



## بررسی پارامترهای تاثیرگذار بر پدیده فروپاشی پیشرونده در سازه های فولادی به کمک شبکه عصبی مصنوعی

محمد امامی کورنده<sup>۱\*</sup>، بهرام عسگری<sup>۲</sup>

<sup>۱\*</sup> استادیار، گروه مهندسی عمران، واحد تهران جنوب، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران (Emamiacademic@gmail.com)

<sup>۲</sup> کارشناسی ارشد مهندسی عمران-سازه، گروه مهندسی عمران، واحد صفادشت، دانشگاه آزاد اسلامی، تهران، ایران

(تاریخ دریافت مقاله: ۱۴۰۱/۰۳/۰۴، تاریخ پذیرش مقاله: ۱۴۰۱/۰۵/۲۹)

### چکیده

بر اساس آیین نامه بارگذاری ساختمان آمریکا خرابی پیش رونده به صورت گسترش خرابی در یک سازه از یک المان به المان دیگر به طوری که در نهایت منجر به خرابی کل سازه و یا بخش عمده ای از آن می شود، تعریف می شود عواملی که می توانند منجر به این نوع خرابی شوند، عبارتند از: ضربه اتومبیل، انفجار گاز، برخورد هواپیما، خطای ساخت، آتش سوزی، بارگذاری تصادفی بیش از اندازه روی اعضاء، انفجار و... اکثر این حوادث دارای مدت زمان تأثیر کوتاهی می باشند که در نتیجه منجر به پاسخ های دینامیکی می شوند. در این تحقیق ۱۰۰ نوع مدل در نظر گرفته خواهد شد و از آئین نامه های مرجع فروریزش پیش رونده جهت تحلیل و از نرم افزار کاربردی برای رسیدن به پاسخ تحت تحلیل استاتیکی غیر خطی استفاده خواهد شد با حذف ستون و انجام آنالیز استاتیکی غیر خطی، پارامترهای رفتاری اعضای سازه در برابر این پدیده مورد ارزیابی قرار خواهند گرفت و در نهایت نتایج با ضوابط موجود در آئین نامه کنترل خواهد شد و رفتار نهایی سازه در برابر این پدیده بررسی خواهد شد. شبکه های عصبی مصنوعی به عنوان ابزاری توانمند در زمینه های مختلف مهندسی استفاده شده است و کاربرد آنها به صورت روزافزونی در حال افزایش است. مهندسی عمران و بررسی رفتار سازه ها نیز از این قاعده مستثنی نبوده و به مراتب از روشهای عصبی در آن استفاده شده است. در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی جهت بررسی پدیده فروپاشی پیشرونده استفاده شده است. پارامترهای ورودی و خروجی انتخاب شده و به کمک شاخصهای ارزیابی این پدیده مدلسازی شده است. در نهایت با مقایسه عملکرد شبکه های عصبی مصنوعی موفقترین نوع شبکه عصبی پیشنهاد شده است.

### کلمات کلیدی

سازه فولادی، تخریب پیشرونده، شبکه عصبی مصنوعی، شاخصهای ارزیابی.



# Investigation of Parameters Affects on the Phenomenon of Progressive Collapse in Steel Structures Using Artificial Neural Network (ANN)

*Mohammad Emami Korandeh<sup>1\*</sup>, Bahram Asgari<sup>2</sup>*

*\*<sup>1</sup> Assistant Professor, Department of Civil Engineering, South Tehran Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran (Emamiacademic@gmail.com)*

*<sup>2</sup> M.Sc. of Structural Engineering, Department of Civil Engineering, Safa Dasht Branch, Islamic Azad University, Tehran, Iran*

*(Date of received: 25/05/2022, Date of accepted: 20/08/2022)*

## **ABSTRACT**

*According to the American Building Loading Code, progressive failure is defined as the spread of failure in a structure from one element to another, which ultimately leads to the failure of the entire structure or a large part of it. Lead to this type of failure are: car impact, gas explosion, aircraft collision, construction error, fire, accidental overloading of members, explosion, etc. Most of these accidents have a short impact time that in The result leads to dynamic responses. In this research, 100 types of models will be considered and the progressive collapse reference codes will be used for analysis and the application software will be used to achieve the answer under nonlinear static analysis by removing the column and performing nonlinear static analysis. The behavior of structural members against this phenomenon will be evaluated and finally the results will be controlled by the rules in the regulations and the final behavior of the structure against this phenomenon will be examined. Artificial neural networks have been used as a powerful tool in various fields of engineering and their use is increasing. Civil engineering and the study of the behavior of structures are no exception to this rule and neural methods have been used in it. In this study, three types of neural networks have been used to investigate the phenomenon of progressive collapse. Input and output parameters are selected and modeled with the help of evaluation indicators of this phenomenon. Finally, by comparing the performance of artificial neural networks, the most successful type of neural network has been proposed.*

## **Keywords:**

*Steel structure, Progressive degradation, Artificial neural network, Evaluation indicators.*



خرابی پیش‌رنده پدیده ای است که طی آن خسارت جزئی در یکی از اعضای سازه باعث خسارت کلی سازه می‌شود. در حقیقت با گسیختگی موضعی در بخشی از سازه، پایداری کل سازه مورد تهدید قرار می‌گیرد. خسارت جزئی در عضو می‌تواند ناشی از انفجار، آتش سوزی، برخورد وسیله نقلیه به سازه، نشست ناگهانی و اثرات اندرکنش خاک و سازه باشد این آسیب‌ها اغلب به صورت دینامیکی به سازه اعمال می‌شود و مطالعات آن و لحاظ نمودن آن در روند تحلیل سازه بسیار حائز اهمیت است. در سال‌های اخیر با توجه به حوادث ناشی از خرابی‌های پیش‌رنده در اکثر آیین‌نامه‌ها بر کنترل این موضوع تأکید شده است، تحلیل خرابی پیش‌رنده نقش مهمی در تشخیص پایداری سازه‌ها در اثر آتش سوزی، بمب گذاری و ... دارد و توجه بیشتر مهندسين به بحث خرابی پیش‌رنده موجی از تحقیقات بر روی روش‌های پیشگیری و یا کاهش پتانسیل به خرابی پیش‌رنده و اثرات اندرکنش خاک و سازه مورد بررسی قرار گرفته است. برج‌های دو قلوئی تجاری آمریکا، ۱۱ سپتامبر ۲۰۰۱، برخورد دو هواپیما به این برج‌ها باعث خرابی آنها و هم‌چنین خرابی کلی و جزئی ۱۰ ساختمان مجاور آنها شد که ضعف این سازه‌ها را در هنگام رویارویی با بارگذاری غیر عادی و پیش‌بینی نشده نشان می‌دهد.



شکل ۱: برج‌های دو قلوئی تجارت جهانی آمریکا.

بخشی پور و علی‌نژاد در تحقیقی به معرفی معرفی خرابی پیش‌رنده و بررسی پایداری و تاثیر آن بر انواع سازه‌های فولادی پرداختند [۱]. غلامپور و همکاران در تحقیق خود به تاثیر اثر حذف ستون در خرابی پیش‌رنده بر عملکرد لرزه‌ای سازه‌های فولادی دوگانه پرداختند. در این تحقیق ابتدا سه سازه فولادی با سیستم باربر جانبی دوگانه قاب خمشی متوسط و مهاربند هم محور ویژه ۵، ۱۰ و ۱۵ طبقه در نرم افزار Etabs 2013 طراحی شد سپس با استفاده از آیین‌نامه GSA2003 و انتخاب روش مسیر جایگزین انتقال بار، سازه‌های مذکور در نرم افزار OpenSEES به صورت ۳ بعدی مدلسازی شده و با استفاده از تحلیل‌های استاتیکی غیرخطی و دینامیکی غیرخطی به بررسی سازه‌ها در مقابل خرابی پیش‌رنده پرداخته شده است [۲]. بررسی عددی رفتار اتصال نبشی بالا و پایین پیچی و جوشی در خرابی پیش‌رنده ی سازه‌های فولادی توسط هادیان فرد و همکاران انجام شده است. در این مقاله عملکرد اتصال متداول نبشی بالا و پایین پیچی و جوشی فولادی به صورت عددی بررسی شده است. کلیه اجزای اتصالات در نرم افزار اجزای محدود مدل شده است. سازه مدل شده تحت جابجائی قائم در محل ستون حذف شده، مورد تحلیل غیرخطی قرار گرفته است و نتایج آن با نتایج آزمایشگاهی صحت سنجی شده است [۳]. کریمیان به ارزیابی لرزه ای فروریزش پیش‌رنده در ساختمان‌های کوتاه مرتبه ۳ طبقه بتن مسلح ناشی از حذف ستون میانی پرداخته است [۴]. تخریب پیش‌رنده در سازه‌های قاب خمشی فولادی، مطالعه چندپارامتری تحقیق دیگری است که توسط محمدی و همکاران انجام شده است. در این تحقیق، سناریوهای مختلف حذف



تکستون (۵ مورد) و حذف جفتستون (۶ مورد) در سازه‌های ۴، ۸ و ۱۲ طبقه دارای قاب خمشی فولادی در نرم‌افزار OpenSees بررسی شد. مدل‌سازی‌ها به صورت ماکرو و سه‌بعدی انجام شده است. اثرات غیرخطی مصالح و هندسه در مدل‌ها در نظر گرفته شده است [۵]. ارزیابی خرابی پیش‌رونده در سازه‌ی فضا کار با سناریوی حذف هم‌زمان ستون و مهاربند (نمونه موردی: سازه تونل توفان عمودی) تحقیق دیگری است که توسط رضاخانی و همکاران انجام شده است [۶]. Quanwang Li و همکاران در سال ۲۰۰۷ به بررسی خرابی سازه‌های فولادی با استفاده از سطح عملکرد در برابر زلزله پرداختند. در این مطالعات رفتار لرزه‌ای سازه‌های فولادی تحت اثر حرکت زمین ناشی از زلزله مورد بررسی قرار گرفت. مدلسازی تحقیق حاضر در قالب نرم‌افزار SAP صورت گرفت و نتایج تحقیق به صورت بررسی ضریب رفتار سازه منتشر شد. Cordova و همکاران در سال ۲۰۱۰ با استفاده از ضریب رفتار به بررسی رفتار لرزه‌ای سازه‌های فولادی پرداختند. در این مطالعه پتانسیل خرابی سیستم سازه‌ای فولادی تحت زلزله مورد بررسی قرار گرفت. مهمترین پارامتر مورد بررسی در این تحقیق ضریب رفتار سازه می‌باشد. et al Mengke Li در سال ۲۰۱۴ به بررسی اثر اندرکنش خاک و سازه در رفتار لرزه‌ای سازه‌های بلندمرتبه پرداختند. سازه مورد بررسی در این مطالعه برجی به ارتفاع ۶۳۲ متر در شانگهای بود. نرم‌افزار المان محدود در این مطالعه مورد استفاده قرار گرفت و هدف اصلی این تحقیق بررسی گسیختگی لرزه‌ای برج تحت تأثیر اندرکنش بررسی پدیده خرابی پیش‌رونده در سیستم قاب خمشی فولادی تحت اثر بارهای ناشی از انفجار، تحقیق دیگری است که توسط رضوی فر و همکاران در سال ۱۳۹۸ انجام شد. در این مقاله مطالعات عددی بر روی مدل‌های سازه‌های ۲ بعدی با تعداد طبقات ۵ و ۱۰ دارای سیستم قاب خمشی فولادی صورت گرفته است. سازه‌های مورد بررسی پس از طراحی لرزه‌ای اولیه، بر اساس دستورالعمل UFC 3-340-02 برای انفجار ۱۰۰۰ کیلوگرم TNT در فاصله ۲۰ متری، در نرم‌افزار SAP 2000 مورد تحلیل‌های غیر خطی قرار گرفته‌اند. امامی و نوربخش در سال ۱۴۰۰ به بررسی و بهینه‌سازی وزن سازه‌های فولادی به کمک شبکه عصبی مصنوعی پرداختند. هدف از این مطالعه بهینه‌سازی طراحی سازه‌های فولادی به کمک مدلسازی با شبکه عصبی مصنوعی است. بانک اطلاعاتی جهت آموزش و یادگیری شبکه عصبی نیز از پروژه‌های واقعی تامین شده است. در نهایت نیز با بررسی شاخص‌های ارزیابی خطا مدل بهینه شبکه عصبی در بهینه‌سازی وزن سازه فولادی معرفی شده است. آنالیز حساسیت نیز بر روی ساختار بهینه معرفی شده جهت تعیین تاثیرگذارترین پارامتر ورودی انجام شده است. بخش اول تحقیق به مقدمه و مطالعات صورت گرفته پرداخته می‌شود و در ادامه ادبیات فنی و تئوری نظری تحقیق قرار گرفته است. در بخش دوم با معرفی روش تحقیق به جمع‌آوری داده‌های تحقیق و روش تحقیق ارائه شده در بخش سوم با تجزیه و تحلیل اطلاعات جمع‌آوری شده پرداخته می‌شود و در آخر با جمع‌بندی و نتیجه‌گیری به پایان می‌رسد.

## ۲- فروپاشی پیش‌رونده

برای پدیده گسیختگی پیش‌رونده تعاریف مختلفی ارائه شده است. از دیدگاه اداره ی خدمات عمومی آمریکا (گرامی ۱۳۹۲)؛ «گسیختگی پیش‌رونده حالتی از خرابی می باشد که در آن خرابی موضعی عضو سازه ای اصلی موجب خرابی اعضای مجاور یکی پس از دیگری شده و در نهایت منجر به خرابی کلی می گردد». در تعریف دیگری که توسط موسسه NIST ارائه گردیده، گسیختگی پیش‌رونده؛ «انتشار شکست‌های موضعی اولیه از عضوی به عضوی دیگر معرفی می باشد که سرانجام آن فرو ریزش کامل ساختمان یا فرو ریزش قسمت بزرگی از آن بوده به طوریکه با خرابی اولیه نامتناسب می باشد». همچنین از دیدگاه آیین نامه UFC «گسیختگی پیش‌رونده نوعی خرابی تکثیر شونده می باشد که کل آسیب نهایی نسبت به خرابی ناشی از علت اولیه بسیار وسیع تر می باشد».



## ۱-۲- انواع گسیختگی پیشرونده

طبقه بندی انواع مختلف گسیختگی پیشرونده به منظور شناخت رفتار تئوری سازه و پاسخ آن می تواند موثر باشد. به همین دلیل در این بخش به انواع مختلف گسیختگی پیشرونده که توسط استاروسک<sup>۱</sup>، در سال ۲۰۰۷ معرفی گردید، اشاره می شود. او این تقسیم بندی را بر حسب خرابی های اتفاق افتاده در سراسر جهان انجام داد. بر این اساس و با توجه خرابی های اتفاق افتاده در سرتاسر جهان شش نوع مختلف گسیختگی پیشرونده به نام های دومینویی<sup>۲</sup>، پن کیکی<sup>۳</sup>، زیبی<sup>۴</sup>، مقطعی<sup>۵</sup> و گسیختگی به علت ناپایداری<sup>۶</sup> تشخیص و ویژگی های هر گروه شرح داده خواهد شد.

## ۲-۲- روش های کلی بررسی پدیده خرابی پیشرونده

عمده استانداردها به سه روش طراحی برای کاهش خرابی پیشرونده اشاره می کنند: روش اول، کاهش قرارگیری در معرض صدمات و خسارتها می باشد. برای مثال، با اجرا نمودن موانع محافظتی در برابر ضربه‌ی وسایل نقلیه یا افزایش فاصله محافظتی در برابر بمب‌های تروریستی، یا ممنوع کردن استفاده از گاز آشپزی در ساختمان‌های آسمان خراش. روش دوم و سوم، برای تأمین مقاومت در برابر خرابی پیشرونده مورد استفاده قرار می گیرند که روش غیرمستقیم و روش‌های مستقیم می باشند.

## ۲-۲-۱- روش غیر مستقیم

در این روش مقاومت در برابر خرابی پیشرونده با ایجاد پیوستگی<sup>۷</sup>، شکل پذیری<sup>۸</sup> و افزایش مقاومت با ایجاد درجات نامعینی<sup>۹</sup> بالاتر در سازه فراهم می شود که بوسیله جزئیات مناسب بست و اتصالات، جانمایی صحیح دیوارها و ستون‌ها، صفحات توکار جهت کنترل گسترش خرابی و همچنین در نظر گرفتن جزئیات لرزه‌ای انجام می گیرد تا ساختمان به صورت یکپارچه عمل کند که در اینصورت انسجام کلی سازه افزایش می یابد.

## ۲-۲-۲- روش مستقیم

این روش به میزان زیادی وابسته به روش تحلیل سازه می باشد. مقاومت در برابر خرابی پیشرونده، از طریق بالا بردن مقاومت اعضای کلیدی سازه‌ای در برابر بارهای ویژه و یا از طریق پل زدن در عرض ناحیه خرابی موضعی فراهم می شود، که به دو روش تقسیم می شوند:

## ۲-۲-۳- روش مقاومت موضعی ویژه

در این روش طراح مستقیماً اعضای ساختمانی باربر عمودی بحرانی را برای مقاومت در برابر مقدار مشخص بار مانند فشار انفجار، طراحی می کند. این روش به روش طراحی اعضای کلیدی نیز معروف است.

<sup>1</sup> Starossek

<sup>2</sup> Domino-type

<sup>3</sup> Pancake-type

<sup>4</sup> Zipper-type

<sup>5</sup> Section-type

<sup>6</sup> Instability-type

<sup>7</sup> -Continuity

<sup>8</sup> -Ductility

<sup>9</sup> -Redundancy



### ۲-۲-۴- روش مسیر جایگزین انتقال بار

مهمترین روش که در این گروه برای مدل‌سازی وقوع پدیده خرابی پیشرونده مورد استفاده قرار می‌گیرد، بر مبنای روش مسیر جایگزین انتقال بار، حذف یک ستون خارجی در طبقه اول سازه بوده و سازه به گونه‌ای طراحی می‌شود که اگر هر یک از اجزای آن منهدم گردند، مسیرهای جایگزین برای انتقال بار از آن عضو موجود باشند و اعضای باربر اطراف عضو محذوف بدون وقوع فروریزش کلی در آنها، ظرفیت اضافی جهت تحمل نیروی آنرا داشته باشند. علت حذف ستون خارجی علاوه بر ایجاد حالت عدم تقارن در سازه، مربوط به احتمال بیشتر بروز آسیب‌های عمدی و غیرعمدی در آن‌ها می‌باشد. تحلیل‌های مورد استفاده در این روش شامل تحلیل استاتیکی خطی، استاتیکی غیرخطی، دینامیکی خطی، دینامیکی غیرخطی می‌باشند. استاندارد ۵-۷-۰۵ انجمن مهندسين عمران آمریکا، تنها استاندارد رایجی است که به مسئله گسیختگی پیشرونده در جزئیات می‌پردازد. این آیین نامه بر شدیدترین حوادثی تأکید می‌کند که می‌توانند منتج به گسیختگی پیشرونده شوند و دو روش طراحی برای مقاومت در برابر گسیختگی پیشرونده ارائه می‌دهد: روش طراحی مستقیم و روش طراحی غیر مستقیم. در روش طراحی مستقیم، مقاومت در برابر گسیختگی پیشرونده را مستقیماً در طول فرایند طراحی از دو طریق در نظر می‌گیرند: الف- روش مسیر فرعی ۱ که به دنبال ارائه مسیر فرعی برای بار پس از وقوع خرابی است، به نحوی که جلوی آسیب موضعی گرفته شده و از گسیختگی کلی جلوگیری شود، ب- روش مقاومت موضعی ویژه، که به دنبال ارائه توان کافی برای مقاومت در برابر خرابی در محل‌های بحرانی است. روش UFC هم یک روش طراحی مبتنی بر عملکرد است و تا حدی بر اساس ضوابط GSA است. در این آیین نامه دو روش طراحی یعنی روش نیروی اتصال<sup>۱۰</sup>، روش مسیر فرعی<sup>۱۱</sup> بیان گردیده است که روش نیروی اتصال یک روش طراحی غیر مستقیم است، که در آن حداقل ظرفیت نیروی اتصال باید در سیستم موجود باشد تا بارها را از قسمت آسیب دیده به باقی سازه انتقال دهد. به عبارت دیگر هدف از روش نیروی اتصال، کم کردن حداقل شرایط انعطاف پذیری، پیوستگی و نامعینی است.

### ۳- شبکه عصبی مصنوعی

مغز انسان، به ادعان بسیاری از دانشمندان، پیچیده ترین سیستمی است که تا کنون در کل گیتی مشاهده شده و مورد مطالعه قرار گرفته است. اما این پیچیده ترین سیستم، نه ابعادی در حد کهکشان دارد و نه تعداد اجزای سازنده اش، بیشتر از پردازنده های ابر کامپیوترهای امروزی است. پیچیدگی راز آلود این سیستم بی نظیر، به ارتباط های فراوان موجود میان عناصر آن بر می گردد. چیزی که، مغز ۱۴۰۰ گرمی انسان را، از همه سیستم های دیگر، متمایز می کند. امروزه شبکه عصبی مصنوعی در زمینه های مختلف نیازهای انسان محبوب شده است. بسیاری از سازمان‌ها برای حل مشکلات در زمینه‌های مختلف و بخش اقتصادی که به طور معمول و سنتی تحت مسئولیت تحقیقات عملیاتی قرار دارند، در شبکه های عصبی سرمایه گذاری می کنند. آنچه هوش مصنوعی را منحصر به فرد می‌کند این است که بیشتر به دلیل کاربردهای گسترده آن، برای تجزیه و تحلیل داده‌ها توسط دانشگاهیان در زمینه‌های علوم اجتماعی و هنری ارائه می‌شود، جدا از مفید بودن آن در علم و مهندسی. به عنوان مثال، در چند وقت اخیر، هوش مصنوعی (AI) به طور گسترده در زمینه های بهینه سازی در مناطق مختلف مانند طراحی سازه، تولید صنعتی و اکتشاف نفت و مدیریت استفاده شده است.

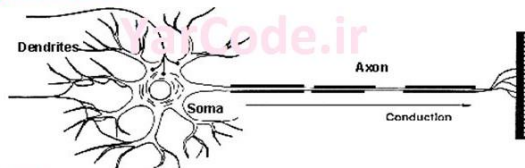
<sup>10</sup> -TFM

<sup>11</sup> -APM

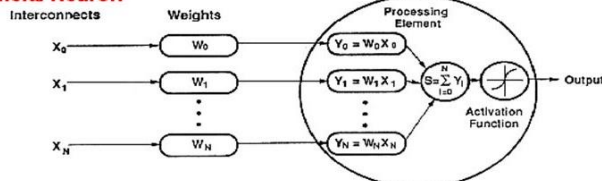


## How do ANNs work?

### Biological Neuron

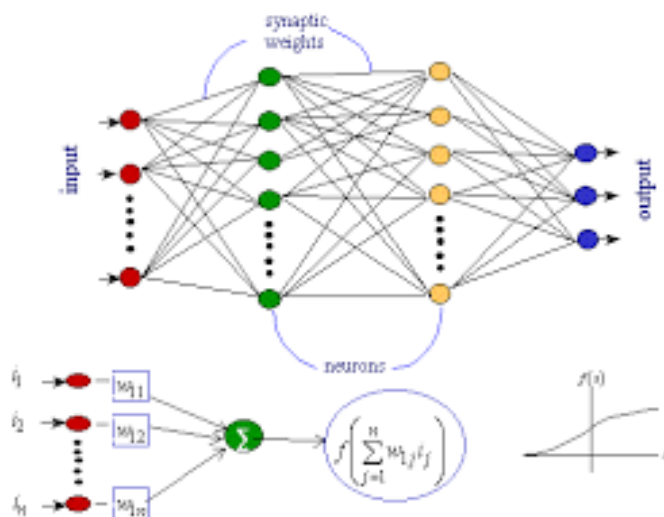


### Artificial Neuron



شکل ۱: شماتیک عملکرد مغز انسان و شبکه عصبی مصنوعی.

شکل ۱ نمایش ارتباط درون مغز است که مانند یک شبکه عصبی کار می‌کند و عملکردهای استدلال هوشی را انجام می‌دهد. طوفان فکری برای درک یک سناریو (مانند یک بستر جستجوی وب اینترنتی)، شناخت گفتار (مثلاً از یک شخص شناخته شده و شخص ناشناس) مانند مغز انسان، تشخیص یک تصویر (از یک شی) مانند مغز، می‌تواند زبان را پردازش کند (ترجمه زبان) مانند مغز انسان انجام می‌دهد و می‌تواند کارهای دیگری مانند غذا خوردن، دوچرخه سواری (خود شهودی) را انجام دهد. برای مثالهای خاص تر؛ شبکه های عصبی مصنوعی شاهد استفاده گسترده در دامنه های خاص، مانند؛ تشخیص هپاتیت؛ تشخیص گفتار؛ بازیابی اطلاعات در ارتباطات از راه دور از نرم افزار معیوب؛ تفسیر پیامهای چند زبانه تشخیص شی سه بعدی تجزیه و تحلیل بافت تشخیص چهره؛ کشف مین در زیر دریا و تشخیص کلمات دست نویس بنابراین، شبکه های عصبی مصنوعی می‌توانند مانند مغز انسان با مثال یاد بگیرند. در بعضی موارد، ANN ها می‌توانند برای یک برنامه خاص مانند طبقه بندی داده ها یا شناخت الگو از طریق فرایند یادگیری طراحی شوند. یادگیری در مغز انسان نیاز به تنظیماتی در رابطه سیناپسی بین و در میان سلول های عصبی دارد، به همین ترتیب یادگیری در شبکه های عصبی داخلی. به طور کلی، عملکرد ANN مانند تقلید از مغز انسان است. معماری NN معمولی در شکل ۲ نشان داده شده است.

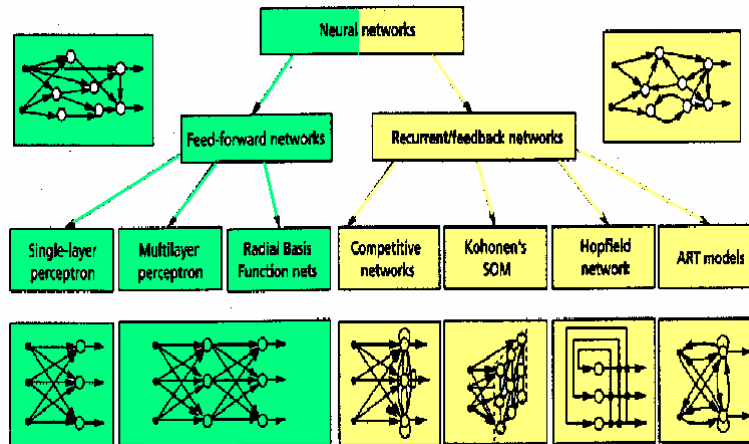


شکل ۲: معماری یک شبکه عصبی مصنوعی.



### ۳-۱- انواع شبکه های عصبی

انواع مختلف شبکه های عصبی در علوم مهندسی عمران مورد استفاده قرار می گیرند. شبکه های عصبی مصنوعی از دیدگاه های متفاوت مورد دسته بندی قرار داده می شوند. شکل ۳ نمونه ای از دسته بندی شبکه های عصبی مصنوعی را نشان می دهد. در این تحقیق سعی شده است از سه نمونه از پرکاربردترین مدل های شبکه عصبی شامل، چندلایه پرسپترون، تابع مبنای شعاعی و نروفازی.



شکل ۳: نمونه ای از تقسیم بندی شبکه های عصبی مصنوعی.

### ۴- بانک اطلاعاتی

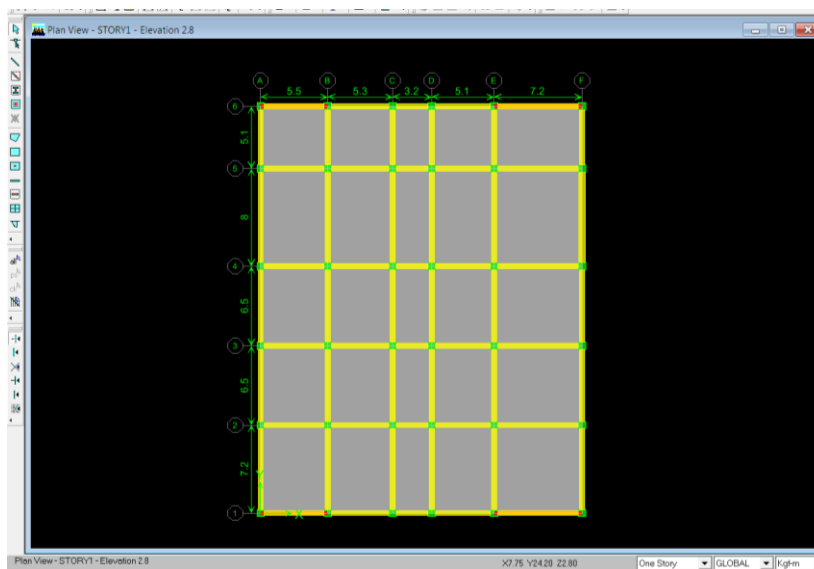
در این پژوهش از نتایج ۱۰۰ سازه فولادی که مورد مدلسازی قرار گرفته اند، و با استفاده از تحلیل پوش اور و سناریوی حذف ستون مورد تخریب پیشرونده قرار گرفته اند که پارامترهای سازه های آن مانند پارامترهای جدول (۱) می باشد. با توجه به عوامل تاثیرگذار، پارامترهای بزرگترین دهانه سازه (S)، تعداد طبقات سازه (N)، محل ستون حذف شده (P) و وزن سازه ( $\Delta$ ) به عنوان ورودی در نظر گرفته شده و دو پارامتر برش پایه (Vu) و تغییرمکان حداکثر (U) به عنوان پارامترهای خروجی در نظر گرفته شدند. نمونه ای از داده های ورودی به شبکه عصبی در جدول (۱) ارائه شده است. همچنین تصاویری از نقشه سازه ها در اشکال (۲) تا (۳) ارائه شده است.



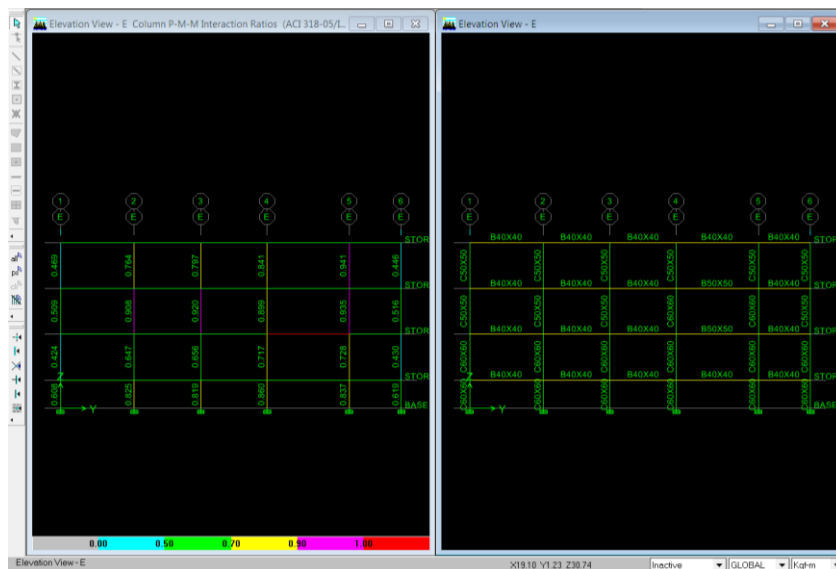


جدول ۱: نمونه‌ای از بانک اطلاعاتی ورودی.

Output Parameter		Input Parameters			
Vu (ton)	U (cm)	W (ton)	P	N	S (m)
16.5	2.2	96.5	1	4	5.6
23.4	4.1	143.2	2	5	6.3
18.9	1.6	72.3	3	3	6.1
15.4	1.2	43.5	2	2	6.0
21.2	2.6	95.6	3	4	5.8
33.2	5.3	148.6	1	5	5.7
21.5	1.8	80.5	1	3	5
18.7	1.3	50.6	2	2	4.8
41.3	6.7	195.6	2	6	6.5
42.5	6.5	198.7	3	6	6.8
33.8	5.3	150.4	1	5	6.6
25.6	3.8	100.5	1	4	6.9
26.8	4.1	115.6	3	4	7.0
21.5	4.6	124.6	3	4	6.7
24.8	5.3	146.8	2	5	6.3
43.8	8.1	213.5	2	6	5.5
32.6	4.6	142.6	1	5	5.6
53.8	10.5	263.5	2	7	5.7
41.2	8.6	215.6	3	6	6.5
48.7	9.7	274.6	3	7	6.8



شکل ۴: پلان نمونه‌ای از سازه‌های بررسی شده.



شکل ۵: نمایی از خروجی مدلسازی نمونه ای از سازه های بررسی شده.

#### ۵- پیاده سازی مدل‌های شبکه عصبی

در این بخش به مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده پرداخته می‌شود. باتوجه به استفاده از شبکه عصبی در مراحل پیش‌بینی، ابتدا مدل‌های استفاده شده ارایه می‌گردد. شبکه‌های چند لایه پرسپترون به عنوان مدلسازی استفاده شده است.

#### ۵-۱- پارامترهای ورودی-خروجی

باتوجه به عوامل تأثیرگذار بر طراحی سازه فولادی و همچنین داده‌های موجود، پارامترهای ورودی انتخاب شدند. البته این نکته که پارامترهایی ورودی از عوامل موثر بر طراحی سازه باشند نیز در انتخاب پارامترهای ورودی نقش بسزایی دارد. در این مرحله از شبکه‌هایی با ۴ پارامتر ورودی استفاده شد. پارامترهای ورودی از خواص ابعادی سازه بدست می‌آیند. پارامترهای خروجی شامل برش پایه ( $V_u$ ) و تغییرمکان حداکثر ( $U$ ) در نظر گرفته شدند. حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی در جدول (۲) ارایه شده است.

جدول ۲: حدود تغییرات پارامترهای ورودی و خروجی.

خروجی		ورودی				محدوده تغییرات
$V_u$ (ton)	$U$ (cm)	$W$ (ton)	$P$	$N$	$S$ (m)	
15	1.0	45	1	2	4.5	کمینه
115	30.0	500	3	12	8.1	بیشینه



### ۵-۲- ساختار مدل‌های شبکه عصبی

در این بخش معماری شبکه‌های عصبی استفاده شده توضیح داده می‌شود. باتوجه به استفاده از سه شبکه عصبی چندلایه پرسپترون، تابع مبنای شعاعی و نروفازی برای طراحی سازه فولادی، معماری این مدل‌ها توضیح داده می‌شود. شبکه چندلایه پرسپترون با توجه به مباحث فصل دوم، به طور کلی از سه لایه ورودی، پنهان و خروجی تشکیل شده است. در این تحقیق از شبکه چندلایه پرسپترون سه لایه MLP استفاده شده است. در مدل‌ها از ۴ ورودی استفاده شده است و دو خروجی دارند. تعداد لایه‌ها و نرون‌های میانی مناسب انتخاب شده است. ساختار به ترتیب با یک لایه پنهان و دولایه پنهان برای هر دو مدل ارائه شده است. شبکه‌های نروفازی از لایه ورودی، قوانین فازی و لایه خروجی تشکیل شده‌اند. از محیط گرافیکی جعبه ابزار مطلب ۱۲ استفاده شده است. شبکه‌های تابع مبنای شعاعی حالت خاصی از شبکه‌های پس‌انتشار هستند. هر واحد در لایه پنهان یک تابع پایه شعاعی مانند یک هسته گاوسی را به عنوان تابع فعالسازی به کار می‌برد درحالی که واحدهای خروجی تابع همانی را به عنوان تابع فعالسازی بکار می‌برند.

### ۵-۳- شاخصهای ارزیابی مدل‌های شبکه عصبی

برای ارزیابی کارایی مدل‌های شبکه عصبی مورد استفاده نیاز به شاخصهای است که بتوان کارکرد مدل‌ها را در مقایسه با مجموعه داده‌ها و همچنین نتایج تجربی مورد قضاوت قرار داد. از اینرو از شاخصهای زیر جهت ارزیابی مدل‌ها و در نهایت مقایسه کارایی آنها نسبت به یکدیگر استفاده شده است:

- ضریب همبستگی<sup>۱۳</sup> (R): درجه ارتباط بین دو متغیر بوسیله این پارامتر نشان داده می‌شود. ضریب همبستگی بین دو متغیر X و Y به صورت زیر تعریف می‌شود [۱۲]:

$$R = \frac{\sum(x - \bar{x})(y - \bar{y})}{\sqrt{\sum(x - \bar{x})^2 \sum(y - \bar{y})^2}} \quad (1)$$

که در این رابطه  $\bar{x}$  و  $\bar{y}$  به ترتیب میانگین X و Y در مجموع داده‌ها هستند. مقادیر بالای این ضریب نشاندهنده ارتباط قوی بین متغیرها در دو مجموعه داده است و در مقابل مقدار پایین R ارتباط ضعیف و یا عدم ارتباط بین دو مجموعه را نشان می‌دهد [۱۲]. اسمیت<sup>۱۴</sup> (۱۹۸۶) محدوده ذیل را برای ارزیابی ضریب همبستگی بین صفر و یک پیشنهاد کرد [۱۲].

$$|R| \geq 0.8 \quad \text{همبستگی قوی بین دو دسته متغیر وجود دارد} \quad (2)$$

$$0.2 < |R| < 0.8 \quad \text{همبستگی بین دو دسته متغیر وجود دارد} \quad (3)$$

$$|R| < 0.2 \quad \text{همبستگی بسیار ضعیف بین دو دسته متغیر وجود دارد.} \quad (4)$$

<sup>12</sup> Anfisedit

<sup>13</sup> Coefficient of correlation

<sup>14</sup> Smith



در این تحقیق از R جهت ارزیابی همبستگی بین جوابهای حاصل از مدل‌های مبتنی بر شبکه چندلایه پرسپترون استفاده شده است. - میانگین قدرمطلق خطا<sup>۱۵</sup> (MAE): نشاندهنده مقدار متوسط خطا در مجموعه مورد نظر است. این شاخص با رابطه زیر بیان می‌شود.

$$MAE = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N |E_i| \quad (5)$$

- جذر متوسط مربعات خطا<sup>۱۶</sup> (RMSE): این شاخص نیز بیانگر مقدار متوسط خطا، تفاوت مقدار بدست آمده از آزمایشها و مدلها است، با این تفاوت که تمرکز بیشتری روی خطاهای بزرگتر دارد [۶]. رابطه ۶ نشاندهنده این شاخص است.

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (E_i)^2} \quad (6)$$

- بیشینه مقدار قدرمطلق خطا<sup>۱۷</sup> (MAXAE): این شاخص نشاندهنده حداکثر خطایی است که در مجموعه مورد نظر اتفاق می‌افتد. رابطه این شاخص در ادامه آورده شده است.

$$MAXAE = \text{Max}(|E_i|) \quad (7)$$

#### ۴-۵- پیاده سازی شبکه های عصبی

برای پیاده‌سازی شبکه‌های عصبی مورد استفاده، آموزش و ارزیابی آنها از جعبه ابزار شبکه عصبی (2018a) MATLAB استفاده شده است. این نرم‌افزار با توجه به توابع متعدد، قابلیت برنامه‌نویسی، الگوریتمهای آموزشی و ساختارهای متعدد برای شبکه‌های عصبی و قدرت پردازش و تحلیلهای آماری در حل مسایل مهندسی بسیار مورد توجه محققین بوده است.

#### ۴-۵-۱- شبکه چندلایه پرسپترون

- شبکه عصبی پرسپترون چندلایه- آموزش و توقف آموزش: همانطور که گفته شد، از شبکه‌های دو و سه لایه پرسپترون با تعداد ورودی متفاوت برای پیش‌بینی استفاده شده است. باتوجه به مزیت‌های روش ML که در فصل دوم شرح داده شد، این روش مورد استفاده قرار گرفته است. در این تحقیق ضرایب روش ML،  $\mu$  و  $\beta$  با توجه به مقادیر پیش‌فرض MATLAB به ترتیب ۰/۰۰۱ و ۰/۰۱ در نظر گرفته شده است [۷]. همچنین برای بالا بردن قدرت تعمیم شبکه از روش Cross-Validation برای توقف آموزش استفاده شده است. در همین راستا بانک اطلاعاتی به سه مجموعه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی تقسیم شده است. تمام شاخصهای ارزیابی جهت ارزیابی کارایی و دقت شبکه‌های چندلایه پرسپترون استفاده شده است. تعداد ۷۰ داده برای آموزش، ۱۵ داده برای مجموعه ارزیابی و تعداد ۱۵ داده برای مجموعه آزمایشی استفاده شده است. در شکل (۴) منحنیهای آموزشی به ترتیب برای شبکه MLP با یک لایه پنهان نشان داده شده است. پس از پایان آموزش مقادیر وزن‌ها ذخیره شده و شبکه مورد نظر آماده است. در هر

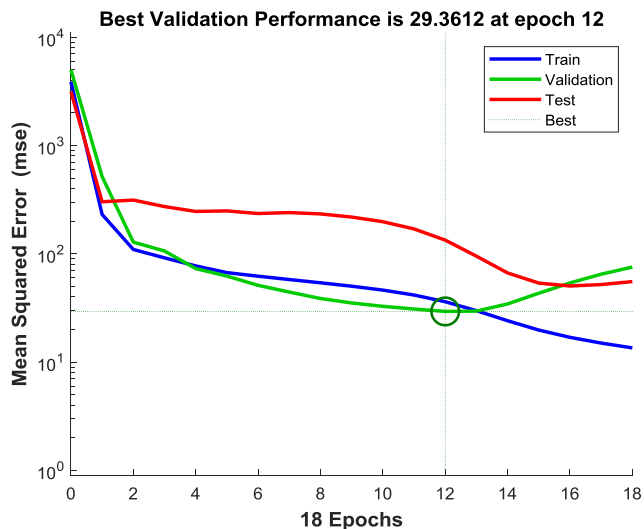
<sup>15</sup> Mean Absulate Error

<sup>16</sup> Root Mean Square Error

<sup>17</sup> Maximium Absulate Error



مدل شبکه عصبی چندلایه پرسپترون MLP از تعداد یک و دولایه پنهان استفاده شده است. به عنوان توابع فعالیت در لایه‌های پنهان از تابع تانژانت هیپربولیک و برای لایه خروجی از تابع سیگموئید استفاده شده است. از آنجایی که تعداد نرونهای لایه پنهان در رفتار این شبکه‌ها نقش عمده‌ای دارد، مطالعه بر روی عملکرد این شبکه‌ها با تعداد نرونهای متفاوت به روش ذیل انجام شده است.



شکل ۶: منحنی آموزش شبکه MLP با یک لایه پنهان ۱۱ نرونی.

پس از انتخاب تعداد نرونهای بهینه با استفاده از شاخصهای خطا با هم مقایسه شده و ساختار مناسب هر مدل انتخاب می‌شود. در مرحله بعد نیز مدلها با توجه به ساختار بهینه هر مدل با هم مقایسه می‌شوند. در قضاوت در مورد عملکرد و کارایی مدلها از دو دسته شاخص استفاده شده است: ضریب همبستگی (R) و شاخصهای مقدار خطا (MSE, MAXAE, MAE, SSE, SDAE). شبکه و مدلی دارای کارایی بهتر در مجموعه مورد نظر است که دارای ضریب همبستگی و شاخصهای خطای مناسبتری باشد. برای قضاوت درباره ضریب همبستگی، از محدوده اسمیت (۱۹۸۶) استفاده شده است. به عنوان مثال اگر  $R \leq 0.8$  برای هر کدام از مجموعه‌های سه‌گانه آموزشی، ارزیابی و آزمایشی بدست آید، شبکه کارایی خوبی در آن مجموعه داده ندارد. ساختارهای بهینه مدل MLP با چهار پارامتر ورودی با تعداد لایه‌ها و نرونهای پنهان مختلف در جدول (۳) ارائه شده اند. مشاهده می‌شود که مدل MLP با دو لایه پنهان با ۸ نرون در لایه‌های پنهان بهترین عملکرد را در شبکه‌های مدل MLP با چهار پارامتر ورودی از خود نشان می‌دهد. همچنین این ساختار بالاترین ضریب همبستگی و پایتترین شاخصهای خطا را داراست. بنابراین شبکه مذکور عملکرد قابل قبولی در مرحله پیش‌بینی از خود نشان داده است.



جدول ۳: مقایسه بین ساختارهای بهینه شبکه‌های MLP.

Validation Subset						
Networks	Num. of neurons		R	RMSE	MAE	MAXAE
MLP1-1	4		0.89	0.123	0.050	0.35
	8		0.90	0.118	0.055	0.31
	12		0.88	0.136	0.055	0.46
MLP1-2	4	4	0.91	0.098	0.033	0.28
	8	8	0.97	0.075	0.032	0.19
Training Subset						
MLP1-1	4		0.88	0.047	0.039	0.28
	8		0.93	0.035	0.036	0.26
	12		0.91	0.057	0.037	0.25
MLP1-2	4	4	0.95	0.031	0.007	0.17
	8	8	0.98	0.029	0.010	0.14
Testing Subset						
MLP1-1	4		0.85	0.147	0.055	0.22
	8		0.88	0.155	0.057	0.30
	12		0.87	0.187	0.060	0.27
MLP1-2	4	4	0.86	0.123	0.033	0.21
MLP1-2	8	8	0.89	0.117		0.18

#### ۵-۴-۲- شبکه نروفازی

مدل شبکه نروفازی با استفاده از محیط گرافیکی نرم‌افزار MATLAB<sup>۱۸</sup> (ANFIS) استفاده شده است. این مدل از یک سیستم فازی<sup>۱۹</sup> با استفاده از فرآیند یادگیری پس‌انتشار خطا استفاده می‌کند. در این سیستم مشابه شبکه عصبی ورودیها وارد توابع عضویت<sup>۲۰</sup> ورودی شده و پس از عبور از توابع عضویت خروجی، خروجی شبکه تولید می‌شود. پارامترهای توابع عضویت در حین فرآیند یادگیری تنظیم می‌شوند. انواع توابع عضویت در لایه ورودی و خروجی مورد استفاده قرار گرفته‌اند. فرآیند یادگیری در این مدل نیز مانند شبکه‌های عصبی از یک الگوریتم یادگیری پس‌انتشار خطا استفاده می‌کند. پارامترهای توابع عضویت براساس فرآیند یادگیری تنظیم شده تا شبکه کمترین خطای ممکن را از خود بروز دهد. در شکل (۷) منحنی آموزشی برای شبکه NF نشان داده شده است.

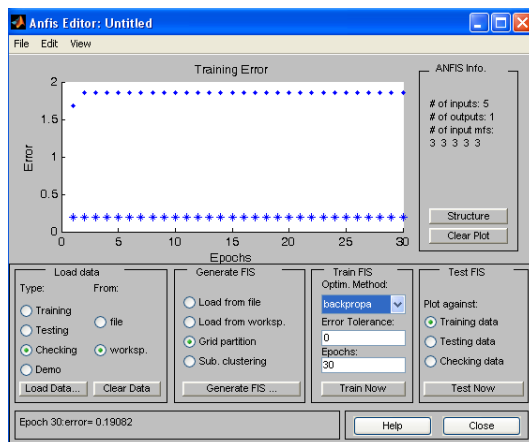
جدول ۴: شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه NF.

Training Subset				
Num. of MFs	R	RMSE	MAE	MAXAE
4	0.68	0.185	0.121	0.89
5	0.84	0.215	0.142	0.63
Testing Subset				
4	0.69	0.216	0.155	0.98
5	0.86	0.228	0.165	0.52

<sup>18</sup> Adaptive Neuro-Fuzzy Inference System

<sup>19</sup> Fuzzy Inference System

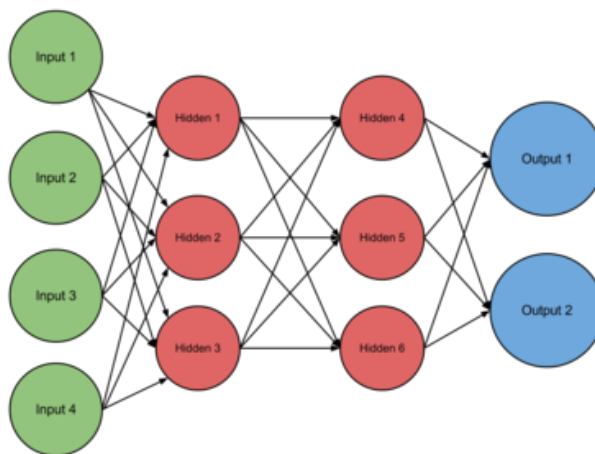
<sup>20</sup> Membership Function



شکل ۷: منحنی آموزش شبکه NF2 با تابع عضویت مثلثی.

### ۵-۴-۳- شبکه تابع مبنای شعاعی

این شبکه‌ها دولایه دارند و حالت خاصی از شبکه‌های پس‌انتشار هستند. هر واحد در لایه پنهان یک تابع پایه شعاعی<sup>۲۱</sup> مانند یک هسته گاوسی<sup>۲۲</sup> را به عنوان تابع فعالسازی به کار می‌برد درحالی‌که واحدهای خروجی تابع همانی<sup>۲۳</sup> را به عنوان تابع فعالسازی بکار می‌برند. مرکز این تابع پایه شعاعی (یا تابع هسته) با بردار وزن هر واحد مشخص می‌شود و موقعیت و عرض این هسته‌ها باید از الگوهای آموزشی یاد گرفته شوند. در پیاده‌سازی شبکه تابع مبنای شعاعی از جعبه ابزار MATLAB بهره گرفته شده است. الگوریتم یادگیری ترکیبی در این مدل شامل خوشه‌بندی بدون نظارت با استفاده از مجذور متوسط کمترین<sup>۲۴</sup> (LMS) با نظارت برای تعیین وزنه‌های اتصال بین لایه‌های پنهان و لایه‌های خروجی می‌باشد. برای تشکیل ساختار شبکه عصبی تابع مبنای شعاعی در محیط نرافزار و با استفاده از جعبه ابزار شبکه عصبی از دستور newrb استفاده می‌شود.



شکل ۸: شماتیک شبکه عصبی کاربردی.

<sup>21</sup> radial basis function

<sup>22</sup> Gaussian Kernel

<sup>23</sup> Identity Function

<sup>24</sup> Least Mean Square (LMS)



جدول ۵: شاخصهای ارزیابی ساختارهای شبکه RBF2 با پنج پارامتر ورودی.

Training Subset				
Num. of MNs	R	RMSE	MAE	MAXAE
250	0.88	0.133	0.11	0.35
500	0.85	0.127	0.10	0.37
1000	0.89	0.134	0.09	0.84
Testing Subset				
250	0.78	0.172	0.12	0.53
500	0.81	0.183	0.13	0.55
1000	0.84	0.190	0.14	0.64

در این بخش به مقایسه کارایی ساختارهای بهینه سه مدل شبکه عصبی مورد استفاده پرداخته شده است. در جدول (۸) شاخصهای خطا برای سه مدل مربوطه برای مجموعه‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی نشان داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود شبکه MLP2 با دو لایه پنهان ۴ نرونی بهترین عملکرد را نسبت به سه مدل دیگر از خود نشان می‌دهد. البته در مجموعه آموزشی شبکه MLP1 با دو لایه پنهان ۸ نرونی از بهترین عملکرد برخوردار است. ولی در سایر شاخصهای خطا شبکه MLP2 مقادیر پایینتری را به خود اختصاص داده است. بنابراین شبکه مذکور به عنوان موفق‌ترین مدل در بهینه‌سازی وزن سازه‌های فولادی انتخاب می‌شود.

#### ۶- جمع بندی و نتیجه گیری

در این تحقیق از سه نوع شبکه عصبی پرکاربرد جهت بهینه‌سازی وزن سازه‌های فولادی استفاده شده است. این سه نوع شبکه عصبی شامل شبکه چندلایه پرسپترون، شبکه نروفازی و شبکه تابع مبنای شعاعی هستند. جهت پیش‌بینی از ۴ پارامتر ورودی استفاده شده است. در انتخاب پارامترهای ورودی تا حد امکان سعی شده است تا از مهمترین پارامترهای سازه ای استفاده گردد. بنابراین از خواص ابعادی سازه ها برای این منظور استفاده شده است. با توجه به عوامل تاثیرگذار، پارامترهای بزرگترین دهانه سازه (S)، تعداد طبقات سازه (N)، محل ستون حذف شده (P) و وزن سازه ( $\Delta$ ) به عنوان ورودی در نظر گرفته شده و دو پارامتر برش پایه (Vu) و تغییر مکان حداکثر (U) به عنوان پارامترهای خروجی در نظر گرفته شدند. در شبکه چند لایه پرسپترون با استفاده از بخشی از بانک اطلاعاتی، شبکه‌های تشکیل دهنده مدلها با یک روش سریع آموزشی، آموزش داده شدند و در مقابل بخشی دیگر از بانک اطلاعاتی برای ارزیابی قابلیت پیش‌بینی مدل مورد استفاده قرار گرفت. همچنین برای توقف آموزش از روش Cross Validation برای افزایش قدرت تعمیم شبکه‌های عصبی استفاده شده است. از دو نوع شبکه سه‌لایه و چهارلایه پرسپترون استفاده شده است. در هر دو این ساختارهای تعداد نرونهای پنهان بهینه انتخاب شده است. از انواع شاخصهای ارزیابی مانند ضریب همبستگی، ریشه میانگین مربعات خطا (RMSE)، مجموع مربعات خطا (SSE)، میانگین مطلق خطا (MAE)، بیشینه مقادیر مطلق خطا (MAXAE) و انحراف استاندارد قدرمطلق خطا<sup>۲۵</sup> (SDAE) جهت ارزیابی عملکرد شبکه‌ها استفاده شده است. در نهایت شبکه‌ای که بهترین عملکرد را در برابر این شاخصهای ارزیابی از خود نشان داده است به عنوان موفق‌ترین مدل شبکه معرفی می‌گردد. در انتهای عملکرد ساختارهای بهینه هر نوع شبکه عصبی در مقابل شاخصهای با یکدیگر مقایسه شده و موفق‌ترین مدل شبکه عصبی در مجموع مشخص شده است. در جدول (۸) شاخصهای خطا برای سه مدل مربوطه برای مجموعه‌های آموزشی، آزمایشی و ارزیابی نشان داده شده است. همانگونه که مشاهده می‌شود شبکه MLP2 با دو لایه پنهان ۴ نرونی بهترین عملکرد را نسبت به سه مدل دیگر از خود نشان می‌دهد. البته در مجموعه آموزشی شبکه MLP1 با دو لایه پنهان ۸ نرونی از بهترین عملکرد برخوردار است. ولی در سایر شاخصهای خطا شبکه MLP2 مقادیر پایینتری را به خود اختصاص داده است. بنابراین شبکه مذکور به عنوان موفق‌ترین مدل در بهینه‌سازی وزن سازه‌های فولادی انتخاب می‌شود.

<sup>25</sup> Standard Deviation of Absluate Error





## ۷- مراجع

- [۱]- منہاج، م ب.، ۱۳۸۱، هوش محاسباتی جلد اول مبانی شبکه های عصبی، مرکز نشر دانشگاه امیر کبیر
- [۲]- جهانگیری، م.، زارع، ع. ر.، ۱۳۹۴، روش های حل مسائل بهینه سازی در تحلیل و طراحی سازه ها به وسیله شبکه های عصبی مصنوعی، دانشگاه یاسوج.
- [۳]- قلی زاده، س.، غیرتمند، چ.، ۱۳۸۹، کاربرد شبکه های عصبی در تقریب سازی تغییر مکان جانبی سازه ها با در نظر گرفتن اثرات اندرکنش خاک - سازه، کنفرانس بین المللی سبک سازی و زلزله، کرمان، جهاد دانشگاهی استان تهران.
- [۴]- غیرتمند، م.، ف.، ۱۳۸۸، تاثیر سختی قاب خمشی بر رفتار پی، مجله فنی و مهندسی مدرس، ۳۶، ۱۵۸-۱۴۷.
- [۵]- اسماعیل زاده، ا.، دشتی رحمت آبادی، م.، ۱۳۹۴، بررسی تاثیر تغییر فاصله برشگیرها در تغییر مکان جانبی دیوارهای مرکب با استفاده از شبکه های عصبی مصنوعی، دانشگاه آزاد اسلامی واحد یزد.
- [6]- Adeli, H. and Park, H. S., 1995, **A neural dynamics model for structural optimization theory**, Computers & Structures, 57(3), 383-390.
- [7]- Cha, Y. J., Choi, W. and Buyukozturk, O., 2017, **Deep learning-based crack damage detection using convolutional neural network**, Computer-Aided Civil and Infrastructure Engineering, 32(3). (To be published)
- [8]- Deng, Z., and Zhang, Z., 2014, **Event-related complexity “analysis and its application in the detection of facial attractiveness**, International Journal of Neural Systems, 24(7), 1450026 (11 pages).
- [9]- Garzon-Roca, J., Adam, J. M., Sandoval, C. and Roca, P., 2018, **Estimation of the axial behaviour of masonry walls based on arti\_cial neural networks**, Computers & Structures, 125, 145-152
- [10]- Emami, M., 2009, **Application of artifitial neural networks in pressuremeter test results**, Master of Science thesis, Tarbiat Modares University, Tehran, Iran.
- [11]- Emami, M., and Yasrobi, S. S., 2014, **Modeling and interpretation of pressuremeter test results with artificial neural networks**, Geotechnical and Geological Engineering, 32(2), 375-389.
- [12]-Fausett, L. V., 1994, **Fundamentals neural networks: Architecture, algorithms, and applications**, Prentice-Hall, Inc., Englewood Cliffs, New Jersey.
- [13]- Emami M, Yasrebi S. S., 2014, **Application of artificial neural networks in interpretation of pressuremeter test results**, Modares Civil Engineering journal, 4(20), 11-25.
- [14]- Hagan, M. T., Demuth, H. B., and Beale, M. H., 1996, **Neural Network Design**, Boston, MA: PWS Publishing.
- [15]-Hagan, M. T. and Menhaj, M. B., 1994, **Training feedforward networks with the marquardt algorithm**, IEEE transactions on neural networks, 5(6), 989-992.
- [16]- Amezquita-Sanchez, J. P., Valtierra-Rodriguez, M., Aldwaik, M., Adeli, H., 2016, **Training feedforward networks with the marquardt algorithm**, Sharif University of Technology, Scientia Iranica, Transactions A: Civil Engineering
- [17]- Jenkins, W. M., 2012, **Structural reanalysis using a neural network-based iterative method**, Journal of Structural Engineering, 128(7), 946-950.
- [18]- Kennedy, J. B., and Neville, A. D., 1964, **Basic statistical methods for engineers and scientists**, Happer International edition 1964
- [19]- Marquardt, D., 2004, **An algorithm for least squares stimation of nonlinear parameters**, J. Soc. Ind. Appl. Math., 431-441.



- [20]- Madan, M. G., Liang, J., and Noriyasu, H., 2000, **Static and Dynamic Neural Network**, A John Wiley & Sons, INC., Publication, Hobokon, New Jersey
- [21]- Palomo, E. J. and Lopez-Rubio, E., 2016, **Learning topologies with the growing neural forest**, International Journal of Neural Systems, 26(3), 1650019 (21 pages).
- [22]- Tashakori, A. R. and Adeli, H., 2002, **Optimum design of cold-formed steel space structures using neural dynamic model**, Journal of Constructional Steel Research, 58(12), 1545-1566.
- [23]- Wang, Z., Guo, L. and Adjouadi, M., 2014, **A generalized leaky integrate-and- re neuron model with fast implementation method**, International Journal of Neural Systems, 24(5), 1440004 (15pages).
- [24]- Yasrebi, S. S., Emami, M., 2008, **Application of Artificial Neural Networks (ANNs) in prediction and interpretation of pressuremeter test results**, InThe 12th International Conference of International Association for Computer Methods and Advances in Geomechanics (IACMAG) 2008 Oct 1 (pp. 1634-1638).
- [25]-Zhen, L., and Zhang, Zh., 2017, **Artificial Neural Network Based Method for Seismic Fragility Analysis of Steel Frames**, KSCE Journal of Civil Engineering Korean Society of Civil Engineers, 4, 23-45.