

Modeling the Lateral Behavior of Concrete Rocking Walls Using Multi-Objective Neural Network

Amir Ali Shahmansouri

Graduate Student, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering and Technology, University of Mazandaran, Babolsar, Iran

Habib Akbarzadeh Bengar*

Associate Professor, Department of Civil Engineering, Faculty of Engineering and Technology, University of Mazandaran, Babolsar, Iran (h.akbarzadeh@umz.ac.ir)

Abouzar Jafari

Ph.D., University of Michigan and Shanghai Jiao Tong University Joint Institute, Shanghai Jiao Tong University, China

Abstract

Concrete rocking walls (CRWs) are an appropriate alternative for common concrete shear walls. The exact behavior of structural elements is generally achieved by conducting comprehensive experiments, which are costly and time-consuming. According to previous studies and research trends in the field of rocking walls, it is necessary to provide a comprehensive model for design purposes. It is difficult to provide a theoretical model for predicting the behavior of concrete rocking walls, which includes a variety of parameters, and simultaneous calculation of the effect of those parameters requires a detailed model. Providing such a model through classical or numerical methods, due to the complexity of the problem or modeling difficulties, requires much time and complex calculations. However, solving this problem by soft computing methods makes it possible to simplify and speed up these calculations. Therefore, this paper aims to develop a multi-objective neural network (MNN) model to predict the lateral behavior of CRWs. To generate the required data for modeling, experimental results were employed, and all the parameters affecting the lateral bearing capacity of CRWs were extracted to use them as input parameters. Finally, the lateral force-displacement and neutral axis-displacement curves were predicted as the output parameters. Besides, the accuracy of the existing equations presented in international concrete codes and developed by researchers in predicting the flexural strength of CRWs was investigated using the results of experiments performed on these walls. This study shows that the MNN model predicts the lateral behavior of CRWs with acceptable accuracy as well as initial stiffness, secondary stiffness, maximum strength, and rotational capacity. According to the results, ACI 318-14, NZS 3101, and AS 3600 predict the flexural strength of CRWs in the range of 0.59 to 0.99 actual values. Also, CSA-A23.3-04 provides a highly unconservative prediction of the walls' flexural strength. Nevertheless, the MNN model showed more accurate predictions in comparison with the investigated codes and existing expressions.

Keywords: Concrete Rocking Walls, Multi-Objective Neural Network, Post-Tensioning, Lateral Behavior Estimation..

مدل سازی رفتار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی

با استفاده از شبکه عصبی چند هدفه

دریافت مقاله: ۱۳۹۷-۱۱-۲۱

پذیرش مقاله: ۱۳۹۹-۱۲-۰۹

امیرعلی شاه منصوری

دانشجوی کارشناسی ارشد، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

حبیب اکبرزاده بنگر*

دانشیار، گروه مهندسی عمران، دانشکده فنی و مهندسی، دانشگاه مازندران، بابلسر، ایران

h.akbarzadeh@umz.ac.ir

ابوذر جعفری

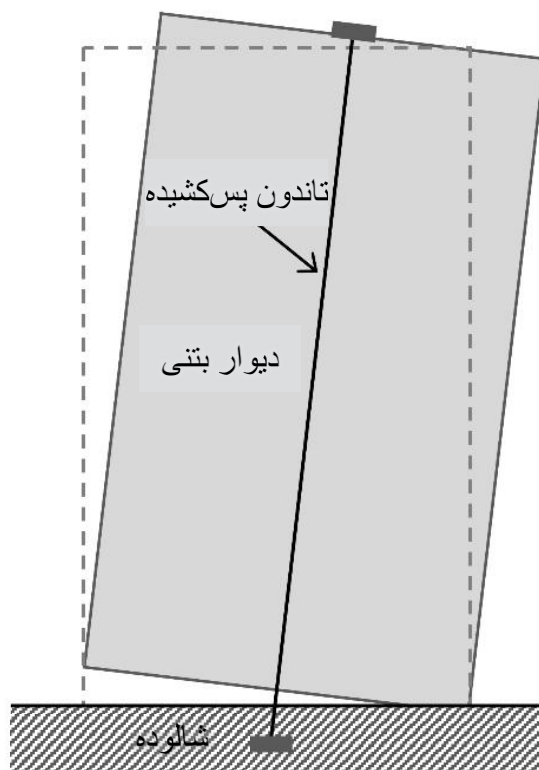
دکتری، انستیتوی مشترک دانشگاه میشیگان و دانشگاه شانگهای جیاوتونگ، دانشگاه شانگهای جیاوتونگ، شانگهای، چین

چکیده

دیوارهای گهواره‌ای بتنی به دلیل هزینه‌های خرابی و تعمیر کمتر، یک جایگزین مناسب برای دیوارهای برشی بتنی معمولی هستند. شناخت رفتار دقیق عناصر سازه‌ای به طور کلی با انجام آزمایشات جامع، که پرهزینه و زمان‌بر است، حاصل می‌شود. با توجه به مطالعات پیشین و روند پژوهش در زمینه دیوارهای گهواره‌ای، ضرورت ارائه یک مدل جامع به منظور طراحی دیده می‌شود. ارائه یک مدل تئوری جهت پیش‌بینی رفتار دیوارهای گهواره‌ای بتنی، که پارامترهای متنوعی را شامل شود، امری دشوار می‌باشد و محاسبه همزمان اثر آن پارامترها نیازمند یک مدل جامع است. ارائه چنین مدلی از طریق روش‌های کلاسیک یا عددی، به دلیل پیچیدگی مسئله یا دشواری‌های مدل‌سازی، نیازمند صرف زمان زیاد و محاسبات پیچیده است. اما حل این مسئله به وسیله روش‌های محاسبات نرم امکان ساده‌سازی و تسریع این محاسبات را فراهم می‌سازد. از این رو، این پژوهش با هدف ارائه یک مدل شبکه عصبی چند هدفه برای پیش‌بینی رفتار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی انجام شده است. برای ایجاد داده‌های مورد نیاز جهت مدل‌سازی، از نتایج آزمایشگاهی استفاده شد و تمام پارامترهای موثر بر ظرفیت باربری جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی استخراج شد تا از آنها به عنوان پارامترهای ورودی استفاده شود. سرانجام، منحنی‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنتی-تغییر مکان به عنوان پارامترهای خروجی پیش‌بینی شدند. علاوه بر این، دقت روابط موجود ارائه شده در آیین‌نامه‌های بتن بین‌المللی و توسعه یافته توسط محققان در پیش‌بینی مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی با استفاده از نتایج آزمایشات انجام شده بر روی این دیوارها بررسی شد. این پژوهش نشان می‌دهد که مدل شبکه عصبی چند هدفه با دقت قابل قبولی رفتار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی را پیش‌بینی می‌کند. این مدل قادر است سختی اولیه، سختی ثانویه، مقاومت بیشینه و ظرفیت دورانی را به درستی پیش‌بینی کند. مطابق با نتایج، روابط آیین‌نامه‌های طراحی بتن ایالات متحده (ACI 318-14)، نیوزیلند (NZS 3101) و استرالیا (AS 3600) مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی را در محدوده ۰.۵۹ تا ۰.۹۹ مقادیر واقعی پیش‌بینی می‌کنند. همچنین، آیین‌نامه طراحی بتن کانادا (CSA-A23.3) پیش‌بینی بسیار محافظه کارانه‌ای از مقاومت خمشی دیوارها ارائه می‌دهد. با وجود این، مدل شبکه عصبی چند هدفه پیش‌بینی‌های بسیار دقیقی را در مقایسه با آیین‌نامه‌های بررسی شده و عبارات موجود نشان داد.

کلمات کلیدی: دیوارهای گهواره‌ای بتنی، شبکه عصبی چند هدفه، پس کشیدگی، برآورد رفتار جانبی.

در طول سه دهه گذشته تحقیقات جامعی برای درک پاسخ المان‌های سازه‌ای و سیستم‌های بتنی پیش‌ساخته انجام شده است [۱-۱۴]. تحقیقات نشان داده است که دیوارهای گهواره‌ای بتنی پیش‌ساخته^۱ می‌توانند در حالی که سطح بالایی از بارهای لرزه‌ای را تحمل می‌کنند، یک پاسخ شکل‌پذیر نشان دهند [۱۵]. پس‌کشیدگی مجزا باعث ایجاد رفتار مرکزگرایی^۲ در دیوارهای بتنی پس‌کشیده می‌شود که باعث کاهش تغییر مکان جانبی نسبی پس‌ماند و آسیب سازه‌ای در پاشنه دیوارها در صورت وقوع زلزله می‌شود و همچنین این کار هزینه‌های تعمیر و خرابی را کاهش می‌دهد. ساده‌ترین شکل یک دیوار مرکزگرا شامل یک دیوار بتنی پیش‌ساخته با تاندون‌های پس‌کشیده مجزا است که در بالای دیوار و پایین شالوده مهار می‌شود. رفتار دیوار مرکزگرا هنگامی که تحت نیروی جانبی قرار می‌گیرد، همانطور که در شکل ۱ نشان داده شده است، با جداشدگی در پاشنه‌های دیوار و مقاومت جانبی توسط تاندون‌های پیش‌تنیدگی مشخص می‌شود.



شکل ۱- رفتار جانبی دیوار گهواره‌ای بتنی

تغییر شکل‌های دیوارهای گهواره‌ای بتنی در طی یک رویداد زلزله عمدتاً به مکانیسم گهواره‌ای یعنی دوران دیوار در پایه (پاشنه) نسبت داده می‌شود [۱۶]. مکانیسم گهواره‌ای به دلیل تغییر طول تاندون‌ها مجزا منجر به تغییر در سطح نیروی پس‌کشیدگی در آنها می‌شود که بر مقاومت جانبی دیوار تأثیر می‌گذارد. از این رو، سطح نیروی پس‌کشیدگی باید با در نظر گرفتن تغییر مکان و شرایط سازگاری هندسی به جای فرضیات سازگاری کرنش، معمول در آرماتورهای پیوسته، تعیین شود [۱۷، ۱۸]. ضوابطی که در حال حاضر در استانداردهای بتن ارائه شده است، تغییر طول میلگردهای پس‌کشیده را در نظر می‌گیرد؛ در صورتی که آنها در اصل برای المان‌های تیر مانند توسعه داده شده‌اند [۱۶-۱۹]. از این رو، توانایی روابط آیین‌نامه‌ها در ارائه پیش‌بینی دقیق مقاومت خمشی در اعضای دیوار، به دلیل تفاوت‌های ذاتی در مکانیسم رفتاری عناصر تیر و دیوار، زیر سؤال می‌رود. در مقایسه با

¹ Precast concrete rocking walls

² Self-centering

تیرها، دیوارها به طور کلی نسبت ابعادی کوچکتری دارند و معمولاً تحت بارهای محوری بسیار بیشتری قرار می‌گیرند. از همه مهمتر، برخلاف تیرها، میلگردهای پس‌کشیده در اعضای دیوار معمولاً در طول دیوار توزیع می‌شوند [۲۰].

آگاهی از یک رفتار دقیق بار-تغییر مکان از اهمیت بالایی در زمینه طراحی مبتنی بر عملکرد برخوردار است [۲۱]. با این حال، تا به امروز مطالعات محدودی وجود دارد که رفتار بار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی را پیش‌بینی کند. کوراما و همکاران [۱] با استفاده از تحلیل اجزاء محدود و المان‌های رشته‌ای، پاسخ بار-تغییر مکان دیوارهای گهواره‌ای بتنی را تخمین زدند. اگرچه روش آنها می‌تواند به طور موثری پاسخ را پیش‌بینی کند، اما دشواری‌های محاسباتی آن، آن را برای اهداف طراحی نامناسب ساخته است [۲۲]. پرز و همکاران [۴] یک روش ساده‌شده برای پیش‌بینی رفتار غیرخطی بار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی پس‌کشیده مجزا پیشنهاد دادند. در روش پیشنهادی آنها، رفتار بار-تغییر مکان با استفاده از یک منحنی ایده‌آل شده سه خطی با محاسبه پاسخ دیوار در سه حالت حدی تخمین زده شد: حد خطی موثر، حد تسلیم تاندون پس‌کشیدگی و حد خردشدگی بتن. اگرچه این روش قادر به پیش‌بینی پاسخ دیوارهای بتنی پس‌کشیده بود، اما دارای محدودیت‌هایی است. پاسخ بار جانبی توسط یک تابع سه خطی ایده‌آل شده است. عمق تار خنثی بر اساس این فرض که همه تاندون‌های پس‌کشیده تسلیم شده‌اند در نظر گرفته می‌شود و در نهایت کرنش سخت‌شدگی در میلگردهای پس‌کشیده نادیده گرفته شده است.

برای غلبه بر محدودیت‌های فوق‌الذکر، آلتی و سریساران [۲۲] رویکرد ساده‌ای را با استفاده از تقریب سه خطی عمق تار خنثی ارائه کردند. با این حال، این روش نیز دارای محدودیت‌هایی است. پاسخ بار جانبی یک تابع سه خطی است، برای تعریف تغییرات سه خطی، تار خنثی، با استفاده از عمق تار خنثی محاسبه شده در تغییر مکان جانبی نسبی ۲٪، تخمین زده می‌شود و یک توزیع بلوک تنش معادل برای ارزیابی تنش‌ها و لنگرهای موجود در بتن در نظر گرفته شده است. حسن‌لی و همکاران [۲۳] با به کارگیری رویکرد تحلیلی بر اساس مکانیک دیوارهای گهواره‌ای و شرایط سازگاری هندسی تغییر مکان‌ها، روشی جدید برای پیش‌بینی مقاومت خمشی درون صفحه‌ای دیوارهای بتنی پس‌کشیده توسعه دادند. این روش با استفاده از نتایج آزمایشگاهی هنری [۱۵] صحت‌سنجی شده و نتایج قابل قبولی در پیش‌بینی ظرفیت دیوار (برش پایه-تغییر مکان) و تغییرات طول محور خنثی ارائه می‌دهد، اما دقت این روابط در پیش‌بینی نیروی توسعه یافته در تاندون‌ها پایین‌تر است.

با توجه به مطالعات پیشین و روند پژوهش در زمینه دیوارهای گهواره‌ای، ضرورت ارائه یک مدل جامع و دقیق‌تر به منظور طراحی دیده می‌شود. ارائه یک مدل تئوری، جهت پیش‌بینی رفتار دیوارهای گهواره‌ای بتنی، که پارامترهای متنوعی را شامل شود، به دلیل لحاظ کردن همزمان اثر پارامترهای موثر امری بسیار دشوار است. ارائه چنین مدلی از طریق روش‌های کلاسیک، به دلیل پیچیدگی مسئله، نیازمند صرف زمان زیاد و محاسبات پیچیده در روش‌های تحلیلی یا دشواری‌های مدل‌سازی در روش‌های عددی است. اما حل این مسئله به کمک روش‌های محاسبات نرم به دلیل کارایی این روش‌ها در حل مسائل با تعداد پارامترهای بالا امکان‌پذیر است. در این پژوهش، ابتدا از نتایج آزمایشگاهی گذشته کلیه پارامترهای تأثیرگذار بر ظرفیت باربری جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی استخراج شده تا با استفاده از آنها و شبکه عصبی چند هدفه، رفتار جانبی این دیوارها پیش‌بینی شود. در همین راستا، پارامترهایی از قبیل طول، ارتفاع و ضخامت دیوار، تعداد، مساحت و تنش تسلیم تاندون‌ها، فاصله هر تاندون از لبه دیوار، درصد پس‌کشیدگی تاندون‌ها، مقاومت فشاری بتن و نسبت تنش محوری دیوار به عنوان پارامترهای ورودی در مدل‌سازی انتخاب شدند و منحنی‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنثی-تغییر مکان به عنوان پارامترهای خروجی پیش‌بینی می‌شوند. پیش‌بینی این پارامترها، به معنی کنترل و طراحی همزمان یک دیوار گهواره‌ای بتنی است که خود رویکردی جدید در زمینه طراحی این دیوارها تحت بار جانبی می‌باشد. ارائه یک مدل تئوری، با ویژگی‌های فوق‌الذکر، از دو جنبه حائز اهمیت است؛ از یک سو این رویکرد تلاشی جدید در

زمینه بررسی رفتار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی است و از سوی دیگر می‌تواند توانایی این روش جدید محاسباتی، که خود به عنوان ابزاری جدید در زمینه مهندسی سازه و زلزله محسوب می‌شود، را نشان دهد.

۲- بررسی فرمول‌های پیشنهادی موجود

پیش‌بینی مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی، نیاز به ارزیابی دقیق تنش‌های ایجاد شده در تاندون‌های پس‌کشیده در دیوارها دارد. در این بررسی‌ها، چهار آیین‌نامه طراحی بین‌المللی به ترتیب آیین‌نامه‌های طراحی بتن ایالات متحده (ACI 318) [۲۴]، نیوزیلند (NZS 3101) [۲۵]، استرالیا (AS 3600) [۲۶] و کانادا (CSA-A23) [۲۷] و همچنین دو رابطه که توسط هنری [۱۵] و حسن‌لی [۲۰] پیشنهاد شده‌اند، به منظور پیش‌بینی مقاومت خمشی دیوار به کار گرفته شد.

۲-۱ آیین‌نامه‌های طراحی آمریکا، نیوزیلند و استرالیا

آیین‌نامه‌های طراحی آمریکا [۲۴]، نیوزیلند [۲۵] و استرالیا [۲۶] معادلات زیر را برای تخمین تنش تاندون‌ها، در اعضا خمشی غیرپیوسته در مقاومت بیشینه در نظر می‌گیرند.

$$f_{ps} = f_{se} + 70 + \frac{f'_c}{100 \rho_p} \leq f_{py} \text{ (MPa)} \quad (1) \quad \text{نسبت دهانه به عمق } < 35$$

$$f_{ps} = f_{se} + 70 + \frac{f'_c}{300 \rho_p} \leq f_{py} \text{ (MPa)} \quad (2) \quad \text{نسبت دهانه به عمق } \geq 35$$

که به ترتیب f_{ps} تنش تاندون در مقاومت خمشی نهایی، f_{se} تنش پس‌کشیدگی در تاندون، f'_c مقاومت فشاری بتن، ρ_p نسبت آرماتور پیش‌تنیدگی و f_{py} تنش تسلیم فولاد پیش‌تنیدگی می‌باشد. بر اساس آیین‌نامه‌های مذکور، f_{ps} در رابطه (۱) نمی‌تواند به ترتیب بیشتر از $f_{se} + 420$ (آیین‌نامه‌های آمریکا و نیوزیلند) و $f_{se} + 400$ (آیین‌نامه کانادا) و در رابطه (۲) نمی‌تواند به ترتیب بیشتر از $f_{se} + 210$ (آیین‌نامه آمریکا) و $f_{se} + 200$ (آیین‌نامه‌های نیوزیلند و کانادا) افزایش یابد. برای اعضای دیوار نسبت دهانه به عمق به طور قابل توجهی کمتر از ۳۵ است؛ از این رو، رابطه (۱) باید استفاده شود.

۲-۲ آیین‌نامه طراحی کانادا

آیین‌نامه کانادایی [۲۷] از رابطه (۳) برای تعیین f_{ps} استفاده می‌کند.

$$f_{ps} = f_{se} + \frac{8000}{l_{ps}} \sum_n (d - c_y) \text{ (MPa)} \quad (3)$$

که l_{ps} طول غیرپیوستگی تاندون و $\sum_n (d - c_y)$ مجموع فاصله $d - c_y$ برای هر یک از مفصل‌های پلاستیک در دهانه مورد بررسی است. برای دیوار با رفتار خمشی، شکل‌گیری مفصل پلاستیک به پایین دیوار محدود می‌شود. از این رو، رابطه (۳) می‌تواند به صورت زیر بازنویسی شود.

$$f_{ps} = f_{se} + \frac{8000}{l_{ps}} (d - c_y) \text{ (MPa)} \quad (4)$$

روابط فوق‌الذکر فرض می‌کنند که میلگردهای پس‌کشیده در مرکز سطح میلگردها متمرکز می‌شوند، بنابراین، باید یک مقدار واحد برای عمق موثر (d) در نظر گرفته شود. بنابراین، اگر روابط (۴-۱) برای ارزیابی تنش در میلگردهای پس‌کشیده استفاده شود، ظرفیت خمشی دیوارهای بتنی پس‌کشیده را می‌توان به صورت زیر محاسبه کرد.

$$M_n = f_{ps} A_{ps} \left(d - \frac{a}{2} \right) + N \left(\frac{l_w}{2} - \frac{a}{2} \right) \quad (5)$$

$$a = \frac{f_{ps} A_{ps} + N}{\beta f'_c b_w} \quad (6)$$

۳-۲- رابطه پیشنهادی هنری

اگرچه فرض یک مقدار واحد برای عمق موثر (d) در تیر یک فرض معقول است، اما چنین پدیده‌ای در دیوار نمی‌تواند فرض قابل قبولی باشد. اخیراً، محققان تلاش کرده‌اند تا روابط طراحی را برای توزیع تاندون‌های پس کشیده مجزا در طول دیوار با استفاده از روش‌های عددی توسعه دهند. برای اعضای بتنی، با استفاده از مدل‌سازی اجزای محدود، هنری [۱۵] یک مطالعه پارامتری انجام داد و معادلات زیر را برای پیش‌بینی f_{ps} ارائه کرد.

$$f_{ps} = f_{se} \left(\frac{\varepsilon_{cu} E_{ps}}{\lambda l_{ps}} \right) \left(\frac{l_{ps} f'_c}{l_w f_c} \right)^{0.5} \left[d_i - 1.36 \left(\frac{f_c l_w}{\alpha \beta f'_c} \right) \right] \leq f_{py} \text{ (MPa)} \quad (7)$$

$$f_c = \frac{f_{se} A_{ps} + N}{l_w b_w} \quad (8)$$

۳-۲-۴ رابطه پیشنهادی حسن‌لی

اخیراً، حسن‌لی [۲۰] با مدل‌سازی اجزای محدود و یک مطالعه پارامتری بر روی دیوارهای گهواره‌ای، عبارت زیر را برای پیش‌بینی تنش هر میلگرد پس کشیده در بیش‌ترین مقاومت دیوار پیشنهاد کرد.

$$f_{ps i} = f_{se i} + \left(0.11 l_w + 3475 \frac{f_c}{f'_c} \right) \frac{\varepsilon_{cu} E_{ps}}{l_{ps}} \left(\frac{d_i}{c} - 1 \right) \leq f_{py} \text{ (MPa)} \quad (9)$$

که l_w طول دیوار به میلی‌متر و f_c/f'_c نسبت تنش محوری دیوار است. رابطه (۹) برای دیوارهای با طول کمتر از ۳ متر معتبر است [۲۰].

$$c = \frac{\sum f_{ps i} A_{ps i} + N}{\alpha \beta f'_c b_w} \quad (10)$$

پارامتر $f_{ps i}$ با حل همزمان روابط (۹) و (۱۰) در یک فرایند تکراری تعیین می‌شود و مقدار ε_{cu} ، 0.003 پیشنهاد شده است. روابط (۷) و (۹) تنش‌های میلگردهای پس کشیده را بسته به موقعیت آنها در سطح مقطع متغیر در نظر می‌گیرند. از این رو، مقاومت خمشی دیوارهای بتنی پس کشیده به صورت زیر محاسبه می‌شود.

$$M_n = \sum f_{ps i} A_{ps i} \left(d - \frac{a}{2} \right) + N \left(\frac{l_w}{2} - \frac{a}{2} \right) \quad (11)$$

$$a = \alpha c \quad (12)$$

که به ترتیب a عمق بلوک تنش مستطیلی معادل، α و β پارامترهای بلوک تنش معادل و c عمق تار خنثی می‌باشد. مقاومت بدست آمده با استفاده از فرمول‌های آیین‌نامه‌های طراحی بتن، ACI 318 [۲۴]، NZS 3101 [۲۵]، AS 3600 [۲۶]، CSA-A23.3 [۲۷] و روابط پیشنهادی هنری [۱۵] و حسن‌لی [۲۰] در ادامه این مقاله با در نظر گرفتن نتایج برنامه آزمایشگاهی که توسط هنری [۱۵] انجام شده است، در قسمت مقایسه با فرمول‌های پیشنهادی موجود، ارزیابی خواهد شد.

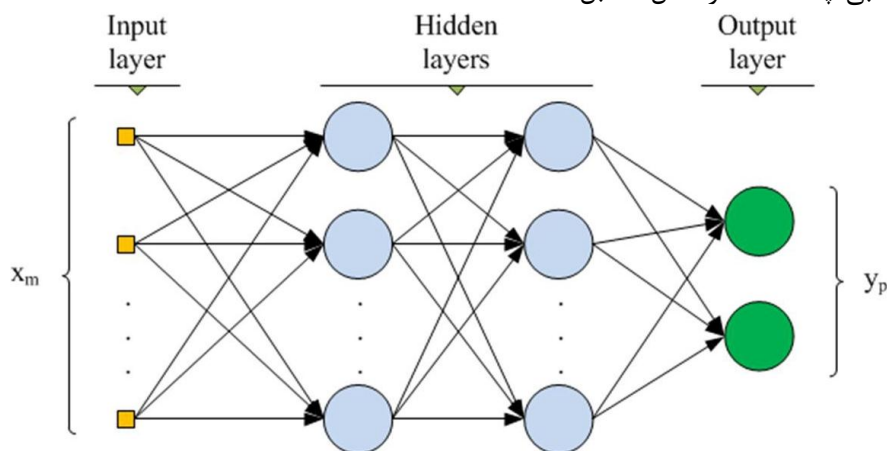
۳- شبکه عصبی مصنوعی

روش‌های بر پایه محاسبات نرم، به شرط آموزش صحیح و به کارگیری پارامترهای مناسب، با صرف زمان و هزینه بسیار کم، می‌توانند با دقت قابل قبولی مسایل پیچیده مهندسی را که در آنها پارامترهای بسیاری دخیل هستند را حل کنند [۲۸-۳۴]. به عنوان مثال، شبکه عصبی مصنوعی که یکی از پرکاربردترین روش‌ها در محاسبات نرم به شمار می‌رود، می‌تواند با بهره‌گیری از روند تحلیل مسائل مغز انسان، با استفاده از تجربیات قبلی، پاسخ صحیحی برای یک مسئله در موقعیت‌های جدید ارائه دهند [۳۵-۳۹]. امروزه یکی از مهم‌ترین کارکردهای این

شاخه از محاسبات نرم، شناسایی الگوی بین داده‌ها می‌باشد که در سال‌های اخیر استفاده از آن‌ها در زمینه مهندسی سازه و زلزله رشد قابل توجهی داشته است [۴۰-۵۳].

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 پردازنده به نام نورون می‌باشد که هر نورون به نورون‌های دیگر از طریق یک رابطه جهت‌دار که دارای وزن مختص به خود است، مرتبط می‌گردد. وزن‌ها نمایش دهنده اطلاعات مورد نیاز شبکه برای حل یک مساله هستند. مکانیزم سلول‌های عصبی به صورت سری و موازی می‌باشد، بدین گونه که مجموعه سلول‌های عصبی موازی هم که هر یک دارای ورودی مخصوص به خود است، پس از انجام عمل پردازش، مجموعه‌ای از خروجی‌ها را تولید می‌کند. این خروجی‌ها به نوبه خود می‌توانند به عنوان ورودی‌های مجموعه دیگر از سلول‌های عصبی که به طور سری به مجموعه سلول‌های اولیه متصل هستند بکار روند. بنابراین خروجی هر نورون در ضرایب وزنی ضرب و به تابع تحریک غیرخطی به عنوان ورودی داده می‌شود. به طور کلی مجموعه سلول‌های عصبی موازی تشکیل یک لایه را می‌دهند. هر شبکه عصبی برای تولید خروجی خود می‌تواند یک یا چند لایه داشته باشد که معمولاً از این لایه‌ها تحت عنوان لایه‌های پنهان یاد می‌شود. آخرین لایه که در حقیقت خروجی شبکه را تولید می‌کند، لایه خروجی نام دارد. لایه خروجی با توجه به نوع مسئله می‌تواند دارای یک یا چند پارامتر خروجی باشد. در حالتی که بیش از یک خروجی مطلوب باشد، شبکه عصبی چند هدفه می‌تواند با آموزش هم‌زمان پارامترهای خروجی به مدلی سازگار با زمان رانش کمتر منجر شود [۵۴-۵۶].

شما تیک شبکه عصبی چند هدفه در شکل ۲ قابل مشاهده است.



شکل ۲- دیاگرام شما تیک شبکه عصبی چند هدفه

۴- نتایج آزمایشگاهی

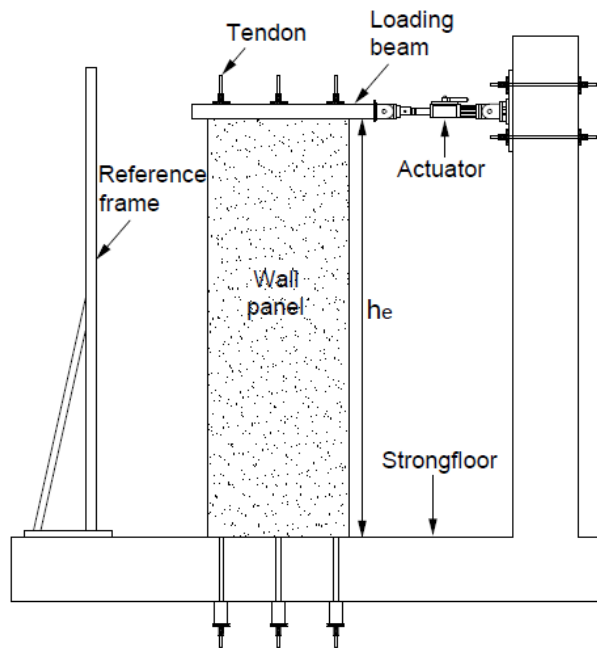
به منظور ساخت مدل شبکه عصبی چند هدفه نتایج آزمایشگاهی به عنوان داده‌های ورودی و خروجی به کار گرفته شد. در جدول ۱، مشخصات ۳۲ نمونه دیوار بتنی پیش‌ساخته که توسط هنری [۱۵] آزمایش شده است، آورده شده است. متغیرهای دیوارهای آزمایش شده شامل ابعاد دیوار، موقعیت، تعداد، تنش تسلیم، مساحت و نسبت پیش‌تنیدگی تاندون‌های پیش‌تنیدگی به کار رفته در دیوار و در نهایت مقاومت فشاری بتن و نسبت تنش محوری دیوار است. طبق جدول ۱، دیوارها دارای ارتفاعی (h_w) از ۲٫۲ تا ۳٫۳ متر، طول (l_w) مختلف از ۱٫۰ تا ۲٫۰ متر، مقاومت فشاری بتن (f'_c) از ۲۵٫۸ تا ۴۱٫۰ مگاپاسکال و نسبت تنش محوری (f_c/f'_c) از ۰٫۱۶ تا ۰٫۱۶۶ متغیر بودند. تنش محوری (f_c) به عنوان کل بار محوری اعمال شده شامل بار ثقلی وارده و نیروی وارده از طریق تاندون‌ها در فرایند پس‌کشیدگی اولیه تقسیم بر سطح مقطع خالص، تعریف می‌شود.

تمام دیوارها مستقیماً بر روی بستر مستحکم ساخته شد و یک لایه گچ بین دیوار و بستر، به منظور جلوگیری از خرابی زودرس دیوار، قرار داده شده است. تاندون‌های پس‌کشیدگی در بالای دیوار و زیر آن محکم شده بودند و طول غیرپیوستگی برابر با ارتفاع دیوار به اضافه ۷۵۰ میلی‌متر را تامین کردند. دیوارها تحت جابجایی جانبی یکنواخت مورد آزمایش قرار گرفتند

و با خردشدگی موضعی در پاشنه دیوار یا تسلیم یکی از تاندون‌های پیش‌تنیدگی، آزمایش خاتمه یافت. دیوارها به صورت شکل ۳ آزمایش شد.

جدول ۱- مشخصات دیوارهای آزمایش شده

Wall	l_w (m)	h_w (m)	b_w (m)	N_T (#)	f_y (MPa)	A_t (mm ²)	f_{se} (% f_y)	f'_c (MPa)	f_c/f'_c	A_t (mm ²)
A_1	2	3.0	0.14	5	1050	176.7	60	32.9	0.062	176.7
A_2	2	3.0	0.14	5	1050	176.7	40	32.9	0.044	176.7
A_3	2	3.0	0.14	2	1050	176.7	30	32.9	0.016	176.7
A_4	2	3.0	0.14	2	1050	176.7	60	32.9	0.026	176.7
B_1	1	3.3	0.14	1	1050	176.7	40	31.7	0.020	176.7
B_2	1	3.3	0.14	2	1050	176.7	40	31.7	0.038	176.7
B_3	1	3.3	0.14	3	1050	176.7	40	31.7	0.056	176.7
B_4	1	3.3	0.14	3	1050	176.7	60	31.7	0.079	176.7
$C1_1$	1	3.0	0.12	2	1580	146.6	50	25.8	0.074	146.6
$C1_2$	1	3.0	0.12	2	1580	146.6	50	27.9	0.074	146.6
$C1_3$	1	3.0	0.12	3	1580	146.6	75	25.8	0.166	146.6
$C1_4$	1	3.0	0.12	3	1580	146.6	75	27.9	0.166	146.6
$C2_1$	1	2.2	0.12	2	1580	146.6	50	27.9	0.068	146.6
$C2_2$	1	2.2	0.12	2	1580	146.6	50	28.1	0.068	146.6
$C2_3$	1	2.2	0.12	3	1580	146.6	75	27.9	0.154	146.6
$C2_4$	1	2.2	0.12	3	1580	146.6	75	28.1	0.154	146.6
$D1_1$	2	3.0	0.12	3	1580	146.6	50	25.9	0.055	146.6
$D1_2$	2	3.0	0.12	3	1580	146.6	50	26.1	0.055	146.6
$D1_3$	2	3.0	0.12	5	1580	146.6	70	25.9	0.129	146.6
$D1_4$	2	3.0	0.12	5	1580	146.6	70	26.1	0.129	146.6
$D2_1$	2	2.2	0.12	3	1580	146.6	30	28.1	0.031	146.6
$D2_2$	2	2.2	0.12	3	1580	146.6	50	28.1	0.051	146.6
$D2_3$	2	2.2	0.12	5	1580	146.6	50	28.1	0.086	146.6
$D2_4$	2	2.2	0.12	5	1580	146.6	70	28.1	0.120	146.6
E_1	1	3.0	0.12	1	1580	146.6	70	41.0	0.033	146.6
E_2	1	3.0	0.12	2	1580	146.6	50	41.0	0.047	146.6
E_3	1	3.0	0.12	3	1580	146.6	50	41.0	0.070	146.6
E_4	1	3.0	0.12	3	1580	146.6	75	41.0	0.105	146.6
F_1	2	3.0	0.12	3	1580	146.6	50	39.5	0.036	146.6
F_2	2	3.0	0.12	3	1580	146.6	70	39.5	0.051	146.6
F_3	2	3.0	0.12	5	1580	146.6	50	39.5	0.061	146.6
F_4	2	3.0	0.12	5	1580	146.6	70	39.5	0.085	146.6



شکل ۳- نمایش شماتیک آماده‌سازی آزمایش دیوارها [۱۵]

۵- مدل‌سازی شبکه عصبی

۵-۱- داده‌ها و آماده‌سازی

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق از منحنی‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنثی-تغییر مکان دیوارهای آزمایش شده بدست آمده است. یک مجموعه داده حاوی ۱۳۱۷۵ نقطه داده جمع‌آوری شد. جدول ۲ جزئیات پارامترهای ورودی و خروجی را نشان می‌دهد. متغیرهای دیوارهای آزمایش شده شامل ابعاد دیوار، موقعیت، تعداد، تنش تسلیم، مساحت و نسبت پیش‌تنیدگی تاندون‌های پیش‌تنیدگی به کار رفته در دیوار و در نهایت مقاومت فشاری بتن و نسبت تنش محوری دیوار است. به منظور مدل‌سازی، تمام پارامترهای موثر بر ظرفیت باربری جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی استخراج شد تا از آنها به عنوان پارامترهای ورودی استفاده شود.

جدول ۲- جزئیات پارامترهای ورودی و خروجی

انحراف معیار				پارامتر		ورودی
حداکثر	میانگین	حداقل				
۰,۵۰	۲,۰۰	۱,۳۴	۱,۰۰	$l_w (m)$	طول دیوار	ورودی
۰,۳۸	۳,۳۰	۲,۹۴	۲,۲۰	$h_w (m)$	ارتفاع دیوار	
۰,۰۱	۰,۱۴	۰,۱۳	۰,۱۲	$b_w (m)$	ضخامت دیوار	
۱,۲	۵	۳	۱	$N_T (\#)$	تعداد تاندون	
۲۲۹,۵	۱۵۸۰	۱۴۲۶	۱۰۵۰	$f_y (MPa)$	تنش تسلیم تاندون	
۱۳,۱	۱۷۶,۷	۱۵۵,۳	۱۴۶,۶	$A_t (mm^2)$	مساحت تاندون	
۱۳,۵	۷۵	۵۴,۳	۳۰	$f_{se} (\%f_y)$	نسبت پس‌کشیدگی	
۵,۴	۴۲,۴	۳۲,۳	۲۵,۸	$f'_c (MPa)$	مقاومت فشاری بتن	
۰,۰۴۳	۰,۱۶۶	۰,۰۶۸	۰,۰۱۶	f_c/f'_c	نسبت تنش محوری	
۲۱,۶	۱۱۲,۵	۲۶,۴	۰,۰	$d (mm)$	تغییر مکان	
۸۰,۸	۴۰۶,۱	۱۰۱,۱	۰,۰	$LF (kN)$	بار جانبی	خروجی
۱۹۴,۱	۲۰۰۰,۰	۲۲۱,۸	۵۲,۶	$NA (mm)$	تار خنثی	

۲-۵- ارزیابی عملکرد

برای ارزیابی عملکرد مدل، ۷۵٪ از داده‌ها معادل ۲۴ دیوار به طور تصادفی به مرحله آموزش اختصاص یافته است و ۲۵٪ دیگر داده‌ها در قالب دو زیرمجموعه ۱۲،۵٪ معادل ۴ دیوار به مراحل ارزیابی و آزمایش اختصاص داده شده است. سپس، از خطای میانگین مربعات (MSE)، خطای جذر میانگین مربعات (RMSE)، ضریب همبستگی (r) و ضریب تعیین (R²) به عنوان شاخص‌های عملکرد مدل استفاده شد. این شاخص‌های آماری را می‌توان به شرح زیر مشخص کرد:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2 \quad (13)$$

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (t_i - o_i)^2} \quad (14)$$

$$r = \frac{n \sum t_i o_i - \sum t_i \sum o_i}{\sqrt{(n \sum t_i^2 - (\sum t_i)^2)(n \sum o_i^2 - (\sum o_i)^2)}} \quad (15)$$

$$R^2 = \frac{(n \sum t_i o_i - \sum t_i \sum o_i)^2}{(n \sum t_i^2 - (\sum t_i)^2)(n \sum o_i^2 - (\sum o_i)^2)} \quad (16)$$

که در آن n ، t_i و o_i به ترتیب تعداد نقاط داده، مقادیر پیش‌بینی شده و نتایج آزمایشگاهی است.

۳-۵- معماری شبکه عصبی

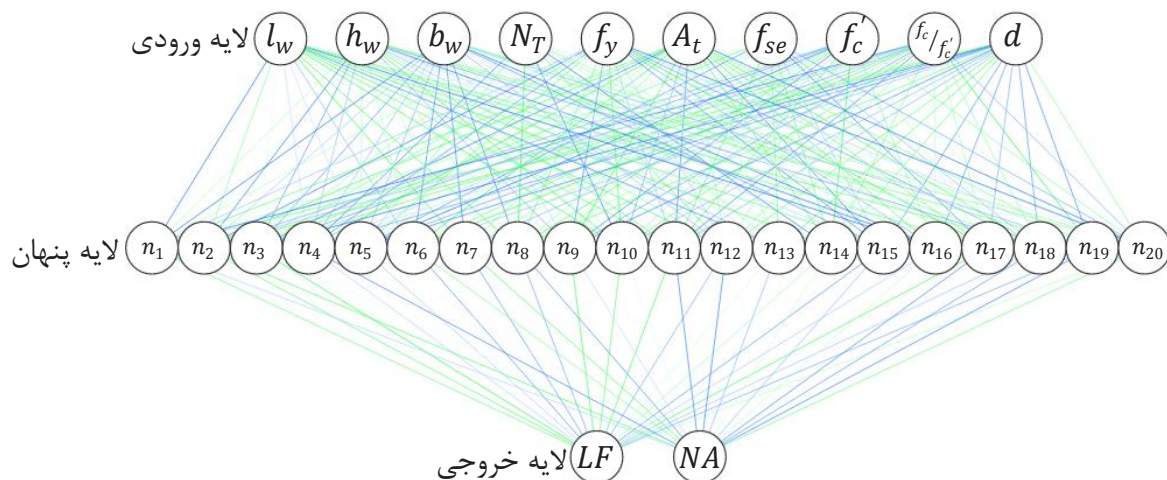
کارایی مدل به معماری شبکه عصبی، یعنی تعداد لایه پنهان و نورون‌ها، بستگی دارد. برای رسیدن به یک مدل با عملکرد بالا، چند معماری ناهمسان با یک لایه پنهان و تعداد نورون مختلف به کار گرفته شد. هر مدل بیست بار رانده شد؛ سپس، مقادیر متوسط خطای میانگین مربعات، خطای جذر میانگین مربعات، ضریب همبستگی و ضریب تعیین برای هر مدل محاسبه شد. جدول ۳ شاخص‌های عملکرد مدل شبکه عصبی برای خروجی‌های بار جانبی و تار خنثی را نشان می‌دهد.

جدول ۳- عملکرد مدل‌های رانده شده با معماری‌های ناهمسان

مرحله آزمایش				مرحله ارزیابی				مرحله آموزش				پارامتر	تعداد نورون‌ها
R ²	r	RMSE	MSE	R ²	r	RMSE	MSE	R ²	r	RMSE	MSE		
۰,۹۶۹	۰,۹۸۵	۱۳,۹۱	۱۹۳,۵	۰,۹۷۰	۰,۹۸۵	۱۳,۷۷	۱۸۹,۶۸	۰,۹۶۹	۰,۹۸۵	۱۳,۹۲	۱۹۳,۷۲	بار جانبی	۵
۰,۸۹۱	۰,۹۴۴	۶۲,۳۹	۳۸۹۱,۹	۰,۸۹۹	۰,۹۴۸	۶۰,۳۸	۳۶۴۵,۵	۰,۸۹۸	۰,۹۴۸	۶۰,۹۳	۳۷۱۲,۷	تار خنثی	
۰,۹۹۶	۰,۹۹۸	۴,۹۸	۲۴,۷۶	۰,۹۹۷	۰,۹۹۸	۴,۵۴	۲۰,۶۱	۰,۹۹۶	۰,۹۹۸	۴,۸۴	۲۳,۳۸	بار جانبی	۱۰
۰,۹۱۲	۰,۹۵۵	۱۰۸,۹۵	۱۱۸۶۹,۴	۰,۹۰۷	۰,۹۵۲	۱۰۸,۶۸	۱۱۸۱۲,۳	۰,۹۱۰	۰,۹۵۴	۱۰۸,۴۹	۱۱۷۶۹,۸	تار خنثی	
۰,۹۹۹	۱,۰۰۰	۲,۲۳	۴,۹۸	۰,۹۹۹	۱,۰۰۰	۲,۵۱	۶,۳۲	۰,۹۹۹	۱,۰۰۰	۲,۲۲	۴,۹۳	بار جانبی	۱۵
۰,۹۹۰	۰,۹۹۵	۲۰,۲۶	۴۱۰,۳	۰,۹۸۸	۰,۹۹۴	۲۱,۵۹	۴۶۵,۹	۰,۹۹۱	۰,۹۹۶	۱۷,۹۲	۳۲۱,۱	تار خنثی	
۰,۹۹۹	۱,۰۰۰	۱,۹۸	۳,۹۱	۰,۹۹۹	۱,۰۰۰	۲,۰۳	۴,۱۱	۰,۹۹۹	۱,۰۰۰	۱,۸۴	۳,۴۰	بار جانبی	۲۰
۰,۹۸۹	۰,۹۹۵	۲۰,۷۳	۴۲۹,۸	۰,۹۸۸	۰,۹۹۴	۲۰,۹۰	۴۳۶,۷	۰,۹۹۲	۰,۹۹۶	۱۷,۳۴	۳۰۰,۵	تار خنثی	

همانطور که در این جدول مشاهده می‌شود، انتخاب تعداد ۲۰ نورون با داشتن کمترین مقادیر متوسط خطای میانگین مربعات و خطای جذر میانگین مربعات و بالاترین مقادیر ضریب همبستگی و ضریب تعیین می‌تواند منجر به نتایج بهتری شود. البته با توجه به اختلاف اندک در نتایج شبکه‌های آموزش دیده با ۱۵ و ۲۰ نورون، استفاده

بیشتر از این تعداد منطقی نمی‌باشد. از این رو، شبکه عصبی با یک لایه پنهان حاوی ۲۰ نورون، همانطور که در شکل ۴ نشان داده شده است، به عنوان مدل پیشنهادی در نظر گرفته شد.

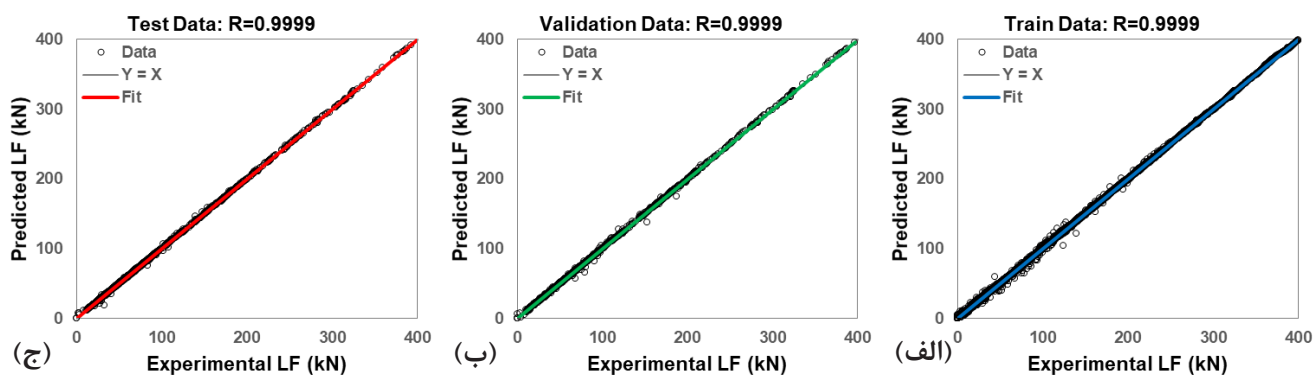


شکل ۴- معماری شبکه عصبی پیشنهادی

۶- نتایج و بحث

۶-۱- ارزیابی مدل

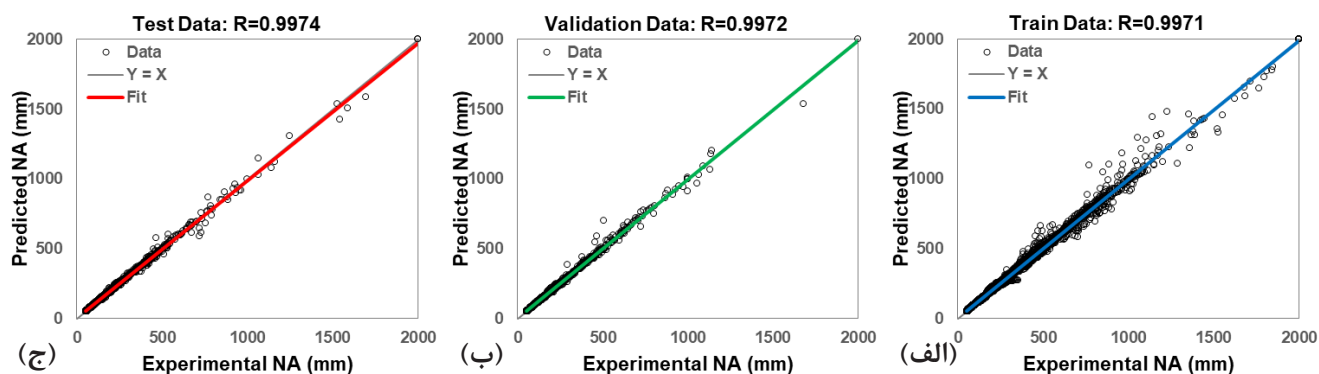
شکل ۵ مقادیر پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی بار جانبی توسط مدل شبکه عصبی آموزش دیده را در نمودارهای پراکنده نشان می‌دهد. این شکل مراحل آموزش (الف)، ارزیابی (ب) و آزمایش (ج) مدل را نشان می‌دهد که پارامترهای عملکرد آن به ترتیب خطای میانگین مربعات ۰,۹۳، ۱,۲۲، ضریب همبستگی ۱,۰۰، ۱,۰۰، ۱,۰۰ و ضریب تعیین ۱,۰۰، ۱,۰۰، ۱,۰۰ است. مقادیر بالای ضریب همبستگی و ضریب تعیین و مقادیر کم خطای میانگین مربعات و خطای جذر میانگین مربعات بیانگر عملکرد عالی مدل شبکه عصبی در پیش‌بینی بار جانبی است.



شکل ۵- مقایسه بار جانبی پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی برای مراحل (الف) آموزش، (ب) ارزیابی و (ج) آزمایش

شکل ۶ نتایج پیش‌بینی تار خنثی توسط مدل شبکه عصبی را نشان می‌دهد. این شکل به ترتیب مراحل (الف) آموزش، (ب) ارزیابی و (ج) آزمایش مدل را نشان می‌دهد. پارامترهای عملکرد در آن مراحل به ترتیب خطای میانگین مربعات ۰,۹۹۷، ۰,۹۹۷، ۰,۹۹۷ و ضریب تعیین ۰,۹۹۷، ۰,۹۹۴، ۰,۹۹۴ است. همانطور که قابل مشاهده است، مدل شبکه عصبی توانسته است عملکرد قابل قبولی را در پیش‌بینی تار خنثی نشان دهد، چرا که که مقادیر ضریب همبستگی و ضریب تعیین نزدیک به ۱ است، و مقدار خطای جذر میانگین مربعات در دامنه ۰ تا

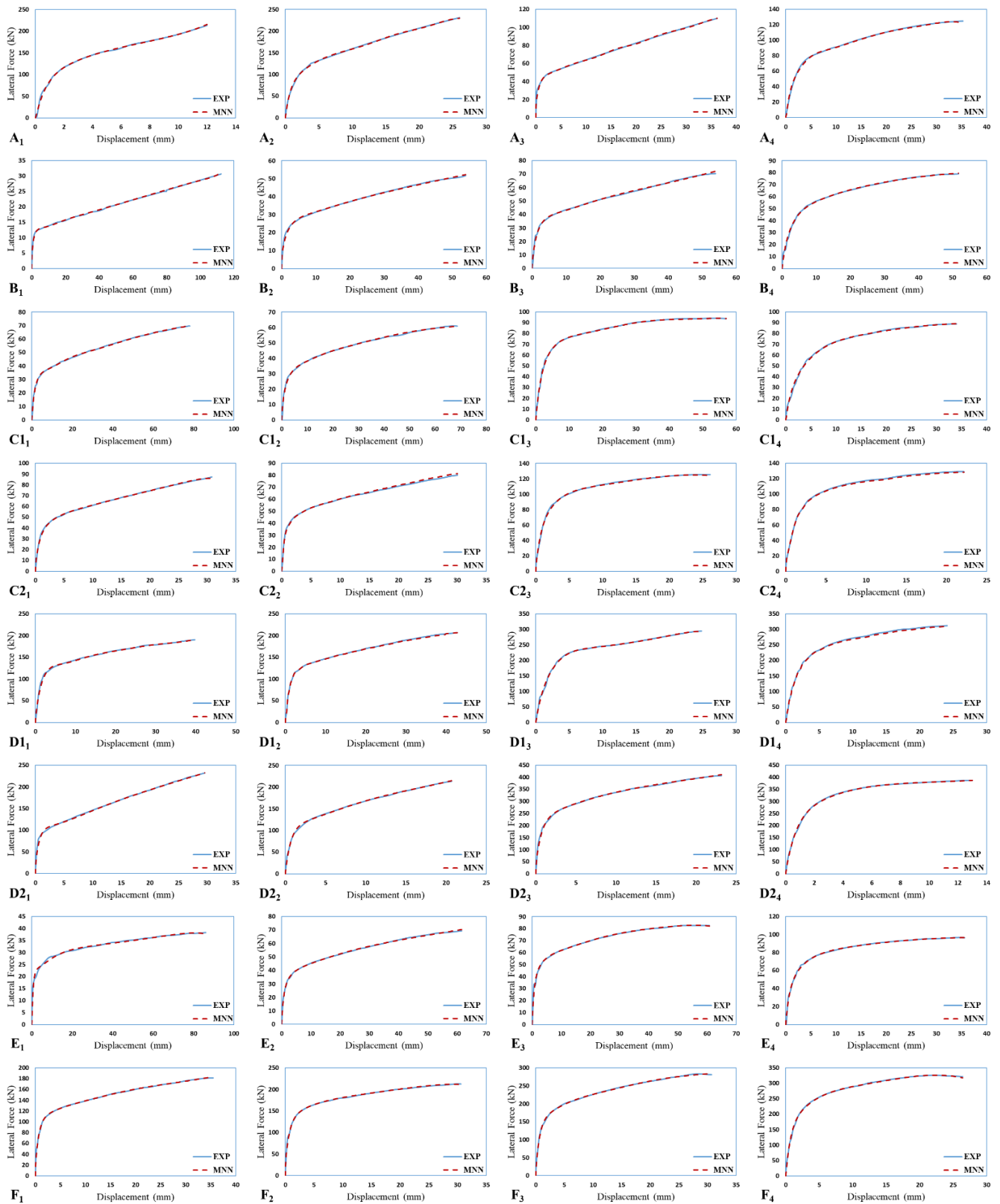
۱۵ میلی‌متر تار خنثی است که تقریباً کم می‌باشد. مقادیر شاخص‌های عملکرد در مراحل آموزش، ارزیابی و آزمایش در پیش‌بینی بار جانبی و تار خنثی، قابلیت اطمینان بالای مدل شبکه عصبی چند هدفه را تأیید می‌کند.



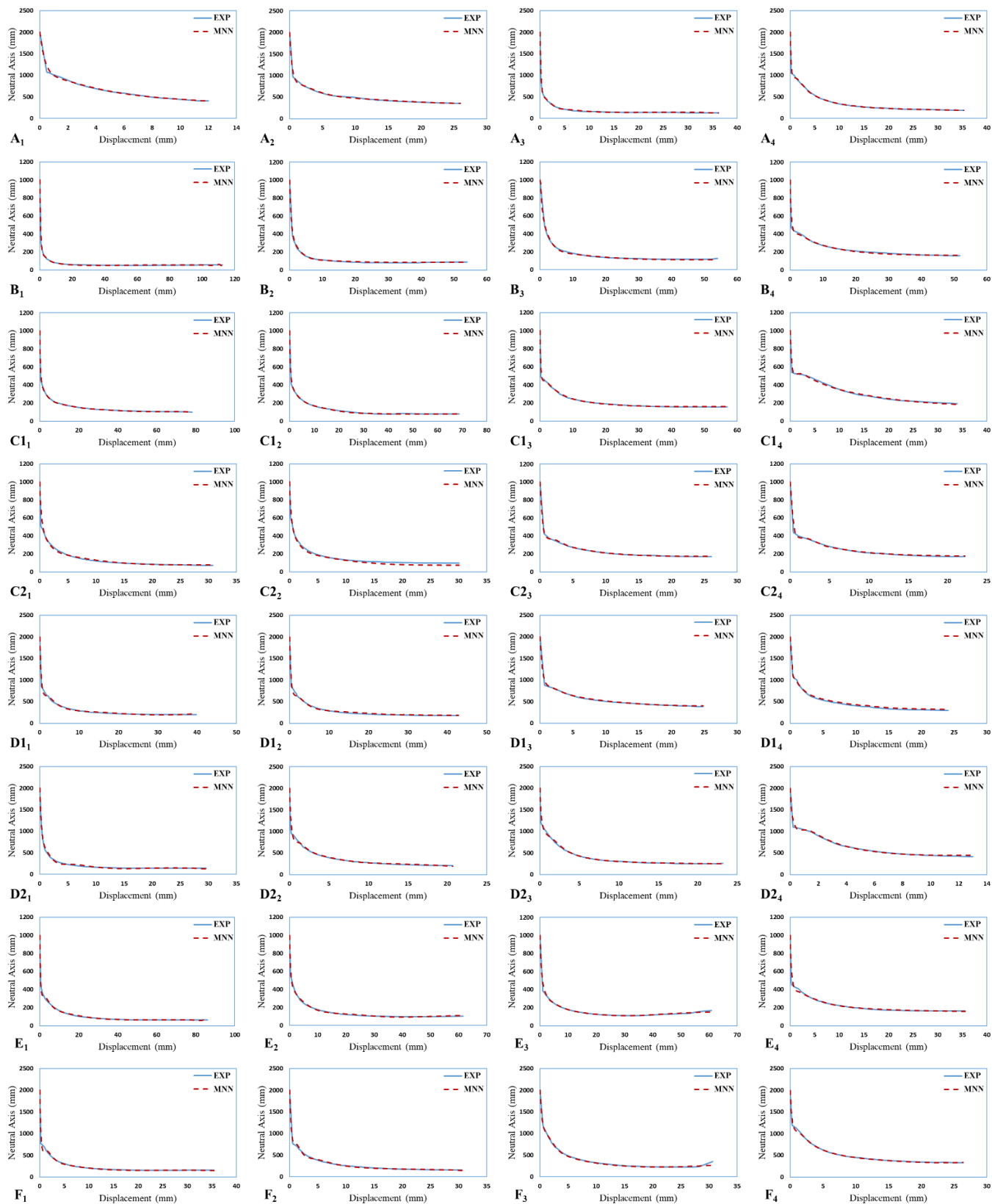
شکل ۶- مقایسه تار خنثی پیش‌بینی شده و آزمایشگاهی برای مراحل (الف) آموزش، (ب) ارزیابی و (ج) آزمایش

۲-۶- اعتبارسنجی مدل

مدل شبکه عصبی ارائه شده با استفاده از پاسخ‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنثی-تغییر مکان از ۳۲ دیوار بتنی پس‌کشیده مجزا آزمایش شده توسط هنری [۱۵] (جدول ۱) اعتبارسنجی شد. شکل ۷ منحنی‌های بار جانبی-تغییر مکان را که با استفاده از روش شبکه عصبی و نتایج بدست آمده از برنامه آزمایشگاهی حاصل شده، مقایسه می‌کند. همانطور که در شکل‌ها نشان داده شده است، این مدل قادر است سختی اولیه، سختی ثانویه، مقاومت بیشینه و ظرفیت دورانی را به درستی پیش‌بینی کند. همچنین این مدل می‌تواند تغییر مکان متناظر با مقاومت بیشینه را بدست آورد.

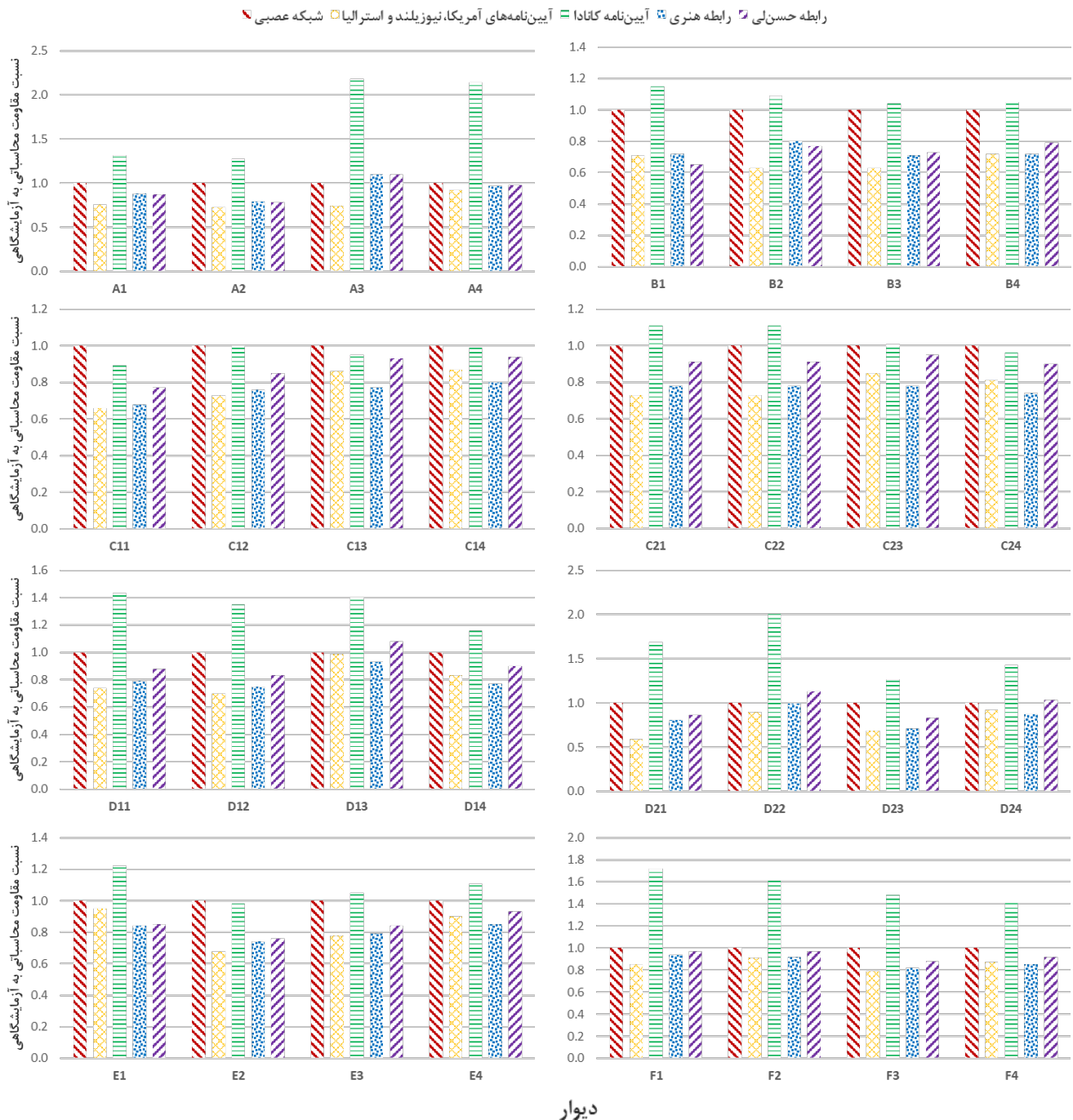


شکل ۷- مقایسه منحنی‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده بار جانبی-تغییر مکان دیوارها



شکل ۸- مقایسه منحنی‌های آزمایشگاهی و پیش‌بینی شده تار خنثی-تغییر مکان دیوارها

شکل ۸ عمق تار خنثی بدست آمده از رویکرد شبکه عصبی را با نتایج مستخرج از فعالیت آزمایشگاهی مقایسه می‌کند. از آنجایی که، پس از جدا شدن پاشنه دیوار تا تغییر مکان جانبی نسبی ۰.۵ درصد (مرحله اول)، عمق تار خنثی دچار افت شدیدی می‌شود و بعد از آن تا انتهای بارگذاری (مرحله دوم) تقریباً ثابت می‌ماند [۲۲]؛ لازم به ذکر است، مدل شبکه عصبی ارائه شده تغییرات عمق تار خنثی را خصوصا در مرحله اول با دقت بسیار بالایی پیش‌بینی می‌کند. به طور کلی، مدل ارائه شده ارتباط منطقی با داده‌های آزمایشگاهی فراهم می‌کند. این دقت می‌تواند به روند تحلیل و طراحی دیوارهای بتنی گهواره‌ای کمک بسزایی کند.



شکل ۹- مقایسه مقاومت جانبی پیش‌بینی شده توسط شبکه عصبی و روابط موجود

۳-۶- مقایسه با فرمول‌های پیشنهادی موجود

نسبت بیش‌ترین مقاومت جانبی دیوارها، مستخرج از روابط آیین‌نامه‌ای، معادلات پیشنهادی و مدل شبکه عصبی در شکل ۷، به مقادیر متناظر از نتایج آزمایشی، در شکل ۹ ارائه شده است. مطابق این شکل، فرمول ارائه شده توسط آیین‌نامه‌های طراحی بتن ایالات متحده (ACI 318-19) [۲۴]، نیوزیلند (NZS 3101) [۲۵] و استرالیا (AS 3600) [۲۶] مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی را در محدوده ۰,۵۹ تا ۰,۹۹ مقادیر واقعی پیش‌بینی می‌کنند. همچنین، آیین‌نامه طراحی بتن کانادا (CSA-A23) [۲۷] پیش‌بینی بسیار محافظه کارانه‌ای از مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی ارائه می‌دهد. با وجود این، مدل شبکه عصبی چند هدفه می‌تواند مقاومت دیوارها را با دقت بسیار بیشتری در مقایسه با آیین‌نامه‌های مذکور و فرمول‌های موجود پیش‌بینی کند. مقاومت پیش‌بینی شده دیوارهای بتنی با استفاده از رویکرد اتخاذ شده در محدوده $\pm 0,01$ درصد از میانگین نتایج آزمایشگاهی قرار می‌گیرد. در مقایسه با مقاومت‌های پیش‌بینی شده با استفاده از روابط مختلف ارائه شده در شکل ۹، روش شبکه عصبی منجر به پیش‌بینی بسیار بهتری شده است.

همانطور که توضیح داده شد، مدل شبکه عصبی ارائه شده قادر به پیش‌بینی دقیق رفتار جانبی دیوارهای بتنی پس‌کشیده می‌باشد. این رویکرد در مقایسه با روش‌های پیشین، که نیازمند تلاش محاسباتی بسیار و بعضاً تکرار چرخه‌های محاسباتی هستند، دارای برتری‌های نظیر محاسبات ساده، سرعت بیشتر و دقت بالاتر است. به منظور رفع نیاز به انجام کارهای آزمایشی پرهزینه و وقت‌گیر، این مدل شبکه عصبی چند هدفه ارائه شد.

۷- نتیجه‌گیری

در این پژوهش، قابلیت رویکرد محاسبات نرم در پیش‌بینی رفتار بار-تغییر مکان در دیوارهای گهواره‌ای بتنی، مورد بررسی قرار گرفت. از این رو، ابتدا از کارهای آزمایشگاهی گذشته کلیه پارامترهای تأثیرگذار بر ظرفیت باربری جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی استخراج شد تا با استفاده از آنها و شبکه عصبی چند هدفه، رفتار جانبی این دیوارها پیش‌بینی شود. سرانجام، منحنی‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنثی-تغییر مکان دیوارهای گهواره‌ای بتنی پیش‌بینی شدند. علاوه بر این، به بررسی دقت معادلات و روش‌های فعلی برای پیش‌بینی مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی بر اساس نتایج آزمایشگاهی گذشته پرداخته شد. یافته‌های اصلی این تحقیق عبارتند از:

- مدل شبکه عصبی ارائه شده با استفاده از پاسخ‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنثی-تغییر مکان از ۳۲ دیوار بتنی پس‌کشیده مجزا آزمایش شده توسط هنری [۱۵] اعتبارسنجی شد. نتایج نشان داد که، این مدل قادر است سختی اولیه، سختی ثانویه، مقاومت بیشینه و ظرفیت دورانی را به درستی پیش‌بینی کند. همچنین این مدل می‌تواند تغییر مکان متناظر با بیش‌ترین مقاومت را بدست آورد.

- مدل شبکه عصبی چند هدفه، رفتار جانبی دیوارهای گهواره‌ای بتنی را با دقت بسیار بالایی پیش‌بینی می‌کند. پارامترهای عملکردی آن برای منحنی‌های بار جانبی-تغییر مکان و تار خنثی-تغییر مکان به ترتیب، خطای میانگین مربعات ۱,۲۸۱ و ۲۲۰,۱۲۵، خطای جذر میانگین مربعات ۱,۱۳۲ و ۱۴,۸۳۷، ضریب همبستگی ۱,۰۰ و ۰,۹۹۷، و ضریب تعیین ۱,۰۰ و ۰,۹۹۵ است. مقادیر بالای ضریب همبستگی و ضریب تعیین و مقادیر کم خطای میانگین مربعات و خطای جذر میانگین مربعات بیانگر عملکرد عالی مدل ارائه شده در پیش‌بینی بار جانبی است.

- ارزیابی عملکرد پیش‌بینی مقاومت دیوارهای گهواره‌ای بتنی توسط روابط موجود نشان داد، روابط آیین‌نامه‌های آمریکا (ACI 318-19) [۲۴]، نیوزیلند (NZS 3101) [۲۵] و استرالیا (AS 3600) [۲۶] مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی را در محدوده ۰,۵۹ تا ۰,۹۹ مقادیر واقعی پیش‌بینی می‌کنند. همچنین، آیین‌نامه طراحی بتن کانادا (CSA-A23) [۲۷] پیش‌بینی بسیار محافظه کارانه‌ای از مقاومت خمشی دیوارهای گهواره‌ای بتنی ارائه می‌دهد.

- [1] Kurama Y, Sause R, Pessiki S, Lu L-W (1999). Lateral load behavior and seismic design of unbonded post-tensioned precast concrete walls. *Structural Journal* 96 (4):622-632.
- [2] Priestley MN, Sritharan S, Conley JR, Pampanin S (1999). Preliminary results and conclusions from the PRESSS five-story precast concrete test building. *PCI Journal* 44 (6):42-67.
- [3] Kurama YC, Sause R, Pessiki S, Lu L-W (2002). Seismic response evaluation of unbonded post-tensioned precast walls. *Structural Journal* 99 (5):641-651.
- [4] Perez FJ, Sause R, Pessiki S (2007). Analytical and experimental lateral load behavior of unbonded posttensioned precast concrete walls. *Journal of Structural Engineering* 133 (11):1531-1540.
- [5] ACI Innovation Task Group 5 (2007) Acceptance criteria for special unbonded post-tensioned precast structural walls based on validation testing. ACI ITG-5.1-07, American Concrete Institute.
- [6] ACI Innovation Task Group 5 (2009) Requirements for Design of a Special Unbonded Post-tensioned Precast Shear Wall Satisfying ACI ITG-5.1 (ACI ITG-5.2-09) and Commentary: An ACI Standard. American Concrete Institute.
- [7] Hassani B, Jafari A (2012). An investigation on the seismic performance of reinforced concrete panel structures. *Asian Journal of Civil Engineering (Building and Housing)* 13 (2):181-193.
- [8] Zandi Y, Sadeghi M, Jafari A, Keyhani A (2013). Effect of height on the seismic behavior of reinforced concrete bearing wall structural systems with high ductility. *Middle East Journal of Scientific Research* 14 (10):1345-1353.
- [9] Jafari A, Ghasemi MR, Akbarzadeh Bengar H, Hassani B (2016). Modeling of dynamic behavior and estimation of damage incurred by self-centering rocking walls. *Journal of Rehabilitation in Civil Engineering* 4 (2):93-108.
- [10] Azadi Kakavand MR, Khanmohammadi M (2018). Seismic Fragility assessment of local and global failures in low-rise non-ductile existing RC buildings: Empirical shear-axial modelling vs. ASCE/SEI 41 approach. *Computational Engineering and Physical Modeling* 1 (1):38-57.
- [11] Jafari A, Dugnani R (2018). Estimation of Load-Induced Damage and Repair Cost in Post-Tensioned Concrete Rocking Walls. *Journal of Shanghai Jiaotong University (Science)* 23 (1):122-131.
- [12] Jafari A, Ghasemi MR, Bengar HA, Hassani B (2018). A novel method for quantifying damage to cast-in-place self-centering concrete stepping walls. *Structural Concrete* 19 (6):1713-1726.
- [13] Jafari A, Ghasemi MR, Bengar HA, Hassani B (2018). Seismic performance and damage incurred by monolithic concrete self-centering rocking walls under the effect of axial stress ratio. *Bulletin of Earthquake Engineering* 16 (2):831-858.
- [14] Ghodduzi M, Bakhshi H, Khosravi H (2019). Evaluation of seismic behavior of steel shear wall by time history analysis. *Computational Engineering and Physical Modeling* 2 (1):32-52.
- [15] Henry R (2011) Self-centering precast concrete walls for buildings in regions with low to high seismicity. *ResearchSpace@ Auckland*,
- [16] Wight GD (2006) Seismic performance of a post-tensioned concrete masonry wall system. *ResearchSpace@ Auckland*,
- [17] ElGawady M, Booker AJ, Dawood HM (2010). Seismic behavior of posttensioned concrete-filled fiber tubes. *Journal of Composites for Construction* 14 (5):616-628.
- [18] ElGawady MA, Sha'lan A (2011). Seismic behavior of self-centering precast segmental bridge bents. *Journal of Bridge Engineering* 16 (3):328-339.
- [19] Mattock AH, Yamazaki J, Kattula BT Comparative study of prestressed concrete beams, with and without bond. In: *Journal Proceedings*, 1971. vol 2. pp 116-125.
- [20] Hassanli R (2019) Experimental Investigation of Unbonded Post-tensioned Masonry Walls. In: *Behavior of Unbounded Post-tensioned Masonry Walls*. Springer, pp 163-194.
- [21] Building Seismic Safety Council (2009) NEHRP Recommended Provisions for New Buildings and Other Structures, Part I (Provisions) and Part II (Commentary). FEMA P-750/2009 ed. Washington, DC.
- [22] Aaleti S, Sritharan S (2009). A simplified analysis method for characterizing unbonded post-tensioned precast wall systems. *Engineering Structures* 31 (12):2966-2975.

- [23] Hassanli R, ElGawady MA, Mills JE (2016). Force–displacement behavior of unbonded post-tensioned concrete walls. *Engineering Structures* 106:495-505.
- [24] ACI 318 (2019) *Building Code Requirements for Structural Concrete and Commentary (ACI 318-19)*, ACI Committee 318. American Concrete Institute, Farmington Hills, MI.
- [25] NZS 3101 (2006) *The design of concrete structures*. Standards New Zealand, New Zealand.
- [26] AS3600 (2009) *Australian standard: concrete structures*. Standards Australia International, Sydney, Australia.
- [27] Canadian Standards Association (2004) *CAN CSA A23. 3-04 Design of concrete structures*. CSA, Rexdale, Ontario.
- [28] Torkian H, Keshavarz Z (2018). Determining the drift in reinforced concrete building using ANFIS soft computing modeling. *Computational Engineering and Physical Modeling 1 (1):1-11*.
- [29] Shahmansouri AA, Bengar HA, Jahani E (2019). Predicting compressive strength and electrical resistivity of eco-friendly concrete containing natural zeolite via GEP algorithm. *Construction and Building Materials* 229:116883.
- [30] Naderpour H, Nagai K, Fakharian P, Haji M (2019). Innovative models for prediction of compressive strength of FRP-confined circular reinforced concrete columns using soft computing methods. *Composite Structures* 215:69-84.
- [31] Shahmansouri AA, Akbarzadeh Bengar H, Ghanbari S (2020). Experimental investigation and predictive modeling of compressive strength of pozzolanic geopolymer concrete using gene expression programming. *Journal of Concrete Structures and Materials* 5 (1):92-117.
- [32] Kanchidurai S, Krishnan P, Baskar K (2020). Compressive Strength Estimation of Mesh Embedded Masonry Prism Using Empirical and Neural Network Models. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering* 4 (4):24-35.
- [33] Shahmansouri AA, Bengar HA, Ghanbari S (2020). Compressive strength prediction of eco-efficient GGBS-based geopolymer concrete using GEP method. *Journal of Building Engineering* 31:101326.
- [34] Hwang S-H, Mangalathu S, Shin J, Jeon J-S (2021). Machine learning-based approaches for seismic demand and collapse of ductile reinforced concrete building frames. *Journal of Building Engineering* 34:101905.
- [35] Naderpour H, Rafiean AH, Fakharian P (2018). Compressive strength prediction of environmentally friendly concrete using artificial neural networks. *Journal of Building Engineering* 16:213-219.
- [36] Mangalathu S, Heo G, Jeon J-S (2018). Artificial neural network based multi-dimensional fragility development of skewed concrete bridge classes. *Engineering Structures* 162:166-176.
- [37] Shahmansouri AA, Yazdani M, Ghanbari S, Bengar HA, Jafari A, Ghatte HF (2020). Artificial neural network model to predict the compressive strength of eco-friendly geopolymer concrete incorporating silica fume and natural zeolite. *Journal of Cleaner Production* 279:123697.
- [38] Abbaszadeh MA, Sharbatdar M (2020). Modeling of Confined Circular Concrete Columns Wrapped by Fiber Reinforced Polymer Using Artificial Neural Network. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering* 4 (4):61-78.
- [39] Nematzadeh M, Shahmansouri AA, Zabihi R (2021). Innovative models for predicting post-fire bond behavior of steel rebar embedded in steel fiber reinforced rubberized concrete using soft computing methods. *Structures*.
- [40] Naderpour H, Fakharian P, Rafiean AH, Yourtchi E (2016). Estimation of the shear strength capacity of masonry walls improved with Fiber Reinforced Mortars (FRM) using ANN-GMDH approach. *Journal of Concrete Structures and Materials* 1 (2):47-59.
- [41] Naderpour H, Fakharian P (2016). A synthesis of peak picking method and wavelet packet transform for structural modal identification. *KSCCE Journal of Civil Engineering* 20 (7):2859-2867.
- [42] Naderpour H, Fakharian P (2018). Predicting the torsional strength of reinforced concrete beams strengthened with FRP sheets in terms of artificial neural networks. *Journal of Structural and Construction Engineering* 5 (1):20-35.

- [43] Azadi Kakavand MR, Allahvirdizadeh R (2019). Enhanced empirical models for predicting the drift capacity of less ductile RC columns with flexural, shear, or axial failure modes. *Frontiers of Structural and Civil Engineering* 13 (5):1251-1270.
- [44] Jafari A, Johnson S (2019). The inherent power efficiency of continuous tunable stiffness mechanisms. *Mechanism and Machine Theory* 135:208-224.
- [45] Abdulla NA (2020). Using the artificial neural network to predict the axial strength and strain of concrete-filled plastic tube. *Journal of Soft Computing in Civil Engineering* 4 (2):63-86.
- [46] Bengar HA, Shahmansouri AA, Sabet NAZ, Kabirifar K, Tam VW (2020). Impact of elevated temperatures on the structural performance of recycled rubber concrete: Experimental and mathematical modeling. *Construction and Building Materials* 255:119374.
- [47] Azadi Kakavand MR, Taciroglu E (2020). An enhanced damage plasticity model for predicting the cyclic behavior of plain concrete under multiaxial loading conditions. *Frontiers of Structural and Civil Engineering* 14 (6):1531-1544.
- [48] Bengar HA, Shahmansouri AA (2020). A new anchorage system for CFRP strips in externally strengthened RC continuous beams. *Journal of Building Engineering* 30:101230.
- [49] Naderpour H, Eidgahee DR, Fakharian P, Rafiean AH, Kalantari SM (2020). A new proposed approach for moment capacity estimation of ferrocement members using Group Method of Data Handling. *Engineering Science and Technology, an International Journal* 23 (2):382-391.
- [50] Azadi Kakavand MR, Sezen H, Taciroglu E (2021). Data-Driven Models for Predicting the Shear Strength of Rectangular and Circular Reinforced Concrete Columns. *Journal of Structural Engineering* 147 (1):04020301.
- [51] Shahmansouri AA, Bengar HA, AzariJafari H (2021). Life cycle assessment of eco-friendly concrete mixtures incorporating natural zeolite in sulfate-aggressive environment. *Construction and Building Materials* 268:121136.
- [52] Feng D-C, Cetiner B, Azadi Kakavand MR, Taciroglu E (2021). Data-Driven Approach to Predict the Plastic Hinge Length of Reinforced Concrete Columns and Its Application. *Journal of Structural Engineering* 147 (2):04020332.
- [53] Shahmansouri AA, Nematzadeh M, Behnood A (2021). Mechanical properties of GGBFS-based geopolymer concrete incorporating natural zeolite and silica fume with an optimum design using response surface method. *Journal of Building Engineering* 36:102138.
- [54] Chatterjee S, Sarkar S, Hore S, Dey N, Ashour AS, Shi F, Le D-N (2017). Structural failure classification for reinforced concrete buildings using trained neural network based multi-objective genetic algorithm. *Structural Engineering and Mechanics* 63 (4):429-438.
- [55] Moradi MJ, Hariri-Ardebili MA (2019). Developing a library of shear walls database and the neural network based predictive meta-model. *Applied Sciences* 9 (12):2562.
- [56] Khaleghi M, Salimi J, Farhangi V, Moradi MJ, Karakouzian M (2021). Application of Artificial Neural Network to Predict Load Bearing Capacity and Stiffness of Perforated Masonry Walls. *CivilEng* 2 (1):48-67.