامترهای مختلف در پیش‌بینی مقاومت برشی تیرهای بتن مسلح مورد استفاده قرار گیرند.



شکل ۶- رابطه a/d با نسبت ظرفیت برشی تجربی به پیش‌بینی شده (الف) الگوریتم ANFIS، (ب) الگوریتم SVR

۸- مراجع:

- [1] Babar, V.T., Joshi, P.K., Shinde, D.N., "Shear strength of steel fiber reinforced concrete beam without stirrups", International Journal of Advanced Engineering Technology. 5(2), 15-18, 2015.
 [2] Adolfo, B.M., Wong, K.H., "Design of simply supported deep beams using strut-and-tie models", ACI Structural Journal, 100(6), 704-712, 2003.



شکل ۵- رابطه درصد آرماتورهای برشی با نسبت ظرفیت برشی تجربی به پیش‌بینی شده (الف) الگوریتم ANFIS، (ب) الگوریتم SVR

۶-۴- تاثیر نسبت دهانه برش به عمق مؤثر تیر (a/d)

تغییرات نسبت مقاومت برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش‌بینی شده حاصل از الگوریتم‌های مورد بررسی ANFIS و SVR بر حسب نسبت‌های مختلفی از a/d به ترتیب در شکل‌های ۶(الف) و ۶(ب) نشان داده شده است. بررسی این اشکال نشان می‌دهد که مقادیر نسبت مقاومت برشی آزمایشگاهی به مقاومت برشی پیش‌بینی شده ($V_{exp} / V_{Predict}$) در دو الگوریتم ANFIS و SVR به عدد ۱ نزدیک بوده، لذا این دو الگوریتم از توانایی و دقت بالایی در پیش‌بینی مقاومت برشی تیر بتن مسلح بر حسب پارامتر a/d برخوردار هستند.

۷- نتیجه‌گیری:

در این مطالعه از دو الگوریتم هوش مصنوعی ANFIS و SVR برای پیش‌بینی ظرفیت برشی نهایی تیرهای بتن مسلح استفاده شد. برای این منظور در ابتدا به جمع‌آوری مقادیر پارامترهای مؤثر بر ظرفیت برشی پرداخته شده است. پس از آن با استفاده از روش

- [16] Drucker, H., Burges, C.J., Kaufman, L., Smola, A.J., Vapnik, V., "Support vector regression machines", In *Advances in Neural Information Processing Systems*, 28(7) 779-784, 1997.
- [17] Guan, J., Zurada, J., Levitan, A., "An Adaptive Neuro fuzzy inference system based approach to real estate property assessment", *Journal of Real Estate Research*, 30(4), 395-422, 2008.
- [18] Jang, J.S., "ANFIS: adaptive-network-based fuzzy inference system", *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, 23(3), 665-685, 1993.
- [19] Zhou, Q., Zhu, F., Yang, X., Wang, F., Chi, B., Zhang, Z., "Shear capacity estimation of fully grouted reinforced concrete masonry walls using neural network and adaptive neuro-fuzzy inference system models", *Construction and Building Materials*, 153, 937-947, 2017.
- [20] Mohammadhassani, M., Nezamabadi-Pour, H., Suhatri, M., Shariati, M., "An evolutionary fuzzy modelling approach and comparison of different methods for shear strength prediction of high-strength concrete beams without stirrups", *Smart Structures and systems*, 14(5) 785-809, 2014.
- [21] Chai, T., Draxler, R.R., "Root mean square error (RMSE) or mean absolute error (MAE)–arguments against avoiding RMSE in the literature", *Geoscientific model development*, 7(3), 1247-1250, 2014.
- [3] Boyan, I.M., Evan, C.B., Michael, P.C., "Two-parameter kinematic theory for shear behavior of deep beams", *ACI Structural Journal*, 110(3), 447-456, 2013.
- [4] Vapnik, V.N., "Statistical learning theory", John Wiley and Sons; New York:1998.
- [5] Cortes, C., Vapnik, V.N., "Support vector networks", *Machine Learning*. 20(3), 273-297, 1995.
- [6] Toghrli, A., Mohammadhassani, M., Suhatri, M., Shariati, M., Ibrahim, Z., "Prediction of shear capacity of channel shear connectors using the ANFIS model", *Steel and Composite Structures*. 17(5), 623-639, 2014.
- [7] Ozcan, F., Atis, C.D., Karahan, O., Uncuoglu, E. Tanyildizi, H., "Comparison of artificial neural network and fuzzy logic models for prediction of long-term compressive strength of silica fume concrete", *Advances in Engineering Software*, 40(9), 856-863, 2009.
- [8] Keshavarz, Z., Torkian, H., "Application of ANN and ANFIS models in determining compressive strength of concrete", *Journal of Soft Computing in Civil Engineering*. 2(1), 62-70, 2018.
- [9] Mansour, M.Y., Dicleli, M., Lee, J.Y., Zhang, J., "Predicting the shear strength of reinforced concrete beams using artificial neural networks", *Engineering Structures*. 26(6), 781-799, 2003.
- [10] Prayogo, D., Cheng, M.Y., Wu, Y.W., Tran, D.H., "Combining machine learning models via adaptive ensemble weighting for prediction of shear capacity of reinforced-concrete deep beams", *Engineering with Computers*. 1-19, 2019.
- [11] Lee, J.J., Kim, D.K., Chang, S.K., Lee, J.H., "Application of support vector regression for the prediction of concrete strength", *Computers and Concrete*. 4(4), 299-316, 2007.
- [12] Mozumder, R.A., Roy, B., Laskar, A.L., "Support Vector Regression Approach to Predict the Strength of FRP Confined Concrete", *Arabian Journal for Science and Engineering*, 42, 1129-1146, 2017.
- [13] Pham, B.T., Hoang, T.A., Nguyen, D.M., Bui, D.T., "Prediction of shear strength of soft soil using machine learning methods", *Catena*, 166, 181-191, 2018.
- [14] American Concrete Institute (ACI). Committee 318-11: Building Code Requirements for Structural Concrete and Commentary, American Concrete Institute, 2011.
- [15] Canadian Standards Association (CSA). Design of concrete structures: Structures (design), A national standard of Canada. CAN-A23.3-94, Clause 11.1.2, Toronto, 1994.

Prediction of shear strength of reinforced concrete beams using ANFIS and SVR Algorithms

Mohammad Reza Mohammdiezadeh *

Assistant Professor, Department of Civil Engineering, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran.

Farnaz Esfandnia

M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, University of Hormozgan, Bandar Abbas, Iran.

Abstract

The shear strength of reinforced concrete beams changes depending on the mechanical and geometrical parameters of the beam. Accurate estimation of shear strength in reinforced concrete beams is a fundamental issue in engineering design. However, the prediction of shear strength in these beams does not have very high accuracy. One of the strategies proposed in recent years to provide a suitable model for predicting shear strength of reinforced concrete beams is the use of artificial intelligence (AI) algorithms. In this investigation, the application of adaptive neural fuzzy inference system (ANFIS) and support vector regression (SVR) algorithms for predicting shear strength of reinforced concrete beams was studied and the results were compared with existing regulation. For this purpose, shear span, effective beam length, effective depth, cross-section width, 28-day compressive strength of concrete, yield stress of longitudinal reinforcements, yield stress of transverse reinforcements, percentage of longitudinal reinforcement and shear reinforcement percentage were selected as input parameters and shear strength of concrete beam as output. Using the k fold validation method, educational and test data were defined and based on these data, predictions were made. The results obtained from the prediction show that the mean square root error (RMSE) for ANFIS and SVR methods is 0.1514 and 0.0994, respectively. In general, it can be seen that both ANFIS and SVR algorithms predict the shear strength of reinforced concrete beams with great accuracy. Therefore, they can be a good alternative to time-consuming algorithms such as ANN and expensive laboratory methods.

Keywords: Shear Strength, Reinforced Concrete Beams, ANFIS, SVR.

* Corresponding Author: mrz_mohammadizadeh@hormozgan.ac.ir

