

## تعیین ظرفیت باربری محوری ستون‌های بتنی مسلح شده با آرماتورهای طولی مارپیچ با استفاده از روش اجزای محدود و شبکه عصبی مصنوعی

مجتبی لیبب زاده<sup>۱\*</sup>، محمد دادک<sup>۲</sup>

۱- استادیار، دانشکده فنی مهندسی، گروه عمران، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

۲- دانشجوی کارشناسی ارشد مهندسی سازه، دانشکده فنی مهندسی، گروه عمران، دانشگاه شهید چمران اهواز، اهواز، ایران

### چکیده

ستون‌های بتنی با آرماتورهای طولی مارپیچ ایده‌ی جدیدی در طراحی هستند که در سال‌های اخیر مورد توجه محققین قرار گرفته‌اند. این ستون‌ها قابلیت باربری و شکل‌پذیری زیادی در مقایسه با ستون‌های مسلح شده با آرماتورهای طولی مرسوم دارند. کلیه مطالعات در این زمینه به چند کار آزمایشگاهی بر روی پیکربندی‌های مختلف آرماتور مارپیچ محدود شده‌اند. در این مقاله برای نخستین بار، ستون‌های مسلح شده به آرماتور مارپیچ بوسیله‌ی روش اجزای محدود شبیه‌سازی شده است و سپس مدل اجزای محدود با استفاده از نتایج آزمایشگاهی، صحت سنجی شده است. به کمک نمونه صحت سنجی شده می‌توان امکان مطالعه پارامتری گسترده روی رفتار باربری این گونه ستون‌ها که انجام آن در شرایط آزمایشگاهی بسیار هزینه بر و وقت گیر می‌باشد را فراهم ساخت. تاکنون برای این تیپ از ستون‌ها روش عددی برای تخمین ظرفیت باربری ارائه نشده است. در این مطالعه، همچنین برای بار نخست تلاش شده است تا ظرفیت باربری ستون‌های یاد شده با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی بدست آید. به دلیل کمبود امکانات آزمایشگاهی، از نمونه‌ی صحت سنجی شده اجزای محدود برای تعیین پارامترهای تاثیر گذار بر ظرفیت باربری و همچنین تولید داده‌های مورد نیاز به عنوان ورودی برای شبکه عصبی استفاده شد. پس از طراحی شبکه، نتایج حاصل از شبکه عصبی با چند نمونه آزمایشگاهی که در فرایند آموزش از آنها استفاده نشده بود، راستی‌ازمایی گردید. در پایان علاوه بر روش شبکه عصبی، از روش تحلیلی رگرسیون چندگانه که با برازش از میان نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی رابطه‌ای بین متغیرهای ورودی و ظرفیت باربری نهایی ارائه می‌دهد، استفاده شد. نتایج حاصل از دو روش با دقت قابل قبولی بر این گواهی می‌دهند که این روش‌ها می‌توانند ظرفیت باربری این تیپ از ستون‌ها را با دقت قابل قبولی تخمین بزنند که می‌تواند در آینده به ارائه روابط کاربردی جهت طراحی و استفاده در صنعت ساختمان منجر شود.

کلمات کلیدی: ستون بتن مسلح، آرماتور مارپیچ، ظرفیت باربری، روش اجزای محدود، شبکه عصبی مصنوعی

شناسه دیجیتال:		سابقه مقاله:				
doi:	10.22065/JSCE.2018.101469.1351	چاپ	انتشار آنلاین	پذیرش	بازنگری	دریافت
	10.22065/JSCE.2018.101469.1351	۱۳۹۸/۰۶/۰۱	۱۳۹۶/۱۱/۱۶	۱۳۹۶/۱۱/۱۶	۱۳۹۶/۱۰/۱۷	۱۳۹۶/۰۷/۳۰
				*نویسنده مسئول:		
				مجتبی لیبب زاده		
				پست الکترونیکی:		
				labibzadeh_m@scu.ac.ir		

## Determining of Load Bearing Capacity of Rectangular Concrete Columns Reinforced with Longitudinal Spirals Using FEM and ANN Methods

Mojtaba Labibzadeh <sup>1\*</sup>, Mohammad Dadak <sup>2</sup>

1- Assistant Professor, Faculty of Engineering Department of Civil Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

2-M.Sc. Student in Structural Engineering, Faculty of Engineering, Department of Civil Engineering, Shahid Chamran University of Ahvaz, Ahvaz, Iran

### ABSTRACT

Concrete rectangular columns reinforced with longitudinal spirals are new types of RC columns which their behavior has been investigated by researchers in recent years. These researches are limited to some experimental studies which investigate the effect of different configurations and layouts of the spirals within the cross-section of these columns on the bearing capacity and ductility. In this study, for the first time, the behavior of these columns has been simulated using numerical approaches. Finite Element (FE) models of these columns were developed using ABAQUS/CAE/Explicit v.2016 and then verified against available valid experiments in literature. Subsequently, by performing several sensitivity analyses using verified EF model, the effective parameters on bearing capacity of this kind of columns were detected. By changing the value of these parameters in rational ranges, a comprehensive parametric analysis was done after that using FE models in order to produce necessary input data for training an Artificial Neural Network (ANN). This parametric study was performed because of the lack of sufficient available experimental data. The developed ANN was verified against some experimental data. Finally, in addition to ANN, a regression analysis was performed to obtain a polynomial function can predict the bearing capacity of these type of columns. Obtained results demonstrate that the combination of FE and ANN is an effective method to predict the load bearing capacity of RC columns with longitudinal spiral reinforcements and have a good agreement with the results of regression analysis.

### ARTICLE INFO

Received: 22/10/2017

Revised: 07/01/2018

Accepted: 05/02/2018

### Keywords:

RC column,  
Spiral reinforcements,  
Load bearing capacity,  
FE modelling,  
Artificial neural network.

All rights reserved to Iranian Society of Structural Engineering.

doi: 10.22065/JSCE.2018.101469.1351

\*Corresponding author: Mojtaba Labibzadeh  
Email address: labibzadeh\_m@scu.ac.ir

## ۱- مقدمه

ستون یکی از اعضای مهم سازه‌های ساختمانی به حساب می‌آیند. در سازه‌های بتنی پایداری ستون‌ها از اهمیت بالایی برخوردار است. خرابی در یک ستون می‌تواند منجر به خرابی پیش رونده و در نهایت انهدام کلی سازه گردد و این امر خسارات جانی و مالی جبران ناپذیری را به همراه خواهد داشت. با وجود اینکه خرابی در ستون می‌تواند به علت عوامل زیادی اتفاق بیفتد اما عدم شکل‌پذیری و ظرفیت باربری ناکافی را می‌توان از دلایل مهم و عمده در این میان قلمداد کرد [۱]. بنابراین همواره تحقیقات در حوزه‌ی ستون به دنبال افزایش شکل‌پذیری و ظرفیت باربری بوده است. این امر تا کنون به خوبی شناخته شده است که با فراهم کردن محصورشدگی کافی برای بتن، شکل‌پذیری و ظرفیت باربری هردو باهم افزایش می‌یابند [۲]. تحقیقات زیادی با هدف ایجاد محصورشدگی به روش‌های مختلف برای ستون‌های بتن مسلح تا کنون انجام شده است مانند، قرار دادن لوله‌های فولادی اطراف بتن (CFT:concrete filled tube) [۳-۴]، استفاده از قفسه‌های فولادی یا همان جاکت فلزی [۵-۶]، استفاده از FRP: fiber reinforced polymer که بسیار مورد استفاده قرار گرفتند [۷-۹]. اخیراً نیز استفاده از آرماتورهای مارپیچ بسیار مورد توجه قرار گرفته است. بطوری‌که با قرار دادن آرماتور مارپیچ درون ستون بتن مسلح مستطیلی، با محصورشدگی خوبی که برا بتن ایجاد می‌کند، علاوه بر افزایش شکل‌پذیری باعث افزایش ظرفیت باربری نیز می‌شوند [۱۰-۱۱]. در واقع نسل جدیدی از ستون‌های بتن مسلح هستند که آرماتور مارپیچ نقش اصلی را در آنها ایفا می‌کند. علیرغم رفتار مناسب و مزایای آن استفاده از چنین پیکربندی هنوز به صورت گسترده در جهان رواج نیافته است که دلیل عمده آن عدم وجود تحقیقات کافی در این زمینه می‌باشد. با این وجود، مقاومت بالا و شکل‌پذیری عالی آن در مقایسه با تیپ مرسوم ستون‌های ساختمانی به اثبات رسیده است. با توجه به اینکه مطالعات ناچیزی بر روی رفتار محوری ستون‌های یاد شده انجام شده است، در قسمت نخست تحقیق حاضر، برای اولین بار شبیه‌سازی این تیپ از ستون‌ها توسط نرم افزار اجزای محدود آباکوس انجام پذیرفت و با نتایج آزمایشگاهی صحت سنجی شد.

در سال‌های اخیر تلاش‌های زیادی برای تعیین ظرفیت باربری نهایی ستون‌های مختلف انجام شده است. برای ستون‌های دارای آرماتور مارپیچ نیز محققین تلاش کرده‌اند توسط روابط تحلیلی که برای بتن محصور شده وجود دارد، روش تحلیلی برای تخمین ظرفیت باربری محوری ارائه کنند [۱۵]. در این میان روش‌های عددی یکی از متداولترین روش‌های تخمین ظرفیت باربری نهایی ستون‌ها می‌باشد. استفاده از شبکه‌های عصبی مصنوعی به عنوان روشی که برپایه داده‌ها و اطلاعات قبلی استوار است و قادر است با ساختار انعطاف‌پذیر خود، رفتار ستون را به خوبی مدلسازی کند می‌تواند به عنوان یک روش جایگزین مد نظر قرار بگیرد. شبکه عصبی مصنوعی یک شبکه به هم پیوسته از تعدادی المان پردازشگر تشکیل شده که با آموزش دیدن می‌تواند بهترین ارتباط بین داده‌های ورودی و مقدار هدف مورد نظر را بدست آورد. این روش تا کنون در بسیاری از مسائل حوزه عمران استفاده شده است که شامل شناخت رفتار و طراحی المان‌های بتنی نیز بوده است. در اینجا به چند مورد می‌توان اشاره کرد، به عنوان مثال، جورگنسون و همکاران [۱۶] با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی دپاگرام اندرکنش M-N را برای ۴ حالت مختلف ستون‌های بتن مسلح که با قفسه‌های فولادی تقویت شده بودند پیش بینی کردند. کاسکاردی و همکاران [۱۷] با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی مدلی برای پیش بینی مقاومت فشاری ستون‌های دایره‌ای بتنی که با FRP محصور شده بودند ارائه کردند. احمدی و همکاران [۱۸] از شبکه عصبی مصنوعی برای تعیین ظرفیت باربری ستون‌های کوتاه CFT تحت بار محوری استفاده کردند.

همان‌طور که از موارد ذکر شده پیداست، برای تیپ‌های مختلف ستون از شبکه عصبی برای تعیین ظرفیت باربری استفاده شده است اما تاکنون برای ستون‌های بتن مسلح مستطیلی که درون پیکربندی آن از آرماتور مارپیچ استفاده شده باشد، در این زمینه با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی مدلی برای پیش بینی ظرفیت باربری نهایی محوری آنها ارائه نشده است. آزمایشات قبلی برای این تیپ از ستون‌ها [۱۰-۱۴] نشان داده است که پارامترهای زیادی بر ظرفیت باربری آنها موثر است و این امر موجب پیچیده شدن طراحی آنها می‌شود.

در این پژوهش با استفاده از روش‌های شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند گانه و پارامترهای ورودی که با استفاده از تحلیل حساسیت توسط نرم افزار اجزای محدود تعیین شده‌اند، مدلی برای پیش بینی ظرفیت باربری این تیپ از ستون‌ها ارائه شده است. در آخر عملکرد آنها با استفاده از معیارهای متداول ارزیابی عملکرد بررسی شده است. نتایج حاصل از شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون بر این گواهی می‌دهند که مدل پیشنهادی می‌تواند ظرفیت باربری این تیپ از ستون‌ها را با دقت قابل قبولی تخمین بزند.

## ۲- روش تحقیق

ساختار پژوهش در این مقاله شامل دو مرحله است. در مرحله اول، شبیه سازی این نوع ستون بتن مسلح انجام شد. بدین صورت که ابتدا با استفاده از نتایج آزمایشگاهی مقاله‌ی جینگ و همکاران [۱۴]، مدل عددی اجزای محدود ساخته شده در نرم افزار استاندارد ABAQUS، صحت سنجی گردید. همچنین تمام فرضیات پژوهش یاد شده برای مدلسازی در این مطالعه در نظر گرفته شد. ساخت این مدل‌ها با استفاده از نرم افزارهای SOLID WORK و ABAQUS انجام گرفت. تولید داده‌ها با استفاده از روش اجزای محدود این امکان را فراهم کرده است تا رفتار ستون در طول بارگذاری و در پایان آن مورد بررسی قرار بگیرد. مقدار بار نهایی از روی مقدار جابجایی اعمالی و با بررسی نمودار بار- کرنش محوری برای تخمین الگوی گسیختگی استخراج شده است. به علت پیچیدگی رفتار و اینکه پارامترهای تاثیرگذار بر ظرفیت باربری ستون‌های مسلح شده به آرماتورهای مارپیچ مشخص نمی‌باشند، از طریق تحلیل حساسیت به کمک روش اجزای محدود، این پارامترهای کلیدی تعیین شدند. در این پژوهش، منظور از داده‌های ورودی، مقاومت فشاری بتن، مقاومت و خصوصیات هندسی آرماتور مارپیچ می‌باشند. گستردگی، درستی و یکنواختی داده‌های ورودی، در نتایج حاصل از شبکه‌های عصبی بسیار تاثیرگذار است. در حالت کلی، برای داشتن یک شبکه عصبی ایده ال از نتایج آزمایشگاهی برای ایجاد ارتباط منطقی بین داده‌ها باید استفاده کرد. در این پژوهش، به دلیل محدودیت‌های موجود در جمع آوری داده‌های آزمایشگاهی، ناگزیر از نتایج حاصل از مدلسازی اجزای محدود استفاده شد که تعداد ۱۰۸ ترکیب مختلف از پارامترهای تعیین شده به صورت تصادفی ساخته شدند. همچنین در مرحله دوم، نتایج حاصل از مدلسازی، به عنوان داده‌های ورودی به شبکه عصبی مصنوعی معرفی شدند. شبکه‌های عصبی معمولاً به صورت یک نرم افزار در کامپیوترهای دیجیتال به کار می‌روند. شبکه‌های عصبی استفاده شده در این تحقیق با استفاده از نرم افزار MATLAB ایجاد شده‌اند. این سیستم با پردازش داده‌های تجربی، دانش یا قانون نهفته در ورای داده‌ها را به ساختار شبکه منتقل می‌کند. به همین خاطر به این سیستم‌ها هوشمند می‌گویند، چرا که بر اساس محاسبات روی داده‌های عددی یا آزمایشگاهی، رابطه‌ی کلی بین آنها را فرا می‌گیرند. تابع هدف نیز ظرفیت باربری حاصل از مدلسازی عددی است. شبکه‌های عصبی مصنوعی با استفاده از هندسه و توابع انتقالی که توسط کاربر تعیین می‌شود، رابطه منطقی، بین داده‌های ورودی و مقادیر تابع هدف برقرار می‌کند. به طور معمول کارایی و اعتبار شبکه با کنترل خطای شبکه و مقادیر ضرایب همبستگی بین مقدار هدف و خروجی سنجیده می‌شود که این مرحله توسط درصدی از داده‌های تولید شده به روش اجزای محدود که در آموزش شبکه از آنها استفاده‌ای نشده است، انجام می‌گیرد. علاوه بر روش معمول، از طریق پیش بینی ظرفیت باربری نمونه‌های آزمایشگاهی که به شبکه وارد نشده‌اند نیز شبکه راستی آزمایی گردید.

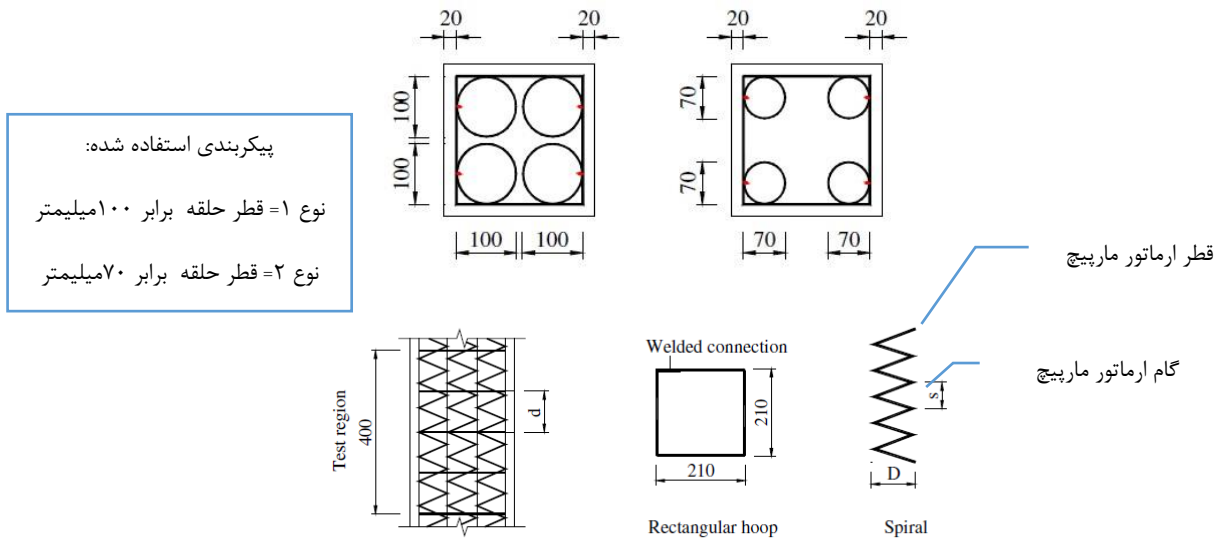
## ۳- روش اجزای محدود برای تولید داده‌های مورد نیاز شبکه عصبی

در این قسمت نیاز به مدل کردن نمونه‌ها در محیط نرم‌افزار می‌باشد. برای این کار لازم است تا هندسه، مصالح و در کل شرایط آزمایشگاهی به شکل دقیق در نرم‌افزار مدل شوند تا به توان راستی آزمایی قابل قبولی انجام داد. در ادامه به نحوه مدلسازی در محیط اباکوس با جزییات پرداخته شده است.

## ۳-۱- مشخصات نمونه‌های آزمایشگاهی

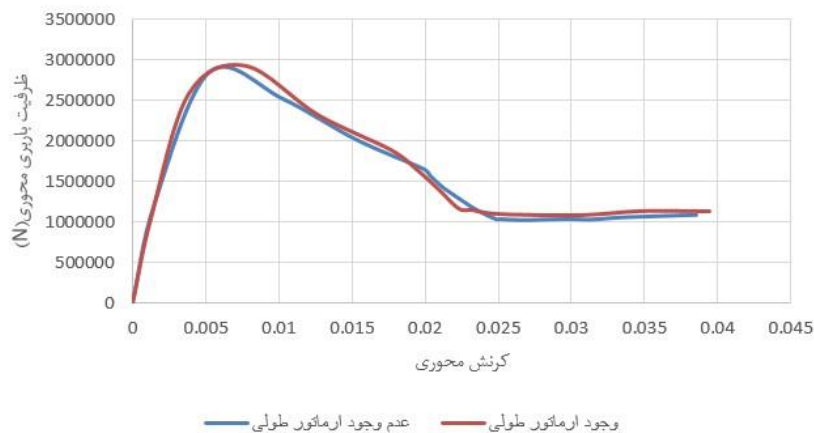
برای انجام این پژوهش در ادامه، ۲ نمونه از نمونه‌های آزمایشگاهی مقاله جینگ و همکاران [۱۴] برای مدلسازی با نرم افزار، تطابق نتایج و همچنین تولید داده برای استفاده در شبکه عصبی مصنوعی انتخاب شدند. بنابراین تمام فرضیات پژوهش یاد شده برای مدلسازی در نظر گرفته شد. نمونه‌ها دارای مقطع  $250 * 250$  میلی‌متر و ارتفاع ۹۰۰ میلی‌متر می‌باشند. ۲۵۰ میلی‌متر انتهایی ستون از هر دو طرف برای جلوگیری از گسیختگی زودرس با استفاده از ورق‌های CFRP پوشانده شدند. بنابراین ناحیه گسیختگی ستون در آزمایش به ۴۰۰ میلی‌متر وسط ستون محدود شد. نحوه چیدمان آرماتور مارپیچ درون ستون بدین صورت می‌باشد که علاوه بر خاموت، ۴ عدد آرماتور مارپیچ درون هسته بتنی قرار داده می‌شود. ۴ عدد آرماتور طولی نمره ۶ نیز در گوشه‌های ستون برای نگه داشتن آرماتورهای مارپیچ استفاده شدند که نقشی در تحمل بار ندارند. منظور از آرماتور مارپیچ به عنوان آرماتورهای اصلی این می‌باشد که وجود آرماتور طولی درون

آرماتورگذاری ان تاثیر در تحمل ظرفیت باربری ندارد (کمتر از ۲ درصد) و تنها برای نگه داشتن آرماتورهای مارپیچ و ساختن پیکربندی ان به کار رفته است. بنابراین می توان از آرماتورهای مارپیچ بجای آرماتورهای طولی نیز استفاده کرد. این مورد در نمودار شکل ۲ نشان داده شده است. جزییات ساخت نمونه ها در شکل ۱ آمده است.



شکل ۱: جزییات ساخت نمونه های آزمایش [۱۴]

تفاوت وجود و عدم وجود آرماتور طولی درون پیکربندی



شکل ۲: تفاوت حضور یا عدم حضور آرماتور طولی درون پیکربندی

## ۳-۲- مصالح

## ۳-۲-۱- بتن

مدل ترکیبی خمیری-اسیب بتن، پیچیده ترین و پرکاربرد ترین مدل رفتاری می باشد. تقریباً تمامی مقالات معتبر موجود از این مدل استفاده کردند. در این پژوهش نیز از این مدل رفتاری استفاده خواهد شد. برای تعریف رفتار الاستیک بتن به دو پارامتر نسبت پواسون و مدول الاستیسیته نیاز می باشد.

هنگامی که مدول الاستیسیته در آزمایشگاه محاسبه نشود، می توان طبق فرمول ACI 318 آن را تخمین زد [۱۹].  $E_c = 4730 * \sqrt{f_c}$  و  $f_c$  مقاومت فشاری غیر محصور شده بتن بر حسب مگاپاسکال می باشد. عدد پواسون برای بتن در ناحیه الاستیک تحت تنش فشاری تک محوری مطابق با ACI بین ۰,۱۵ تا ۰,۲۲ می باشد [۲۰]. در این مدل سازی عدد پواسون برای بتن ۰,۲ در نظر گرفته شد. برای دقیق مدل کردن رفتار پلاستیک بتن در نرم افزار نیاز به تعریف دقیق ۳ ویژگی رفتار فشاری، رفتار کششی و پارامترهای پلاستیسیتیه می باشد.

## ۳-۲-۱-۱- رفتار فشاری بتن

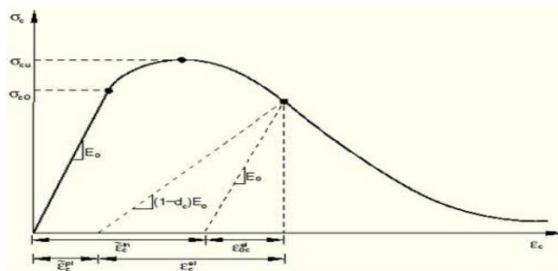
برای تعریف کردن رابطه تنش- کرنش بتن، نیاز به وارد کردن تنش ها ( $\sigma_c$ )، کرنش های اینالاستیک ( $\epsilon_c^{in}$ ) نظیر تنش و خصوصیات اسیب ( $d_c$ ) همراه تنش های اینالاستیک می باشد. بنابراین کرنش کلی باید طبق فرمول ۱ و ۲ به کرنش اینالاستیک تبدیل شود:

$$\epsilon_c^{in} = \epsilon_c - \epsilon_{oc}^{el} \quad (1)$$

$$\epsilon_{oc}^{el} = \sigma_c / E_0 \quad (2)$$

که در آن، ( $\epsilon_{oc}^{el}$ ) کرنش الاستیک مصالح اسیب ندیده و ( $\epsilon_c$ ) کرنش کل کششی می باشد. همچنین کرنش پلاستیک ( $\epsilon_c^{pl}$ ) از فرمول ۳ حساب می شود، شکل کلی رابطه بین تنش- کرنش فشاری همراه با خصوصیات اسیب در شکل ۳ دیده می شود [۲۱].

$$\epsilon_c^{pl} = \epsilon_c^{in} - \frac{d_c}{(1-d_c)} \frac{\sigma_c}{E_0} \quad (3)$$



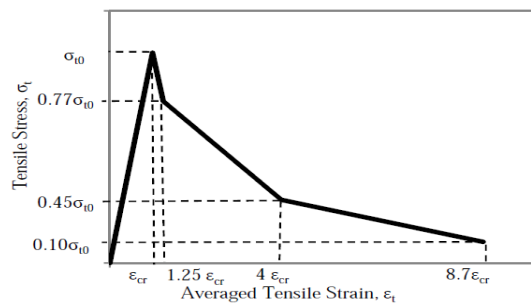
شکل ۳: رابطه بین تنش- کرنش فشاری [۲۱]

## ۳-۲-۱-۲- رفتار کششی بتن

برای تعریف رفتار کششی بتن نیز از روابط نمودار شکل ۴ استفاده شده است که به صورت نقاط تنش- کرنش وارد نرم افزار شدند. تنش کششی ( $\sigma_{t0}$ ) و کرنش ترک کششی ( $\epsilon_{cr}$ ) از روابط ۴ و ۵ حساب می شوند:

$$\epsilon_{cr} = \epsilon_t - \frac{\sigma_t}{E_0} \quad (5) \quad , \quad \sigma_{t0} = 0.1 * f_c \quad (4)$$

بقیه پارامترهای بتن نظیر، زاویه اتساع (۳۰)، نسبت مقاومت فشاری دو محوره به تک محوره بتن (۰,۶)، ویسکوزیتی (۰,۰۱) و بقیه موارد پیش فرض برنامه در نظر گرفته شدند.



شکل ۴: روابط مورد نیاز برای تعریف رفتار کششی بتن در اباکوس [۲۱]

### ۳-۲-۲-۳- فولاد

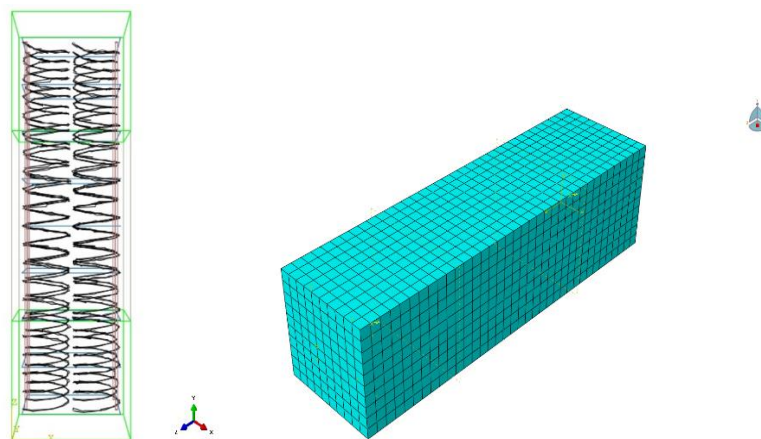
رفتار فولاد به صورت الاستو-پلاستیک با قسمت سخت شدگی بعد از مقاومت تسلیم در نظر گرفته شد. مشخصات فولاد در محیط اباکوس شامل مدول الاستیسیته، نسبت پواسون و مقاوت تسلیم می‌باشد.

### ۳-۳- شرایط مرزی و اندرکنش بین مصالح

پایین ستون در تمام جهت‌ها بسته شد و همچنین بالای ستون نیز در تمام جهات غیر از جهت اعمال بار مقید شد. بقیه قسمت‌ها می‌توانستند به هر جهتی آزادانه حرکت کنند. بار یکنواختی بصورت استاتیکی و به روش کنترل جابجایی بر سطح بالایی ستون اعمال شد. برای تعریف بهترین اندرکنش بین فولاد و بتن از قید (embedded region) استفاده شد همچنین قید مورد استفاده بین ورق‌های CFRP و بتن از نوع (tie) انتخاب شد.

### ۳-۴- نوع المان و مش بندی

بهترین نوع المان برای بتن (c3d8r) می‌باشد [۲۲]. این المان برای فولاد نیز انتخاب شد. برای ورق CFRP از المان (s4r) که در هر گره دارای ۳ درجه جابجایی و چرخش می‌باشد استفاده شد. همچنین تحلیل‌های زیادی به منظور همگرایی مش بر روی مدل برای بدست آمدن بهترین اندازه مش انجام شد تا علاوه بر همگرایی نتایج، زمان تحلیل نیز کوتاهترین باشد. در نهایت بعد ۲۵ برای بتن در نظر گرفته شد. در شکل ۵ نمایی از مدل در محیط نرم افزار نشان داده شده است.



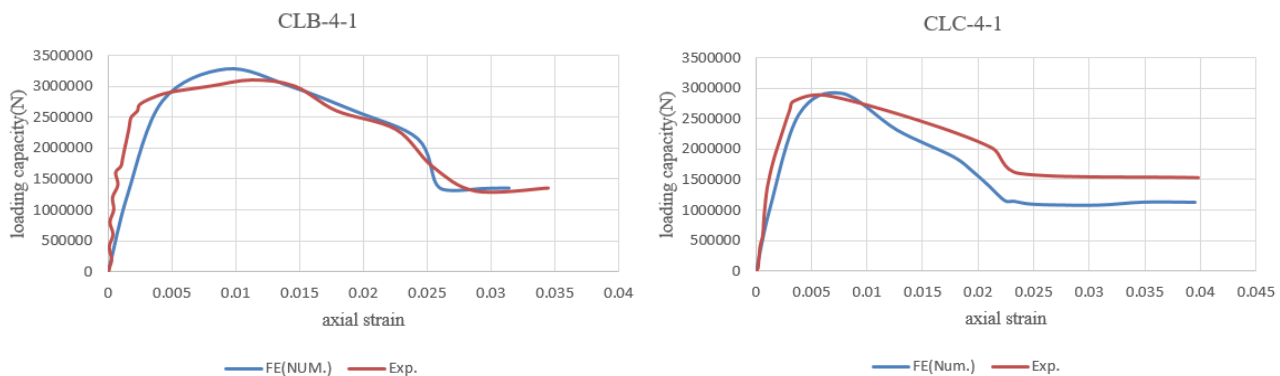
(ب) سرهم کردن آرماتور بندی

(الف) مش بندی ستون

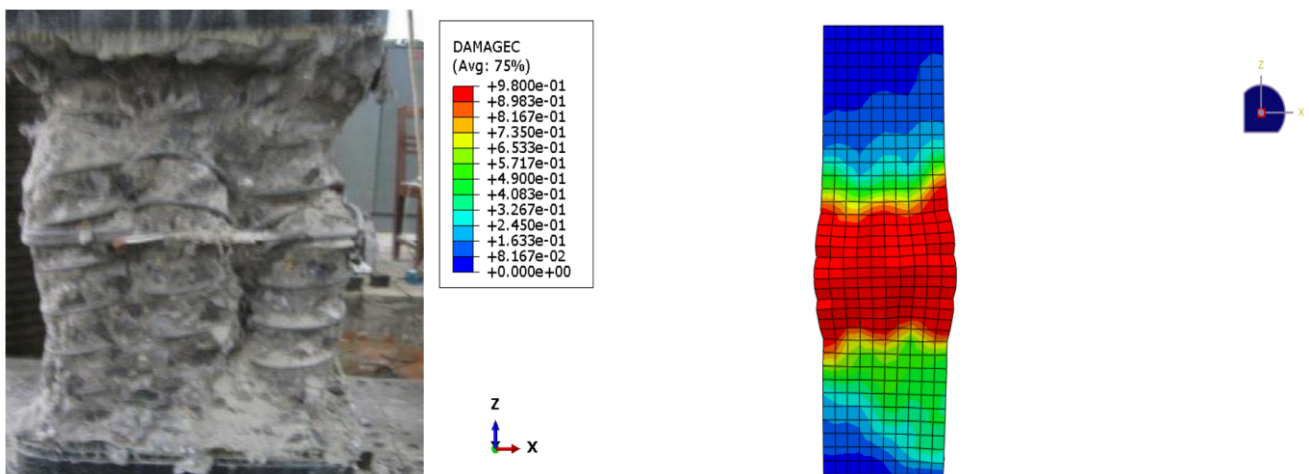
شکل ۵: نمایی از سرهم کردن و مش بندی ستون در محیط نرم افزار

۳-۵- راستی آزمایشی مدل اجزای محدود

منحنی بار محوری- کرنش محوری به عنوان مبنای تصدیق مدل‌سازی اجزای محدود در نظر گرفته شد. شکل ۶ مقایسه بین نتایج آزمایشگاه و مدل‌سازی را نشان می‌دهد. همچنین در جدول ۱ میزان بار محوری آزمایشگاه و روش اجزای محدود نیز ذکر شده است. همان‌طور که مشخص است نتایج حاصل از مدل‌سازی عددی با داده‌های آزمایشگاهی تطابق خوبی دارد. اختلاف جزئی که مشاهده می‌شود ناشی از خصوصیات یک مسئله با تقریب سازی عددی، نواقص موجود در نمونه آزمایشگاهی، اختلاف در مقاومت اسمی و رفتار مصالح در عمل باشد. در شکل ۷ ستون آسیب دیده نمونه آزمایشگاهی در کنار مدل شبیه سازی شده اجزای محدود آباکوس دیده می‌شود. همان‌طور که در شکل دیده می‌شود آسیب فشاری برای مدل اجزای محدود در وسط ستون می‌باشد که گسیختگی و شکست نیز برای نمونه آزمایشگاهی در این نواحی رخ داده است. بنابراین کانتور آسیب مدل، انطباق مناسبی با مشاهدات آزمایشگاهی دارد.



شکل ۶: مقایسه بین منحنی بار-کرنش محوری نمونه آزمایشگاهی و نرم افزار اجزای محدود



شکل ۷: نتیجه تحلیل با استفاده از نرم افزار اجزای محدود در کنار نتیجه آزمایشگاهی

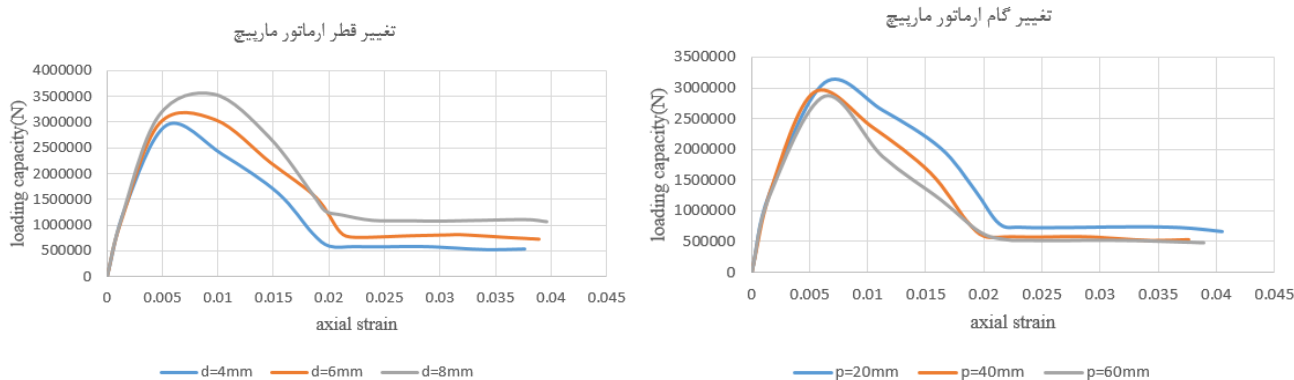


جدول ۱: نتایج حاصل از اجزای محدود و آزمایشگاه

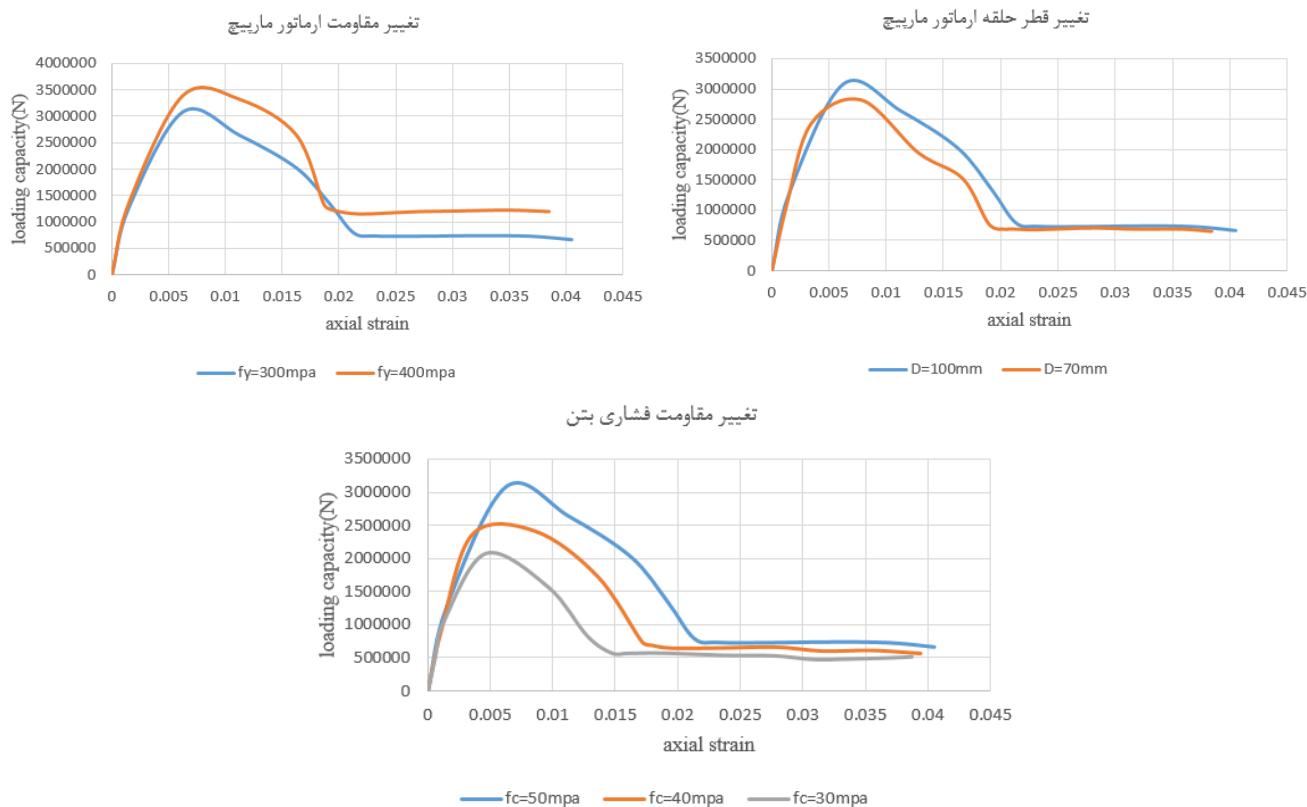
نمونه	نیروی محوری حاصل از نتایج آزمایشگاهی (kn)	نیروی محوری حاصل از نتایج عددی (kn)	درصد خطا
CIB-4-1	۳۱۰۰	۳۱۷۴	۲,۳
CIC-4-1	۲۹۰۰	۲۹۲۱	۰,۷۲

### ۳-۶- تحلیل حساسیت برای تعیین پارامترهای موثر بر ظرفیت باربری

برای پیش بینی ظرفیت باربری از طریق شبکه عصبی مصنوعی و رگرسیون چند گانه نیاز است تا پارامترهای تاثیرگذار بر ظرفیت باربری به عنوان متغیر ورودی به برنامه معرفی شوند. بدین منظور برای انتخاب پارامترهای موثر، تحلیل حساسیت روی یک مدل صحت سنجی شده از طریق بررسی نمودار بار- کرنش محوری انجام گرفت و چندین پارامتر انتخاب شدند. نقش مهم و پر رنگ در میان پارامترهای انتخابی را آرماتور مارپیچ ایفا می‌کند. در واقع آرماتور مارپیچ به عنوان اصلی ترین اجزای تشکیل دهنده‌ی این تیپ از ستون‌ها در تحلیل حساسیت شناسایی شد. پارامترهای دیگر تأثیر گذار عبارتند از: قطر آرماتور مارپیچ، گام آرماتور مارپیچ، مقاومت تسلیم آرماتور مارپیچ، قطر حلقه‌ی مارپیچ و همچنین مقاومت فشاری بتن که در اعضای فشاری نقش قابل توجهی در تحمل بار را دارد. منظور از تحلیل حساسیت بدان معناست که در هر بار تحلیل، پارامتر مورد نظر متغیر و بقیه پارامترها ثابت در نظر گرفته می‌شود. به عنوان مثال با ثابت در نظر گرفتن تمامی شرایط، فقط گام آرماتور مارپیچ تغییر داده می‌شود. برای نمونه صحت سنجی شده گام آرماتور مارپیچ ۴۰ میلی‌متر می‌باشد و دو گام متفاوت ۲۰ و ۶۰ میلی‌متر نیز در محیط نرم افزار ساخته شد. اثر قابل توجه حاصل از تغییرات پارامترهای تعیین شده بر روی نمودار بار-کرنش محوری در شکل‌های ۸ قابل مشاهده می‌باشد.



شکل ۸: آنالیز حساسیت و تعیین پارامترهای تاثیر گذار روی ظرفیت باربری



ادامه شکل ۸:

### ۳-۷- مطالعه پارامتری به منظور تولید داده‌های مورد نیاز برای شبکه مصنوعی

داده‌های مورد استفاده در این تحقیق با استفاده از نرم افزار المان محدود بعد از اینکه با نمونه آزمایشگاهی صحت سنجی انجام گرفت، استخراج شدند. این مجموعه داده در کل شامل ۵ متغیر ورودی و ۱ متغیر خروجی می‌باشد. پارامترهای ورودی عبارتند از: مقاومت فشاری بتن، مقاومت تسلیم آرماتور ماریچ، قطر آرماتور ماریچ، گام و قطر حلقه آرماتور ماریچ و متغیر خروجی عبارت است از ظرفیت باربری محوری. برای تولید داده‌ها از ۱۰۸ ترکیب مختلف استفاده شده که در جدول ۲ محدوده‌ی تغییرات و در جدول ۳ مشخصات برخی از نمونه‌های مورد مطالعه ارائه شده است. پس از صحت سنجی مدل المان محدود ستون‌های دارای آرماتور ماریچ با نمونه آزمایشگاهی، دو نوع مقاومت برای آرماتور ماریچ که در صنعت ساختمان سازی کشور پرمصرف هستند ( آرماتور A2 با تنش تسلیم ۳۰۰ مگاپاسکال و آرماتور A3 با تنش تسلیم ۴۰۰ مگاپاسکال )، سه نوع قطر مختلف آرماتور ماریچ ( ۴، ۶ و ۸ میلی‌متر )، سه نوع گام متفاوت آرماتور ماریچ ( ۲۰، ۴۰ و ۶۰ میلی‌متر )، دو نوع قطر حلقه‌ی ماریچ ( ۷۰ و ۱۰۰ میلی‌متر ) و سه نوع مقاومت فشاری بتن ( ۳۰ مگاپاسکال، ۴۰ مگاپاسکال و ۵۰ مگاپاسکال ) برای انجام مطالعه پارامتری در نظر گرفته شدند. بنابراین تعداد ۱۰۸ حالت مختلف برای این تیپ از ستون-های دارای آرماتور ماریچ بدست آمد که ترکیبات به صورت تصادفی و گسترده با صرفه جویی در زمان و هزینه برای بررسی و تعیین اثر آنها بر ظرفیت باربری تولید شدند. مابقی ترکیبات استفاده شده به دلیل حجم بالا در پیوست قرار داده شده است.

جدول ۲: محدوده تغییرات داده های مورد استفاده در این تحقیق

متوسط	بیشترین میزان	کمترین میزان	داده مورد استفاده
۴۰	۵۰	۳۰	مقاومت فشاری بتن (MPa)
۳۵۰	۴۰۰	۳۰۰	مقاومت تسلیم آرماتور ماریچ (MPa)
۶	۸	۴	قطر آرماتور ماریچ (mm)
۴۰	۶۰	۲۰	گام آرماتور ماریچ (mm)
۸۵	۱۰۰	۷۰	قطر حلقه آرماتور ماریچ (mm)

جدول ۳: مشخصات برخی از داده های مورد مطالعه

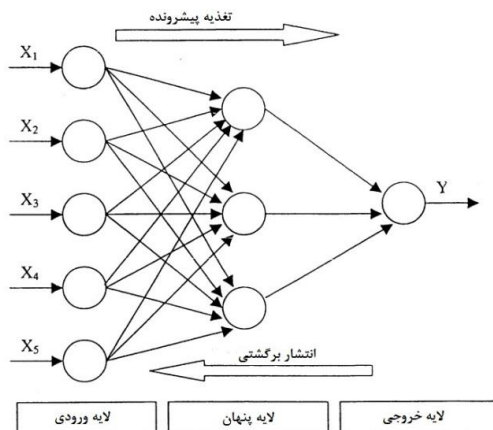
نام ستون	$F_c$ مقاومت فشاری بتن (MPa)	$F_y$ مقاومت تسلیم آرماتور ماریچ (MPa)	d قطر آرماتور ماریچ (mm)	P گام آرماتور ماریچ (mm)	D (قطر حلقه ماریچ) (mm)	$P_u$ بار نهایی (KN)
C1	۵۰	۳۰۰	۴	۲۰	۷۰	۲۸۲۸
C2	۵۰	۳۰۰	۴	۴۰	۷۰	۲۷۶۰
C3	۵۰	۳۰۰	۴	۶۰	۷۰	۲۶۳۴
C4	۵۰	۳۰۰	۶	۲۰	۷۰	۲۹۷۴
C5	۵۰	۳۰۰	۶	۴۰	۷۰	۲۸۴۰
C6	۵۰	۳۰۰	۶	۶۰	۷۰	۲۶۰۰
C7	۵۰	۳۰۰	۸	۲۰	۷۰	۳۱۹۰
C8	۵۰	۳۰۰	۸	۴۰	۷۰	۲۹۵۰
C9	۵۰	۳۰۰	۸	۶۰	۷۰	۲۸۸۰

#### ۴- پیش بینی ظرفیت باربری

##### ۴-۱- با استفاده از شبکه عصبی مصنوعی

##### ۴-۱-۱- معرفی ساختار شبکه عصبی مصنوعی

یک نورون مصنوعی سیستمی است که از تعداد بیشماری ورودی و تنها یک خروجی تشکیل شده است. نورون دارای دو حالت می‌باشد، حالت یادگیری و حالت عملکرد. در حالت یادگیری نورون یاد می‌گیرد که در مقابل الگوهای ورودی خاص تحریک شود. اما در حالت عملکرد هنگامی که یک الگوی ورودی از قبل شناسایی شده وارد شود، خروجی که از آن انتظار می‌رود ارائه می‌گردد. در حالت کلی در شبکه‌های عصبی سه نوع لایه نورونی وجود دارد: لایه ورودی که وظیفه دریافت اطلاعات خام را برعهده دارد. لایه های پنهان که عملکرد این لایه‌ها به وسیله ورودی‌ها و وزن ارتباط بین آنها و لایه‌های پنهان تعیین می‌شود. لایه خروجی نیز عملکرد آن بسته به فعالیت واحد پنهان و وزن ارتباطی بین واحد پنهان و خروجی می‌باشد. در این پژوهش از یک شبکه عصبی پیش رونده جهت تخمین ظرفیت باربری استفاده شده است. نمایی شماتیک از این شبکه در شکل ۹ قابل مشاهده می‌باشد. در این مدل ستون سمت چپ لایه ورودی، ستون سمت راست لایه خروجی و بین لایه‌های ورودی و خروجی لایه پنهان وجود دارد. به طور کلی می‌توان از چندین لایه پنهان استفاده نمود. تشریح کامل شبکه‌های عصبی چند لایه خارج از گنجایش این مقاله بوده و از طریق برخی مقالات تخصصی در این زمینه قابل پیگیری می‌باشد [۲۳-۲۴].



شکل ۹: نمایی شماتیک از ساختار شبکه عصبی مصنوعی

هرکدام از گره ها در هر لایه به صورت کامل یا جزئی با گره‌های موجود در لایه‌های دیگر به کمک مقادیر وزنی اتصال می‌یابد. ورودی هر گره که از لایه قبلی به لایه فعلی وارد شده است  $(x_i)$ ، در یک مقدار وزنی تعدیل پذیر  $(w_{ij})$  ضرب شده و در هر گره مقادیر حاصل ضرب  $x_i w_{ij}$  با هم جمع می‌شوند. در نهایت، حاصل جمع فوق با یک مقدار استانه  $\theta_j$  جمع می‌شود. ورودی مرکب حاصل از این ترکیب  $(I_j)$  در یک تابع انتقال غیر خطی قرار می‌گیرد (برای مثال تابع سیگموئیدی یا تانژانت هیپربولیک) و خروجی گره  $(y_i)$  حاصل می‌شود. خروجی حاصل از یک گره، ورودی مورد نیاز برای گره‌های دیگر را فراهم می‌کند. این فرایند در رابطه ۶ به طور خلاصه نشان داده شده است.

$$I_j = \sum (W_{ij} X_i) + \theta_j \quad (۶)$$

$$Y_i = f(I_j)$$

المان‌های پردازشگر در لایه پنهان فقط داده‌ها را از لایه ورودی دریافت می‌کنند، و به طور مشابه، المان‌های پردازشگر در لایه خروجی فقط داده‌ها را از لایه پنهان دریافت می‌کنند. لذا این شبکه عصبی مصنوعی، شبکه تغذیه پیش رونده نامیده می‌شود. در جدول ۴ مشخصات کلی شبکه عصبی استفاده شده در این پژوهش ارائه شده است.

جدول ۴: مشخصات ساختار شبکه عصبی طراحی شده

نوع شبکه	سه لایه تغذیه رو به جلو
تعداد نرون‌های لایه ورودی	۵
تعداد نرون‌های لایه میانی	۲۰
تعداد نرون‌های لایه خروجی	۱
تعداد داده‌های آموزش	۷۶
تعداد داده‌های اعتبار سنجی	۱۶
تعداد داده‌های آزمون	۱۶
الگوریتم آموزش	لونبرگ مارکوارت
تابع فعال سازی لایه پنهان	تانژانت هیپربولیک
تابع فعال سازی لایه خروجی	خطی
تابع اندازه گیری خطا	جذر میانگین مربعات خطا

## ۴-۱-۲- معیارهای ارزیابی عملکرد شبکه

پس از ایجاد مدل‌ها با استفاده از روش‌های مورد بحث، باید کارایی آنها ارزیابی شود. در این تحقیق برای ارزیابی میزان عملکرد مدل‌ها، از معیارهای ارزیابی جذر میانگین مربعات خطا (RMSE) و ضریب همبستگی (R) استفاده شده است. در مجموع هرچه RMSE به صفر و  $R^2$  به ۱ نزدیک‌تر باشد، بدان معناست که مدل‌ها بهینه‌تر طراحی شده و عملکرد بهتری دارند. مقدار  $R^2$  همواره بین ۰ و ۱ است. مقادیر این پارامترها به ترتیب از روابط ۷ و ۸ محاسبه می‌شوند.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{i=1}^n (x_i - y_i)^2} \quad (7)$$

$$R = \frac{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^n (x_i - \bar{x})^2 \sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}} \quad (8)$$

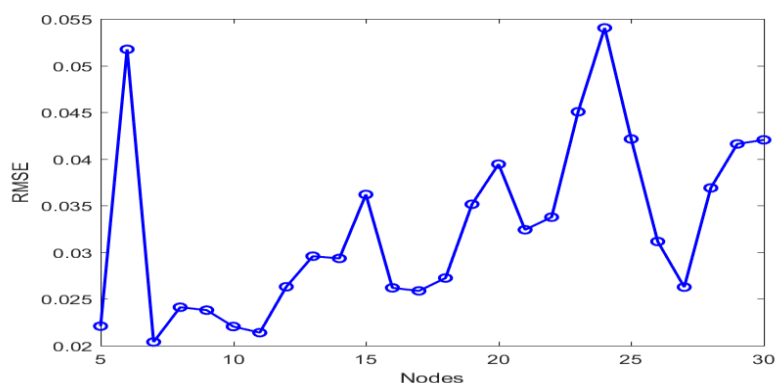
در این روابط،  $y_i$  داده‌های پیش‌بینی شده،  $x_i$  داده‌های اندازه‌گیری شده،  $\bar{y}$  میانگین داده‌های پیش‌بینی شده و  $\bar{x}$  میانگین داده‌های اندازه‌گیری شده است.

## ۴-۱-۳- آموزش شبکه با استفاده از نتایج حاصل از داده‌های اجزا محدود

در این قسمت یک مدل شبکه عصبی مصنوعی جهت پیش‌بینی ظرفیت باربری ستون‌های بتن مسلح مستطیلی که در آنها از آرماتور ماریچ برای محصورشدگی بتن بکار می‌رود، پیشنهاد شده است. یک شبکه عصبی می‌تواند تابع پیوسته‌ای را که جوابگوی حل مسئله این تحقیق باشد، تخمین بزند. با این حال تعداد بهینه‌گرها در لایه مخفی باید از راه سعی و خطا تعیین شود. برای تعیین تعداد گره‌های بهینه در لایه مخفی باید با استفاده از داده‌های موجود، تعدادی شبکه عصبی با تعداد گره‌های متغیر در لایه مخفی آموزش داده شوند تا مقدار خطا که در اینجا منظور جذر خطای میانگین مربعات است و ضرایب همبستگی این شبکه‌ها با یکدیگر مقایسه شوند. یک شبکه با تعداد گره بهینه در لایه مخفی، شبکه‌ای است که قادر باشد با حداقل مقدار خطای ممکن، همبستگی قابل قبولی بین مقادیر خروجی شبکه و مقادیر هدف برقرار نماید. شبکه‌هایی با تعداد ۵ تا ۳۰ گره در لایه مخفی مورد آموزش قرار گرفتند. مقادیر ضرایب همبستگی و خطای این شبکه‌ها در شکل‌های ۱۰ و ۱۱ نشان داده شده است.

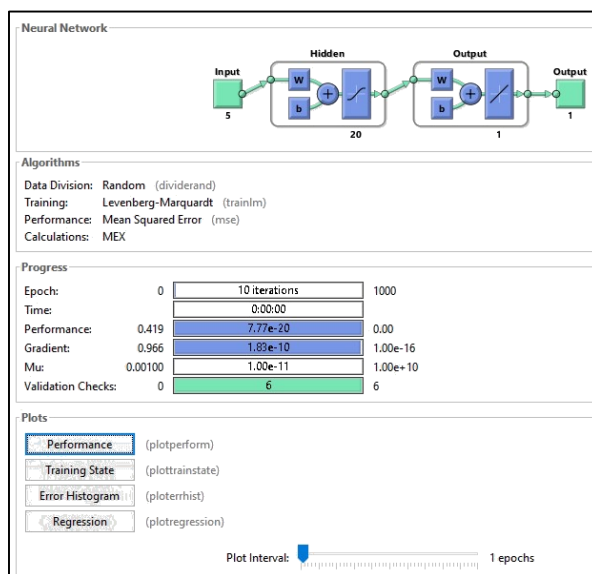


شکل ۱۰: ضرایب همبستگی به ازای تعداد گره های مخفی



شکل ۱۱: جذر خطای میانگین مربعات به ازای تعداد گره های مخفی

همانطور که ملاحظه می‌شود، اغلب شبکه‌ها ضرایب همبستگی بالایی دارند. از این میان شبکه‌ای با ۷ گره در لایه مخفی علاوه بر اینکه دارای بیشترین مقدار ضرایب همبستگی است کمترین خطا را نیز دارد. بنابراین یک شبکه عصبی متشکل از ۷ گره به عنوان شبکه بهینه جهت تخمین ظرفیت باربری چنین تیپ از ستون‌های یاد شده انتخاب شد. برنامه MATLAB جهت آموزش و ارزیابی مدل-های ANN ARTIFICIAL NEURAL NETWORK: بر اساس داده‌های تولید شده از نتایج المان محدود توسعه داده شد. نمایی از محیط نرم افزار در شکل ۱۲ قابل مشاهده می‌باشد.



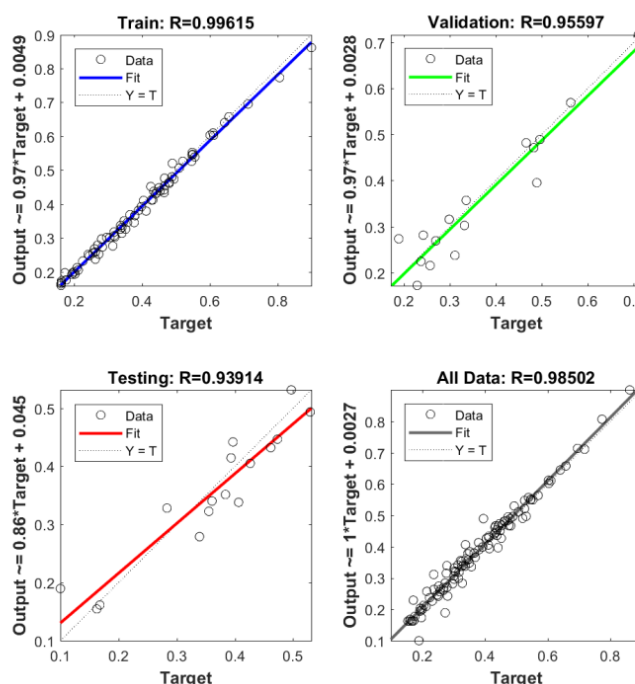
شکل ۱۲: ساختار آموزش شبکه در برنامه MATLAB

#### ۴-۱-۴- راستی آزمایی روش شبکه عصبی با نتایج آزمایشگاهی

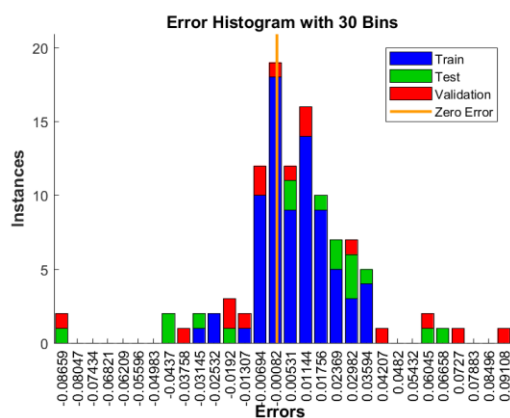
پس از انتخاب هندسه شبکه عصبی بهینه، تمامی داده‌های ورودی به سه دسته آموزش، ارزیابی و آزمایش تقسیم بندی می‌شوند. داده‌های مورد استفاده در قسمت اعتبار سنجی نباید در بخش آموزش شبکه مورد استفاده قرار گرفته شده باشند. این کار به منظور سنجش اعتبار شبکه عصبی در ارائه تخمین دقیق از ظرفیت باربری نهایی داده‌هایی است که در قسمت آموزش به کار گرفته نشده‌اند. در شکل‌های ۱۳ نمودارهای عملکرد شبکه بهینه طراحی شده، شامل نمودار رگرسیون (مقدار R) داده‌های آموزش، اعتبار سنجی، آزمون و تمامی داده‌ها و همچنین در شکل ۱۴ نمودار فراوانی خطای داده‌های آموزش، اعتبار سنجی و داده‌های آزمون برای پیش بینی ظرفیت باربری ستون نشان داده شده است.

همانطوری که از شکل ۱۳ مشخص است ضریب خطی همبستگی بین داده‌های مدل‌سازی و مقادیر پیش‌بینی شده بالا می‌باشد. بطوری که این ضریب برای گروه آموزش برابر ۰/۹۹۶۱۵، برای گروه ارزیابی ۰/۹۵۵۹۷ و برای گروه آزمایش برابر ۰/۹۳۹۱۴ می‌باشد. این مقادیر نزدیک به ۱ نشان می‌دهند که یادگیری و عملکرد شبکه بسیار خوب می‌باشد. همچنین در شکل ۱۵ نتایج تخمین ظرفیت باربری حاصل از شبکه عصبی با مقادیر ظرفیت باربری تولید شده توسط روش اجزای محدود مقایسه شده‌اند. همانطور که از این شکل مشخص است اختلاف مقادیر ناچیز است و نتایج تطابق خوبی با هم دارند.

علاوه بر موارد گفته شده، به منظور اطمینان یافتن بیشتر از عملکرد شبکه مصنوعی طراحی شده، راستی‌آزمایی آن توسط ۳ نمونه آزمایشگاهی از مقاله [۱۴] که در آموزش شبکه مورد استفاده قرار نگرفته بودند، انجام شد. مشخصات نمونه‌ها و مقادیر ظرفیت باربری حاصل از آزمایشگاه و پیش‌بینی شبکه عصبی در جدول ۵ نشان داده شده است. همانطور که از نتایج مشخص است شبکه عصبی تولید شده با مقدار خطای قابل قبولی توانسته ظرفیت باربری این تپ از ستون‌ها را پیش‌بینی کند.



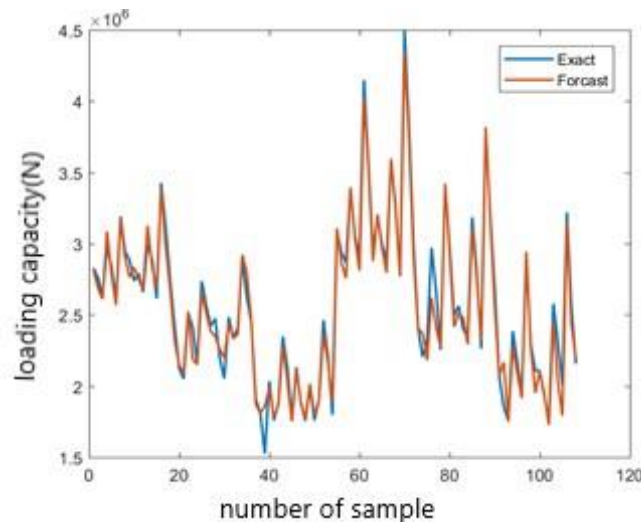
شکل ۱۳: ضریب رگرسیون داده‌های آموزش، داده‌های اعتبار سنجی، داده‌های آزمون و تمامی داده‌ها



شکل ۱۴: نمودار فراوانی خطای داده‌های آموزش، داده‌های اعتبار سنجی و داده‌های آزمون

جدول ۵: راستی آزمایی شبکه عصبی تولید شده با نتایج نمونه‌های آزمایشگاهی

نام ستون	مقاومت فشاری بتن (MPa)	مقاومت تسلیم آرماتور مارپیچ (MPa)	قطر آرماتور مارپیچ (mm)	گام آرماتور مارپیچ (mm)	نوع پیکر بندی (قطر حلقه مارپیچ) (mm)	بار نهایی از مایش (KN)	بار نهایی شبکه عصبی (KN)	خطای پیش بینی
CLC-4-1	۵۰	۱۱۹۷	۴	۴۰	۷۰	۲۹۰۰	۲۵۹۴	٪۱۰،۵۵
CLB-4-1	۵۰	۱۱۹۷	۴	۴۰	۱۰۰	۳۱۰۰	۲۸۵۸	٪۷،۸
CHB-4-1	۶۰	۱۱۹۷	۴	۴۰	۱۰۰	۳۲۰۰	۳۰۹۵	٪۳،۲۸



شکل ۱۵: مقایسه مقادیر ظرفیت باربری حاصل شده از نرم افزار با مقادیر پیش بینی شده از شبکه عصبی

#### ۴-۲- روش تحلیلی رگرسیون چند گانه

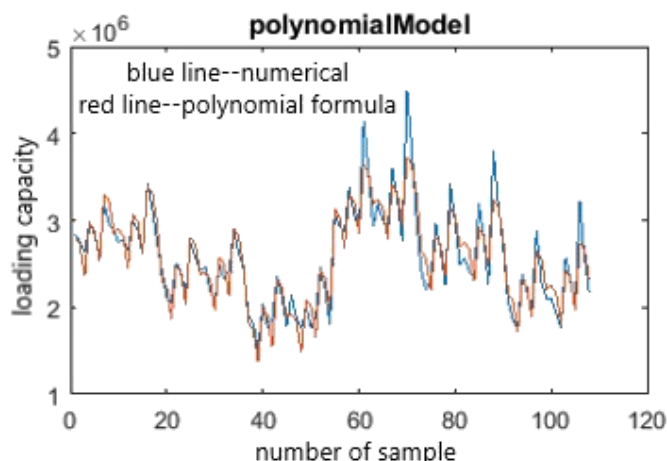
یکی دیگر از راه‌های ایجاد ارتباط بین یک متغیر وابسته مثل ظرفیت باربری نهایی ستون، با تعدادی متغیر مستقل همانند مقاومت فشاری بتن و آرماتور مارپیچ و دیگر متغیرها، بهره‌گیری از رگرسیون چند گانه [۲۵] است. ایجاد رابطه بین متغیر وابسته و متغیرهای مستقل به کمک توابع مختلفی انجام می‌شود. در ادامه این پژوهش برخی از این توابع مورد استفاده قرار گرفته‌اند و نتایج حاصل از هر کدام آنها به همراه رابطه تخمین ظرفیت باربری نهایی ارائه شده است. در روش رگرسیون چند گانه با برازش یک تابع از میان نتایج، ارتباط منطقی بین داده‌های ورودی و مقدار هدف که ظرفیت باربری نهایی باشد برقرار می‌گردد. در ادامه تعدادی از توابع ریاضی که می‌توان برای برازش از میان داده‌های مذکور استفاده کرد، معرفی و روابط حاصل از آنها ارائه شده است.

ابتدا از تابع چند جمله‌ای برای بدست آوردن رابطه تخمین ظرفیت باربری استفاده شده است. رابطه ۹ این تابع را نشان می‌دهد که در آن متغیرها از درجه اول نیستند. در این رابطه،  $P_u$  معرف ظرفیت باربری نهایی ستون بر حسب نیوتن (N)،  $f_c$  مقاومت فشاری بتن بر حسب مگاپاسکال (MPa)،  $f_y$  مقاومت تسلیم آرماتورهای مارپیچ بر حسب مگاپاسکال (MPa)،  $d$  قطر آرماتور مارپیچ بر حسب میلی‌متر (mm)،  $p$  گام آرماتور مارپیچ بر حسب میلی‌متر (mm) و  $D$  نشان دهنده قطر حلقه آرماتور مارپیچ بر حسب میلی‌متر (mm) هستند:

$$P_u = 438923.64 + 42622.216 * f_c + 1.41 * f_y^2 + 0.503 * D^3 - 0.034 * p^4 + 1.321 * d^5 \quad (9)$$

شکل ۱۶ نتایج حاصل از محاسبه ظرفیت باربری نهایی ستون بر حسب نیوتن (N) با استفاده از رابطه ۹ را که با نتایج حاصل از نرم افزار اجزای محدود آباکوس مقایسه شده است، نشان می‌دهد.



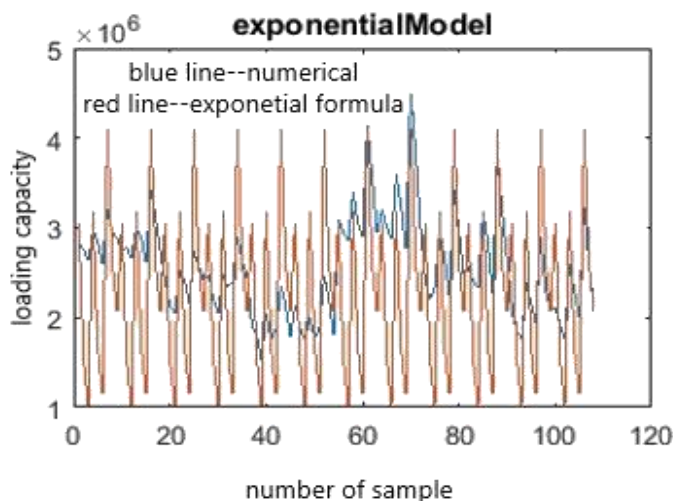


شکل ۱۶: مقایسه ی بین نتایج ظرفیت باربری تولید شده از نرم افزار اجزای محدود و تابع چند جمله ای

تابع نمایی نیز یکی دگر از توابعی است که می توان از ان به منظور ایجاد ارتباط بین تعدادی متغیر مستقل با یک متغیر وابسته استفاده نمود، رابطه ۱۰ از این تابع استخراج شده است:

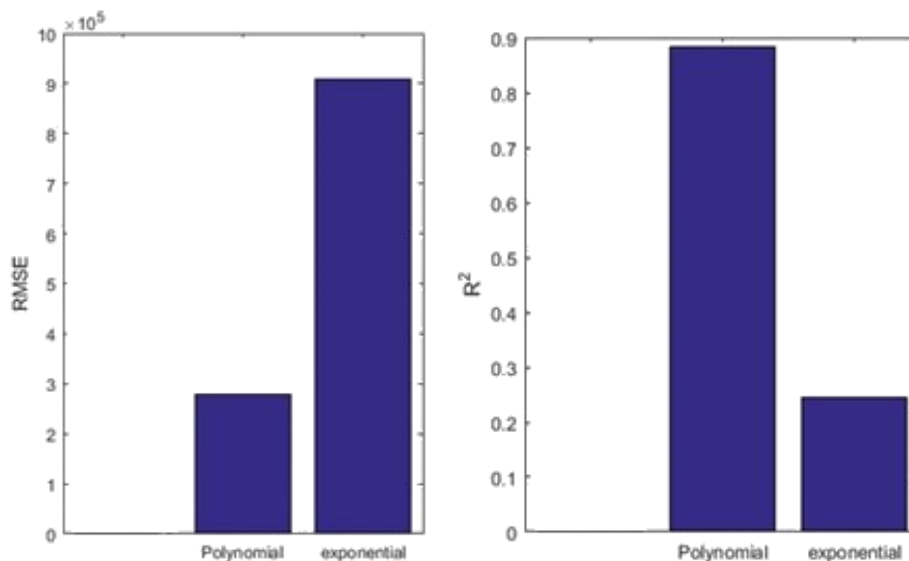
$$P_u = 2 * \exp(f_c - f_y + D) + \frac{60771133.29}{p+358.297} * \exp(-d) \quad (10)$$

مقایسه نتایج حاصل از محاسبه ظرفیت باربری نهایی به کمک تابع نمایی با نتایج خروجی حاصل از روش اجزا محدود در شکل ۱۶ نشان داده شده است.



شکل ۱۷: مقایسه بین نتایج ظرفیت باربری تولید شده از نرم افزار اجزای محدود و تابع نمایی

همانند روش شبکه عصبی مصنوعی، برای انتخاب بهترین تابع و در نهایت رابطه بهینه به منظور تخمین ظرفیت باربری ستون-های بتن مسلح مستطیلی دارای آرماتور مارپیچ، ضرایب همبستگی و جذر خطای میانگین مربعات توابع مختلف با یکدیگر مقایسه می شوند. با توجه به شکل های ۱۸ در این تیپ از ستون ها، برقراری رابطه چندجمله ای بین پارامترهای ورودی و ظرفیت باربری نهایی، مقادیر دقیق-تری از ظرفیت باربری نهایی ستون را ارائه می نماید. همانطور که از شکل ۱۸ مشاهده می شود استفاده از چنین تابعی منجر به دستیابی به حداکثر ضریب همبستگی و حداقل خطای ممکن، در بین توابع مورد بررسی در این تحقیق شده است.



شکل ۱۸: سمت راست - ضریب همبستگی برای توابع چند جمله ای و نمایی در روش رگرسیون چند گانه. سمت چپ - جذر خطای میانگین مربعات در توابع چند جمله ای و نمایی

## ۵- نتیجه گیری

در این مطالعه برای بار نخستین بار نسل جدیدی از ستون‌های بتن مسلح که در آن از ارماتورهای مارپیچ به جای ارماتور طولی استفاده می‌شود با استفاده از نرم افزار قدرتمند اجزای محدود آباکوس شبیه سازی شد و از نتایج حاصل از مطالعه پارامتری اجزای محدود برای ایجاد یک شبکه عصبی مصنوعی قوی جهت تخمین ظرفیت باربری این گونه ستون‌ها استفاده گردید. نتایج به صورت خلاصه شده و در قالب کمی به صورت زیر ارائه می‌شوند:

۱ - کاهش گام ارماتور مارپیچ همواره باعث افزایش ظرفیت باربری ستون می‌شود. میزان افزایش ظرفیت باربری ستون به ازای کاهش گام ارماتور مارپیچ، زمانی که از مقاومت فشاری بتن بالا و قطر ارماتور مارپیچ بزرگتر استفاده شود، بیشتر خود را نشان می‌دهد، بطوری که در این شرایط، افزایش ظرفیت باربری به ازای کاهش گام ارماتور مارپیچ از ۶۰ به ۲۰ میلیمتر، باعث افزایش ظرفیت باربری به طور متوسط در حدود ۲۵٪ می‌شود.

۲ - افزایش قطر ارماتور مارپیچ از ۴ به ۸ میلیمتر باعث افزایش بین ۳ تا ۴۰ درصدی ظرفیت باربری می‌شود. در شرایط مقاومت فشاری بتن ۵۰ مگاپاسکال، مقاومت ۴۰۰ مگاپاسکال برای ارماتور مارپیچ و قطر حلقه‌ی آرماتور مارپیچ برابر ۱۰۰ میلی متر، با افزایش قطر ارماتور مارپیچ از ۴ به ۸ میلیمتر، بیشترین افزایش ظرفیت باربری در ستون مشاهده می‌شود بطوری که به شکل مشخص در گام ۲۰ میلیمتر، ظرفیت ستون از ۳۱۹۰ کیلو نیوتن به بیشترین مقدار خود یعنی ۴۴۹۰ کیلو نیوتن می‌رسد.

۳ - کمترین افزایش ظرفیت باربری به ازای افزایش مقاومت ارماتور از ۳۰۰ به ۴۰۰ مگاپاسکال در حدود ۰٫۴۱ درصد و بیشترین افزایش ظرفیت باربری در این حالت در حدود ۱۰٫۸ درصد بدست آمد. بنابراین هرچه مقاومت فولاد استفاده شده برای ارماتور مارپیچ بیشتر باشد، ظرفیت باربری ستون افزایش خواهد یافت. این امر نشان داد که در میان سایر پارامترهای موثر بر ظرفیت محوری ستون‌های مسلح شده با ارماتور مارپیچ، افزایش مقاومت تسلیم فولاد مصرفی برای ارماتورهای مارپیچ کمترین اثر را در افزایش ظرفیت محوری این گون ستون‌ها خواهد داشت.

۴ - افزایش قطر حلقه مارپیچ از ۷۰ به ۱۰۰ میلیمتر به علت اینکه حجم بیشتری از بتن را محصور می‌کند، باعث افزایش ظرفیت باربری ستون شد. بیشترین درصد افزایش ظرفیت باربری در اثر افزایش قطر حلقه مارپیچ، برای نمونه دارای مقاومت فشاری ۵۰ مگاپاسکال، قطر ارماتور ۸ میلیمتر، مقاومت ارماتور ۴۰۰ مگاپاسکال و در گام ۲۰ میلیمتر حاصل می‌شود.

۵ - در اعضای فشاری نظیر ستون که بتن نقش اساسی در تحمل بار محوری را ایفا می‌کند، افزایش مقاومت فشاری بتن از ۳۰ به ۵۰ مگاپاسکال در تمامی نمونه‌ها باعث افزایش قابل توجه ظرفیت باربری ستون شده است. بطوریکه افزایش ظرفیت باربری به ازای افزایش مقاومت بتن در حدود ۴۸٪ بدست آمد.

۶ - تا کنون رابطه‌ای برای بدست آوردن ظرفیت باربری این تیپ جدید از ستون‌ها به علت ایده نوارانه آنها در بکارگیری ارماتور مارپیچ ارایه نشده است بنابراین در مطالعه حاضر سعی شد تا با استفاده از روش شبکه عصبی مصنوعی ظرفیت باربری آنها تخمین زده شود. پس از تولید شبکه، اعتبار شبکه توسط داده‌هایی مورد سنجش قرار گرفت که در جریان آموزش از آنها استفاده نشده بود که ضریب همبستگی برای گروه ارزیابی ۰/۹۵۵۹۷ و برای گروه آزمایش برابر ۰/۹۳۹۱۴ بدست آمد. این مقادیر نزدیک به ۱ نشان می‌دهند که یادگیری و عملکرد شبکه بسیار خوب می‌باشد. علاوه بر آن، راستی آزمایشی شبکه توسط ۳ نمونه ستون که مشخصات آنها جزو داده‌های تولید شده توسط نرم افزار اجزا محدود نبوده است، انجام گرفت که حداقل خطای پیش بینی شبکه با نتایج آزمایشگاهی ۳،۲۸٪ و حداکثر آن ۱۰،۵۵٪ بدست آمد که نشان دهنده‌ی کاربردی بودن شبکه در تخمین ظرفیت باربری ستون می‌باشد.

۷ - روش رگرسیون چندگانه نیز در کنار شبکه عصبی برای تخمین ظرفیت باربری استفاده شد. در این روش از دو تابع مختلف استفاده شد که در این میان تابع چند جمله‌ای با ضریب همبستگی ۰،۸۸ نسبت به تابع نمایی با ضریب همبستگی ۰،۲۳ توانست تخمین بهتری از ظرفیت باربری ستون ارایه دهد.

۸ - در مقایسه بین روش شبکه عصبی و روش رگرسیون چندگانه، شبکه عصبی مصنوعی به دلیل داشتن ضریب همبستگی بالاتر، عملکرد بهتری را از خود نشان داد. این روش علاوه بر داشتن ضریب همبستگی بالاتر قادر است که ترکیباتی که در آموزش شبکه از آنها استفاده نشده باشد را با خطای قابل قبولی تخمین بزند در حالیکه روش رگرسیون چندگانه توانایی چنین امری را ندارد.

## مراجع

- [1] Sakai K, Sheikh SA. (1989). What do we know about confinement in reinforced concrete columns? (A critical review of previous work and code provisions). *ACI Struct J*, 86(2), (192-207).
- [2] Teng JG, Lam L. (2004). Behavior and modeling of fiber reinforced polymer-confined concrete. *StructEng j*, 130(11), (1713-23).
- [3] lotfolahi yaghin, MA, Ziaion, M. (2012). Investigating the behavior of composite columns of two layers under the interaction of axial forces and bending anchor. Scientific and Research Modeling in Engineering, *Journal of Engineering, Semnan University*: No. (31), (15-23).
- [4] Dian Jie Zhang ,Yi Shuo Ma ,Yuan Feng Wang.(2015).Compressive behavior of concrete filled steel tubular columns subjected to long-term loading. *Structures*, Volume), Pages (205-211).
- [5] Mahmoud Belal, Hatem M.Mohamed, SherifA Morad. (2015). Behavior of reinforced concrete columns strengthened by steel jacket. *HBRC Journal*, Volume 11(Issue 2), Pages (201-212).
- [6] A.M.Tarabia, H.F.Albakry. (2014) Strengthening of RC columns by steel angles and strips. *Alexandria Engineering Journal*, Volume 53(Issue 3), Pages (615-626).
- [7] Teng JG, Yu T, Wong YL, Dong SL. (2007). Hybrid FRP-concrete-steel tubular columns: concept and behavior. *Constr Build Mater*, 21(4), (846-54).
- [8] Yu T, Zhang B, Teng JG. (2015). Unified cyclic stress-strain model for normal and high strength concrete confined with FRP. *Eng Struct*, 102, (189-201).
- [9] Xie T, Ozbakkaloglu T. (2015). Behavior of steel fiber-reinforced high-strength concrete-filled FRP tube columns under axial compression. *EngStruct*, 90, (158-71).
- [10] Yin S. (2004). Researches and developments of alternative confinements for rectangular concrete columns (II). *China Civil Eng J*, 37(10), (1-12).

- [11] Weng C-C, Yin Y-L, Wang J-C, Liang C-Y. (2007). Axial compression and seismic behavior of precast rectangular SRC columns confined with 5-spirals. *Process Steel Build Struct*, 9(6), (12–9).
- [12] Shih T-H, Chen C-C, Weng C-C, Yin SY-L, Wang J-C. (2013). Axial strength and ductility of square composite columns with two interlocking spirals. *J Constr Steel Res*, 90, (184–92).
- [13] Wu T-L, Ou Y-C, Yin SY-L, Wang J-C, Wang P-H, Ngo S-H. (2013). Behavior of oblong and rectangular bridge columns with conventional tie and multi-spiral transverse reinforcement under combined axial and flexural loads. *J Chin Instit Eng*, 36(8), (980–93).
- [14] D.H. Jing, T. Yu, X.D. Liu. (2016). New configuration of transverse reinforcement for improved seismic resistance of rectangular RC columns: Concept and axial compressive behavior. *Eng. Struct.*, 111, (383–393).
- [15] Li Y, D.H. Jing, Cao SH. (2017). Axial compressive behavior of RC columns with high-strength MTS transverse reinforcement. *Magazine of Concrete Research*, 69(9), (436-452).
- [16] Caroline Jorgensen, Ragnhild Grastveit, Julio Garzon-Roca, Ignacio Pay-Zaforteza, Jose Madam. (2013). Bearing capacity of steel-caged RC columns under combined bending and axial loads: Estimation based on Artificial Neural Networks. *Engineering Structures*, 56, (1262–1270).
- [17] Alessio Cascardi, Francesco Micelli, Maria Antonietta Aiello. (2017). An Artificial Neural Networks model for the prediction of the compressive strength of FRP-confined concrete circular columns. *Engineering Structures*, 140, (199–208).
- [18] M. Ahmadi, H. Nader pour, A. Kheyroddin. (2014). Utilization of artificial neural networks to prediction of the capacity of CCFT short columns subject to short term axial load. *archives of civil and mechanical engineering*, 14, (510–517).
- [19] ACI Committee 318-11/318R-11. (2011). *Building code requirements for reinforced concrete and commentary*. Farmington Hills, MI, American Concrete Institute.
- [20] ASCE, (1982). ASCE task committee on concrete and masonry structure. *State of the Art Report on Finite Element Analysis of Reinforced Concrete*, ASCE, New York.
- [21] Wahalathantri, B.L, Thambiratnam, D.P, Chan, T.H.T, &Fawzia, S. (2011). A material model for flexural crack simulation in reinforced concrete elements using ABAQUS. *In Proceedings of the First International Conference on Engineering, Designing and Developing the Built Environment for Sustainable Wellbeing*, Qld, pp. (260-264).
- [22] X. Chang, Z. Ru, W. Zhou, Y. Zhang. (2013). Study on concrete-filled stainless-steel carbon steel tubular(CFSCT)stub columns under compression. *Thin-Walled Struct*, 63, (125–133).
- [23] Zurada, J.M. (1992), “Introduction to Artificial Neural System”. West Publishing Co, St. Paul.
- [24] Fausett, L.V. (1994), “Fundamentals of Neural Networks: Architecture, Algorithms and Applications”. Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ.
- [25] Draper, N. R., and H. Smith. (1998). *Applied Regression Analysis*. Hoboken, NJ, Wiley-Interscience, pp (307–312).