

تخمین ظرفیت دورانی تیرهای بال پهن با بهره‌گیری از شبکه‌های عصبی مصنوعی بیزین (BRANN)

سید علیرضا علوی^۱، حسین نادرپور^{۲*}، پویان فخاریان^۳، سلمان نوغانی^۴

- ۱- دانش‌آموخته کارشناسی ارشد، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان
۲- دانشیار، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان
۳- دانشجوی دکتری، دانشکده مهندسی عمران، دانشگاه سمنان
۴- دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه آزاد اسلامی

naderpour@semnan.ac.ir

تاریخ پذیرش ۹۷/۳/۲۱

تاریخ دریافت ۹۶/۱۲/۰۱

چکیده

مدل شبکه عصبی مصنوعی بیزین یکی از جدیدترین روش‌های محاسبات نرم به شمار می‌رود. استفاده از روش‌های متفاوت مانند المان محدود، روش‌های رگرسیونی و آماری در پژوهش‌های پیشین در سال‌های اخیر مورد بحث قرار گرفته است. در این مقاله، به منظور تخمین ظرفیت دورانی تیر بال پهن فولادی از شبکه‌های عصبی مصنوعی نوع بیزین استفاده شده است. ورودی‌های مدل ساخته شده برای این منظور شامل نصف عرض بال تیر، ارتفاع جان، ضخامت بال، ضخامت جان، طول، تنش تسلیم بال و تنش تسلیم جان است و تابع هدف نیز ظرفیت دورانی است. نتایج به دست آمده از این مدل با نتایج آزمایشگاهی و دیگر مدل‌های ارائه شده در گذشته مورد مقایسه دقیق قرار گرفت. مقدار میانگین خطای نسبی مطلق در مدل شبکه عصبی بیزین ارائه شده به مقدار ۲۰/۳۲ رسیده است. مقادیر ضریب همبستگی خطی به ازای روند آموزش و آزمایش در شبکه به ترتیب ۰/۹۴ و ۰/۸۳ بوده است. نتیجه این مطالعه نشان دهنده آن است که استفاده از این رویکرد جدید نسبت به دیگر مدل‌ها دارای دقت بالاتری بوده و کاربردی خواهد بود و می‌توان از شبکه عصبی مصنوعی بیزین به عنوان ابزاری قدرتمند در این گونه از مسایل بهره برد.

واژه‌های کلیدی: ظرفیت دورانی، تیر بال پهن، شبکه عصبی مصنوعی بیزین، رفتار پلاستیک.

۱- مقدمه

لرزه‌ای و پلاستیک و طراحی سازه‌های فولادی بوده و به طور مشابه باز توزیع ممان در سازه‌های فولادی وابسته به ظرفیت دورانی مقطع خواهد بود [1].

رفتار پلاستیک همواره یک نگرانی عمده محسوب شده که اجازه‌ی باز توزیع ممان در سازه‌های نامعین را می‌دهد. تخمین ظرفیت دوران پلاستیک دارای اهمیت قابل توجهی در تحلیل

جامع‌تراست. طبق این تعریف $R = \theta_2/\theta_1$ است که θ_1 دوران نظری بوده و با ظرفیت پلاستیک کامل به دست آمده است و θ_2 دورانی است که هنگامی حاصل خواهد شد که ظرفیت خمشی در بخش‌های بارگذاری نشده کمتر از ممان پلاستیک شود. در شکل‌های (۲ و ۳) چگونگی بارگذاری و مشخصات مقطع برای تعیین ظرفیت دورانی در مدل‌های تحلیلی و همچنین آزمایشگاهی نشان داده شده است [4, 5].

شکل ۲. چگونگی بارگذاری روی تیر - الف) بار متمرکز ب) بارگسترده

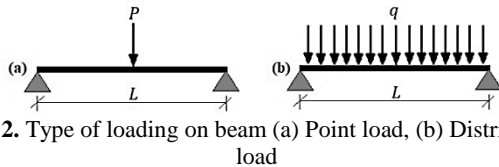


Fig. 2. Type of loading on beam (a) Point load, (b) Distributed load

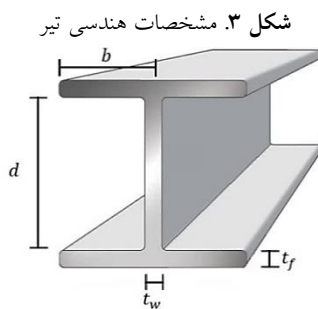


Fig. 3. Geometry properties of beam

همان‌گونه که گفته شد تعاریف متعددی از ظرفیت دوران وجود دارد که در همگی آن‌ها پارامترهایی بدون بعد هستند. طبق پژوهش Lay و Galambos [7] ظرفیت دوران به صورت $R = \theta_h/\theta_p$ تعریف می‌شود که در آن θ_p دوران الاستیک در ممان پلاستیک (M_p) اولیه بوده و θ_h دوران پلاستیک در نقطه‌ای است که ممان کمتر از ممان پلاستیک شود. یک تعریف جامع‌تر برای ظرفیت دوران در ASCE ارائه شده است [6] که طبق آن $R = \theta_2/\theta_1$ است. θ_1 هنگامی که ظرفیت پلاستیک به بیشینه خود برسد به عنوان دوران تئوری بیان شده و هنگامی که در بخش‌هایی که بارگذاری نشده ممان کمتر از ممان پلاستیک شود دوران θ_2 حاصل می‌شود [4, 5].

Kemp ظرفیت دوران را به صورت $R = \theta_{hm}/\theta_p$ تعریف می‌کند که در آن θ_{hm} دوران پلاستیک تا ممان روی منحنی ممان-دوران است [8].

با توجه به شکل (۱) رفتار تیر بال پهن می‌تواند در سه گروه الاستیک، غیر الاستیک و پلاستیک جای گیرد. در هر مورد شکست تیر در یکی از حالت‌های زیر رخ می‌دهد: کمناش ورق بال فشاری، کمناش ورق جان در فشار خمشی و یا کمناش پیچشی-جانبی [1].

در این پژوهش تمرکز روی پیش‌بینی ظرفیت دوران تیرهای فولادی بال پهن است. روش‌های تجربی و تقریبی برای تعیین ظرفیت دوران تیرهای بال پهن توسط Gioncu و همکاران [2, 3]، گردآوری شده است، پس در ابتدا مدل‌ها و روابط ارائه شده در پژوهش‌های گذشته به طور کامل مورد بررسی قرار گرفته است. برای دریافتن این موضوع که نتایج واقعی چگونه هستند باید به مقایسه‌ی این پژوهش و نمونه‌های آزمایشگاهی بپردازیم. بنابراین به منظور این مقایسه، رویکرد استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی بیزین^۱ ارائه شده است. در این مطالعه از شبکه‌های پس انتشار بازگشتی برای آموزش شبکه بر مبنای نتایج آزمایش‌های معتبر گذشته، استفاده شده است و در نهایت نتایج مدل شبکه‌ی عصبی ارائه شده بر اساس مطالعات آزمایشگاهی با نتایج عددی مقایسه شده و دقت نسبتاً بالایی به دست آمده است [4, 5].

شکل ۱. رفتار کلی تیر [1]

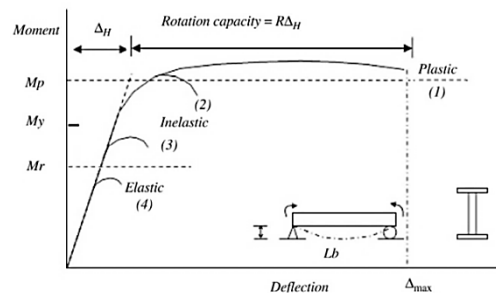


Fig. 1. General beam behavior [1]

۲- ظرفیت دورانی

۲-۱- تعریف ظرفیت دورانی

تعاریف متعددی برای R وجود دارد، تعریفی که انجمن مهندسان عمران آمریکا^۲ (ASCE) [6] پیشنهاد داده است

1 Bayesian regularized artificial neural networks (BRANN)

2 American society of civil engineers (ASCE)

موضعی باعث جلوگیری از افزایش مقاومت ممان پلاستیک می‌شود.

- دسته چهارم مقاطع عرضی هستند که در آن‌ها کماتش موضعی قبل از رسیدن به تنش تسلیم در یک یا چند بخش از مقطع عرضی رخ می‌دهد.

۳-۲- مدل‌های تحلیلی ظرفیت دوران

بررسی مدل‌های تحلیلی ظرفیت دوران تاکنون توسط پژوهشگران زیادی مورد بررسی قرار گرفته است. Lay [12] رابطه زیر را برای ظرفیت دوران ارائه داده است:

$$R = \left(\frac{1-\lambda_1^2}{\lambda_1^2} \right) \left(\frac{s-1}{F_1} \right) \left(\frac{1}{c_h-1} \right) \quad (1)$$

که در آن $\lambda_1 = \frac{L_b \sqrt{E_y}}{r_y \pi}$ و $F_1 = \frac{1}{\frac{2}{\pi} + \frac{1}{2} \left(1 - \frac{2}{\pi} \right) \left(1 - \frac{1}{\sqrt{h_{st}}} \right)}$

می‌باشد. c_h سختی موثر محتمل سطح تسلیم خمشی در بال و h_{st} نسبت مدول یانگ به مدول سخت شدگی کرنشی و s کرنش در شروع نسبت سخت شدگی کرنش به کرنش تسلیم و E_y تنش تسلیم است.

از سوی دیگر Kemp با مرتبط ساختن ظرفیت دوران تیر به نسبت لاغری جانبی موثر (λ_e) توانست تحلیل‌های وسیع‌تری در این زمینه ارائه دهد [8]. در زیر تعدادی از پارامترهای پایه مورد استفاده در مدل آورده شده است:

- فاکتور تنش تسلیم برای بال و جان به صورت $\gamma_f = F_{yf}/250$ و $\gamma_w = F_{yw}/250$ می‌باشد.

- نسبت لاغری در کماتش پیچشی جانبی برابر $(L_i/r_{yc})\gamma_f$ بوده که L_i طول از مقطع با ممان بیشینه به ممان مجاور نقطه‌ی عطف می‌باشد و r_{yc} شعاع چرخش بخشی از ناحیه‌ی الاستیک در فشار می‌باشد.

- فاکتور لاغری بال در کماتش موضعی برابر $K_f = (b/t)\gamma_f/9$ بوده و دارای بازه‌ی $0.9 < K_f < 1$ می‌باشد.

- فاکتور لاغری جان در کماتش موضعی برابر $K_w = (h_c/t_w)\gamma_w/70$ بوده و دارای بازه‌ی $0.9 < K_f < 1.5$ می‌باشد.

۲-۲- ظرفیت دوران در آیین‌نامه‌های طراحی

رفتار تیرهای مهارشده‌ی جانبی عموماً به سه یا چهار دسته تقسیم می‌شود که در شکل (۴) نشان داده شده است.

شکل ۴. تعریف کلاسیک ظرفیت دوران بر پایه رابطه لنگر-دوران [4]

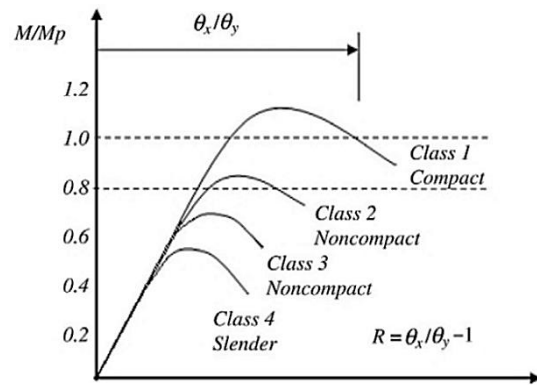


Fig. 4. Classical definition for rotation capacity based on normalized moment-rotation relationship [4]

در آیین‌نامه استرالیا (AS 4100) [9] و AISC LRFD [10] سه دسته‌ی فشرده، غیرفشرده^۲ و لاغری^۳ برای مقاطع در نظر گرفته شده است. مقطع فشرده برای طراحی پلاستیک مناسب بوده و ممان پلاستیک را برای یک ظرفیت دوران بزرگ تقویت کرده و اجازه‌ی بازتوزیع ممان را در یک سیستم استاتیکی نامعین می‌دهد. از سوی دیگر Eurocode 3 [11] چهار دسته مقطع عرضی را برای نشان دادن این که تا چه اندازه مقاومت و ظرفیت دوران مقطع عرضی با مقاومت کماتش محدود می‌شود به صورت زیر ارائه داده است [4, 5]:

- دسته اول مقاطع عرضی هستند که می‌توانند مفاصل پلاستیک را با ظرفیت دوران مورد نیاز از آنالیز پلاستیک بدون کاهش مقاومت تشکیل دهند.

- دسته دوم مقاطع عرضی هستند که می‌توانند مقاومت ممان پلاستیک خود را توسعه دهند اما به علت کماتش موضعی دارای ظرفیت دوران محدود هستند.

- دسته سوم مقاطع عرضی هستند که در آن‌ها تنش در فشار حداکثر اعضای فولادی به صورت توزیع الاستیک تنش‌ها فرض می‌شود که می‌تواند به مقاومت تسلیم برسد اما کماتش

- 1 Compact
- 2 Noncompact
- 3 Slender

امروزه یکی از مهمترین کارکردهای این شاخه از محاسبات نرم، شناسایی الگوی بین داده‌ها است که در سال‌های اخیر استفاده از آن‌ها در زمینه مهندسی سازه و زلزله رشد قابل توجهی داشته است [14-26].

در سال ۲۰۰۶، Guzelbey و همکارانش با ساخت مدلی مبتنی بر شبکه عصبی^۱ که بر اساس نتایج آزمایشگاهی بود توانستند ظرفیت دورانی تیر بال پهن را پیش‌بینی کنند. آن‌ها همچنین بر اساس مدل شبکه عصبی رابطه‌ای ارائه دادند ولی این رابطه بدلیل تعدد پارامترها و همچنین طولانی بودن، زیاد مورد توجه قرار نگرفت [5]. در سال ۲۰۰۸ Cevik با بهره‌گیری از روش برنامه‌ریزی ژنتیک^۲ (GP) اقدام به پیش‌بینی ظرفیت دورانی کرد. لازم به ذکر است که برنامه ریزی ژنتیک که برای اولین بار توسط Koza ارائه شد، جزو روش‌های الگوریتم گردشی محسوب می‌شود. این الگوریتم اقدام به تعریف یک تابع هدف در قالب معیارهای کیفی نموده و سپس تابع هدف را برای اندازه‌گیری و مقایسه روش‌های مختلف حل کرده و در یک فرایند گام به گام تصحیح ساختار داده‌ها به کار گرفته و در نهایت، روش حل مناسب را ارائه می‌نمایند. این روش به دلیل دقت بالا و سرعتش امروزه بسیار مورد توجه پژوهشگران قرار گرفته است و همچنین مدل‌سازی به این روش یک رویکرد جدید برای فرمول‌بندی صریح مسایل پیچیده همچون تعیین ظرفیت دوران تیرهای بال پهن محسوب می‌گردد. در سال ۲۰۰۸، Cevik با استفاده از این روش توانست رابطه‌ی (۵) را ارائه دهد [4]. لازم به گفتن است که در هر دو مدل ارائه شده (شبکه عصبی و برنامه ریزی ژنتیک) پارامترهای ورودی عبارت بود از نصف عرض بال (b)، ارتفاع جان (d)، ضخامت بال (t_f)، ضخامت جان (t_w)، طول (L)، تنش تسلیم بال (F_{yf}) و تنش تسلیم جان (F_{yw}) و پارامتر خروجی یعنی R ظرفیت دوران در نظر گرفته شده بود. هر دوی این مدل‌ها بر اساس ۸۱ داده حاصل از آزمایش‌های انجام شده در گذشته بود. Cevik با مقایسه مدل خود با مدل شبکه عصبی بیان کرد که مدل GP از عملکرد بهتری بر خوردار است.

فاکتور قید غیراعوجاجی (K_d) دال بتنی در ناحیه‌ی ممان منفی تیرهای پیوسته برای تیرهای فولادی مسطح برابر ۱ و برای تیرهای کامپوزیت برابر ۰/۷۱ است. مطابق با پارامترهای تعریف شده در بالا می‌توان نسبت لاغری جانبی موثر و ظرفیت دوران تیرها را به صورت زیر نیز تعریف کرد:

$$\lambda_j = K_f K_d K_w (L_i / r_{yc}) \gamma_f. (25 < \lambda_e < 140) \quad (2)$$

$$R = 3.015 \left(\frac{60}{\lambda_e} \right)^{1.5} \quad (3)$$

L_i یک تعریف جایگزین با استفاده از پارامترهای زیر برای ظرفیت دوران ارائه داد [13]:

– $\lambda'_f = \frac{b/t_f}{6}$ که ۶ کوچکترین مقدار نسبت لاغری بال تیر مورد استفاده در تحلیل است.

– $\lambda'_w = \frac{h_w/t_w}{24}$ که ۲۴ کوچکترین مقدار نسبت لاغری جان تیر مورد استفاده در تحلیل است.

– $\lambda'_y = \frac{L_b/r_y}{20}$ که ۲۰ کوچکترین مقدار نسبت لاغری تیر در حالت کلی مورد استفاده در تحلیل می‌باشد.

L_i با استفاده از رابطه‌ی زیر ارتباط میان ظرفیت دورانی با لاغری کلی تیر را عنوان کرده است.

$$R = \frac{12C_m}{\lambda_f \left(\frac{F_y}{347} \right)^2} \quad (4)$$

که در این رابطه برای تیرهای با شیب یکنواخت $C_m = 1$ و برای تیرهای با شیب غیر یکنواخت $C_m = 2$ می‌باشد [4,5].

۲-۴- مدل و روابط مبتنی بر محاسبات نرم

روش‌های بر پایه محاسبات نرم، به منظور پیش‌بینی حل مسأله تحت آزمون‌های آزمایشگاهی انجام شده است که می‌توان به شرط آموزش صحیح و به کارگیری پارامترهای مناسب، با صرف زمان و هزینه بسیار کم به دقت قابل قبولی از نتایج دست یافت. به عنوان نمونه، شبکه‌های عصبی مصنوعی که یکی از پرکاربردترین این روش‌ها به شمار می‌رود، با کمک بهره‌گیری از قابلیت‌های مغز انسان و با استفاده از تجربیات قبلی می‌توانند در موقعیت‌های جدید، پیش‌بینی انجام دهند.

1 Neural Networks (NN)

2 Genetic Programming (GP)

نورون‌ها است که به عنوان وزن‌ها و بایاس^۱ نامیده می‌شوند (شکل ۶).

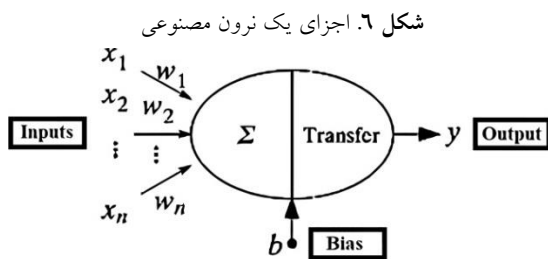


Fig. 6. Elements of an artificial neuron

هر نورون مطابق خروجی وزن‌دار شده نورون‌های لایه قبلی را دریافت و مجموع آن‌ها، ورودی خالص به نرون net_j را مطابق رابطه زیر تولید می‌کند.

$$net_j = \sum w_{j,i}x_i + b_j \quad (6)$$

که در رابطه فوق net_j سطح محرک سلول عصبی j ام یا ورودی خالص به نرون j ام، $w_{j,i}$ وزن اتصالی بین گره‌های i و j ، x_i ، ورودی به گره i و b_j بایاس گره j ام است.

$$y_j = f(net_j) = \frac{1}{1 + \exp^{-(net_j)}} \quad (7)$$

لایه‌های مختلف در شبکه عصبی و همچنین نورون‌های موجود در لایه‌ها می‌توانند دارای توابع محرک متفاوت یا یکسانی باشند. شبکه‌های عصبی از نظر ساختار و ارتباطات بین نورون‌ها به گروه‌های مختلفی تقسیم می‌شوند. شبکه پرسپترون چند لایه رایج‌ترین مدل شبکه عصبی استفاده شده در مسایل مهندسی است که برای آموزش این شبکه از الگوریتم پس انتشار خطا که یک روش یادگیری است استفاده می‌شود. منظور از آموزش یک شبکه عصبی، تنظیم پارامترهای شبکه (وزن‌ها و بایاس‌ها) با ارایه الگوهای آموزش است به طوری که با ارایه مجدد همان الگوها خطای حاصل بین پاسخ مطلوب و شبکه کمینه شود. به طور کلی در شبکه پرسپترون چند لایه عموماً دو نوع سیگنال، یعنی سیگنال‌هایی که در مسیر رفت (از لایه ورودی به طرف لایه خروجی) و دیگری سیگنال‌های برگشت (از لایه خروجی به طرف لایه ورودی) حرکت می‌کنند، استفاده می‌شود که به

$$R = [-18.3 + \sqrt{2F_{yf} + L + d - F_{yw} + 99.65}] \times \quad (5)$$

$$\left[\frac{-62.14(t_w)b}{(F_{yf})(L + (b)(d))} \right] \times \left[\sqrt[3]{b} (5626 / F_{yw}) \ln((F_{yw})(t_f)) \right]$$

۳- شبکه‌ی عصبی مصنوعی با تنظیم بیزین (BRANN)

۳-۱- شبکه عصبی مصنوعی (ANN)

شبکه عصبی نوعی ساختار ریاضی است که بر اساس مدل بیولوژیکی مغز انسان به وجود آمده است. هر شبکه عصبی مشتمل بر مجموعه‌ای از اجزاء کوچک داده پردازشی به نام نورون است که هر نورون به نورون‌های دیگر از طریق یک رابطه جهت‌دار که دارای وزن مختص به خود است مرتبط می‌شود. شبکه عصبی مصنوعی در حالت کلی شامل سه لایه مانند شکل (۵) است، لایه ورودی که وظیفه آن معرفی پارامترها به شبکه است، لایه خروجی محل استقرار پارامترهای خروجی شبکه و لایه پنهان، لایه‌های مابین لایه ورودی و لایه خروجی است که نقش پردازشگر اطلاعات را برعهده دارد [14, 25].

شکل ۵. ساختار شبکه عصبی مصنوعی

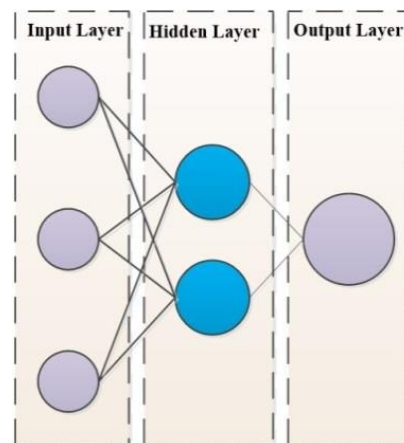


Fig. 5. Artificial neural network architecture

یک شبکه عصبی مصنوعی سیگنال‌ها را از واحدهای ورودی دریافت کرده و این سیگنال‌ها در طول شبکه انتشار یافته و در نهایت به سوی نورون خروجی حرکت می‌نمایند. پارامتر اصلی مدل‌های شبکه عصبی مصنوعی مقاومت‌های اتصالی بین

1 Bias

در رابطه‌ی فوق D داده‌های آموزش، M مدل شبکه و W نیز وزن شبکه است. بر مبنای قانون بیزین اگر α و β از توزیع یکنواخت پیروی نمایند در این صورت مقدار $P(\alpha, \beta | D, M)$ زمانی بیشینه (ماکزیمم) می‌شود که احتمال توزیع α و β در رابطه (۹) بیشینه به مقدار بیشینه خواهد رسید، با فرض اینکه باقی مانده‌ها و وزن‌ها متغیرهای تصادفی باشند و بر اساس قانون بیزین رابطه (۱۰) به صورت زیر است [27]:

$$P(W|D, \alpha, \beta, M) = \frac{P(D|W, \beta, M)P(W|\alpha, M)}{P(D|\alpha, \beta, M)} \quad (10)$$

در صورتی که فرض شود باقی مانده‌ها و وزن‌ها از توزیع گوسین^۱ پیروی کرده، آنگاه خواهیم داشت که [27]:

$$P(D|W, \beta, M) = \frac{\exp(-\beta E_D)}{Z_D(\beta)} \quad (11)$$

$$P(W|\alpha, M) = \frac{\exp(-\alpha E_W)}{Z_W(\alpha)} \quad (11\text{-الف})$$

برای اطمینان از اینکه $P(W|D, \alpha, \beta, M)$ به عنوان فاکتور تنظیم در معادله (۱۰) شود، معادله (۱۱-ب) به صورت زیر است:

$$P(W|D, \alpha, \beta, M) = \frac{\exp(-F(W))}{Z_F(\alpha, \beta)} \quad (11\text{-ب})$$

اگر معادله‌های (۱۱-الف) و (۱۱-ب) را با هم در رابطه‌ی (۱۰) جایگذاری کنیم، آنگاه خواهیم داشت [27]:

$$P(D|\alpha, \beta, M) = \frac{Z_F(\alpha, \beta)}{Z_W(\alpha)Z_D(\beta)} \quad (12)$$

که در رابطه‌ی بالا $Z_W(\alpha) = \left(\frac{\pi}{\alpha}\right)^{\frac{N}{2}}$ و $Z_D(\beta) = \left(\frac{\pi}{\beta}\right)^{\frac{N}{2}}$ و مقدار $H = \beta \nabla^2 E_D + \alpha \nabla^2 E_W$ می‌باشد [27].

در معادله‌ی (۱۲) روش‌های لگاریتمی و مشتق‌گیری به ترتیب بکار گرفته شده است با فرض اینکه معادله تفاضلی تابع برابر مقدار صفر قرار گیرد آنگاه مقدار $P(\alpha, \beta | D, M)$ بیشینه

ترتیب به نام سیگنال تابعی و خطا معروف هستند. تنظیم پارامترها در شبکه پرسپترون چند لایه توسط سیگنال خطا و سیگنال ورودی صورت می‌گیرد. تعیین تعداد لایه‌ها و نرون‌های موجود در آن‌ها از مهمترین مسایل در مدل‌سازی با شبکه عصبی مصنوعی است [14, 25].

۳-۲- شبکه‌ی عصبی مصنوعی بیزین (BRANN)

این روش یکی از روش‌های پشتیبان در تصمیم‌گیری است که ابزار موثری و با دقت بالایی در شبیه‌سازی روابط بین پارامترهای یک مساله و یا پیش‌بینی خروجی یک مدل در قالب شبکه‌ای از احتمالات است. وجه تمایز شبکه‌های عصبی مصنوعی با تنظیم بیزین در این است که این روش به اطلاعات دقیق و تاریخیچه کامل روابط بین متغیرها نیاز ندارد بلکه می‌تواند با استفاده از اطلاعات ناقص و غیر دقیق نیز نتایج قابل قبولی دست یابد.

در شبکه‌های عصبی مصنوعی یکی از روش‌های دست‌یابی موثر به پارامترهای بهینه، استفاده از تنظیم بیزین است که به طور خودکار مقادیری مناسب برای پارامترهای تابع قرار می‌دهد. روش تنظیم بیزین می‌تواند برای بهبود توانایی شبکه عصبی و آموزش تابع هدف F که به صورت رابطه‌ی زیر نشان داده شده است استفاده شود [27]:

$$F = \alpha E_W + \beta E_D \quad (8)$$

که در آن مجموع مربعات وزن‌های شبکه و E_D مجموع مربعات باقی مانده بین پاسخ شبکه و تابع هدف می‌باشد. α و β نیز پارامترهای تنظیم تابع هدف است، که هر یک از این پارامترها به آموزش شبکه در کاهش باقی مانده خروجی‌ها یا حجم شبکه بستگی دارد. نکته کلیدی در این روش تنظیم این است که پارامترهای تابع هدف را چگونه از طریق داده‌های آماری بیزین انتخاب و بهینه نماید بطوریکه اگر α و β به عنوان متغیرهای تصادفی در نظر گرفته شوند قانون بیزین بصورت رابطه زیر تعریف می‌شود [27]:

$$P(\alpha, \beta | D, M) = \frac{P(D|\alpha, \beta, M)P(\alpha, \beta | M)}{P(D|M)} \quad (9)$$

شبکه عصبی نیاز به یک بانک داده که شامل اطلاعات دقیق و کامل است، می‌باشد. پژوهش‌های انجام شده در گذشته نشان داده است که فارغ از روش انتخابی برای مدل‌سازی و تعداد داده‌ها، کیفیت و دقت داده‌ها نقش بسزایی در دقت نتایج خروجی دارد [23].

در این پژوهش ابتدا، نتایج تمامی مطالعات و آزمایش‌های انجام شده در گذشته برای پیش‌بینی و یا تعیین ظرفیت دورانی تیرهای بال پهن گردآوری و مورد بررسی قرار گرفته شده است [28, 33]، در مطالعات انجام شده تعداد پارامترهای موثر بر ظرفیت دورانی متفاوت است پس در این پژوهش به منظور ایجاد مدل شبکه عصبی مصنوعی با تنظیم بیزین تنها از داده‌هایی آزمایشگاهی استفاده شده است که نوع و تعداد پارامترهای موثر در آن آزمایش با مدل شبکه عصبی مصنوعی ایجاد شده در این مطالعه همخوانی داشته باشد و علاوه بر این از دقت و اعتبار بالایی نیز برخوردار باشند. در نهایت برای ساخت مدل از بانک داده که شامل ۷۷ مورد داده از نتایج آزمایش‌های مرتبط است، استفاده شده است. در جدول (۱) داده‌های استفاده شده برای ساخت مدل شبکه عصبی آورده شده است.

شده و مقدار اولیه وزن‌ها کمینه (مینیمم) می‌شود، سپس α و β به صورت زیر بیان می‌شوند [27]:

$$\alpha^{MP} = \frac{\gamma}{2E_W W^{MP}} \quad (13)$$

$$\beta^{MP} = \frac{n-\gamma}{2E_D W^{MP}} \quad (14)$$

$$\gamma = N - \alpha^{MP} \text{trace}^{-1} H^{MP} \quad (15)$$

که در روابط بالا n برابر است با تعداد نمونه، N مقدار کل پارامترها شبکه، γ تعداد پارامترهای موثر که نسبتاً اثر بیشتری در کاهش میزان خطای توابع دارند. در ابتدا α و β بر طبق الگوریتم لونبرگ-مارکاد (LMA) که روشی است برای یافتن کمینه یک تابع غیر خطی چند متغیره، فرض می‌شود و تابع هدف $F(W)$ با آموزش شبکه منظم بیزین به کمینه مقدار خود می‌رسد. α و β بر طبق معادلات (۱۳)، (۱۴) و (۱۵) بروزرسانی شده و سپس مقادیر بهینه توزیع اولیه بدست می‌آید و کمینه مقدار جدید $F(W)$ محاسبه می‌شود و در نهایت آموزش شبکه تا زمانی ادامه می‌یابد که نتایج به همگرایی برسد [27].

۳-۳- داده‌ها و مدل‌سازی

برای ایجاد مدل‌های مبتنی بر محاسبات نرم همچون مدل‌های

جدول ۱. بانک داده‌ها برای ساخت شبکه عصبی بیزین

No.	Ref.	b (mm)	d (mm)	t_f (mm)	t_w (mm)	L (mm)	F_{yf} (MPa)	F_{yw} (MPa)	R
1	[28]	36.95	191.3	5.28	4.45	1036	371	395	10.4
2		43.05	191.3	5.28	4.45	1254	371	395	6.7
3		47	191.3	5.28	4.45	1396	371	395	3.4
4		48.4	191.3	5.26	4.45	1448	371	395	3.2
5		50.95	241.2	5.26	4.6	1372	371	350	4.2
6		36.85	241.2	5.26	4.6	960	371	350	13.7
7		42.95	241.2	5.26	4.6	1168	371	350	8
8		44.45	241.2	5.26	4.6	1280	371	350	6.5
9		46.75	241.2	5.26	4.6	1296	371	350	4.2
10		51.3	191.3	5.28	4.45	1554	371	395	2.9
11		88	235.1	10.8	7.65	2946	283	308	13.6
12		101.75	235.1	10.8	7.65	3480	283	308	11.8
13	[29,30]	70.5	278	8	5	3404	236	217	8
14		75	278	8	5	3704	236	217	7
15		80	277	8.5	5.5	4000	449	217	1
16		80	261	8	6	2540	287	260	12.7
17		80	258	8	5	2636	287	252	8.6
18		80	259	8	4	2716	287	252	4.6
19		80	280	8	5	1796	287	252	13.5
20		80	280	8	5	2196	287	252	11.5

21		80	275	8	5	2598	287	252	7.8
22		80	237.2	10.4	5.5	3508	333	709	3.6
23		80	148.6	10.2	5.5	2304	333	709	10.5
24		80	200	10	5.5	2204	333	709	9.5
25		80	278	10	6	2000	333	341	12
26		80	279	10	6	2804	333	349	8.7
27		80	279	10	6	2402	333	349	7.2
28		85	279	8	5	2802	236	217	5.5
29		85	279	10	6	2406	333	349	10
30		91	278	8	5.5	3002	236	217	8.9
31		91.5	278.4	10.3	6	2500	333	349	6.7
32		95	278	8	5.5	3400	236	217	7.6
33		95	278.6	10.2	6	2700	333	349	5.2
34		70.5	239.6	10.2	5.5	3000	333	709	5.1
35		75	239	10	5.5	3200	333	709	3.8
36		80.5	269	10	5.5	2100	333	709	6.6
37	[31]	109.2	185.2	16.1	9.4	3500	278	286	19.8
38		109.3	186.5	16.3	9.8	3500	486	532	6.4
39		109.3	184.9	16.2	9.4	3500	486	532	7.8
40		109.5	186.1	16.3	9.6	3500	278	286	18.9
41		110	188	10.5	7.5	3000	282	308	12
42		110.5	189	11	7.4	4000	282	308	9.3
43		111	192.6	10.7	7.5	4000	420	437	1.5
44		117.8	185.4	10.3	7.25	4000	275	302	10.3
45		117.8	186.1	11.1	7.65	4000	430	448	2.6
46		139.5	246.6	17.7	10.8	4000	248	252	20.5
47		139.7	241.2	17.8	10.9	3000	248	252	34.1
48		140	243.4	12.8	7.5	4000	276	311	6.4
49		140	240.8	12.6	8	3000	276	311	19
50		140.5	250.4	12.6	9	3000	504	535	6.4
51		140.5	249.6	12.7	9.3	4000	504	535	4.1
52		141.5	246.9	17.3	11.35	3000	489	535	10.4
53		141.7	246.4	17.3	11.3	3000	489	535	9.5
54		150.3	320	15	10	3000	817	813	16.9
55		150.3	320	15	10	3000	486	990	2.7
56		150.3	320	15	10	3000	248	323	0.9
57	[32]	100	159.5	14.9	9.4	3000	409	426	9.2
58		100.1	153.9	14.7	9.5	3000	375	421	12.1
59		100.2	156.6	14.6	9.6	3000	261	291	24.3
60		100.3	155.1	14.1	8.8	3000	303	342	16.8
61		100.7	154.4	15.1	9.5	3000	445	462	10
62	[8]	75	217.8	8.09	6.65	3660	340	358	2.7
63		72.5	217.4	10.57	6.82	3660	285	329	6.6
64		74.5	217.9	8.56	6.78	1830	340	353	15.2
65		74.5	217.1	1.44	6.78	1830	294	300	14.8
66		77	120.3	9.83	7.44	3660	313	300	8.4
67		53	273.9	7.05	5.85	3660	332	388	2.2
68		70	209.5	10.77	6.76	1830	288	329	14
69		75	132	9	6	1200	291	340	33.4
70		75	132	9	6	1200	527	340	19.2
71		75	132	9	6	1200	291	509	22.3
72		75	132	9	6	1200	526	509	9.4
73	[33]	75	132	9	6	1800	291	340	27.2
74		75	132	9	6	1800	291	509	18.5
75		75	132	9	6	1800	291	686	7.7
76		75	132	9	6	1800	526	509	9.4
77		75	132	9	6	1200	291	340	15.7

Table 1. BRANN's database

در شکل (۷) ساختار مدل شبکه عصبی بیزین و همچنین لایه نوروها در شبکه عصبی نشان داده شده است. شبکه پس انتشار برگشتی دارای یک لایه ورودی است که تعداد ورودی‌های شبکه، بیان‌گر تعداد پارامترهای موجود در بخش ورودی است. همچنین دارای یک یا چند لایه پنهان با تعدادی نورو است [25, 14]. در این مدل، از تابع تابع تناژت سیگموئید در لایه پنهان و در لایه خروجی از تابع خطی ساده استفاده شده است.

در شکل (۸)، میانگین مربع خطاها (MSE) در اپوک‌های مختلف آموزش شبکه عصبی ساخته شده آورده شده است که با توجه به معیار همگرایی در نظر گرفته شده، مشاهده می‌شود یادگیری در اپوک ۱۱۲ به خوبی انجام شده است. شکل (۸)، روند تغییرات شبکه طی اپوک‌های مختلف را نشان می‌دهد. در شکل (۹)، مقادیر R به ازای سه حالت آموزش، آزمایش و کل داده‌ها به دست آمده است. هر چه تمرکز این نقاط بر روی نیمساز ربع اول بیشتر باشد، نشانگر دقت بالاتر آن است.

شکل ۸. نمودار میانگین مربعات خطا در فرآیند آموزش

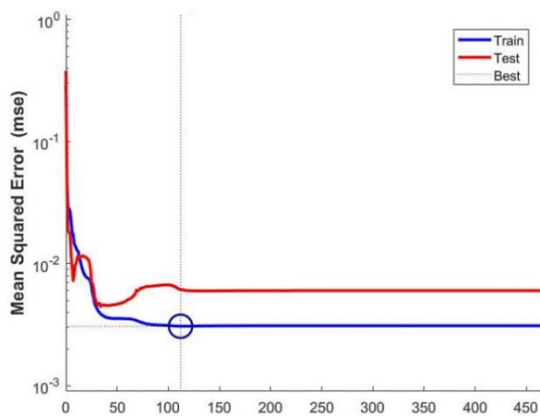


Fig. 8. MSE value of training process

در این ۷۷ تیر فولادی بال پهن مقادیر نصف عرض بال (b)، ارتفاع جان (d)، ضخامت بال (t_f)، ضخامت جان (t_w)، طول (L)، تنش تسلیم بال (F_{yf}) و تنش تسلیم جان (F_{yw}) اندازه‌گیری شده است و در نهایت سعی شده برای ظرفیت دوران (R) یک فرمول‌بندی صریح بر حسب مقادیر اندازه‌گیری شده به دست آید.

در این پژوهش از نرم افزار MATLAB برای ساخت مدل شبکه عصبی با تنظیم بیزین برای تخمین و پیش‌بینی ظرفیت دورانی تیرهای بال پهن، بهره گرفته شده است. در مدل ساخته شده برای تخمین و پیش‌بینی ظرفیت دورانی تیر بال پهن فولادی، پارامترهای عرض بال (b)، ارتفاع جان (d)، ضخامت بال (t_f)، ضخامت جان (t_w)، طول (L)، تنش تسلیم بال (F_{yf}) و تنش تسلیم جان (F_{yw}) به عنوان ورودی مدل و ظرفیت دوران (R) به عنوان تابع هدف تعیین شدند. در جدول (۲) مشخصات آماری ۷۷ داده‌ی ورودی و خروجی آورده شده است.

شکل ۷. ساختار مدل شبکه عصبی بیزین برای تخمین ظرفیت دورانی

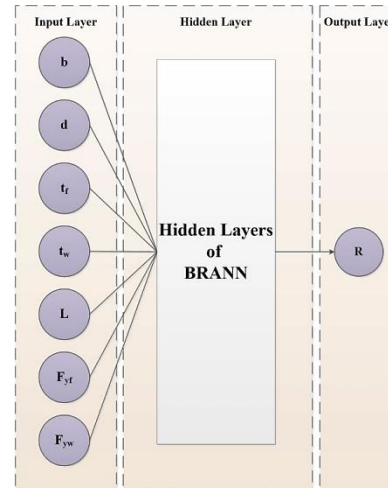


Fig. 7. Architecture of proposed BRANN model

جدول ۲. مشخصات آماری داده‌های ورودی و خروجی مدل

Type	Input							Output
	b (mm)	d (mm)	t_f (mm)	t_w (mm)	L (mm)	F_{yf} (MPa)	F_{yw} (MPa)	R
Mean	88.881	220.38	10.221	6.786	2629.11	347.207	398.896	10.296
Minimum	36.85	120.3	1.44	4	960	236	217	0.9
Maximum	150.3	320	17.8	11.35	4000	817	990	34.1
Standard Deviation	29.112	53.78	3.561	1.966	919.915	96.227	157.914	6.864

Table 2. Statistical summary of input/output parameters

شکل ۹. مقادیر مربعات خطا در فرآیند آموزش و آزمایش

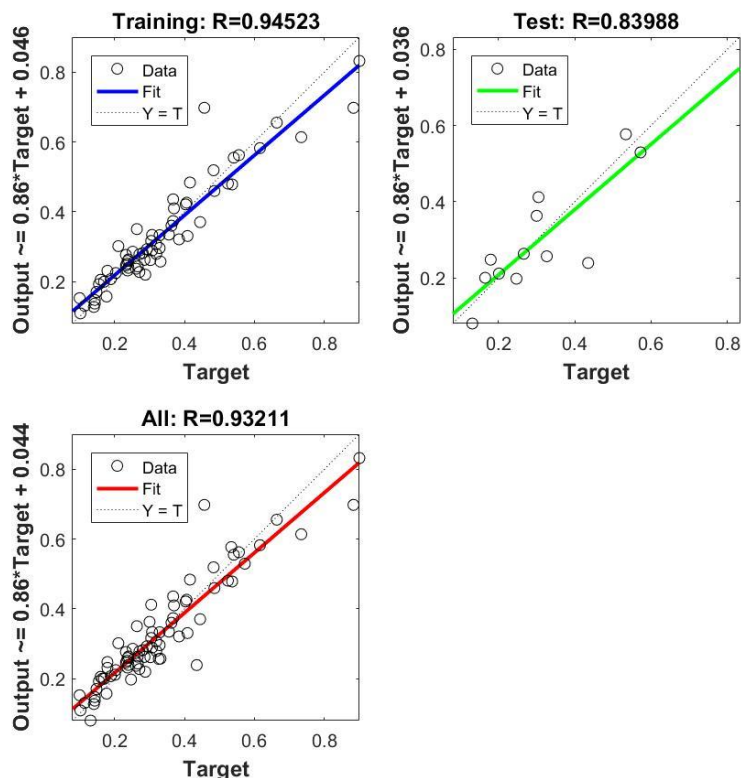


Fig. 9. R value of training and testing process

عبارت دیگر همبستگی بین نتایج آزمایشگاهی و همچنین تخمین زده شده بیشتر است. بر اساس جدول (۳) خواهیم داشت:

$$0 < MAPE_{BRANN} < MAPE_{GEP} < MAPE_{Li} < MAPE_{Kemp} \quad (18)$$

بر طبق مقایسه بالا مشاهده می‌شود که بهترین عملکرد را مدل ساخته شده مبتنی بر شبکه عصبی بیزین دارد و در بین دو رابطه‌ی مورد مقایسه قرار گرفته رابطه‌ی اریبه شده توسط Li خروجی بهتری نسبت به رابطه Kemp دارد ولی هر دوی این روابط خطای بالایی دارند و نتایج جدول (۳) به وضوح نشان می‌دهد که مدل BRANN با اختلاف بهترین عملکرد را دارد.

جدول ۳. مقایسه عملکرد مدل ساخته شده با دیگر روابط و

مدل‌های در تخمین ظرفیت دورانی

	BRANN	GP by Cevik	Eq. Kemp	Eq. Li
MAPE%	20.32	23.49	56.98	47.20

Table 3. Comparison of performance measured for BRANN model and the other

۴- ارزیابی نتایج

به منظور بررسی دقت و کارایی و همچنین اعتبار سنجی مدل ساخته شده مبتنی بر شبکه عصبی بیزین (BRANN) برای پیش بینی ظرفیت دورانی تیر بال پهن فولادی، نتایج خروجی این مدل با نتایج حاصل از مدل ساخته شده توسط Cevik و همچنین با نتایج حاصل از روابط Li و رابطه Kemp مورد مقایسه و ارزیابی قرار گرفت. برای این منظور از تابع درصد میانگین خطای مطلق^۱ (MAPE) کمک گرفته شد (رابطه ۱۷). در این رابطه برابر مقدار ظرفیت دورانی حاصل از نتایج آزمایشگاهی و برابر مقدار ظرفیت دورانی حاصل از رابطه و یا مدل مورد نظر است، نتایج در جدول (۳) آورده شده است.

$$MAPE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \left(\frac{|R_{predict} - R_{experiment}|}{R_{experiment}} \right) \times 100 \quad (17)$$

مدل و یا رابطه‌ای کارآمدتر است که مقدار MAPE آن از دیگر روابط و مدل‌ها کمتر و نزدیک‌تر به صفر باشد، به

آن است که شبکه‌ی عصبی موجود، با دقت بالایی می‌تواند ظرفیت دوران این نوع تیرها را پیش‌بینی نماید.

References

- [1] Yura JA, Ravindra MK, Galambos T V. 1978 The bending resistance of steel beams. J Struct Div;104:1355-70.
- [2] Gioncu V, Petcu D. 1997 Available rotation capacity of wide-flange beams and beam-columns Part 1. Theoretical approaches. J Constr Steel Res; 43:161-217. doi:10.1016/S0143-974X(97)00044-8.
- [3] Gioncu V, Petcu D. 1997 Available rotation capacity of wide-flange beams and beam-columns Part 2. Experimental and numerical tests. J Constr Steel Res;43:219-44. doi:10.1016/S0143-974X(97)00045-X.
- [4] Cevik A. 2007 Genetic programming based formulation of rotation capacity of wide flange beams. J Constr Steel Res; 63:884-93. doi:10.1016/j.jcsr.2006.09.004.
- [5] Guzelbey IH, Cevik A, Gögüş MT. 2006 Prediction of rotation capacity of wide flange beams using neural networks. J Constr Steel Res; 62:950-61. doi:10.1016/j.jcsr.2006.01.003.
- [6] Committee W-AJ. 1971 Plastic design in steel: a guide and commentary.
- [7] Lay MG, Galambos T V. 1965 Inelastic steel beams under uniform moment. J Struct Div; 91:67-94.
- [8] Kemp AR. I 1985 Interaction of Plastic Local and Lateral Buckling. J Struct Eng; 111:2181-96. doi:10.1061/(ASCE)0733-9445(1985)111:10(2181).
- [9] Australia SA of. Steel Structures -- Commentary: Supplement to AS 4100--1998. The Association.
- [10] Construction AI of S. Specification for the Design of Steel Hollow Structural Sections. American Institute of Steel Construction; 1997.
- [11] EN 1993-1-1. Eurocode 3: Design of steel structures - Part 1-1: General rules and rules for buildings. Eurocode 3 2005;1:91 pp. doi:[Authority: The European Union Per Regulation 305/2011, Directive 98/34/EC, Directive 2004/18/EC].
- [12] Lay MG. 1965 Flange local buckling in wide-flange shapes. J Struct Div; 91:94-116.
- [13] Li G. Bracing design requirements for inelastic members. University of Texas, 2002.
- [14] Naderpour H, Kheyroddin A, Amiri GG. 2010 Prediction of FRP-confined compressive strength of concrete using artificial neural networks. Compos Struct; 92:2817-29. doi:10.1016/j.compstruct.2010.04.008.
- [15] Ahmadi M, Naderpour H, Kheyroddin A. 2014 Utilization of artificial neural networks to prediction of the capacity of CCFST short columns subject to short term axial load. Arch Civ Mech Eng; 14:510-7. doi:10.1016/j.acme.2014.01.006.
- [16] Kheyroddin A, Naderpour H, Ahmadi M. 2014 Compressive Strength of Confined Concrete in CCFST

۶- منابع

در شکل (۱۰) عملکرد این روابط و مدل‌ها با نمایش خطوط درصد خطای بین مقدار تخمین زده شده و همچنین مقدار ظرفیت دورانی حاصل از آزمایش به تفکیک نوع مدل و رابطه نشان داده شده است. همان‌طور که در این شکل مشاهده می‌شود نتایج حاصل از مدل شبکه عصبی بیزین (BRANN) دارای کمترین پراکندگی نسبت به دیگر نتایج است که این خود دلیل دیگری برای برتری این مدل نسبت به دیگر روابط است.

شکل ۱۰. نمودار مقایسه میزان خطای بین مقدار تخمینی و اندازه‌گیری شده

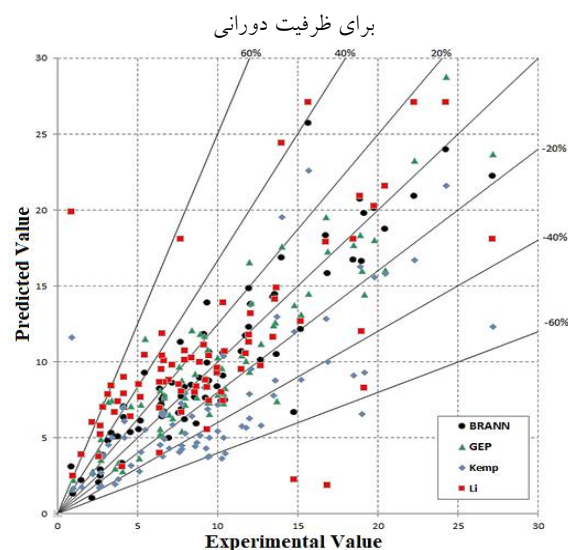


Fig. 10. Predicted value versus experimental value of rotation capacity

۵- نتیجه گیری

در این مقاله ظرفیت دوران تیر فولادی بال پهن مورد بررسی قرار گرفته است. روش‌هایی که بر پایه‌ی محاسبات نرم هستند توانایی شناسایی الگوی بین داده‌ها را خواهند داشت. در نتیجه در این مطالعه ظرفیت دورانی تیرهای فولادی بال پهن با کمک شبکه‌های عصبی مصنوعی بیزوی تخمین زده شده است. متغیرهایی مانند نصف عرض بال، ارتفاع جان، ضخامت بال، ضخامت جان، طول تیر و تنش تسلیم بال و جان به عنوان ورودی شبکه در نظر گرفته شدند. ظرفیت دوران تیر فولادی بال پهن نیز به عنوان هدف شبکه تعریف می‌شود. در مدل‌های توسعه یافته توسط Cevik, Kemp, Li مقادیر میانگین خطای نسبی مطلق به ترتیب ۲۰/۴۷، ۵۶/۹۸، ۲۳/۴۹ درصد بوده‌است که این پارامتر در مدل شبکه عصبی بیزین ارائه شده به مقدار ۲۰/۳۲ تقلیل یافته است. نتایج به دست آمده حاکی از

- [25] Naderpour H, Rafiean AH, Fakharian P. 2018 Compressive strength prediction of environmentally friendly concrete using artificial neural networks. *J Build Eng*; 16:213–9. doi:10.1016/j.job.2018.01.007.
- [26] Rezazadeh Eidgahee D, Haddad A, Naderpour H. 2018 Evaluation of shear strength parameters of granulated waste rubber using artificial neural networks and group method of data handling. *Sci Iran*. doi:10.24200/sci.2018.5663.1408.
- [27] MacKay DJC. 1992 Bayesian Interpolation. *Neural Comput*; 4:415–47. doi:10.1162/neco.1992.4.3.415.
- [28] Lukey AF, Adams PF. 1969 Rotation capacity of beams under moment gradient. *J Struct Div*.
- [29] Kuhlmann U. 1989 Definition of flange slenderness limits on the basis of rotation capacity values. *J Constr Steel Res*; 14:21–40. doi:10.1016/0143-974X(89)90068-0.
- [30] Kuhlmann U. 1986 Rotationskapazität biegebeanspruchter I-Profil unter Berücksichtigung des plastischen Beulens. *Inst. für Konstruktiven Ingenieurbau, Ruhr-Univ*.
- [31] Spangemacher R. 1992 Zum Rotationsnachweis von Stahlkonstruktionen, die nach dem Traglastverfahren berechnet werden.
- [32] Boeraeve P, Lognard B, Janss J, Gérardy JC, Schleich JB. 1993 Elasto-plastic behaviour of steel frame works. *J Constr Steel Res*; 27:3–21. doi:10.1016/0143-974X(93)90003-B.
- [33] Suzuki T, Ogawa T, Ikarashi K. 1994 A study on local buckling behavior of hybrid beams. *Thin-Walled Struct*; 19:337–51. doi:10.1016/0263-8231(94)90038-8.
- Columns. *J Rehabil Civ Eng*; 2:71–80.
- [17] Naderpour H, Kheyroddin A, Ghodrati Amiri G, Hoseini Vaez SR. 2011 Estimating the behavior of FRP-strengthened RC structural members using artificial neural networks. *Procedia Eng*; 14:3183–90. doi:10.1016/j.proeng.2011.07.402.
- [18] Rezazadeh Eidgahee D, Fasihi F, Naderpour H. 2015 Optimized Artificial Neural Network for Analyzing Soil-Waste Rubber Shred Mixtures. *Sharif J Civ Eng*; 31.2:105–11.
- [19] Shafabakhsh G, Naderpour H, Fasihi F. 2010 Optimized ANN Algorithm for Analyzing the Road Flexible Pavements. *Journal Model Eng*; 8:45–56. doi:10.22075/JME.2017.1559.
- [20] Naderpour H, Vosoughifar H, Ghobakhloo E. 2016 Evaluation of Effective Parameters on Wave Diffraction of Far-Fault Ground Motions Using Artificial Neural Networks. *Sharif J Civ Eng*; 32.2:13–23.
- [21] Shafabakhsh G, Naderpour H, Noroozi R. 2011 Optimized ANN Algorithm for Analyzing the Road Rigid Pavements. *Q J Transp Eng*; 3:43–54.
- [22] Naderpour H, Fakharian P, Hosseini F. 2016 Prediction of Behavior of FRP-Confined Circular Reinforced Concrete Columns using Artificial Neural Network. 8th Natl Conf Concr, Tehran, Iran. doi:10.13140/RG.2.2.11714.58568.
- [23] Naderpour H, Alavi SA. 2017 A proposed model to estimate shear contribution of FRP in strengthened RC beams in terms of Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System. *Compos Struct*; 170:215–27. doi:10.1016/j.compstruct.2017.03.028.
- [24] Hosseini Vaez S, Naderpour H, Barati M. 2017 Estimating the behavior of RC beams strengthened with NSM system using artificial neural networks. *J Struct Constr Eng*; 4:16–28. doi:10.22065/jsce.2017.44332.

An Approach for Estimating the Rotation Capacity of Wide Flange Beams Using Bayesian Regularized Artificial Neural Networks (BRANN)

Seyed Alireza Alavi¹, Hosein Naderpour^{2*}, Pouyan Fakharian³, Salman Noghani⁴

1- M.Sc. Graduated, Faculty of Civil Engineering, Semnan University, Semnan, Iran

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

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

4- M.Sc. Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering, Islamic Azad University, Electronic Campus, Tehran, Iran

naderpour@semnan.ac.ir

Abstract:

In this paper, for the first time using of Bayesian regularized artificial neural network (BRANN) model, which is a novel method of among soft computing (SC) methods (such as fuzzy logic, genetic programming, neural network) to predict the rotational capacity of wide-flange steel beams. Steel is one of the most commonly used materials in construction industries, mainly in steel structures. There are many researches and studies on the behavior of a structural member of steel structure such as beams under different types of loading. The accurate estimation of rotation capacity (plastic rotation capacity) is of significant importance issue for plastic and seismic analysis and design of steel structures especially for high rise building (nonlinear behavior). Similarly, the moment redistribution in a steel structure also depends on the rotation capacity of the section. So the determination and accurate prediction of rotation capacity of steel structures members such as wide flange beams become an important task. Using different methods such as finite element, regression and statistical methods in previous studies has been used in recent years. Therefore, in order to estimate the more accurate value of the rotational capacity of wide flange beams, artificial neural networks are used with the Bayesian learning process. The Bayesian regularized network assigns a probabilistic nature to the network weights, allowing the network to automatically and optimally penalize excessively complex models. The proposed technique (BRANN) reduces the potential for overfitting and overtraining, improving the prediction quality and generalization of the network. The proposed model (BRANN) is based on experimental data that collected from previous studies. After a comprehensive review of existing literature, 77 data of wide flange beam were selected which had experienced to determined rotation capacity. For this purpose, Half-length of flange, height of web, thickness of flange, thickness of web, length of beam, yield strength of flange and yield strength of web were consider as input parameters (six inputs) while rotation capacity is treated as target of the Bayesian regularized artificial neural network model. The Bayesian regularized artificial neural network is modeled in MATLAB software and applied to predict the rotation capacity. The results of this model were compared with experimental results and other models and equations that presented in the past (including Genetic programming (GP), Li equation and Kemp Equation. An analysis is carried out to check the performance of the proposed BRANN model based on the common criteria such as Mean Absolute Percentage Error (MAPE). The optimal and best model should have the lowest values of MAPE, this parameter is 20.32% for BRANN, 23.49% for a Genetic Programming model that proposed by Cevik, 47/20% for Li's Equation and 56.98% for Kemp's equations. The results of Bayesian regularized artificial neural network approach indicate a good agreement between the predicted and measured data. Furthermore, the Bayesian regularized artificial neural network model shows the most optimized results compared to all the previous model and equations. The result indicated that the Bayesian regularized artificial neural network could be used as a powerful tool for engineers and researcher to solve this kind of problems.

Keywords: Rotation Capacity, Bayesian Regularized, Artificial Neural Networks, Wide Flange Beam.